



BIBLIOTHÈQUE

CÉGEP DE L'ABITIBI-TÉMISCAMINGUE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN ABITIBI-TÉMISCAMINGUE

Mise en garde

La bibliothèque du Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue et de l'Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT) a obtenu l'autorisation de l'auteur de ce document afin de diffuser, dans un but non lucratif, une copie de son œuvre dans [Depositum](#), site d'archives numériques, gratuit et accessible à tous. L'auteur conserve néanmoins ses droits de propriété intellectuelle, dont son droit d'auteur, sur cette œuvre.

Warning

The library of the Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue and the Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT) obtained the permission of the author to use a copy of this document for nonprofit purposes in order to put it in the open archives [Depositum](#), which is free and accessible to all. The author retains ownership of the copyright on this document.



Optimisation du dimensionnement d'un système photovoltaïque avec stockage par les réseaux de neurones

MÉMOIRE
PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN INGÉNIERIE

PAR
DHIAEDDINE MOSBAH

Mars 2023

Dédicace

*A cœur vaillant rien d'impossible
A conscience tranquille tout est accessible
Quand il y a la soif d'apprendre
Tout vient à point à qui sait attendre
Quand il y a le souci de réaliser un dessein
Tout devient facile pour arriver à nos fins
Malgré les obstacles qui s'opposent
En dépit des difficultés qui s'interposent
Les études sont avant tout
Notre unique et seul atout
Ils représentent la lumière de notre existence
L'étoile brillante de notre réjouissance
Comme un vol de gerfauts hors du charnier natal
Nous partons ivres d'un rêve héroïque et brutal
Espérant des lendemains épiques
Un avenir glorieux et magique
Souhaitant que le fruit de nos efforts fournis
Jour et nuit, nous mènera vers le bonheur fleuri
Aujourd'hui, ici rassemblés auprès des jurys,
Nous prions dieu que cette soutenance
Fera signe de persévérance Et que nous serions enchantés Par notre travail honoré
Je dédie ce modeste travail,*

A

*Ma très chère mère **Feten**, celle qui m'a donné la vie, le symbole de tendresse, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite.*

A

Mon père Fethi, écolier de mon enfance, qui a été mon ombre durant toutes les années des études, et qui a veillé tout au long de ma vie à m'encourager, à me donner l'aide et à me protéger.

Que Dieux les gardes et les protèges.

A

Mon adorable sœur Fatma, en témoignage de l'attachement, de l'amour et de l'affection que je porte pour elle.

A

Mes chers frères Yahya Ahmed et TejEddine, je vous souhaite un avenir plein de joie, de bonheur, de réussite et de sérénité.

A

Mes chers amis.

A

Toute l'équipe du restaurant Habaneros, je vous souhaite un avenir, de réussite et de sérénité.

Remerciements

C'est avec plaisir que nous réservons cette page en signe de gratitude et de profonde reconnaissance à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin et ont rendu notre recherche aisée et fructueuse

*J'ai l'honneur d'adresser mes vifs remerciements à mon encadreur **M. Tahar Tafticht** pour son encadrement, sa grande disponibilité et ses précieux conseils qu'il m'a prodigué le long de mon projet et pour l'attention qu'il a bien apporté à ma mémoire de maîtrise*

*Je tiens à remercier **Mouctar Tchakala** qui m'a beaucoup aidé dans la phase de rédaction et de correction. Il fut d'une aide précieuse dans les moments les plus délicats*

Ainsi, j'exprimes mes gratitude et mes respects à tous les enseignants et les professeurs de l'École de génie à l'Université de Québec en Abitibi-Témiscamingue UQAT qui ont contribué à notre formation tout au long de nos années d'études universitaires.

Enfin, je suis très honoré par l'intérêt porté à ce mémoire par les membres de jurys qui ont accepté d'évaluer mon travail.

Résumé

La croissance démographique, l'augmentation des besoins énergétique, l'exploitation massives des ressources fossiles, la pollution et le réchauffement climatique, sont les raisons principales qui encouragent les pays à investir dans les énergies renouvelables et propres, tels que l'éolienne, le solaire, la géothermie et la biomasse.

Avec ses caractéristiques et sa modularité d'utilisation, l'énergie solaire permet de s'adapter aux besoins énergétiques, offrir la fiabilité, l'autonomie et la viabilité sur le plan économique. Elle permet de résoudre différents problèmes tels que le pompage d'eau, l'éclairage... En effet, pour l'électrification des sites isolés, les installations photovoltaïques autonomes présentent une solution rentable par l'avantage de produire de l'électricité directement chez l'utilisateur.

Afin de minimiser les pertes de production et couvrir les besoins de consommation des charges électriques, il faut optimiser le dimensionnement qui est le sujet de cette maîtrise. Après une étude bibliographique sur les travaux déjà réalisés, l'objectif principal de cette mémoire est d'améliorer les étapes de dimensionnement commençant par l'estimation de la quantité des irradiations solaires jusqu'à la modélisation et la simulation du fonctionnement de l'installation par le réseau de neurone.

Mots clés : Système photovoltaïque, dimensionnement, optimisation, réseau de neurones.

TABLE DES MATIÈRES

TABLE DES MATIÈRES	iii
LISTE DES TABLEAUX.....	viii
LISTE DES FIGURES.....	Erreur ! Signet non défini.
LISTE DES ABRÉVIATIONS.....	xii
Introduction générale.....	1
I. Premier chapitre: le contexte, la problématique et l'état de l'art.....	2
1.1 Introduction :	2
1.2 Contexte et problématique :.....	2
1.3 Objectifs :	3
1.4 Méthodologie :.....	3
1.5 L'état de l'art :	4
1.5.1 Estimation de l'irradiation solaire :	4
1.5.2 Estimation de la production des panneaux photovoltaïques :.....	5
1.5.1 Détermination de la capacité totale des batteries :.....	6
1.6 Conclusion :.....	6
II. Deuxième chapitre : Les système photovoltaïque avec stockage et approches de dimensionnement.....	7
2.1 Introduction :	7
2.2 Présentation système photovoltaïque :.....	7
2.2.1 Rayonnement solaire	7
2.2.2 Fonctionnement du système photovoltaïque:	8
2.2.3 Panneaux photovoltaïques :	8
2.2.4 Batteries de stockage	11
2.2.5 Régulateur de charge :	12
2.2.6 L'onduleur :.....	13
2.3 Approches de dimensionnement:.....	13
2.3.1 Approche analytique :.....	13
2.3.1.1 Détermination la consommation en électricité :	13
2.3.1.2 Calcul de la puissance totale crete :	13
2.3.1.3 Détermination le nombre des modules PV :	14
2.3.1.4 Détermination la capacité totale des batteries :	14
2.3.2 Approche intelligente (Deep Learning) :	14
2.3.2.1 Réseau de neurone :.....	14
2.3.2.1 Introduction et présentation :.....	15
2.3.2.2 Apprentissage de réseau de neurone :.....	15
2.3.2.3 Réseau de neurone monocouche et multicouche :	16
2.3.2.4 Le Long short-term memory LSTM :.....	17
2.3.2.5 Critère d'évaluation :	18
2.3.2.6 Description du site :	19
2.4 Conclusion :.....	20
III. Troisième chapitre : Estimation de l'irradiation solaire pour les quatre sites :Rouyn-Noranda, La Sarre, Amos et Val d'or.....	21
3.1 Introduction :	21
3.2 Irradiation solaire :.....	21
3.2.1 Choix de méthode :.....	21

3.2.2	Choix des entrées :	22
3.2.3	Choix des paramètres du réseau :	24
3.2.3.1	Choix d'Epoch :	25
3.2.3.2	Choix de nombre des neurones :	27
3.2.4	Résultats :	35
3.2.4.1	Irradiation solaire estimée en Amos :	35
3.2.4.2	Irradiation solaire estimée à La Sarre :	37
3.2.4.3	Irradiation solaire estimée à Val d'or :	40
3.2.4.4	Irradiation solaire estimée par le modèle entraîné par les quatre sites :	42
3.3	Conclusion :	43
IV. Quatrième chapitre : Optimisation du dimensionnement		45
4.1	Introduction :	45
4.2	Estimation de la production des panneaux photovoltaïques :	45
4.2.1	Choix de la méthode :	45
4.2.2	Choix des entrées :	47
4.2.3	Choix des paramètres du réseau et résultats :	48
4.2.3.1	Choix de l'Epoch :	48
4.2.3.2	Choix de nombre des neurones cachées :	49
4.3	Paramètres métrologiques (température) :	52
4.3.1	Choix de la méthode :	52
4.3.2	Choix des paramètres du réseau :	53
4.3.2.1	Choix de l'Epoch :	53
4.3.2.2	Choix de nombre des neurones cachées :	54
4.3.3	Résultats de la température estimée :	57
4.3.3.1	Estimation de la température en Amos :	57
4.3.3.2	Estimation de la température à La Sarre :	59
4.3.3.3	Estimation de la température à Val d'or :	61
4.3.3.4	Estimation de la température par le modèle entraîné par les quatre sites :	63
4.4	Capacité totale des batteries :	64
4.5	Conclusion:	69
IV. Conclusion Générale		70
Références		71
Liens		74
Annexes		76

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Décomposition du rayonnement solaire	7
Tableau 2 : Les types d'une cellule solaire	11
Tableau 3 : Les types et les caractéristiques d'un accumulateur solaire	12
Tableau 4 : Description des villes	20
Tableau 5 : Comparaison entre des différentes méthodes dans les États-Unis	22
Tableau 6 : Comparaison entre des méthodes intelligentes en Allemagne	22
Tableau 7 : Coefficient de corrélation de chaque entrée	23
Tableau 8 : Regroupement des entrées.....	24
Tableau 9 : Les paramètres du réseau	25
Tableau 10 : Meilleur résultat du groupe1	26
Tableau 11 : Meilleur résultat du groupe 2	26
Tableau 12 : Meilleur résultat du groupe 3	27
Tableau 13 : Meilleurs résultats du groupe1	38
Tableau 14 : Meilleurs résultats du groupe2	30
Tableau 15 : Meilleurs résultats du groupe3	33
Tableau 16 : Meilleurs résultats d'irradiation solaire estimée en Amos	35
Tableau 17 : Meilleurs résultats d'irradiation solaire estimée à La Sarre	38
Tableau 18 : Meilleurs résultats d'irradiation solaire estimée à Val d'or	40
Tableau 19 : Meilleur résultat pendant la phase d'entraînement	42
Tableau 20 : Résultats d'irradiation solaire estimée du modèle entraîné par les quatre emplacements	43
Tableau 21 : Comparaison des différentes méthodes utilisées en Espagne	45
Tableau 22 : Comparaison des méthodes intelligentes utilisées en Australie.....	46
Tableau 23 : Comparaison des méthodes intelligentes utilisées en Chine	46
Tableau 24 : Coefficient de corrélation de chaque entrée	47
Tableau 25 : Résultats pour différentes valeurs d'Epoch	49
Tableau 26 : Résultats de production des panneaux PV	50
Tableau 27 : Comparaison des différentes méthodes utilisées en Chine	53
Tableau 28 : Meilleurs résultats pour différentes valeurs d'Epoch à Rouyn-Noranda.....	54
Tableau 29 : Résultats d'estimation de la température	55
Tableau 30 : Meilleurs résultats de la température estimées en Amos	57
Tableau 31 : Meilleurs résultats de la température estimées à La Sarre	59
Tableau 32 : Meilleurs résultats de la température estimées à Val d'or	61
Tableau 33 : Résultats d'entraînement du modèle entraîné par les quatre emplacement.....	63
Tableau 34 : meilleurs résultats de la température estimées par le modèle entraîné par les quatre emplacements.	64

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Plan du travail	4
Figure 2 : Installation photovoltaïque avec stockage	8
Figure 3 : Schéma typique d'une cellule photovoltaïque	9
Figure 4 : Schéma d'un générateur PV	10
Figure 5 : Structure de réseau de neurone	15
Figure 6 : Réseau de neurone monocouche.....	16
Figure 7 : Réseau de neurone multicouche	17
Figure 8 : Architecture de LSTM	18
Figure 9 : Localisation du site	20
Figure 10 : Plan de travail	24
Figure 11 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement pour le groupe1	29
Figure 12 : Comparaison entre les valeurs mesurées et estimées pour le groupe1	29
Figure 13 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement pour le groupe2.....	31
Figure 14 : Comparaison entre les valeurs mesurées et estimées pour le groupe2	32
Figure 15 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement pour le groupe3.....	34
Figure 16 : Comparaison entre les valeurs mesurées et estimées pour le groupe3	34
Figure 17 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement en Amos.....	36
Figure 18 : Profil des valeurs estimées et mesurées en Amos	37
Figure 19 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement à La Sarre	39
Figure 20 : Profil des valeurs estimées et mesurées à La Sarre	39
Figure 21 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement à Val d'or.....	41
Figure 22 : Profil des valeurs estimées et mesurées à Val d'or	41
Figure 23 : Plan de travail	48
Figure 24 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement pour la production des panneaux photovoltaïques	51
Figure 25 : Profil des valeurs estimées et mesurées pour la production des panneaux photovoltaïques.....	51
Figure 26 : Plan de travail	52
Figure 27 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement de la température à Rouyn-Noranda	56
Figure 28 : Profil des valeurs estimées et mesurées de la température à Rouyn-Noranda ...	56
Figure 29 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement de la température en Amos.....	58
Figure 30 : Profil des valeurs estimées et mesurées de la température en Amos.....	58
Figure 31 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement de la température à La Sarre...	60
Figure 32 : Profil des valeurs estimées et mesurées de la température à La Sarre.....	60
Figure 33 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement de la température à Val d'or...	62

Figure 34 : Profil des valeurs estimées et mesurées de la température à Val d'or.....	62
Figure 35 : Fonctionnement de l'application Matlab	66
Figure 36 : Interface de l'application Matlab.....	67
Figure 37 : Fenetre pour l'estimation de la température	67
Figure 38 : Fenetre pour l'estimation de l'irradiation solaire et la production des panneaux PV	68
Figure 39 : Fenetre pour la détermination de la capacité de stockage	68

LISTE DES ABRÉVIATIONS

RNA : Réseau de neurone artificiel

LSTM : Long short term memory

DBN : Deep belief network

MAPE : Mean absolute percentage error

MAE : Mean absolute error

RNR: réseau de neurone récurrent

GRU : Gated Recurrent Unit

Introduction générale

Avec la croissance démographique, environ 100 millions barils de pétrole sont consommés d'une façon journalière dans le monde, cette exploitation des ressources fossiles a comme conséquence l'augmentation de l'émission mondiale du gaz à l'effet de serre GES de 23 % entre les années 2013 et 2018.

Afin de réduire la pollution et garder un équilibre écologique, les pays cherchent à investir dans les énergies renouvelables afin de trouver une alternative aux énergies fossiles et ils estiment qu'en 2040, la contribution des sources renouvelables pour satisfaire la demande mondiale en électricité sera 8% (selon l'agence internationale de l'énergie AIE) [1] [2]. Cette tendance vers les énergies renouvelables, favorise les centres de recherches à innover des solutions et optimiser les méthodes.

Notre travail intitulé ' l'optimisation du dimensionnement d'un système photovoltaïque avec stockage par les réseaux de neurones' se fait dans le cadre d'une maîtrise de recherche à l'université du Québec en Abitibi Témiscamingue UQAT, qui vise à optimiser les couts et augmenter l'efficacité des systèmes photovoltaïques.

En effet notre travail permettra d'optimiser le dimensionnement d'une installation photovoltaïque avec stockage en utilisant les réseaux de neurones.

Le premier chapitre présente le contexte de notre travail, la problématique, l'état de l'art et la méthodologie. Dans le deuxième chapitre, on présente les constituants d'une installation photovoltaïque avec stockage, le fonctionnement et les types du réseau des neurones. Le troisième chapitre est dédié à l'estimation de l'irradiation solaire pour les quatre sites : Rouyn-Noranda, La Sarre, Amos et Val d'or et présente aussi les résultats obtenus, et enfin le dernier chapitre est consacré à l'optimisation du système photovoltaïque ainsi que les résultats obtenus de l'estimation de la température et la production des panneaux photovoltaïques.

I. Premier chapitre : le contexte, la problématique, l'état de l'art

1.1 Introduction

Après la signature du protocole de Kyoto en 1995 par 184 pays et le désastre de Fukushima (Japan) en 2011, des décisions ont été prises afin de réduire l'utilisation des ressources fossiles et nucléaires et les remplacer par d'autres sources plus propres et plus sécurisées. Toutes les solutions présentées, se tournent vers les énergies renouvelables. Plusieurs pays ont commencé à proposer des stratégies pour l'utilisation des sources propres, par exemple en Allemagne la contribution des énergies renouvelables en 2019 constitue 40% de la production d'électricité, et atteindra le seuil de 80% en 2050.

Aussi le Canada connaît une transition énergétique, dont la puissance produite par les énergies renouvelables a augmenté de 36959MW en 2005 à 43719MW en 2015. D'autre part, en 2012 la province du Québec a pris l'engagement de réduire l'émission de GES à 20% par rapport aux valeurs obtenus en 1990 [3] [4].

1.2 Contexte et problématique :

La dernière décennie a connu une croissance de l'utilisation des systèmes solaires, soit pour la production de l'électricité soit pour le chauffage d'eau ou les deux ensembles. Les gouvernements encouragent à investir et à installer les panneaux photovoltaïques, par exemple les aides financières données par le gouvernement Canadien pour un projet des équipements solaire peuvent arriver jusqu'à 50% [5].

D'autre part, le gouvernement Canadien a permis d'investir jusqu'à 15 milliards de dollars afin de continuer les efforts de réduction des gaz à effet de serre commencés par le gouvernement précédent. Cet investissement se fait en deux niveaux, tout d'abord encourager la production d'énergie par des sources nouvelles et en second lieu, développer la recherche, et on a comme exemple le parc solaire de l'université de Sherbrooke qui présente plus que 3000 panneaux photovoltaïques dédiés à la recherche avec un coût de 6 millions de dollars ou aussi les centrales solaires Gabrielle-Bodis et Robert-A.-Boyd à Montréal, construit par Hydro-Québec en 2020 dont les principaux objectifs est d'approfondir et développer les connaissances en production photovoltaïque et déterminer la technologie convenable selon le climat du Québec dans le but de contribuer à la transition énergétique 2020-2024 du Québec [6] [7] [8].

Vu la stratégie de décentraliser la production électrique et réduire la dépendance au réseau électrique, le système photovoltaïque avec stockage a connu plusieurs développements puisqu'il présente une solution rapide et économique pour les régions rurales et éloignées.

Mais le problème majeur associé aux sources des énergies renouvelables est le dimensionnement de l'installation de manière à couvrir tous les besoins de consommation avec le minimum de cout malgré le caractère intermittent de ces énergies.

1.3 Objectifs :

L'objectif principal de notre travail est d'optimiser le dimensionnement d'une installation photovoltaïque avec stockage. Pour arriver à cet objectif, on prend en considération la variété des équipements intervenant dans cette installation tels que les panneaux photovoltaïques, les batteries de stockage d'une part et les conditions météorologiques des sites d'une autre part (rayonnement température...) intervenant dans le profil de la consommation énergétique. Notre approche d'optimisation sera basée sur des modèles mathématiques qui décrivent le fonctionnement de chaque partie de l'installation, de la production d'électricité et le stockage d'énergie.

Afin de bien mener notre travail, on fixe des objectifs spécifiques suivants :

- Estimation le rayonnement solaire moyen journalier pour le lieu considéré.
- Prédiction la production des panneaux photovoltaïques.
- Calcul de la capacité totale de stockage.
- Modélisation et simulation du fonctionnement de l'installation photovoltaïque.

1.4 Méthodologie :

Le diagramme de la figure 1 illustre la démarche à suivre pour optimiser le dimensionnement d'un système photovoltaïque avec stockage. On commence par la collecte et la normalisation des données et le choix du modèle de réseau de neurone applicable à notre problématique. L'étape suivante est la prédiction de la quantité des irradiances solaire et de la production des panneaux photovoltaïques. Enfin, on termine par une méthode analytique qui permettra de calculer la capacité totale des batteries et une étude de cas pour la ville de Rouyn-Noranda.

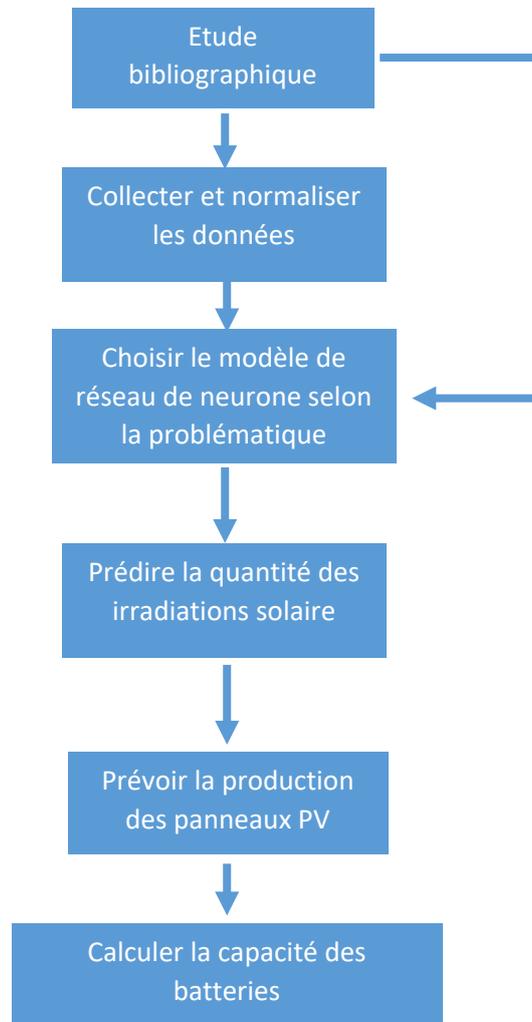


Figure1 : Plan du travail

1.5 L'état de l'art :

En 1883, l'américain Charles Fritts a construit la première cellule photovoltaïque formée par des jonctions de sélénium et un film mince d'or, le rendement a été à l'ordre de 1%. Vu le prix élevé des matériaux le projet est arrêté [9]. Cette première expérience encourage les chercheurs de plus innover dans l'énergie renouvelable de façon qu'en 1941 Russell Ohl crée une cellule solaire à base de silicium, en 1954 trois chercheurs américains arrivent à augmenter le rendement jusqu'à 6% [10]. Et par suite, les études de l'exploitation et la gestion de l'énergie solaire s'accroissent jusqu'à l'arrivée de notre cas qui est l'optimisation du dimensionnement d'une installation photovoltaïque avec stockage.

1.5.1 Estimation de l'irradiation solaire :

Après la découverte de la conversion de l'énergie solaire en énergie électrique des études ont été lancées afin d'estimer le rayonnement solaire et par suite l'électricité produite. En 1983, R.

Astier et al.[11] ont proposé une méthode statistique basée sur les paramètres météorologiques pour prédire la quantité d'irradiation solaire avec une pas d'une heure.

Au Etats-Unis, Patrick Mathiesen et un groupe de chercheurs [12] ont présenté en 1984 une étude numérique d'estimation du rayonnement solaire à court terme basée sur la détermination de l'indice de clarté. Mais après l'apparition du premier concept du réseau de neurone, les chercheurs se dirigent vers l'utilisation de l'intelligence artificielle dans leurs travaux pour l'estimation du rayonnement solaire à court terme.

D. Elizondo [13] a estimé l'irradiation solaire à longue terme pour quatre sites différents en 1994 aux Etats Unis, les entrées du réseau de neurones utilisées sont la température de l'air, les précipitations maximales et minimales, la durée ainsi que la quantité d'ensoleillement du ciel clair.

Entre les années 1999-2002 Hontoria et al.[14] [15] ont comparé des résultats obtenus par un RNA de type perceptron multicouches avec deux méthodes conventionnelles utilisées pour prédire le rayonnement solaire à court terme et ils ont conclu la performance du réseau de neurone.

Respectivement en 2008 et 2010 Mellit [16] ainsi que Kalogirou et al.[17] ont présenté un état de l'art assez complet sur l'estimation de l'énergie solaire par des méthodes intelligentes et plus spécifiquement par le RNA.

En 2015 A.Ahmad et al.[18] ont utilisé le modèle exogène autorégressif non linéaire afin d'estimer le rayonnement solaire, en comparant les résultats avec ceux du RNA.

D.Benatiallah et al.[19] ont proposé en 2020, le réseau de neurone artificiel avec rétropropagation comme un modèle pour déterminer l'irradiation de solaire en Algérie.

1.5.2 Estimation de la production des panneaux photovoltaïques :

En 2000 A. Sfetsos et al.[20] ont présenté une comparaison entre les résultats obtenus par plusieurs méthodes d'intelligence artificielle tels que le réseau récurrent, feed-forward, radial basis et ceux par des méthodes conventionnelles afin de déterminer la production des panneaux PV, leur but était de mettre en valeur l'efficacité du réseau de neurone.

En 2012 S.H. Oudjana et al.[21] ont utilisé le réseau de neurone pour estimer la production d'énergie électrique des panneaux solaire pendant une semaine, en prenant comme entrées la température et l'irradiation solaire.

S. Leva et al.[22] ont appliqué le RNA afin de prédire la puissance de sortie photovoltaïque de 24 heures.

En 2019, Z. Zhou et un groupe de chercheurs [23] ont utilisé le réseau de mémoire à long terme pour estimer la puissance produite par les panneaux PV, à l'aide de l'historique de la production et des valeurs de la température.

1.5.3 Détermination de la capacité totale des batteries :

En 2013, A. Soualhi et al.[24] ont estimé la capacité des batteries par le neurone néo-flou.

En 2014. M.D. Liang et al.[35] ont proposé le réseau de neurone à fonction de base radial pour prédire la capacité et le niveau de charge des batteries.

1.6 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons défini la problématique, la méthodologie, fixer les objectifs et présenter les études déjà faites. La partie suivante est dédié pour décrire le système PV avec stockage, ses équipements et la méthode Long Short Term memory LSTM qui sera utilisé pour le dimensionnement.

II. Deuxième chapitre : Les système photovoltaïque avec stockage et approches de dimensionnement

2.1 Introduction :

Le système étudié est une installation photovoltaïque avec stockage dont le fonctionnement dépend des paramètres météorologiques. L'ajout des batteries s'accommode sous la stratégie de décentraliser la production électrique et créer une indépendance du réseau, surtout pour les régions rurales.

2.2 Présentation du système photovoltaïque :

2.2.1 Rayonnement solaire :

L'énergie solaire reçue par la terre est 180,106 GW. Ce rayonnement électromagnétique est formé par des photons avec une longueur d'onde de 0,22 jusqu'à 10 μm , dont la décomposition est illustrée par le tableau suivant :

Tableau 1 : Décomposition du rayonnement solaire :

Bande lumineuse	Caractéristiques
Bande des ultraviolets	La bande des ultraviolets forme 9% du rayonnement solaire dont la longueur d'onde est inférieure à 4 μm
Bande visible	Elle forme 47% de l'éclairement solaire dont l'intervalle de la longueur d'onde est [0,4 μm -0,8 μm]
Bande des infrarouges	Le pourcentage des bandes infrarouges est aux alentours de 44% du rayonnement solaire et la longueur d'onde est supérieure à 0,8 μm

La quantification de l'éclairement solaire se diffère selon la méthode (analytique, intelligente...) dont la formule mathématique s'écrit comme suivante :

$$E = E_m \sin\left[\frac{\pi(t-t_0)}{12}\right] \quad [49]$$

Avec E_m : L'éclairement maximale en W/m^2

t_0 : Temps de la levée du soleil

t : Temps solaire en heure

2.2.2 Fonctionnement du système photovoltaïque :

Une installation photovoltaïque autonome est conçue pour assurer la totalité des besoins énergétique d'un site isolé. L'énergie électrique provenant des panneaux solaires sera exploitée par les charges électriques qui représentent la consommation et le surplus sera stocké dans les batteries. Pendant la nuit ou lorsque les conditions météorologiques ne sont pas favorables, les charges électriques seront alimentées par les batteries ce qui met l'accent sur leur rôle important pendant la période d'autonomie.

Une installation autonome comporte des panneaux photovoltaïques, un régulateur de charge, des batteries, un onduleur et des câbles de connexions [48] [49].

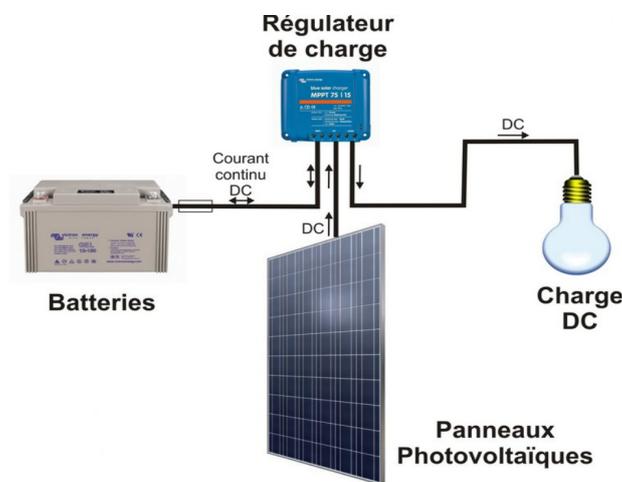


Figure 2 : Installation photovoltaïque avec stockage

2.2.3. Panneaux photovoltaïques :

Un panneau PV est constitué par plusieurs cellules solaires identiques dont le rôle principal est de fournir l'énergie nécessaire grâce à l'effet photovoltaïque. Le courant est proportionnel à la quantité d'irradiation solaire et à la surface du panneau [26].

Le principe de fonctionnement est basé sur l'effet photovoltaïque qui consiste à produire une force électromotrice lorsque la surface est exposée à la lumière. La figure suivante montre un schéma d'une cellule photovoltaïque :

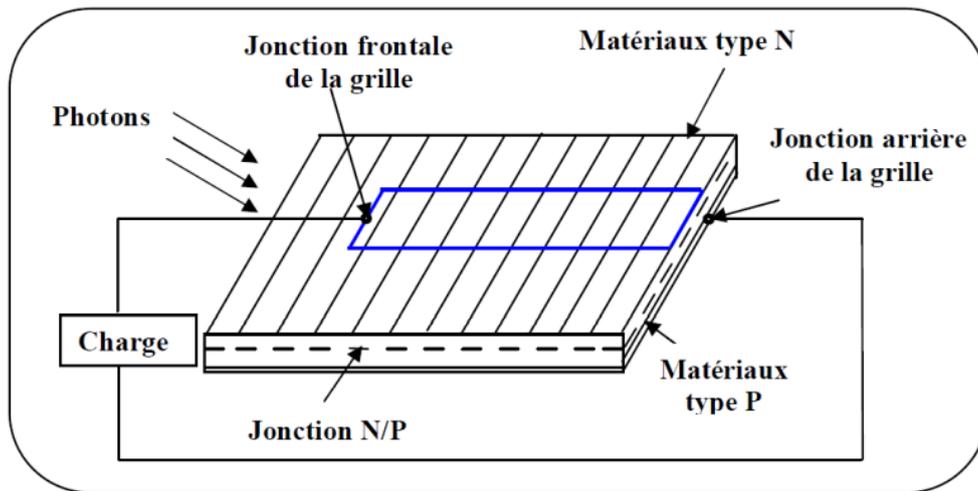


Figure 3 : Schéma typique d'une cellule photovoltaïque

En effet une cellule PV est formée par deux couches, une dopée P et l'autre dopée N, ce qui crée une jonction PN avec une barrière de potentiel. Lorsque la lumière heurte la surface du semi-conducteur (généralement de silicium), les photons seront absorbés et ils transmettent leurs énergies, ce qui fait une différence de potentiel entre les deux couches de la cellule et par la suite un courant qui circule dans le circuit extérieur.

Afin de couvrir les besoins et produire le maximum d'énergie, les cellules sont assemblées sous forme d'un module photovoltaïque, de manière qu'une connexion des plusieurs cellules en parallèle fait augmenter l'intensité et conserver la tension alors que pour une connexion en série c'est l'inverse, elle fait conservée l'intensité et augmentée la tension.

Dans le cas d'un défaut ou la destruction de l'une des cellules, le module peut devenir un récepteur. Afin de remédier ce problème des diodes en série et en parallèles sont ajoutées comme il est montré dans la figure 4 :

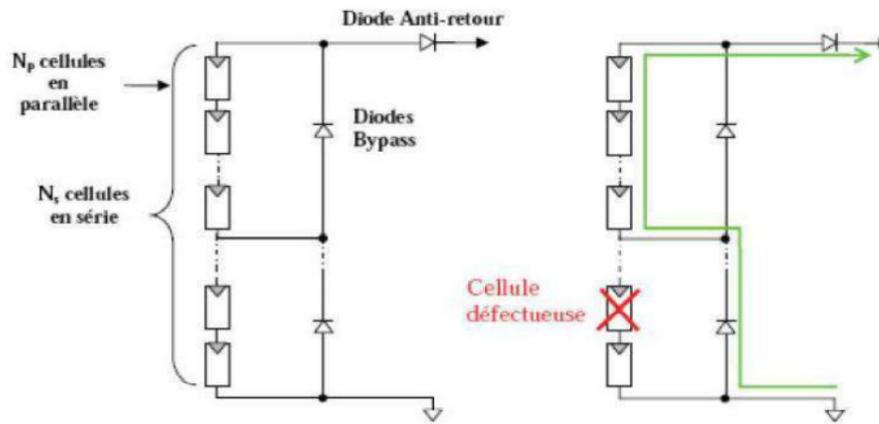


Figure 4 : Schéma d'un générateur PV

La diode en série est utilisée pour empêcher la décharge des batteries pendant le soir (lorsqu'il n'y a pas un éclairage solaire) ou pour empêcher un module en défaut de jouer le rôle d'un récepteur.

Pour la diode en parallèle son rôle est de protéger le module en cas d'une défaillance d'une cellule.

La technologie d'une cellule PV se diffère selon les matériaux utilisés et le domaine d'utilisation. Le tableau suivant montre quelques les types les plus appliquées :

Tableau 2 : Les types d'une cellule solaire

Type de cellule	Caractéristiques
Silicium monocristallin	C'est la technologie la plus utilisée avec un rendement de 14% à 16%, leur efficacité varie entre 12% à 14%. La durée de vie est plus que 25 ans jusqu'à 30 ans
Silicium polycristallin	Le rendement d'une cellule polycristalline varie entre 12% et 14%, le module est caractérisé par sa grande taille
Silicium amorphe	Cette technologie est connue par son faible rendement de 6% à 8%, elle est utilisée pour les appareils à faible puissance tels que la calculatrice, la montre...
Arséniure de Gallium GaAs	Ce type de cellule est utilisée pour les systèmes de concentrateurs et les satellites avec un rendement de 18% à 20%
CIS	C'est une technologie utilisée avec des modules de grandes dimensions et les appareils à faibles puissances dont l'intervalle de rendement est de 10%-12%
Tellurure de cadmium CdTe	Le rendement théorique de cette technologie est 28,5% et un rendement disponible de 9%-11%

2.2.4. Batteries de stockage :

La batterie de stockage est l'équipement responsable d'emmagasiner une quantité suffisante d'électricité afin de répondre aux besoins énergétiques. Elles fournissent une tension stable et un courant de type continu.

Une batterie est formée par deux électrodes l'une négative (cathode) et l'autre positive (anode) avec une solution électrolyte qui sert à assurer le déplacement des électrons entre les deux bornes.

La période d'autonomie des batteries correspond à la durée au cours de laquelle les batteries sont capables de fournir de l'énergie stockée. L'efficacité des batteries varie selon les paramètres météorologiques et la capacité des batteries.

Le calcul de la capacité de stockage dépend de plusieurs paramètres, l'expression suivante est la plus utilisée pour le dimensionnement de la capacité totale des batteries [27].

$$Q(\text{Ah}) = \frac{\text{AUT} \cdot E_{\text{total}}}{V_{\text{bat}} \cdot P_d}$$

Avec : Q : Capacité de stockage

AUT : Nombre de jours d'autonomie

P_d : Profondeur de décharge des batteries

V_d : Tension de la batterie

E_{total} : Energie consommée

Pour le système photovoltaïque, la technologie des batteries se diffèrent chacune selon le domaine d'application. Le tableau suivant montre les types les plus utilisés.

Tableau 3 : Les types et les caractéristiques d'un accumulateur photovoltaïque

Type de batterie	Caractéristiques
Batterie plomb-acide	Le rendement énergétique sans refroidissement/chauffage de 75% à 85% avec une tension d'élément de 2V, la puissance volumique varie entre 100-200 W/Kg dont l'intervalle de la température normale de fonctionnement est [10 C°-55 C°] et la durée de vie en cycle de 600 à 900
Batteries au Nickel/ Nickel-cadmium (Ni-Cd) /Nickel-hydrure métallique (Ni-MH)	La tension d'élément est de 1,2V avec un rendement de 35% à 85%, la durée de vie en cycle est supérieure à 1000, l'intervalle de la température de fonctionnement est [-20 C°-55 C°] et la puissance volumique varie entre 100 et 500W/Kg
Batteries au Lithium/ Lithium ion/ Lithium-polymère	C'est la future des accumulateurs photovoltaïques dont les résultats théoriques montre leurs performances avec un rendement énergétique jusqu'à 90% et la durée de vie en cycle dépasse 1000 cycles, la tension d'élément varie entre 3 et 4V dont l'intervalle de puissance volumique est [300W/Kg-1500W/Kg] [53] [54].

2.2.5. Régulateur de charge :

Son rôle principal est de protéger les batteries contre tout surcharges ou décharges profondes. Selon les besoins, il y a deux types de régulateur [28].

Régulateur de charge : Il n'a pas des effets sur la décharge, son intervention se limite sur la surcharge des batteries.

Régulateur charge-décharge : Il est capable d'éviter la surcharge et la décharge profond des batteries.

Le dimensionnement du régulateur se fait selon trois paramètres : courant d'entrée, courant de sortie et tension nominale [28].

Courant d'entrée : Il représente le courant maximale que les modules PV capable de fournir.

Courant de sortie : C'est l'intensité mesurée à la sortie du régulateur et qui doit être supérieure à celle tirer par les charges électriques

Tension nominale : C'est la tension des panneaux PV.

2.2.6. L'onduleur :

C'est un convertisseur d'énergie qui transforme la tension DC produite par les panneaux ou fournir par les batteries selon les besoins des charges électriques de l'installation. Pour le dimensionnement, il est assuré par trois paramètres :

-**Tension de sortie** : qui est égal à la tension dans le réseau.

-**Tension nominale** : Elle tient de compte des puissances des charges électriques.

-**Tension nominale** : C'est la tension du régulateur ou de la batterie.

2.3 Approches de dimensionnement :

2.3.1 Approches analytique :

L'approche analytique qu'on a utilisée pour le dimensionnement de l'installation photovoltaïque est basée sur la méthode du mois le plus défavorable.

2.3.1.1 Détermination de la consommation en électricité :

Le calcul de la demande en électricité se fait selon les historiques de consommation tout en prenant la consommation du mois le plus élevée afin d'éviter le manque d'énergie.

2.3.1.2 Calcul de la puissance crête totale :

La puissance totale délivrée par le générateur PV est calculée par la formule suivante :

$$P_c = \frac{E_c P_i}{E_i K} \text{ en KWc}$$

E_c : Consommation d'électricité

E_i : L'irradiation solaire journalière la plus faible (KWh/j/m²)

K : Coefficient de performance du panneaux PV

P_i : La puissance radiative dans les conditions standard de test STC ($P_i = 1\text{KW/m}^2$)

2.3.1.3 Détermination du nombre des modules PV:

Le nombres des modules PV totale est donné par:

$$N_t = \frac{P_c}{P_m}$$

P_m : Puissance crête d'un module PV

2.3.1.4 Détermination de la capacité totale des batteries :

La capacité totale des batteries de stockage est donné par:

$$C = \frac{E_c N}{D U} \text{ en Ah}$$

E_c : Consommation journalière en électricité (Wh/j)

U : Tension de la batterie (V)

D : Profondeur de décharge

N : Jours d'autonomie

2.3.2 Approches intelligente (Deep Learning) :

Pour note travail, la méthode Long Short-Term Memory (LSTM) est appliquée afin d'estimer la quantité d'irradiation solaire, la température ainsi que la production des panneaux photovoltaïques. Le choix de cette méthode se trouvera dans les parties suivantes.

2.3.2.1 Réseau de neurone :

Un réseau de neurone artificiel RNA est un modèle de calcul largement utilisé dans plusieurs domaines tels que le diagnostic, la surveillance de processus ou même l'interférence adaptative aux événements. Il s'inspire de la structure et les aspects fonctionnels de réseaux de neurones biologiques.

Le RNA se compose par des groupes de neurones artificiels interconnectés, il traite l'information à l'aide d'une approche connexionniste du calcul. La première apparition du concept RNA a été faite par W. McCulloch et W. Pitts (1943) sous forme d'un modèle mathématique, informatique comparable au neurone biologique. Plus tard les recherches se sont concentrées sur la capacité d'apprentissage de l'homme et ses modélisations par le RNA, dans ce cas, le travail de Hebb

(1949) est considéré comme pionner. Cependant, plusieurs recherches (Hopfield, 1982 ; Kohonen, 1982 ; Anderson,1983 ; Rumelhart et al., 1986) ont fait les sauts réels pour l'amélioration et le développement du RNA.

Chaque réseau de neurone comporte des entrées qui sont en corrélation avec les sorties, il est formé aussi par des neurones placés sur des couches cachées et la connexion entre eux se fait par les poids.

La figure suivante montre la hiérarchie simplifiée du réseau de neurone :

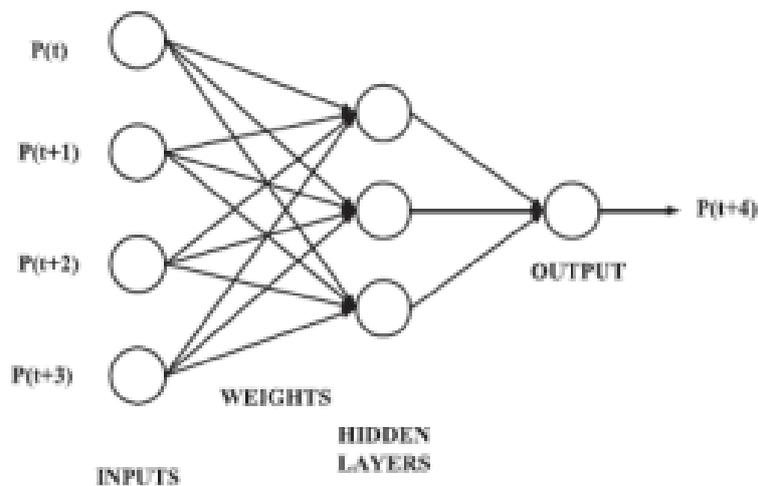


Figure 5 : Structure de réseau de neurone

Les connexions entre les neurones se distinguent en quatre types principaux : récurrente, directe, délais et latérales.

La connexion directe est utilisée par tous les réseaux pour passer l'information de l'entrées jusqu'à la sortie.

Pour la connexion récurrente, l'information se propage de la sortie des couches supérieurs jusqu'à l'entrée des neurones précédents. En ce qui concerne le cas l'entraînement non supervisé, le choix est pour la connexion latérale qui se fait entre les neurones gagnants, finalement la connexion à délais est établie pour les problèmes temporels [39] [30].

2.3.2.2 Apprentissage de réseau de neurone :

Il existe trois types pour l'apprentissage de réseau de neurone : apprentissage hybride, supervisé et non supervisé.

L'apprentissage supervisé : Le principe consiste à contrôler et comparer les sorties selon les sorties désirées puis à modifier les poids afin de minimiser l'erreur.

L'apprentissage non supervisé : Pour ce cas, il n'y aura aucune donnée de sortie désirée qui est fournie pour le réseau. Il utilise les corrélations ou la structure sous-jacente entre les données. Il est appelé aussi l'apprentissage compétitif ou l'auto-organiseurs [Nad93].

L'Apprentissage hybride : Cet apprentissage est une combinaison des deux approches présentées précédemment.

Afin d'appliquer les méthodes d'apprentissage, la fonction d'activation est capable d'introduire la non-linéarité du réseau. Parmi les fonctions les plus utilisées, on trouve la fonction tangente hyperbolique, les fonctions gaussiennes et la fonction sigmoïde, le choix se fait selon la nature du problème.

2.3.2.3 Réseau de neurone monocouche et multicouche :

Le réseau de neurone monocouche est formé par une seule couche cachée, l'information se propage des entrées jusqu'à les sorties. Le choix de nombre des entrées et des sorties est déterminé selon le problème. Les entrées sont transférées par la matrice des comme il est montré par l'équation et la figure suivantes

$$y(j) = \sum_{i=0}^N W(i,j) x(i) + b(j)$$

$y(i)$: vecteur de sortie.

$x(i)$: vecteur d'entrée.

$b(j)$: biais.

$W(i,j)$: Poids du réseau de neurone.

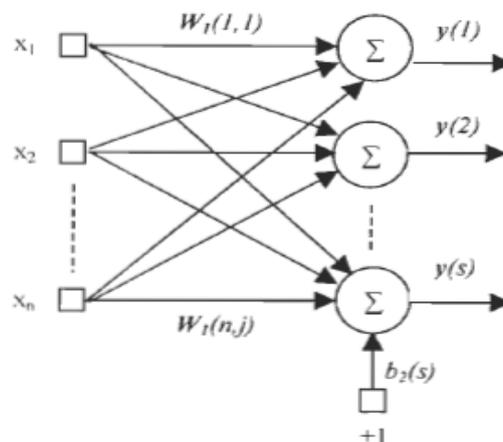


Figure 6 : Réseau de neurone monocouche

Le réseau multicouche est défini par plusieurs couches liées par des matrices de poids W et caractérisées par des seuils b ainsi que des fonctions d'activations. Le fonctionnement est illustré par la figure et les équations suivantes :

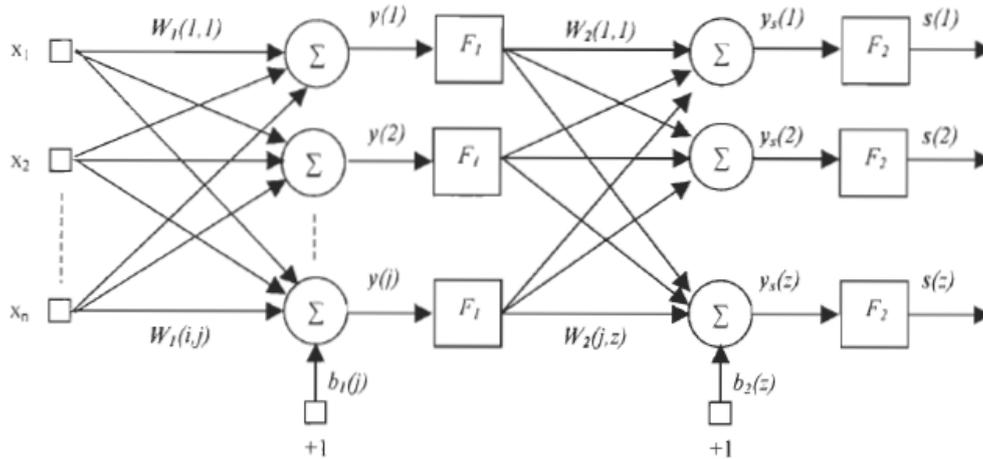


Figure 7 : Réseau de neurone multicouche

$$y_s(z) = \sum_{i=0}^N W_2(i, z) \cdot F_1(y(i))$$

$$y(s) = \sum_{i=0}^N W_1(i, s) x(i)$$

$$s(z) = F_2(y_s(z))$$

F_i : fonction d'activation de la couche i .

S : vecteur de sortie

X : vecteur d'entré

W : matrice de poids.

2.3.2.4 Le Long short-term memory LSTM:

Le LSTM est un type de réseau de neurone récurrent RNR, capable d'apprendre les répétitions tout en éliminant les données qui peuvent être attribuées à des faibles résultats. La figure suivante présente l'architecture de LSTM :

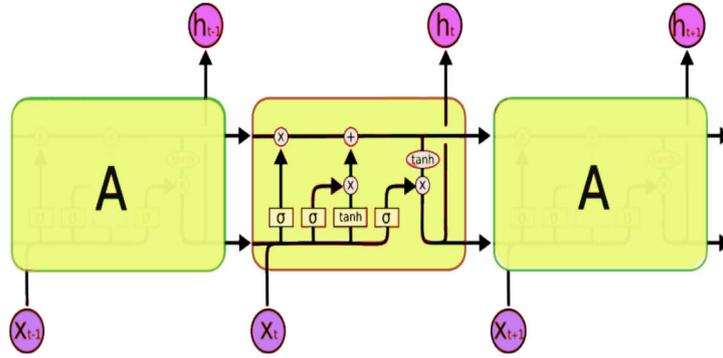


Figure 8 : Architecture de LSTM

L'ajout ou la suppression des informations est assuré par le Gated Recurrent Unit (GRU). Les exemples suivants expliquent le fonctionnement de GRU :

A et B sont deux matrices qui portent les informations avec la valeur 1 il y a une information et 0 pas d'information.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \quad B = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad C = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \quad D = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \text{ supprimer des informations} \quad \text{exemple 1}$$

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \text{ ajouter des informations} \quad \text{exemple 2}$$

L'exemple 1 montre la suppression des données puisque dans la matrice résultante C il n'y a pas une information à la position C₁₂ (C₁₂=0) alors que l'on a au niveau des entrées (B₁₂=1).

L'ajout des données est illustré par l'exemple 2, au niveau de la matrice résultante D (D₁₂=1 et D₂₁=1). [36]

2.3.2.5 Critère d'évaluation:

Les données sont normalisées par l'équation suivante afin de réduire le temps de simulation et d'éviter le problème du gradient explosif.

$$\text{Val normalisée} = \frac{\text{Val}_{\text{non normalisée}} - \text{Val}_{\text{min}}}{\text{Val}_{\text{max}} - \text{Val}_{\text{min}}} \quad [19]$$

Root Mean Square Error (RMSE) : Il présente des informations à court terme, plus la valeur de RMSE est petite, plus la prédiction est plus précise.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2}{N}} \quad [19]$$

Coefficient de corrélation R: Ce coefficient fournit l'information sur la précision de l'estimation, plus R est près de la valeur 1 plus l'estimation est précise.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y_m)(x_i - x_m)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - y_m)^2 \sum_{i=1}^N (x_i - x_m)^2}}$$

Mean Square Error (MSE) :

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2}{N}$$

Mean Absolute Error (MAE) :

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - x_i|$$

Mean Absolute percentage Error (MAPE): C'est le pourcentage moyenne des erreurs, une valeurs inférieurs à 10% est acceptable

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - x_i|}{|x_i|} \quad [19]$$

y : valeur estimée

x : valeur mesurée

N : nombre des valeurs

xm : la valeur moyenne des valeur mesurées

ym : la valeur moyenne des valeur estimées

2.3.2.6 Description du site:

Notre travail consiste à dimensionner une installation photovoltaïque avec stockage en Abitibi-Témiscamingue qui est une région à l'ouest du Québec avec une population de 147 897 habitants en 2021 et une superficie de 57 337 Km².

Cette région est constituée de cinq municipalité régionale de comité dont Rouyn-Noranda est la ville principale [36].



Figure 9: Localisation du site

Les données utilisées sont prises respectivement pour les villes de : Rouyn-Noranda, Amos, La Sarre et Val d'or. Le tableau suivant décrit chacune des villes :

Tableau 4 : Description des villes

Ville	Description
Amos	C'est une ville de l'Abitibi-Témiscamingue avec une superficie de 435,1 Km ² et une population de 12823 habitants (en 2016), grâce à ses produits forestiers et les ressources d'eau elle est appelée le berceau de l'Abitibi [31].
Rouyn-Noranda	C'est la ville principale de la région de l'Abitibi, avec une population de 42334 habitants (en 2016) et une superficie de 6441 Km ² [33].
La Sarre	C'est une ville située en nord-ouest de la région de l'Abitibi, de 7719 habitants (en 2011) et une superficie de 151,7 Km ² [34].
Val d'or	La nomination de Val d'or se fait grâce à la présence de l'or dans sous-sol, cette ville est connue par ses industries et ses mines, elle est située à l'ouest du Québec avec une population de 31862 habitants (en 2011) et une superficie de 3955 Km ² [45].

2.4 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons défini le système photovoltaïque avec stockage et ses constituants. La partie suivante est dédiée pour montrer les résultats de l'estimation de l'irradiation solaire dans les quatre villes de l'Abitibi.

III. Troisième chapitre : Estimation d'irradiation solaire pour les quatre sites : Rouyn-Noranda, La Sarre, Amos et Val d'or

3.1. Introduction :

Ce chapitre est consacré à l'estimation de l'irradiation solaire à court terme (toutes les 24 heures) pour les villes de Rouyn-Noranda, La Sarre, Amos et Val d'or. Tout d'abord l'étude se fait pour choisir la méthode, les paramètres et les entrées du réseau de neurone pour Rouyn-Noranda, puis une généralisation se fera pour les autres sites.

3.2. Irradiation solaire :

Pour la ville de Rouyn-Noranda, notre travail porte sur la détermination de la méthode d'estimation de l'irradiation solaire ainsi que ses paramètres. Ensuite le travail est étendu pour inclure la prévision de l'irradiation solaire dans d'autres villes qui sont : Amos, La Sarre et Val d'or. En troisième étape notre travail est consacré à la création d'un modèle capable d'estimer l'irradiation solaire en Abitibi, dont ce prototype est entraîné par les données des quatre villes présentées précédemment.

Les unités des différentes erreurs sont les suivantes : RMSE en kwh/m^2 , MSE en $(\text{kwh/m}^2)^2$, MAE en kwh/m^2 , R et MAPE sans unité

3.2.1 Choix de méthode :

La méthodologie proposée dans notre travail a été présentée dans le congrès international des énergies renouvelables IREC2021 (voir annexe 1). Le LSTM qui fait partie de l'apprentissage en profondeur (Deep Learning) est appliqué afin d'estimer l'irradiation solaire. Ce choix est justifié par la comparaison entre les différentes méthodes comme l'indique les tableaux suivants:

Tableau 5 : Comparaison entre des méthodes différentes dans les Etats Unis [37]

Méthode	RMSE
Réseau de neurones feed-forward FNN	0.16
Support de machine vectorielle SVM	0.11
Long short-term memory LSTM	0.086

Le tableau 5 montre une comparaison entre trois méthodes différentes qui sont le réseau de neurones feed-forward, le support de machine vectorielle et le Long short-term memory, pour la détermination de la quantité de l'irradiation solaire aux États-Unis. L'erreur quadratique moyenne est prise comme un critère d'évaluation. On remarque que la meilleure performance est donnée par le LSTM avec une valeur d'erreur RMSE= 0.086

Tableau 6 : Comparaison entre des méthodes intelligentes en Allemagne [38]

Méthode	MAE
Réseau de neurone artificiel multicouches	0,0361
Long short-term memory LSTM	0,0361
Réseau de croyances profondes DBN	0,0369

Le tableau ci-dessus montre les résultats de l'estimation de l'irradiation solaire par trois méthodes en Allemagne, l'erreur absolue moyenne est utilisée pour évaluer les résultats. Avec une valeur de MAE=0,0361, le LSTM a montré la meilleure précision pour déterminer la quantité d'irradiation solaire.

D'après les résultats des tableaux 5 et 6 qui s'accordent sur la performance de la même méthode, le LSTM sera utilisé.

3.2.2 Choix des entrées :

Afin de minimiser le temps de simulation et optimiser les résultats, une bonne sélection des valeurs d'entrée s'avère primordiale. Cette étape consiste à éliminer les entrées qui ont une faible relation avec les sorties. Le coefficient de corrélation est utilisé pour assurer cette tâche.

Pour cette étude, il y aura dix entrées et le coefficient de corrélation R est calculé entre chaque entrée et la sortie (l'irradiation solaire du jour suivant). Les coefficients de corrélations sont indiqués dans le tableau 7.

Tableau 7 : Coefficient de corrélation de chaque entrée :

Entrées	Coefficient de corrélation R	Entrées	Coefficient de corrélation R
Indice de la journée	-0,1823	Humidité spécifique	0,456
Température	0,5375	Indice de clarté	0,694
Pression	0,2545	Précipitation	-0,2642
Vitesse du vent	-0,339	Irradiation solaire jour-1	0,7175
Humidité relative	-0,6792	Irradiation solaire jour-2	0,6396

Le tableau 7 montre les dix entrées avec les coefficients de corrélations. Les coefficients de valeurs positives indiquent que les deux données sont directement proportionnels alors que les valeurs négatives indiquent que la relation entre la sortie et l'entrée est inversement proportionnelle.

D'après ce tableau l'irradiation solaire jour-1 est l'entrée qui a la plus grande valeur de coefficient de corrélation avec la sortie et l'indice de la journée dispose de la petite valeur de coefficient de corrélation.

Afin d'assurer l'efficacité de cette étude, les entrées qui ont eu la plus grande valeur de R sont choisis. Les entrées utilisées sont : Irradiation solaire jour-1, humidité relative, indice de clarté, irradiation solaire jour-2, température, indice de la journée.

L'indice de la journée est utilisé même s'il possède une petite valeur de coefficient de corrélation puisqu'il attribue la variation de l'irradiation solaire estimée (la variation en janvier n'est pas la même en juillet).

Après avoir terminé la première étape consacrée à la sélection des entrées, on passe à la deuxième qui consiste à regrouper les données selon le coefficient de performance R. Le groupe 1 limite les entrées par une grande valeur de corrélation alors que le groupe 3 contient les éléments du groupe 1 avec une valeur de R moins élevée.

Tableau 8 : Regroupement des entrées :

Groupes	Inputs
Groupe 1	Irradiation solaire jour-1, indice de la journée
Groupe 2	Irradiation solaire jour-1, humidité relative, indice de clarté, indice de la journée
Groupe 3	Irradiation solaire jour-1, humidité relative, indice de clarté, irradiation solaire jour-2, température, indice de la journée

La première étape consiste à classifier les entrées selon leurs coefficients de corrélations, ensuite déterminer les paramètres du réseau LSTM et à la fin lancer la simulation. Ci-dessous le schéma du principe :



Figure 10 : Plan de travail

La base de données utilisée contient 8003 valeurs du 1 janvier 2000 jusqu'au 30 novembre 2021.

* 80% des données sont utilisées pour l'entraînement, du 1 janvier 2000 jusqu'au 12 juillet 2017 (6403 valeurs).

* 20% des données sont utilisées pour le test et la validation, du 18 juillet 2017 jusqu'au 30 novembre 2021 (1600 valeurs).

3.2.3 Choix des paramètres du réseau :

Cette partie est subdivisée en deux catégories, la première pour le choix de l'Epoch et la deuxième pour la détermination du nombre de neurones cachés.

3.2.3.1 Choix d'Epoch :

La première étape dans le processus de détermination des paramètres du réseau consiste à les identifier. Le tableau suivant présente ces paramètres.

Tableau 9 : Les paramètres du réseau

Paramètre	Définition
Batch	Qui représente une itération dans l'ensemble des données.
Epoch	Qui fait référence au moment où nous ne pouvons pas transmettre la totalité des données dans le réseau de neurone en une seule fois, nous divisons l'ensemble des données en plusieurs batch.
Itération	C'est le nombre que l'algorithme a passé les données.
Les neurones sur chaque couche	Le nombre des neurones sur chaque couche la complexité du problème.

La deuxième étape consiste à déterminer la relation entre les paramètres du réseau LSTM. L'exemple suivant explique la corrélation entre eux : Si on a 11000 données et le taille de Batch est 110 donc l'epoch doit être 100 (11000 est divisée par 110). [44] [45]

Le choix de ces valeurs dépend généralement de la variation des entrées, leurs relations avec la sortie ainsi que la complexité du problème. Ce Choix est expliqué par le paragraphe ci-dessous :

-Batch : La valeur du Batch est égale à la multiplication de nombre des inputs par sept (la division du groupe des données en sous-groupe de sept variables de la dernière semaine).

-Epoch : Le choix se fait d'une manière itérative avec un pas de 100 (de 100 jusqu'à 1000), tout en fixant le nombre des neurones cachées et choisissant l'Epoch qui correspond aux erreurs minimales durant les phases d'entraînement et de validation.

-Nombre des neurones cachées : Selon les travaux précédents, il n'y a pas une formule ou une équation précise afin de déterminer le nombre des neurones sur chaque couche, donc le choix se fait d'une manière itérative avec un pas de 25 (de 25 jusqu'à 350), après avoir choisi la valeur de l'Epoch par l'étape précédente [41] [42] [43].

Afin de choisir la valeur convenable de l'Epoch, la simulation se fait d'une manière itérative.

Les résultats de simulation se trouvent respectivement dans les annexes 2,3 et 4. Les tableaux ci-dessous illustrent les meilleurs résultats obtenus pour les trois groupes :

Tableau 10 : Meilleur résultat du groupe 1

Epoch	MiniBtach size	Nombre des neurones cachées	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
500	14	50	MAE=1,60062 MAPE=1,8544 10 ⁻⁵ MSE=1,7508 R=0,842 RMSE=1,3232	MAE=1,0067 MAPE=7,555 10 ⁻⁵ MSE=1,7508 R=0,8125 RMSE=1,3299

D'après le tableau 10, les meilleurs résultats sont obtenus avec une valeur d'Epoch 500 dont le coefficient de corrélation entre les valeurs estimées de l'irradiation solaire et les valeurs mesurées est R=0,8125, l'erreur absolue moyenne MAE= 1,0067 kwh/m².

Tableau 11: Meilleur résultat du groupe 2

Epoch	MiniBtach size	Nombre des neurones cachées	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
800	28	50	MAE=0,0985 MAPE=2,8326 10 ⁻⁶ MSE=0,0144 R=0,9993 RMSE=0,1195	MAE=0,1136 MAPE=7,2464 10 ⁻⁶ MSE=0,0539 R=0,9953 RMSE=0,2321

Le tableau ci-dessus indique qu'avec une valeur d'Epoch de 800, on obtient les meilleurs résultats d'irradiation solaire estimées avec un coefficient de corrélation R =0,9953 et une l'erreur absolue moyenne MAE=0,1136 kwh/m².

Tableau 12: Meilleur résultat du groupe 3

Epoch	MiniBatch size	Nombre des neurones cachées	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
500	42	50	MAE=0,1314 MAPE=3,7174 10 ⁻⁶ MSE=0,0273 R= 0,9983 RMSE=0,1651	MAE=0,1523 MAPE=1,8833 10 ⁻⁵ MSE=0,0577 R= 0,9959 RMSE=0,2402

Le tableau 12 montre les meilleurs résultats obtenus pour le groupe3. Ces résultats sont obtenus en fixant le mini Batch size à 42 et le nombre de neurones cachés à 50 et prendre l'Epoch à 500.

3.2.3.2 Choix du nombre des neurones :

Cette partie est dédiée à la détermination du nombre de neurones cachés. La simulation se fait d'une manière itérative. Le tableau suivant montre les meilleures valeurs obtenues pour le groupe1 :

Tableau 13 : Meilleurs résultats du groupe1 :

Nombre des neurones cachées	MiniBtach size	Epoch	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
349	14	500	MAE=1,0014 MAPE=1,6209 10 ⁻⁵ MSE=1,7411 R=0,8059 RMSE=1,3195	MAE=1,0056 MAPE=7,6222 10 ⁻⁵ MSE=1,7452 R=0,8164 RMSE=1,3211
350	14	500	MAE=0,9956 MAPE=1,921 10 ⁻⁵ MSE=1,7548 R=0,8045 RMSE=1,3247	MAE=0,9945 MAPE=5,9193 10 ⁻⁵ MSE=1,7437 R=0,8138 RMSE=1,3205
351	14	500	MAE=1,0038 MAPE=1,7209 10 ⁻⁵ MSE=1,7466 R=0,8055 RMSE=1,3216	MAE=1,0122 MAPE=8,0349 10 ⁻⁵ MSE=1,7717 R=0,8138 RMSE=1,3311

On remarque au tableau 13 que le coefficient de corrélation pour les résultats estimés avec 350 neurones et 351 neurones sont pareilles, même la différence au niveau des autres erreurs est faible. Cette variation graduée des erreurs, affirme que le nombre des neurones adéquat à ce problème est 350.

Les deux graphes suivants présentent respectivement la variation de l'erreur au cours d'entraînement ainsi qu'une comparaison entre les valeurs réelles et celles estimées avec 350 neurones sur la couche cachée.

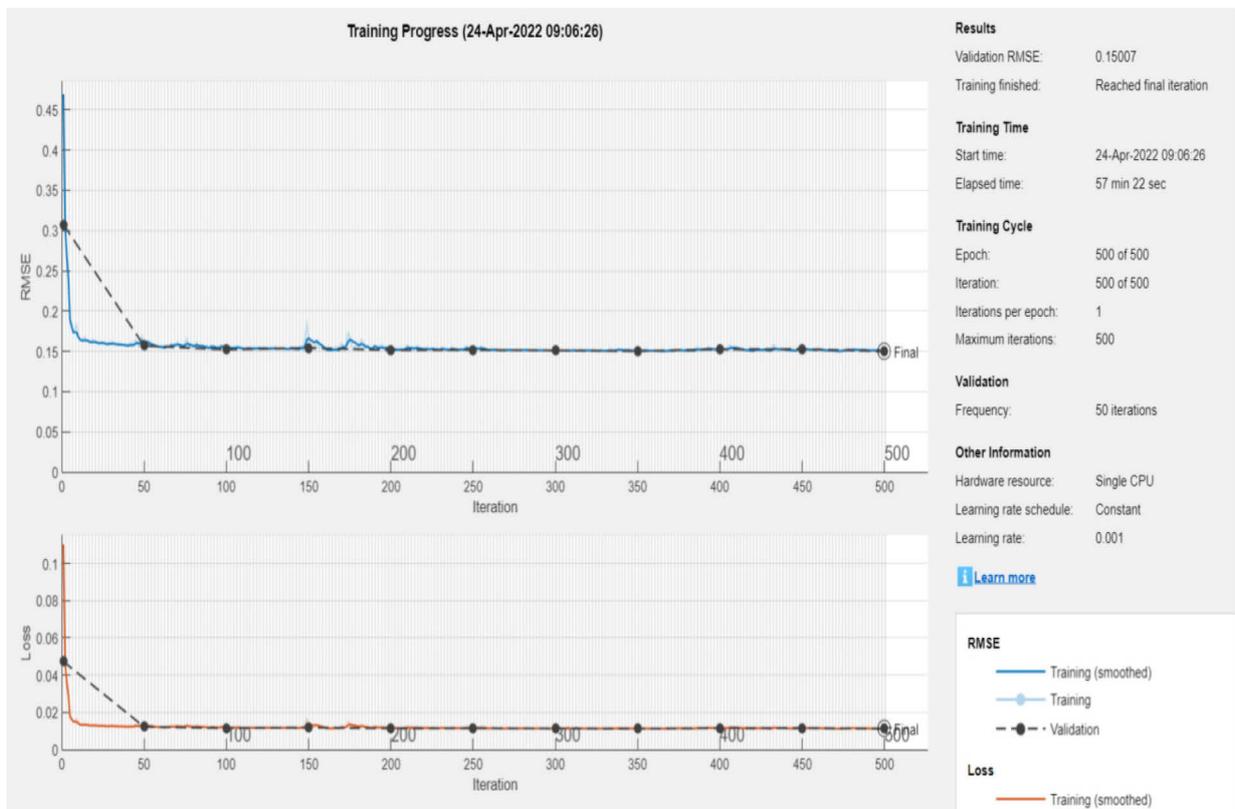


Figure 11: Variation de l'erreur au cours de l'entraînement pour le groupe1

La simulation a durée 57 minutes et 22 secondes, d'après la figure, on remarque une augmentation de l'erreur aux alentours des Epochs 160, 180 et 400 et à partir de 450 l'erreur converge vers RMSE=0,15.

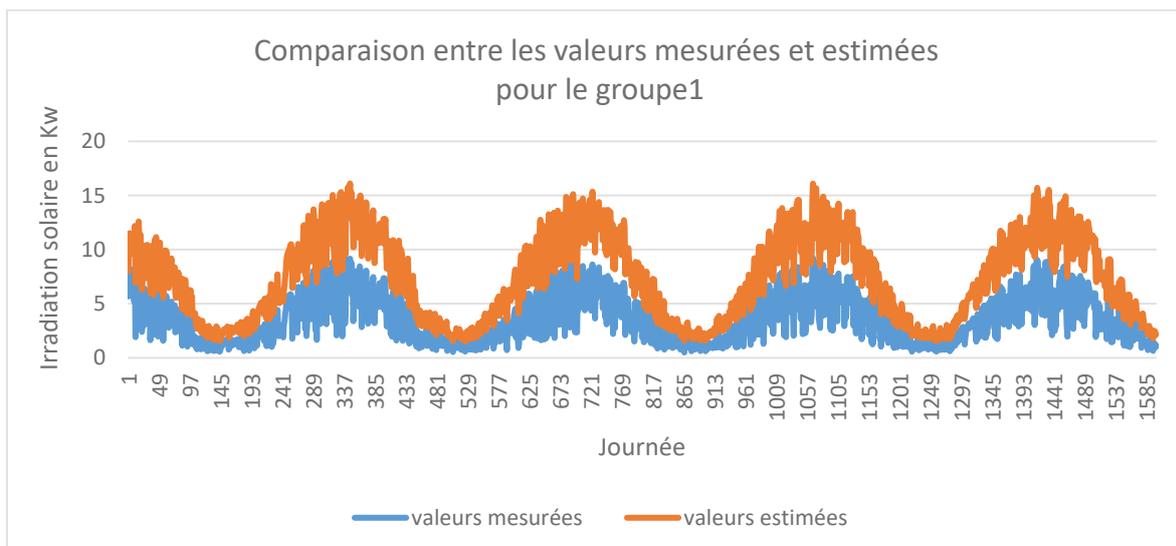


Figure 12 : Comparaison entre les valeurs mesurées et estimées pour le groupe1

Selon la figure 12, on remarque que les valeurs estimées et mesurées ne sont pas vraiment compatibles. Ces résultats confirment que les entrées du premier groupe ne sont pas les meilleures données.

Le tableau suivant montre les meilleures valeurs obtenues par le groupe 2 avec une variation de nombre de neurones.

Tableau 14 : Meilleurs résultats du groupe 2 :

Nombre des neurones cachées	MiniBtach size	Epoch	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
349	28	800	MAE=0,058 MAPE=2,108 10 ⁻⁶ MSE=0,0054 R=0,998 RMSE=0,0783	MAE=0,0664 MAPE=9,3164 10 ⁻⁶ MSE=0,0225 R=0,9982 RMSE=0,1501
350	28	800	MAE=0,071 MAPE=1,5857 10 ⁻⁶ MSE=0,0085 R=0,9994 RMSE=0,0923	MAE=0,0745 MAPE=8,7211 10 ⁻⁶ MSE=0,0195 R=0,9984 RMSE=0,1397
351	28	800	MAE=0,1232 MAPE=3,9775 10 ⁻⁶ MSE=0,0231 R=0,999 RMSE=0,1519	MAE=0,1282 MAPE=1,71671 10 ⁻⁵ MSE=0,0395 R=0,9981 RMSE=0,1988

D'après le tableau ci-dessus, les erreurs entre les résultats obtenus sont faibles. Cette variation graduée des erreurs affirme que le nombre des neurones approprié à ce problème est 350. Les deux graphes suivants présentent respectivement la variation de l'erreur au cours d'entraînement ainsi qu'une comparaison entre les valeurs réelles et celles estimées avec 350 neurones sur la couche cachée.

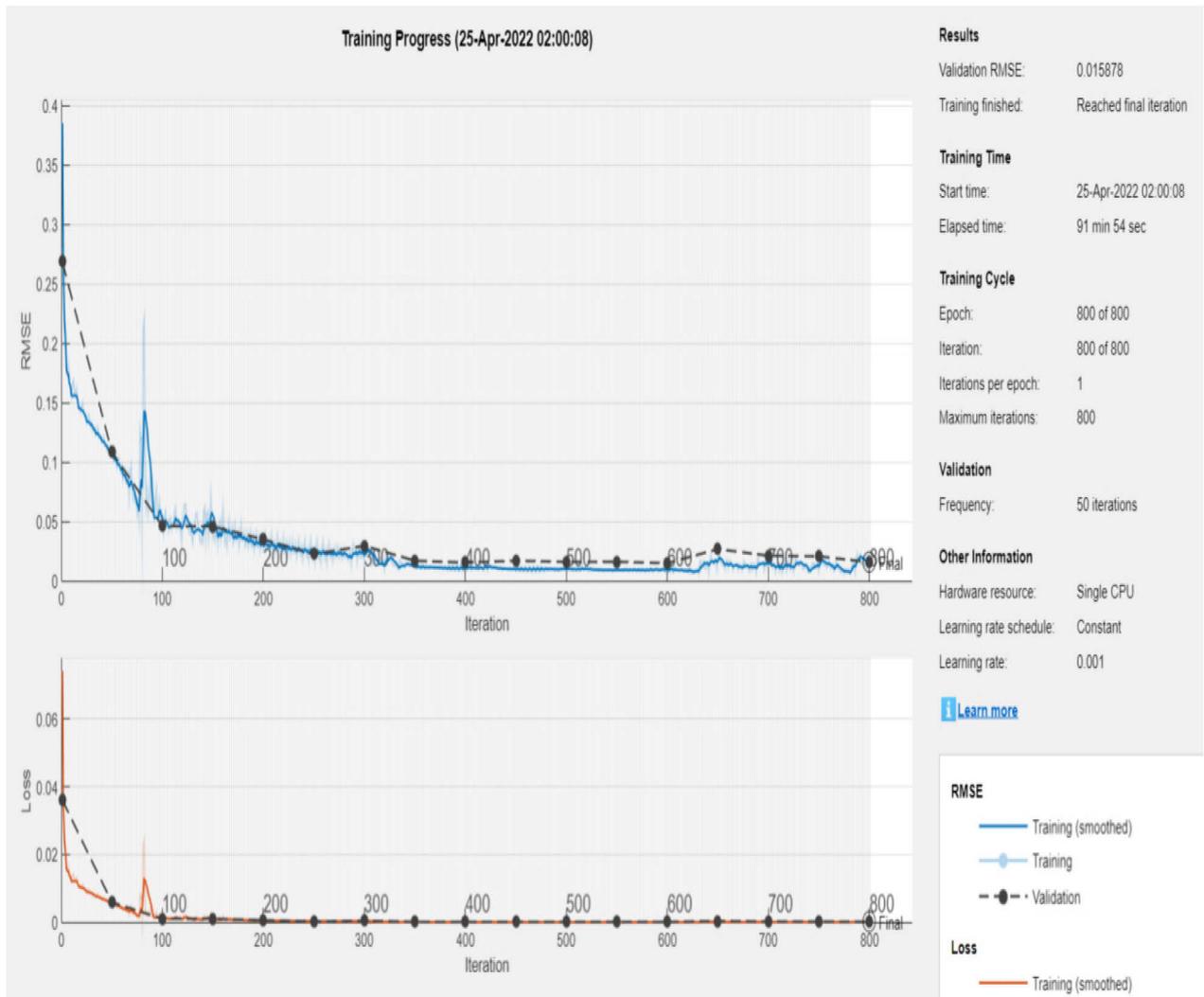


Figure 13 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement pour le groupe2

D'après la figure 13 la simulation a duré 91minutes et 54 secondes, l'erreur a connu des fluctuations avant de converger vers la valeur finale $RMSE=0,15878$.

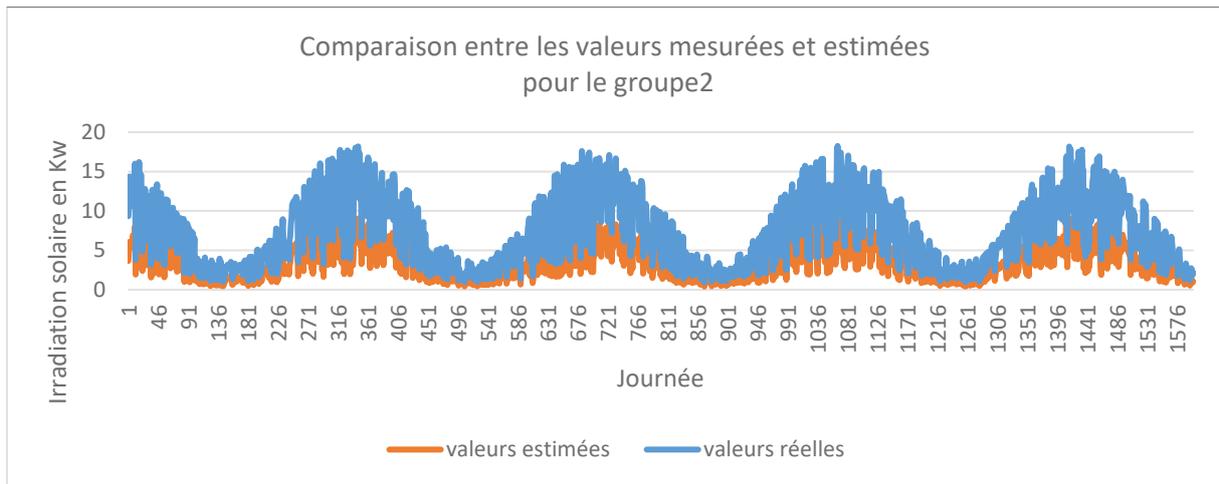


Figure 14 : Comparaison entre les valeurs mesurées et estimées pour le groupe2

Selon La figure ci-dessus, les valeurs estimées et mesurées se coïncident et se diffèrent selon les intervalles. En comparant les résultats du groupe 2 avec ceux du groupe1, on remarque bien la performance des entrées du groupe2.

Le tableau suivant montre les meilleurs résultats obtenus par les données du groupe3 :

Tableau 15 : Résultats du groupe 3 :

Nombre des neurones cachées	MiniBtach size	Epoch	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
299	42	500	MAE=0,1533 MAPE=6,2905 10 ⁻⁶ MSE=0,0401 R=0,9991 RMSE=0,2003	MAE=0,1595 MAPE=2,1337 10 ⁻⁵ MSE=0,0461 R=0,9978 RMSE=0,2147
300	42	500	MAE=0,0359 MAPE=6,1664 10 ⁻⁷ MSE=0,0027 R=0,9998 RMSE=0,0523	MAE=0,0458 MAPE=5,5448 10 ⁻⁷ MSE=0,0137 R=0,9987 RMSE=0,1164
301	42	500	MAE=0,0645 MAPE=2,3921 10 ⁻⁶ MSE=0,0076 R=0,9997 RMSE=0,0873	MAE=0,0699 MAPE=7,8268 10 ⁻⁶ MSE=0,0174 R=0,9986 RMSE=0,132

D'après le tableau 15, on remarque une petite variation aux niveaux des trois résultats estimés. Cette variation graduée des erreurs, affirme que le nombre des neurones adéquat à ce problème est 300. Les figures 15 et 16 montrent respectivement la variation de l'erreur au cours d'entraînement ainsi qu'une comparaison entre les valeurs réelles et celles estimées avec 300 neurones sur la couche cachée.

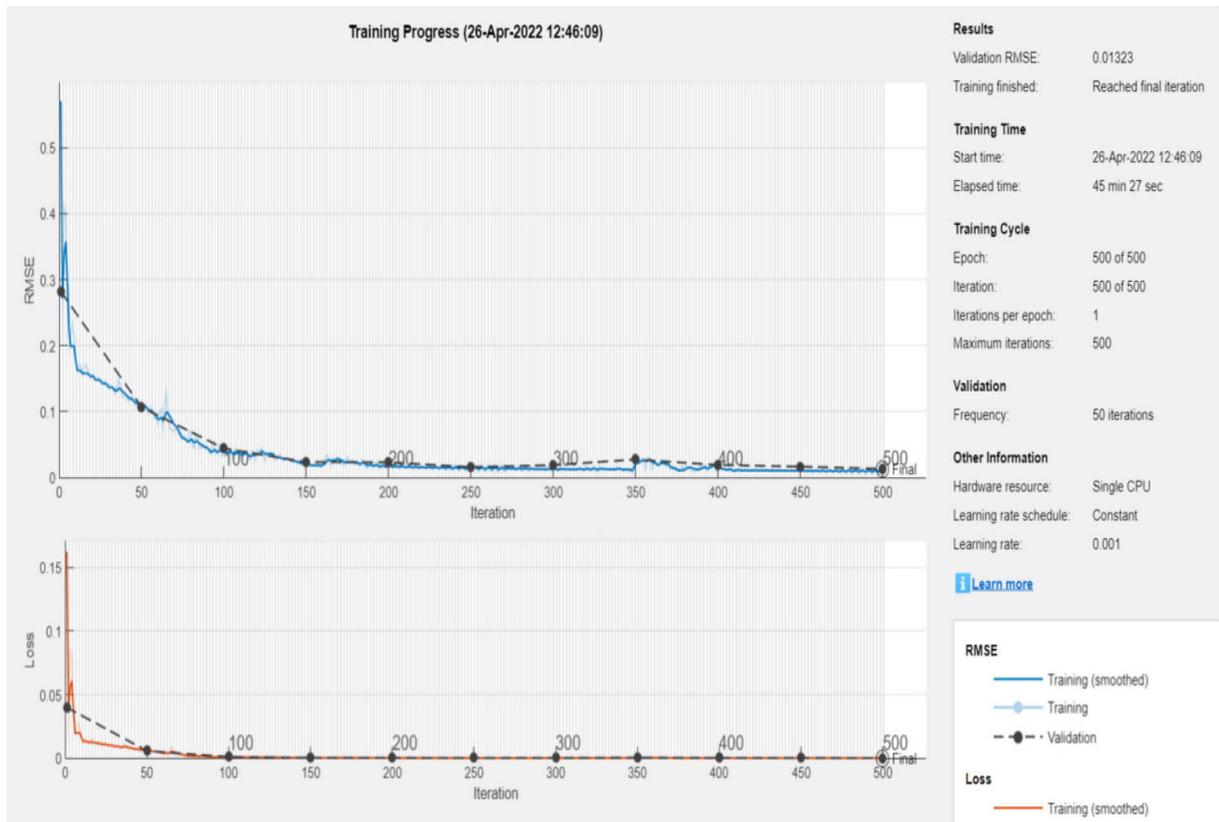


Figure 15 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement pour le groupe3

La simulation a duré 57minutes et 22 secondes, d'après la figure, on remarque l'erreur converge à partir l'Epoch 400, afin d'atteindre la valeur RMSE=0,1323

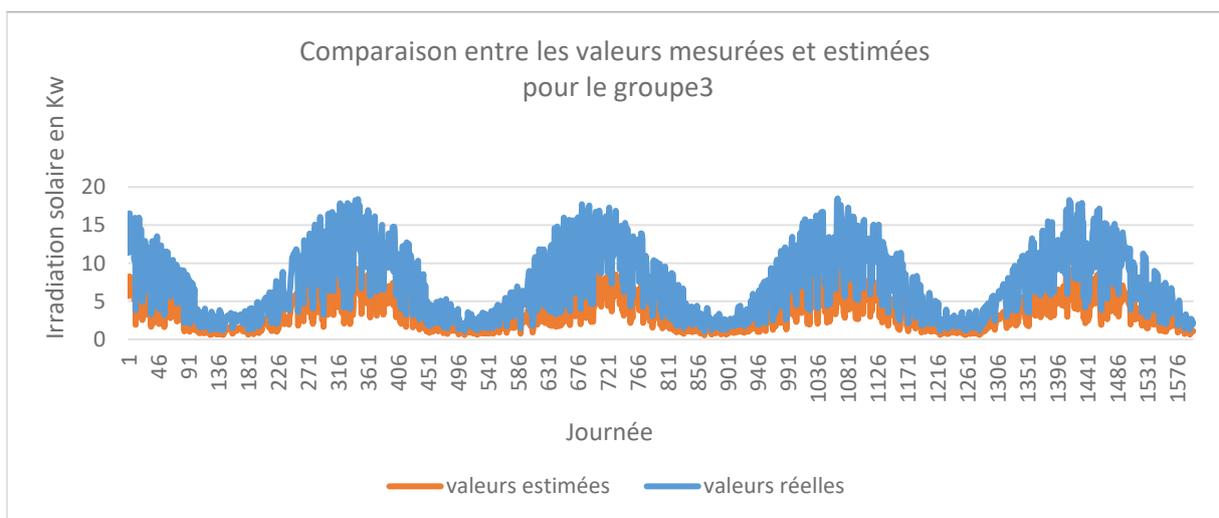


Figure 16 : Comparaison entre les valeurs mesurées et estimées pour le groupe3

D'après la figure 16, on remarque que les valeurs estimées et mesurées d'irradiation solaire estimées deviennent plus compatibles par rapport aux résultats précédents.

En conclusion, les entrées du groupe 3 ont montrées les meilleures performances. Ces données seront utilisées afin de déterminer l'irradiation solaire pour des autres emplacements de l'Abitibi-Témiscamingue.

3.2.4 Résultats :

Dans cette partie, les meilleurs résultats pour les différents emplacements seront présentés. Ils résultats sont obtenus en utilisant les données du groupe 3, un Epoch de 500 et miniBatch de 42.

3.2.4.1 Irradiation solaire estimée en Amos :

Le tableau 16 montre les meilleurs résultats obtenus à Amos.

Tableau 16 : Meilleurs résultats d'irradiation solaire estimée à Amos

Nombre des neurones cachées	MiniBatch size	Epoch	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
274	42	500	MAE=0,0813 MAPE=5,2894 10 ⁻⁶ MSE=0,0104 R=0,9998 RMSE=0,1022	MAE=0,0886 MAPE=1,5221 10 ⁻⁵ MSE=0,0303 R=0,998 RMSE=0,174
275	42	500	MAE=0,0538 MAPE=1,7112 10 ⁻⁶ MSE=0,0054 R=0,9997 RMSE=0,0737	MAE=0,0635 MAPE=8,3799 10 ⁻⁶ MSE=0,0179 R=0,9986 RMSE=0,1338
276	42	500	MAE=0,065 MAPE=2,3235 10 ⁻⁶ MSE=0,0074 R=0,9997 RMSE=0,0873	MAE=0,0719 MAPE=1,071 10 ⁻⁵ MSE=0,018 R=0,9988 RMSE=0,1342

D'après le tableau ci-dessous, les meilleurs résultats sont obtenus avec 275 neurones sur la couche cachée avec une petite variation d'erreur. La variation de l'erreur absolue moyenne entre

les différents résultats est $0,01001 \text{ kWh/m}^2$. Cette légère variation graduée prouve que le point avec 275 neurones est un minimum total. La figure 17 présente la variation de l'erreur au cours d'entraînement ainsi qu'une comparaison entre les valeurs réelles et celles estimées avec 275 neurones sur la couche cachée.

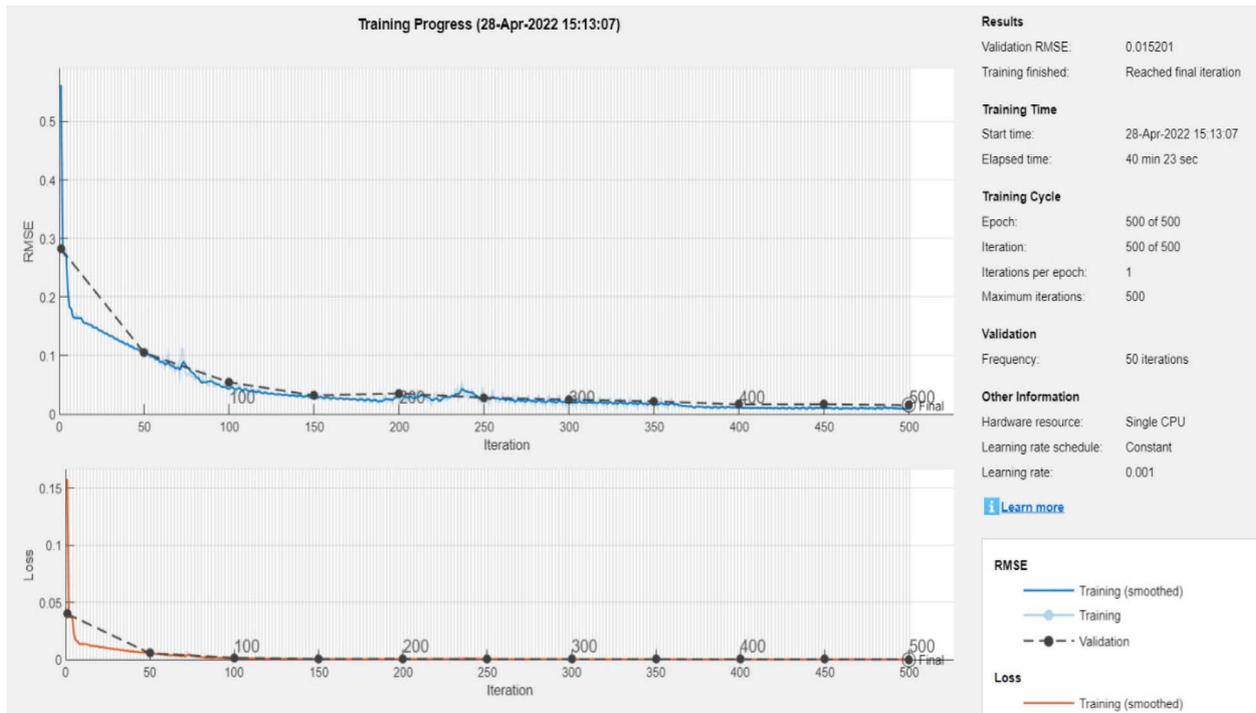


Figure 17: Variation de l'erreur au cours de l'entraînement en Amos

D'après la figure 17, la simulation a duré 40 minutes et 23 secondes. Au cours de l'entraînement la variation de l'erreur est passée par deux périodes. La première période commence dès le début jusqu'à l'itération 250 au cours de laquelle l'erreur quadratique moyenne a connu une grande variation. La deuxième période correspond à l'intervalle $[250;500]$ où l'erreur se converge vers la valeur $0,015201$.

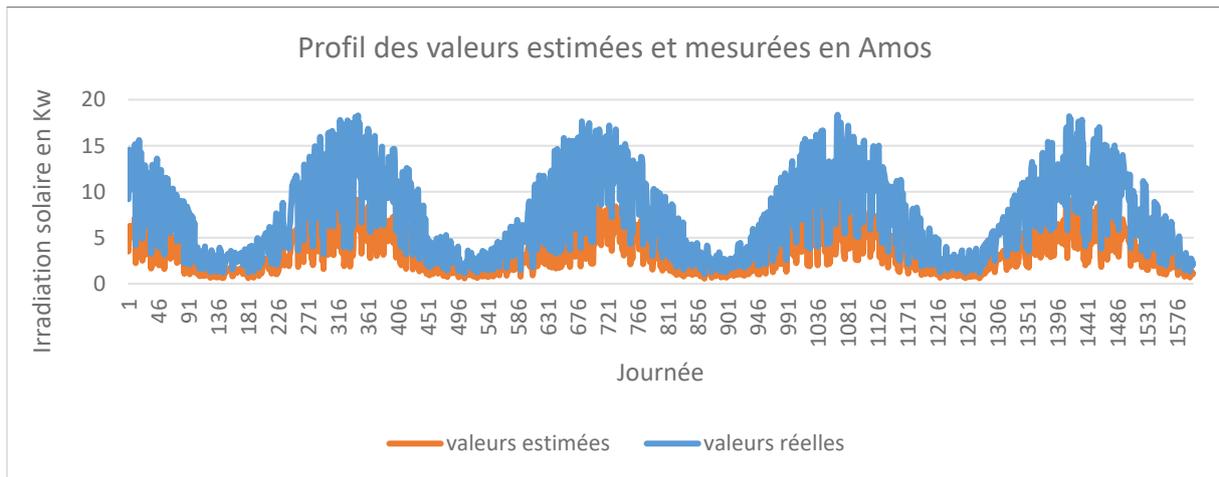


Figure 18: Profil des valeurs estimées et mesurées en Amos

La figure ci-dessus montre la variation des valeurs d'irradiations solaires estimées et mesurées a Amos. D'après les profils présentés on remarque que les valeurs estimées et mesurées d'irradiation solaire se rapprochent à l'hiver alors qu'elles s'éloignent au cours de l'été. Cette variation peut être expliquée par l'instabilité de l'irradiation solaire et des données pendant l'année.

3.2.4.2 Irradiation solaire estimée à La Sarre :

Le tableau 17 montre les résultats de prédiction d'irradiation solaire obtenus à La Sarre.

Tableau 17 : Résultats d'irradiation solaire estimée à La Sarre

Nombre des neurones cachées	MiniBtach size	Epoch	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
299	42	500	MAE=0,068 MAPE=2,3528 10 ⁻⁶ MSE=0,0073 R=0,9997 RMSE=0,0855	MAE=0,0736 MAPE=6,8262 10 ⁻⁵ MSE=0,0235 R=0,998 RMSE=0,1531
300	42	500	MAE=0,0599 MAPE=1,2803 10 ⁻⁶ MSE=0,0059 R=0,9997 RMSE=0,0767	MAE=0,0679 MAPE=3,4834 10 ⁻⁶ MSE=0,0141 R=0,9988 RMSE=0,1187
301	42	500	MAE=0,0552 MAPE=2,1441 10 ⁻⁶ MSE=0,0057 R=0,9998 RMSE=0,0762	MAE=0,0631 MAPE=1,0467 10 ⁻⁵ MSE=0,018 R=0,9987 RMSE=0,1342

Le tableau ci-dessus présente les erreurs des résultats obtenus par 299, 300 et 301 neurones sur la couche cachée. Le meilleur résultat a été fait avec 300 neurones. On remarque que la variation entre les valeurs affichées est faible. Par exemple cette variation pour le coefficient de corrélation est de 0,0008.

Les figures 19 et 20 montrent respectivement la variation de l'erreur au cours d'entraînement ainsi qu'une comparaison entre les valeurs réelles et celles estimées avec 300 neurones sur la couche cachée. La figure 19 présente la variation de l'erreur au cours de la phase d'entraînement. La simulation a durée 47 minutes et 41 secondes. Afin de converger vers la valeur finale, l'erreur a connu une grande variation dès le début jusqu'à l'itération 250.

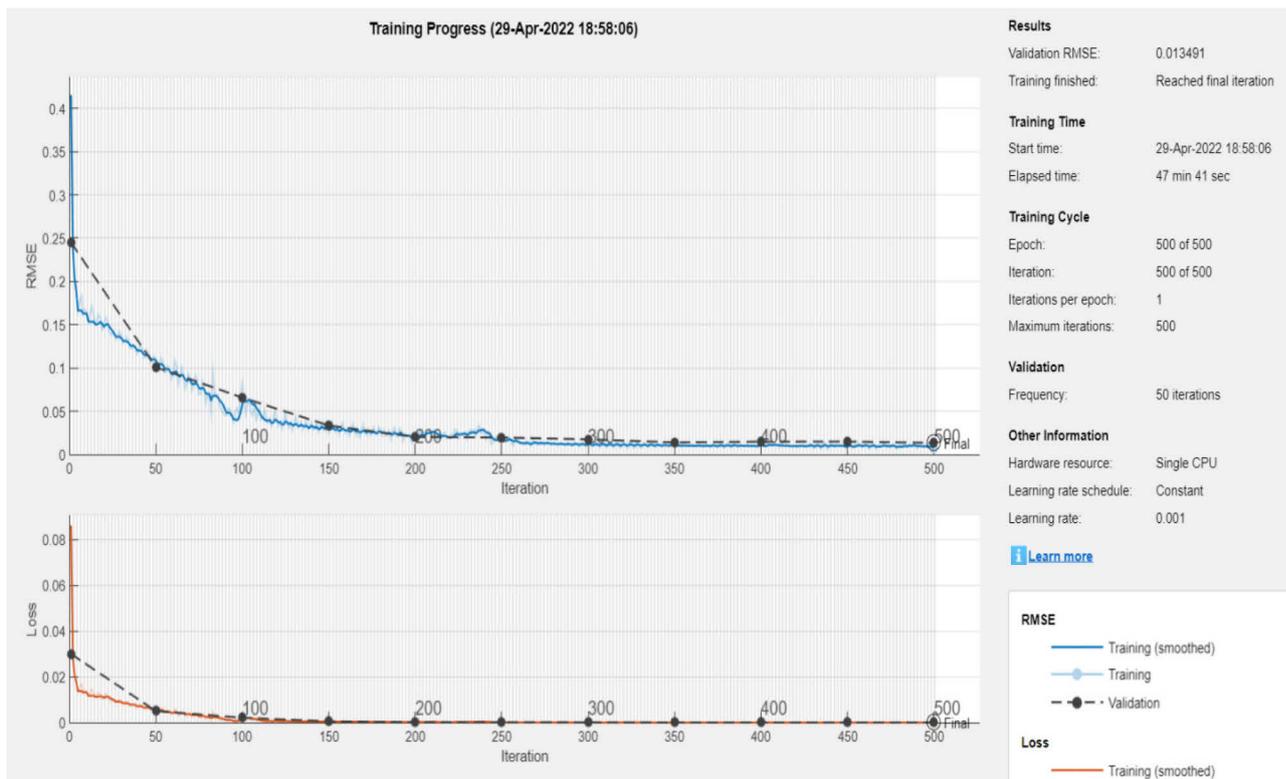


Figure 19 : Variation de l'erreur au cours de l'entrainement à La Sarre

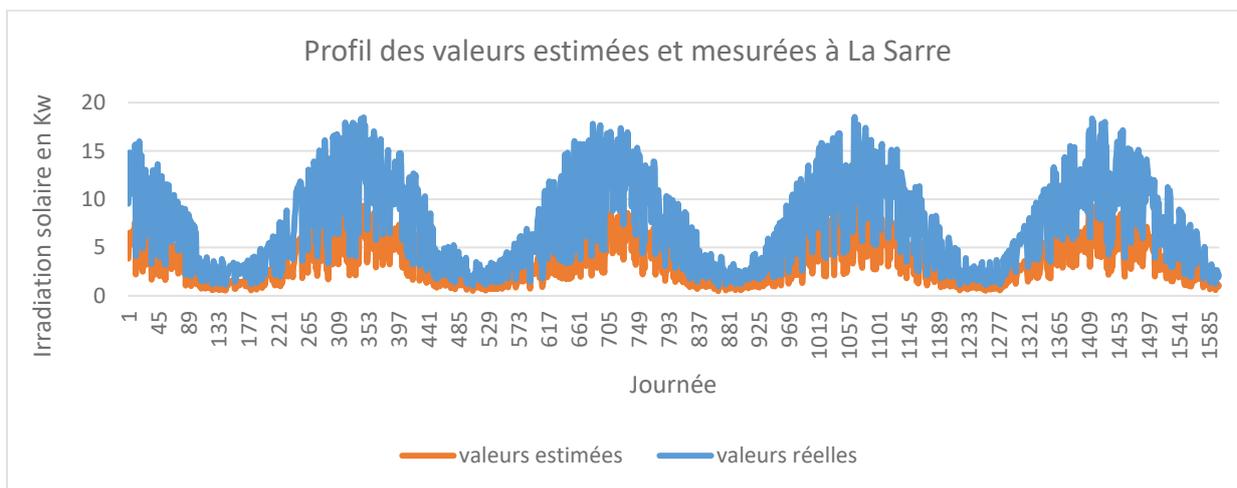


Figure 20 : Profil des valeurs estimées et mesurées à La Sarre

D'après les profils affichés de la quantité d'irradiation solaire à La Sarre, on remarque que la bonne performance de ce modèle surtout pendant l'hiver, puisque les valeurs estimées et mesurées sont très proches.

3.2.4.3 Irradiation solaire estimée à Val d'or :

Le tableau suivant montre les meilleurs résultats estimés d'irradiation solaire dans à Val d'or.

Tableau 18 : Résultats d'irradiation solaire estimée à Val d'or

Nombre des neurones cachées	MiniBatch size	Epoch	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
299	42	500	MAE=0,0831 MAPE=3,5066 10 ⁻⁶ MSE=0,0118 R=0,9997 RMSE=0,1085	MAE=0,0889 MAPE=1,5356 10 ⁻⁵ MSE=0,022 R=0,9989 RMSE=0,1485
300	42	500	MAE=0,0399 MAPE=9,0943 10 ⁻⁷ MSE=0,0033 R=0,9997 RMSE=0,0576	MAE=0,0472 MAPE=2,1547 10 ⁻⁶ MSE=0,0109 R=0,999 RMSE=0,1044
301	42	500	MAE=0,0406 MAPE=1,10276 10 ⁻⁶ MSE=0,0034 R=0,9997 RMSE=0,0582	MAE=0,0491 MAPE=2,8349 10 ⁻⁶ MSE=0,0116 R=0,9989 RMSE=0,1078

Le tableau 18 présente la variation de l'erreur au cours de la phase d'entraînement et de validation pour des simulations obtenues avec 299, 300 et 301 neurones sur la couche cachée.

Le minimum total est obtenu avec 300 neurones sur la couche cachée, puisque la variation entre les valeurs affichées se fait d'une façon graduée et légère.

Les figure 21 et 22 montrent respectivement la variation de l'erreur au cours d'entraînement ainsi qu'une comparaison entre les valeurs réelles et celles estimées avec 300 neurones sur la couche cachée. D'après la figure 21, la variation de l'erreur quadratique moyenne est passée

par deux phases, la première phase est caractérisée par l'instabilité, elle commence dès le début jusqu'à l'itération 300. La deuxième phase [300;500] est plus stable que la première. Dans cette phase l'erreur converge progressivement jusqu'à la valeur 0,012252.

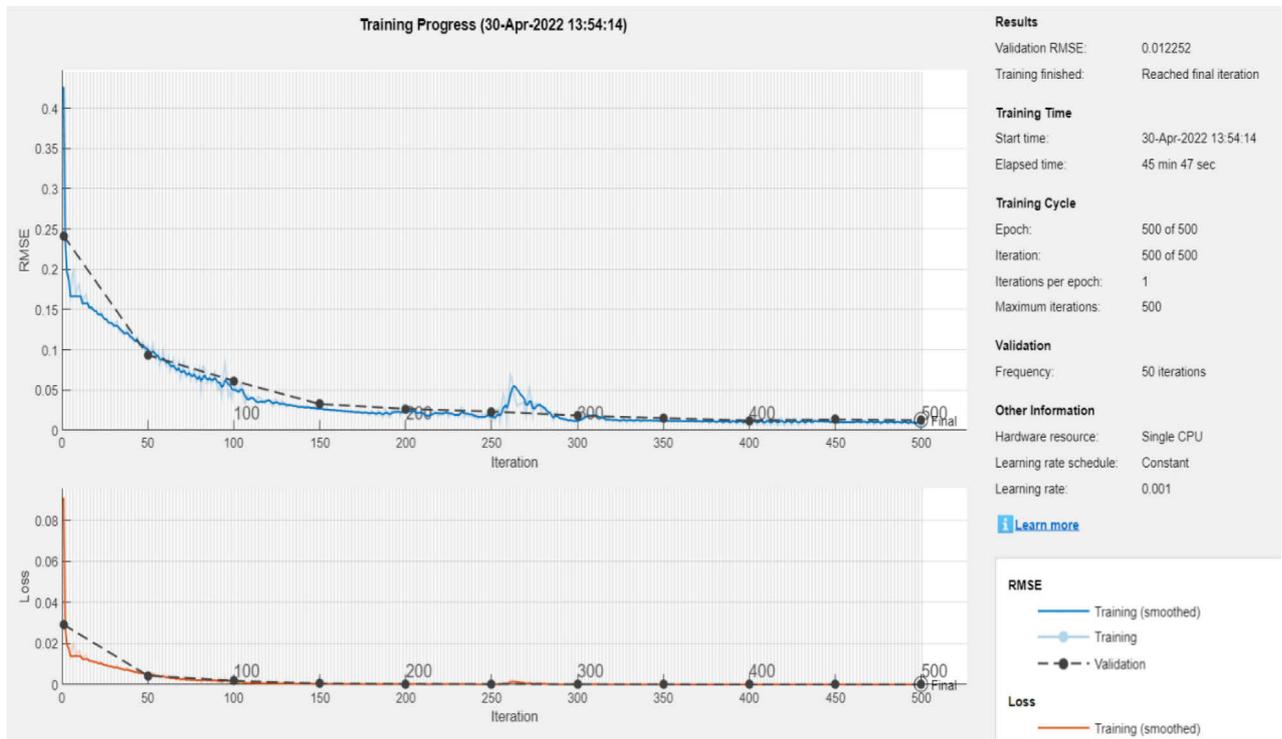


Figure 21 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement à Val d'or

La figure 22 montre les profils des valeurs estimées et mesurées de l'irradiation solaire. On remarque que pour certaines périodes, les valeurs mesurées et estimées se rapprochent alors que pour d'autre période ces valeurs s'éloignent. Cette variation peut être expliquée par le climat instable pendant l'été.

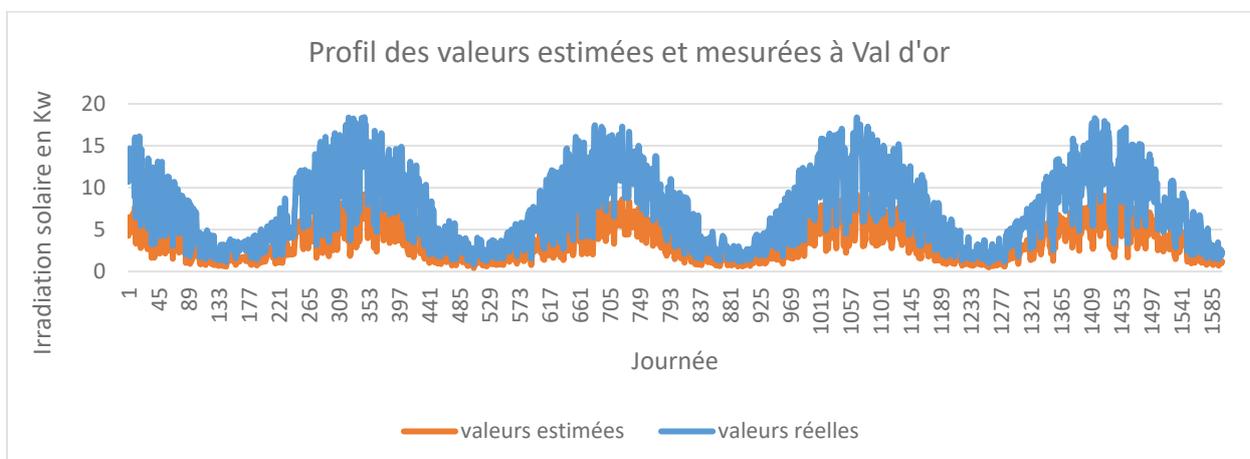


Figure22 : Profil des valeurs estimées et mesurées à Val d'or

3.2.4.4 Irradiation solaire estimée par le modèle entraîné par les quatre sites :

Dans cette partie, le modèle est entraîné par les données des quatre sites (Rouyn-Noranda, Amos, La Sarre et Val d'or) pour estimer l'irradiation solaire dans la région de l'Abitibi-Témiscamingue.

Les tableaux 19 et 20 montrent les meilleurs résultats obtenus au cours de la phase d'entraînement et de validation par le modèle entraîné par les quatre sites.

Tableau 19 : Meilleur résultat pendant la phase d'entraînement :

	Nombre des neurones	MiniBatch size	Epoch	Résultats d'entraînement
Les quatre emplacements	250	42	500	MAE=0,0395 MAPE=5,5765 10 ⁻⁷ MSE=0,0038 R=0,9996 RMSE=0,0617

Tableau 20 : Résultats d'irradiation solaire estimée par le modèle entraîné par les quatre emplacements :

Emplacement	Nombre des neurones	MiniBatch size	Epoch	Résultats de validation
Amos	250	42	500	MAE=0,0487 MAPE=4,275 10 ⁻⁶ MSE=0,0055 R=0,9996 RMSE=0,07441
Rouyn-Noranda	250	42	500	MAE=0,0437 MAPE=2,7831 10 ⁻⁶ MSE=0,0046 R=0,9996 RMSE=0,0676
La Sarre	250	42	500	MAE=0,0422 MAPE=2,2201 10 ⁻⁶ MSE=0,0044 R=0,9996 RMSE=0,061
Val d'or	250	42	500	MAE=0,0423 MAPE=2,2201 10 ⁻⁶ MSE=0,0044 R=0,9996 RMSE=0,0617

D'après le tableau, les résultats des différents emplacements sont proches. Le coefficient de corrélation est le même pour les quatre villes. Mais, les meilleures valeurs sont obtenues pour La Sarre. Les profils des valeurs estimées pour les quatre emplacements sont donnés aux annexes 5,6 7 et 8.

3.3 Conclusion

Dans ce chapitre, la méthode utilisée ainsi que les meilleurs résultats de l'irradiation solaire estimée ont été présentés. Cette méthode est appliquée pour chaque site appart et après un

modèle entraîné par les données des quatre sites a été développé pour estimer l'irradiation solaire dans toute la région de l'Abitibi-Témiscamingue.

Le prochain chapitre sera consacré à la détermination de la production des panneaux photovoltaïques ainsi qu'à l'estimation de la température.

IV. Quatrième chapitre : Optimisation du dimensionnement

4.1 Introduction :

L'intégration des installations photovoltaïques aux réseaux électriques est une étape majeure pour la réussite de la transition énergétique. Ces installations présentent cependant un inconvénient de taille : elles sont en effet imprévisibles et intermittentes, c'est-à-dire tributaires des conditions météorologiques.

Dans ce chapitre, on détermine la production énergétique des panneaux photovoltaïques et on estime la température à court terme pour toutes les 24 heures dans le but d'optimiser le dimensionnement des installations photovoltaïques et les rendre plus fiables. La première partie de ce chapitre est dédiée à l'estimation de l'électricité générée par les panneaux PV. La seconde partie est consacrée à la prévision des paramètres météorologiques (température) ainsi qu'à l'application qu'on a développée pour calculer les dimensions optimales des installations photovoltaïques.

4.2 Estimation de la production des panneaux photovoltaïques :

Pour cette partie les unités des différentes erreurs estimées sont les suivantes : RMSE en MW, MSE en $(MW)^2$, MAE en MW, R et MAPE sont adimensionnels.

4.2.1 Choix de la méthode :

Le LSTM, qui fait partie de l'apprentissage en profondeur (Deep Learning), est utilisé afin d'estimer la production des panneaux. Le choix du LSTM est basé sur les travaux précédents dans ce domaine comme le montre les tableaux suivants.

Tableau 21 : Comparaison entre les différentes méthodes utilisées en Espagne [44] :

Méthode	nRMSE%
Persistance	13,71
SARIMA	12,89
Perceptron multicouche avec rétropropagation	11,26

Le tableau 21 montre une étude comparative faite en Espagne dans le but de déterminer la production des panneaux photovoltaïques. Les méthodes présentées sont la persistance, le perceptron multicouche avec rétropropagation et la SARIMA.

D'après les résultats obtenus, la meilleure méthode utilisée est le LSTM avec le pourcentage de l'erreur nRMSE = 11,26%.

Tableau 22 : Comparaison entre les méthodes intelligentes utilisées en Australie [45] :

Méthode	MSE	RMSE
Réseau de neurones à convolution CNN	1,1389	1,2971
Long short-term memory LSTM	1,0637	1,1314

Le tableau ci-dessus présente une comparaison effectuée en Australie afin d'estimer la production des panneaux PV. D'après les résultats obtenus, on remarque que la méthode LSTM la plus performante.

Tableau 23 : Comparaison entre les méthodes intelligentes utilisées en Chine [46] :

Méthode	MBE	RMSE
Réseau de neurone (perceptron multicouche)	0,1995	1,086
Réseau de neurone récurrent RNN	-0,1442	1,0581
Long short-term memory LSTM	0,1206	1,0351

Le tableau 23 montre une étude comparative réalisée en Chine pour trois méthodes différentes afin de déterminer l'électricité fournie par les panneaux photovoltaïques. Les méthodes utilisées sont le LSTM, le réseau de neurone récurrent et le perceptron multicouche. Les critères d'évaluation appliqués sont l'erreur moyenne quadratique et l'erreur biais moyenne. Les

résultats obtenus montrent bien la performance de la méthode LSTM par rapport aux autres méthodes.

Les résultats des trois tableaux précédents justifient bien l'application de la méthode LSTM pour estimer la production des panneaux solaire dans notre cas.

4.2.2 Choix des entrées :

L'étape de sélection des entrées est essentielle afin de minimiser le temps de la simulation et garantir l'efficacité du modèle. Cette étape consiste à choisir les entrées qui ont une faible relation avec les sorties. Le coefficient de corrélation est utilisé pour assurer cette tâche.

Pour cette étude, on a 9 entrées qui sont illustrées par le tableau 24 avec leurs coefficients de corrélation.

Tableau 24 : Coefficient de corrélation de chaque entrée :

Entrées	Coefficient de corrélation R
Indice de la journée	-0,1137
Température	0,6112
Pression	0,2197
Vitesse du vent	-0,3424
Humidité relative	-0,8115
Humidité spécifique	0,4128
Indice de clarté	0,7064
Précipitation	-0,2819
Irradiation solaire	0,9889

Selon la figure 24, les entrées qui seront utilisées pour déterminer la production des panneaux photovoltaïques sont : L'irradiation solaire, l'humidité relative, la température et l'indice de clarté.

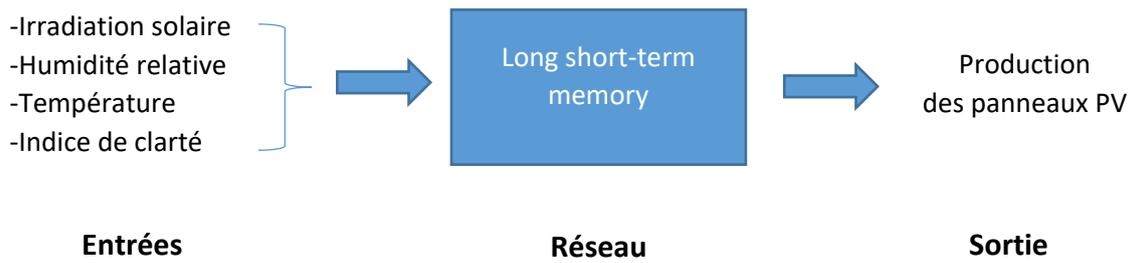


Figure 23 : Entrées choisies pour le LSTM

La base de données utilisée contient 3256 valeurs du 1 janvier 2013 jusqu'à 31 janvier 2022.

- 80% des données sont utilisées pour l'entraînement, du 1 janvier 2013 jusqu'à 18 février 2020 (2605 valeurs).

- 20% des données sont utilisées pour le test et la validation, du 19 février 2020 jusqu'à 31 janvier 2022 (651 valeurs).

Les données sont obtenues par **Elia Groupe**. Le champ photovoltaïque installé est de 6,92 MWc en 2013 jusqu'à 54,9 MWc en 2022, dont les panneaux utilisés sont de type monocristallin.

4.2.3 Choix des paramètres du réseau et résultats :

Cette partie est consacrée aux choix des paramètres du réseau LSTM. Les paramètres considérés sont : le mini-Batch size, l'Epoch et le nombre des neurones.

La valeur considérée du mini-Batch est 28, cette valeur est liée directement au nombre d'entrées, dans notre cas le nombre d'entrées est 4 et le sous-groupe contient les données de la dernière semaine, donc le mini-Batch size sera $7 \times 4 = 28$.

Le nombre des neurones choisi sur la couche cachée ainsi que l'Epoch seront déterminés d'une manière itérative.

4.2.3.1 Choix de l'Epoch :

Afin de choisir la bonne valeur de l'Epoch, la méthode choisie est itérative. Dans cette méthode, le nombre des neurones est fixé à une valeur constante (fixé à 50 : on a considéré une petite valeur dans le but de minimiser le temps de simulation) tout en changeant à chaque fois l'Epoch jusqu'à obtenir le minimum d'erreur (avec un pas de 100 jusqu'à 1000) [41] [42] [43].

L'ensemble des valeurs obtenues sont présentées à l'annexe 9 et le meilleur est obtenu avec la valeur 600 d'Epoch comme l'indique le tableau 25.

Tableau 25 : Résultats pour de la meilleur valeur obtenue de l'Epoch

Epoch	MiniBtach size	Nombre des neurones cachées	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
600	28	50	MAE=0,0086 MAPE=4,059 10 ⁻⁶ MSE=1,9085 10 ⁻⁴ R=0,9987 RMSE=0,0138	MAE=0,0118 MAPE=8,7374 10 ⁻⁶ MSE=4,5033 10 ⁻⁴ R=0,9968 RMSE=0,0212

4.2.3.2 Choix de nombre de neurones cachés :

La méthode appliquée pour le choix optimal du nombre des neurones est une méthode itérative [41] [42] [43]. Le tableau 26 montre les meilleurs résultats obtenus de l'estimation de la production des panneaux photovoltaïques. On remarque que les valeurs des erreurs présentées sont proches par exemple la différence au niveau de coefficient de corrélation est 0,0001 ce qui prouve que le point avec 350 neurones sur la couche cachée est un minimum total.

Tableau 26 : Résultats de la production des panneaux PV

Nombre des neurones cachées	MiniBtach size	Epoch	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
349	28	600	MAE=0,0074 MAPE=4,8795 10 ⁻⁶ MSE=1,5784 10 ⁻⁴ R=0,999 RMSE=0,0126	MAE=0,4674 MAPE=0,0012 MSE=0,4347 R=0,9973 RMSE=0,6593
350	28	600	MAE=0,0049 MAPE=1,363 10 ⁻⁶ MSE=1,2593 10 ⁻⁴ R=0,999 RMSE=0,0112	MAE=0,3228 MAPE=5,0879 10 ⁻⁴ MSE=0,2973 R=0,9974 RMSE=0,5453
351	28	600	MAE=0,0065 MAPE=3,7787 10 ⁻⁶ MSE=1,4081 10 ⁻⁴ R=0,9991 RMSE=0,0119	MAE=0,4449 MAPE=0,0011 MSE=0,3925 R=0,9974 RMSE=0,6265

D'après les résultats des tableaux 25 et 26 les paramètres du réseau LSTM utilisées sont 350 comme nombre des neurones cachées et 600 pour l'Epoch.

Les figure 24 et 25 présentent respectivement la variation de l'erreur au cours d'entraînement et les profils des valeurs mesurées et estimées avec 350 neurones sur la couche cachée. La durée de la simulation est 28min 3 sec, on remarque que le courbe de l'erreur passe par deux phases. La première phase commence dès le début de la simulation jusqu'à l'itération 100 au cours de laquelle la variation le courbe est caractérisé par l'instabilité. Pour la deuxième phase qui présente le reste de la durée, l'erreur converge d'une manière graduée jusqu'à une valeur RMSE=0,018848.

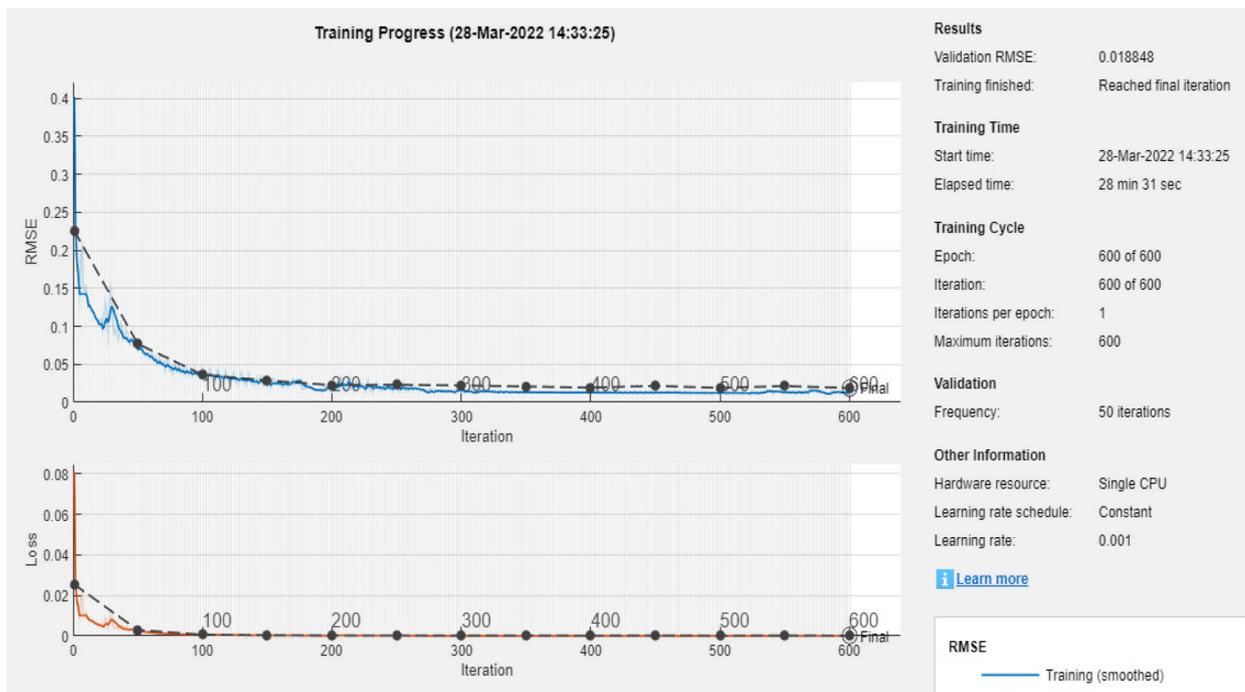


Figure 24: Variation de l'erreur au cours de l'entraînement

La figure 25 montre les profils des valeurs estimées et mesurées de la production des panneaux photovoltaïques. On remarque que les deux profils sont compatibles et que la seule différence est au niveau de la période [577 ;595]. Ce qui nous permis de conclure notre modèle est performant.

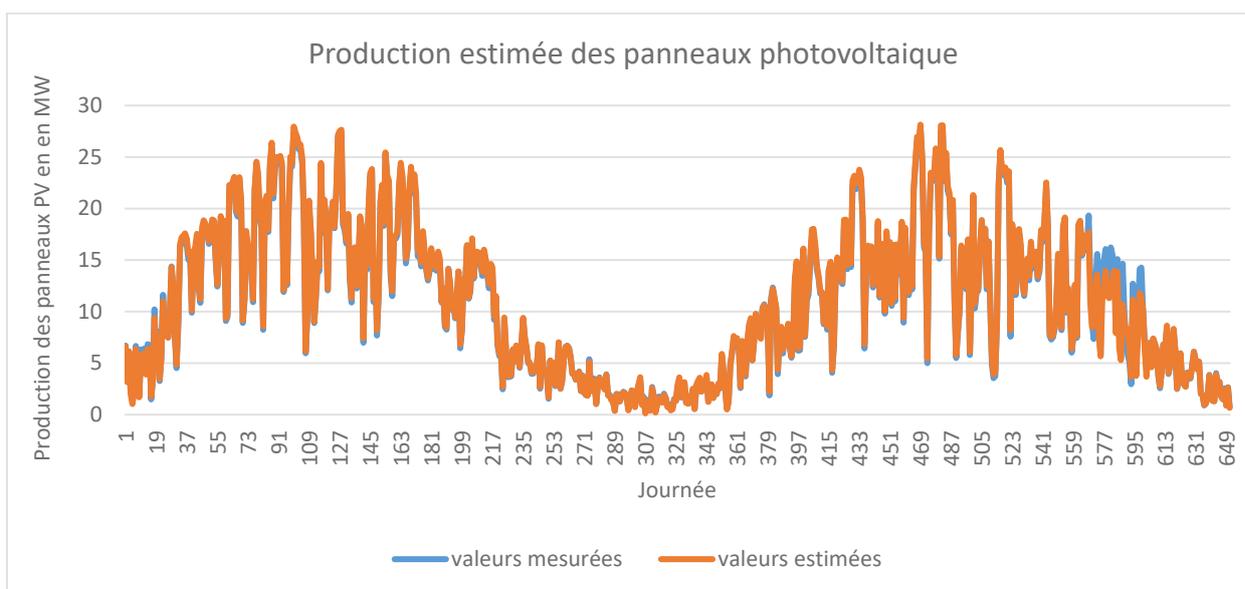


Figure 25 : Profil des valeurs estimées et mesurées de la production des panneaux photovoltaïques

4.3. Paramètres météorologiques (Température) :

Cette partie est consacrée pour développer des modèles capables d'estimer la température relative qui sera utilisée pour déterminer la quantité d'irradiation solaire et la production des panneaux photovoltaïques.

Les unités des erreurs utilisées sont : RMSE en C° , MSE e $(C^{\circ})^2$, MAE en C° , R et MAPE sans unité.

La figure 27 donne les différentes étapes nécessaires pour la prédiction de la température. La première étape est de choisir la méthode convenable selon une recherche bibliographique. La deuxième et la troisième étape consistent à entraîner quatre modèles capables d'estimer la température à court terme dans les villes suivantes : Rouyn-Noranda, Amos, La Sarre et Val d'or. La dernière étape permet de proposer un modèle de prédiction capable de déterminer la température du jour suivant dans toute la région de l'Abitibi-Témiscamingue.

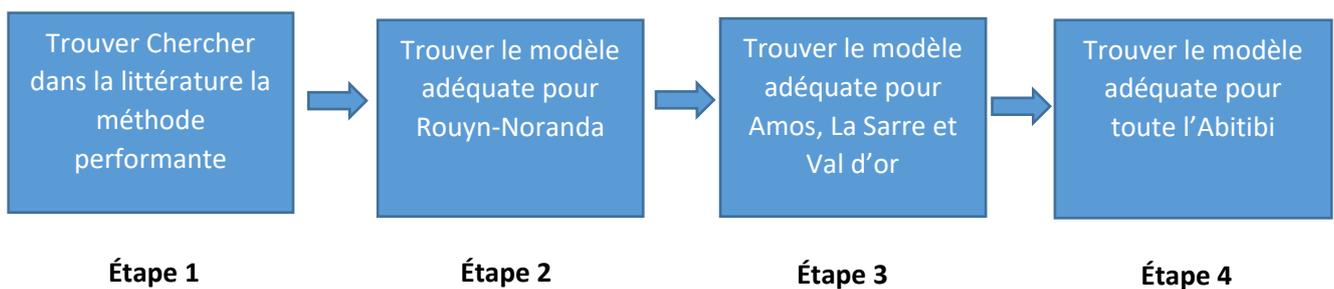


Figure 26: Les différentes étapes nécessaires pour la prédiction de la température.

4.3.1. Choix de la méthode :

Afin de déterminer la température du jour suivant, le LSTM est utilisée. Ce choix est justifié par une études comparative réalisée en Chine dans le but d'estimer la température. Dans cette étude, l'entrée du réseau est la température de la journée précédente. D'après le tableau 27, on remarque que la précision des résultats obtenues par le LSTM est meilleure que celle des autres méthodes.

Tableau 27 : Comparaison des méthodes utilisées en Chine [48] :

Méthode	RMSE	R ²
Réseau de neurone à retro-propagation BPNN	0,4829	0,816
Support de la machine vectorielle SVM	0,3964	0,87771
Arbre de décision DT	0,3783	0,8872
Long short-term memory LSTM	0,3644	0,8954

La base de données utilisée dans cette étude est constituée de 8003 valeurs, du 1 janvier 2000 jusqu'au 30 novembre 2021.

* 80% des données sont pour l'entraînement, du 1 janvier 2000 jusqu'au 12 juillet 2017 (6403 valeurs).

* 20% des données sont pour le test et la validation, du 18 juillet 2017 jusqu'au 30 novembre 2021 (1600 valeurs).

Cette base de données est disponible dans site '**Power data acces- NASA Power**' :

<https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/>

4.3.2. Choix des paramètres du réseau :

La valeur considérée du mini-Batch dans notre cas est 7. Cette valeur est liée au nombre des entrées, du moment qu'il y a une seule entrée du réseau et le sous-groupe contient les données de la dernière semaine, donc le mini-Batch size sera $7 \times 1 = 7$

Les valeurs de l'Epoch et le nombre des neurones seront déterminées d'une manière itérative. [46] [47] [48].

4.3.2.1 Choix de l'Epoch :

Pour le choix l'Epoch, on fixe le nombre des neurones à une valeur constante de la méthode itérative utilisée (fixée à 50 : on a pris une petite valeur dans le but de minimiser le temps de simulation) et après on change à chaque fois l'Epoch avec un pas de 100 de 100 jusqu'à 1000 jusqu'à obtenir le minimum d'erreur [46] [47] [48].

L'ensemble des valeurs obtenus sont données à l'annexe 10 et le meilleur résultat est présenté par le tableau 28.

Tableau 28 : Meilleur résultat pour différentes valeurs d'Epoch en Rouyn-Noranda

Epoch	MiniBatch size	Nombre des neurones cachées	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
800	14	50	MAE=2,9493 MAPE=1,4873 10 ⁻⁵ MSE=14,2586 R=0,9604 RMSE=3,7761	MAE=2,998 MAPE=6,6916 10 ⁻⁵ MSE=15,5745 R=0,9577 RMSE=3,9465

D'après le tableau précédent, 800 est la valeur optimale de l'Epoch afin d'avoir le meilleur résultat.

4.3.2.2 Choix de nombre des neurones cachées :

Dans cette partie, on détermine le nombre de neurones cachées. Le tableau 29 donne les meilleurs résultats d'estimation de la température en fonction du nombre des neurones cachés.

Tableau 29 : Résultats de l'estimation de la température :

Nombre des neurones cachés	MiniBtach size	Epoch	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
124	14	800	MAE=2,8139 MAPE=1,1621 10 ⁻⁵ MSE=13,4388 R=0,9612 RMSE=3,6659	MAE=2,8586 MAPE=5,1944 10 ⁻⁵ MSE=14,1421 R=0,9558 RMSE=3,7606
125	14	800	MAE=2,7253 MAPE=8,5427 10 ⁻⁶ MSE=13,0874 R=0,9164 RMSE=3,6177	MAE=2,7485 MAPE=3,6084 10 ⁻⁵ MSE=13,2457 R=0,961 RMSE=3,6395
126	14	800	MAE=2,7615 MAPE=1,0748 10 ⁻⁵ MSE=13,4174 R=0,9606 RMSE=3,6629	MAE=2,7983 MAPE=4,3845 10 ⁻⁵ MSE=13,726 R=0,9682 RMSE=3,709

D'après le tableau 29, on remarque que le meilleur résultat est obtenu avec 125 neurones sur la couche cachée.

Les figures 27 et 28 présentent respectivement la variation de l'erreur au cours d'entraînement et le profil des valeurs réelles et celles estimées de la température à Rouyn-Noranda avec 350 neurones sur la couche cachée.

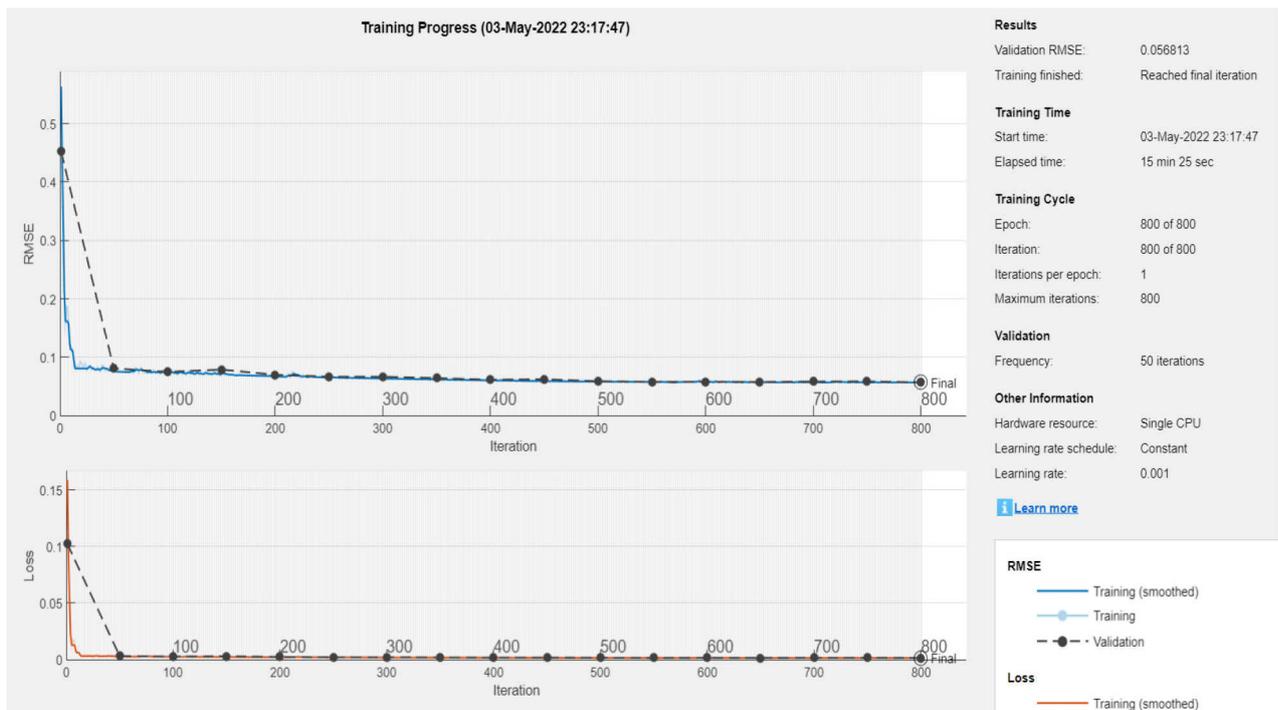


Figure 27 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement de la température à Rouyn-Noranda

À la figure 28, la simulation a durée 15 minutes 25 secondes, et l'erreur converge tend vers la valeur RMSE=0,058813.

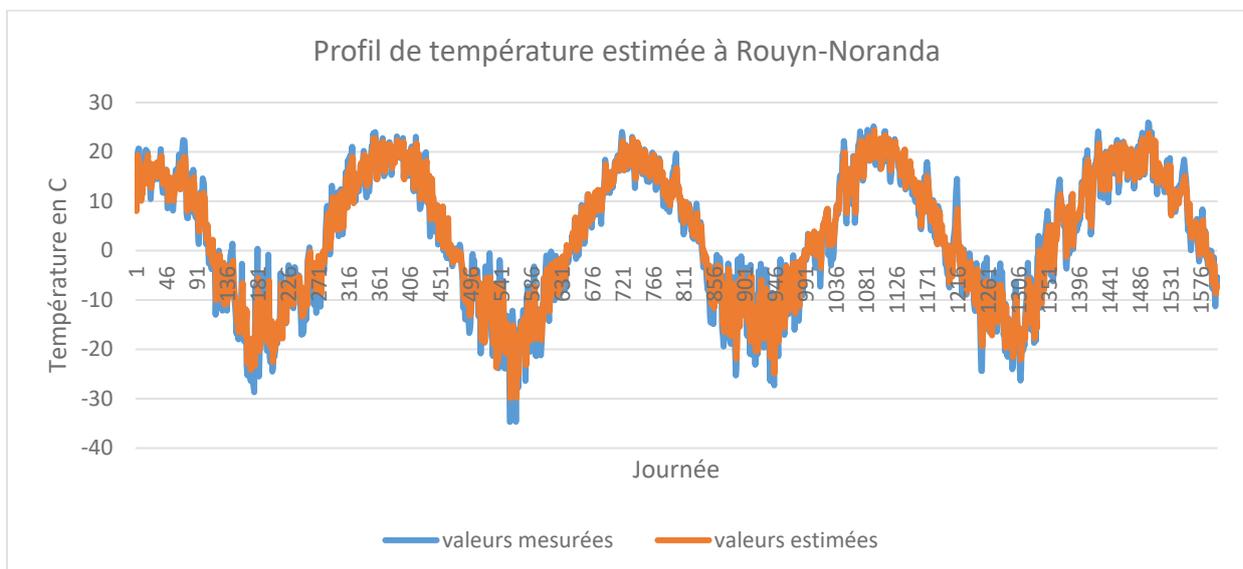


Figure 28 : Profil des valeurs estimées et mesurées de la température à Rouyn-Noranda

La figure 28 montre que la différence se fait au niveau des valeurs minimales, pour les autres points les courbes sont compatibles ce qui prouve la performance du modèle entraîné.

4.3.3. Résultats de la température estimée :

4.3.3.1 Estimation de la température en Amos :

Le tableau 30 montre les meilleurs résultats d'estimation de la température obtenus pour Amos.

Tableau 30 : Meilleurs résultats de la température estimées pour Amos :

Nombre des neurones cachées	MiniBtach size	Epoch	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
174	14	800	MAE=3,483 MAPE=6,0787 10^{-6} MSE=19,4118 R=0,9613 RMSE=4,4059	MAE=3,5324 MAPE=1,9027 10^{-5} MSE=19,6449 R=0,9603 RMSE=4,4323
175	14	800	MAE=2,8892 MAPE=4,8383 10^{-6} MSE=14,6307 R=0,9613 RMSE=3,825	MAE=2,9023 MAPE=1,8942 10^{-5} MSE=14,7083 R=0,9609 RMSE=3,8351
176	14	800	MAE=3,3096 MAPE=4,7905 10^{-6} MSE=18,2468 R=0,9614 RMSE=4,2716	MAE=3,3444 MAPE=1,727 10^{-5} MSE=18,3056 R=0,9612 RMSE=4,2785

D'après le tableau 30, on remarque que les résultats obtenus sont proches et la différence entre les valeurs du coefficient de corrélation est 0,0009. Cette petite différence prouve que le point avec 175 neurones sur la couche cachées est un minimum total.

Le figure 29 présente la variation de l'erreur au cours de l'entraînement avec 175 neurones sur la couche cachée. La durée de la simulation est 25 minutes 30 secondes, la courbe converge progressivement jusqu'à la valeur finale d'erreur.

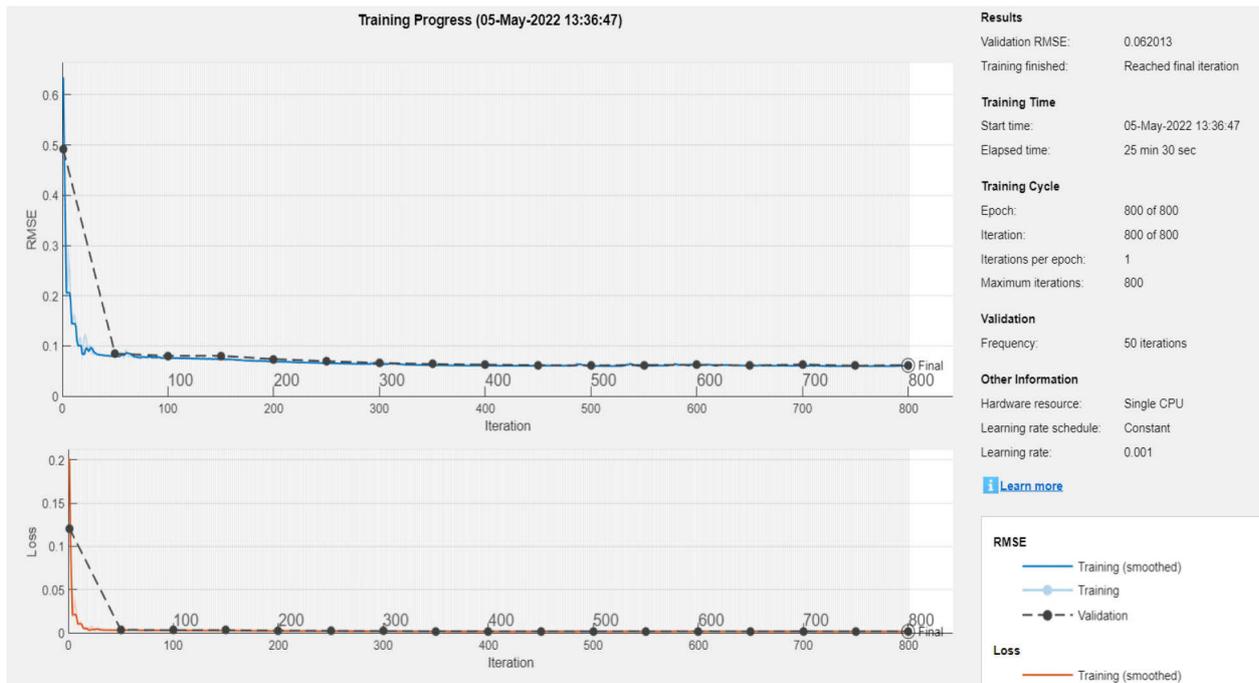


Figure 29 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement de la température en Amos

La figure 30 montre les résultats estimés et mesurés de la température pour la ville d'Amos.

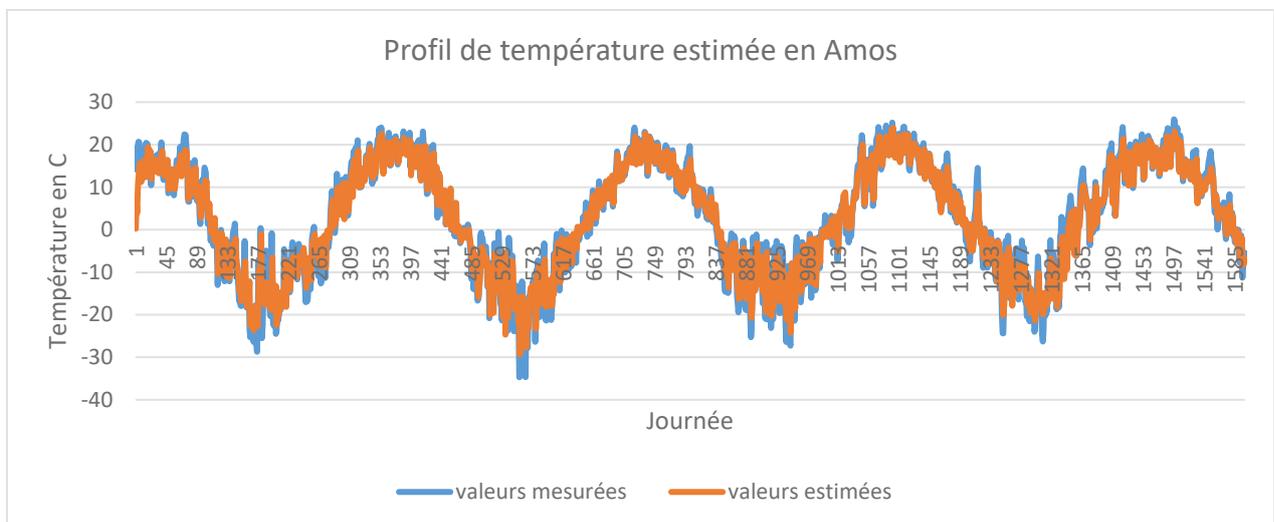


Figure 30: Profil des valeurs estimées et mesurées de la température pour Amos

D'après les résultats obtenus, on remarque que les valeurs estimées sont proches de ceux mesurées, ce qui prouve la performance du modèle entraîné.

4.3.3.2 Estimation de la température à La Sarre :

Le tableau suivant illustre les meilleurs résultats d'estimation de la température à La Sarre.

Tableau 31 : Meilleurs résultats de la température estimées à La Sarre :

Nombre des neurones cachées	MiniBtach size	Epoch	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
249	14	800	MAE=2,7462 MAPE=1,2603 10 ⁻⁵ MSE=12,844 R=0,9624 RMSE=3,5035	MAE=2,7253 MAPE=5,3463 10 ⁻⁵ MSE=12,6028 R=0,9637 RMSE=3,55
250	14	800	MAE=2,7155 MAPE=9,6945 10 ⁻⁶ MSE=12,934 R=0,9627 RMSE=3,5964	MAE=2,6969 MAPE=4,038 10 ⁻⁵ MSE=12,5777 R=0,9637 RMSE=3,5465
251	14	800	MAE=2,7462 MAPE=4,1357 10 ⁻⁵ MSE=12,7127 R=0,9621 RMSE=3,5654	MAE=2,7392 MAPE=5,0318 10 ⁻⁵ MSE=12,8463 R=0,9626 RMSE=3,5842

D'après le tableau 31, on remarque la performance des résultats avec 250 comme nombre des neurones cachées. Les résultats affichés sont proches entre eux ce qui prouve de plus que le point avec 250 neurones est un minimum total.

Les deux figures suivantes présentent respectivement la variation de l'erreur au cours d'entraînement et les courbes des valeurs réelles et estimées avec 250 neurones sur la couche cachée.

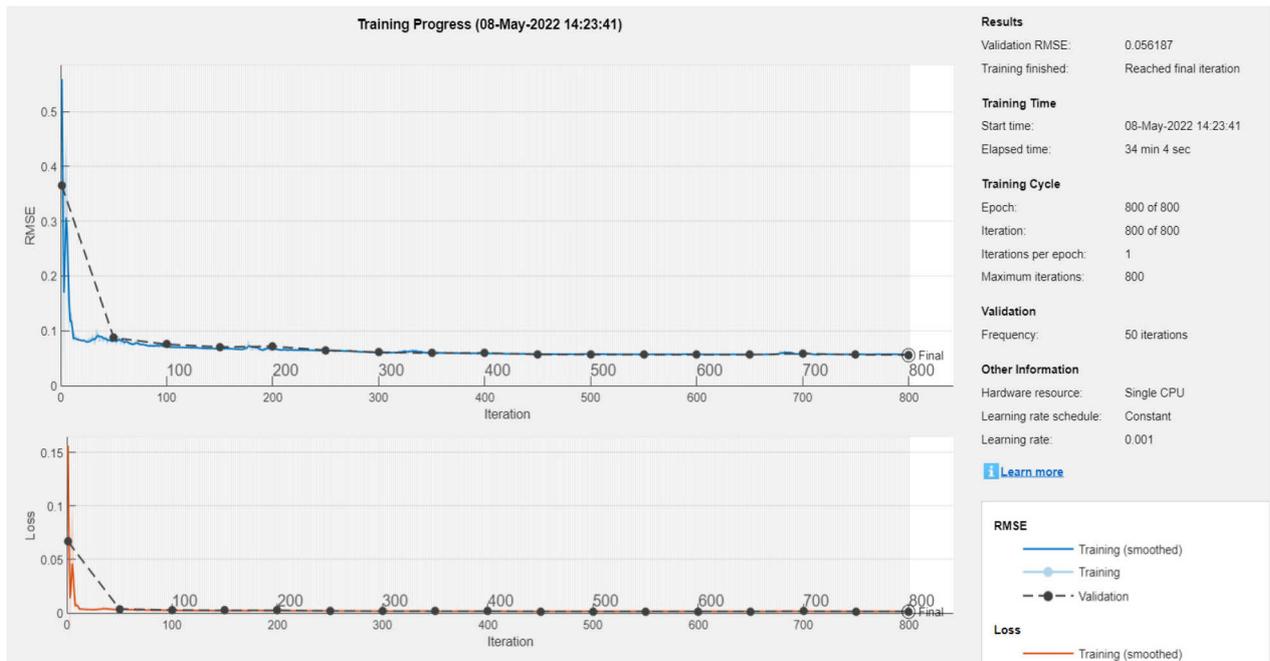


Figure 31 : Variation de l'erreur au cours de l'entrainement de la température pour ville de La Sarre

La figure 31 montre la variation de l'erreur quadratique moyenne au cours de l'entrainement pour la ville de La Sarre. La durée de la simulation est 34 minutes et 4 secondes et la courbe converge progressivement vers la valeur finale.

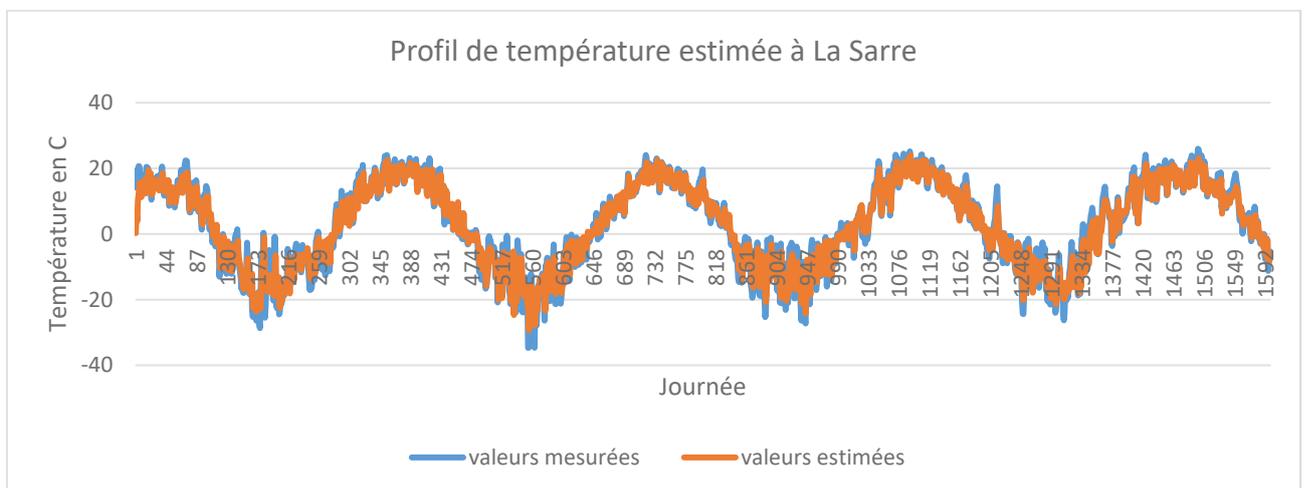


Figure 32: Profil des valeurs estimées et mesurées de la température pour ville de La Sarre

La figure 32 présente le profil des valeurs estimées et mesurées de la température pour la ville de La Sarre. On remarque des petites différences surtout au niveau des valeurs minimales

(pendant l'hiver) alors que pour la majorité des points obtenus sont conformes ce qui montre bien la précision de notre modèle.

4.3.3.3 Estimation de la température à Val d'or :

Le tableau 32 montre les meilleurs résultats d'estimation de la température pour la ville de Val D'or.

Tableau 32 : Meilleurs résultats de la température estimées pour la ville Val d'or :

Nombre des neurones cachés	MiniBtach size	Epoch	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
249	14	800	MAE=2,7664 MAPE=5,2609 10 ⁻⁶ MSE=13,2409 R=0,9608 RMSE=3,6388	MAE=2,7453 MAPE=1,2657 10 ⁻⁵ MSE=13,0759 R=0,96161 RMSE=3,9616
250	14	800	MAE=2,717 MAPE=1,1914 10 ⁻⁶ MSE=12,9362 R=0,9601 RMSE=3,6692	MAE=2,7669 MAPE=5,0105 10 ⁻⁵ MSE=13,4634 R=0,9602 RMSE=3,5967
251	14	800	MAE=2,7223 MAPE=9,4017 10 ⁻⁶ MSE=13,0974 R=0,962 RMSE=3,619	MAE=2,7773 MAPE=4,0191 10 ⁻⁵ MSE=13,5584 R=0,9602 RMSE=3,6822

D'après le tableau 30, on remarque que le meilleur résultat est obtenu avec 250 des neurones cachés.

Les figures 33 et 34 présentent respectivement la variation de l'erreur au cours d'entraînement et les valeurs réelles et celles estimées avec 250 neurones sur la couche cachée.

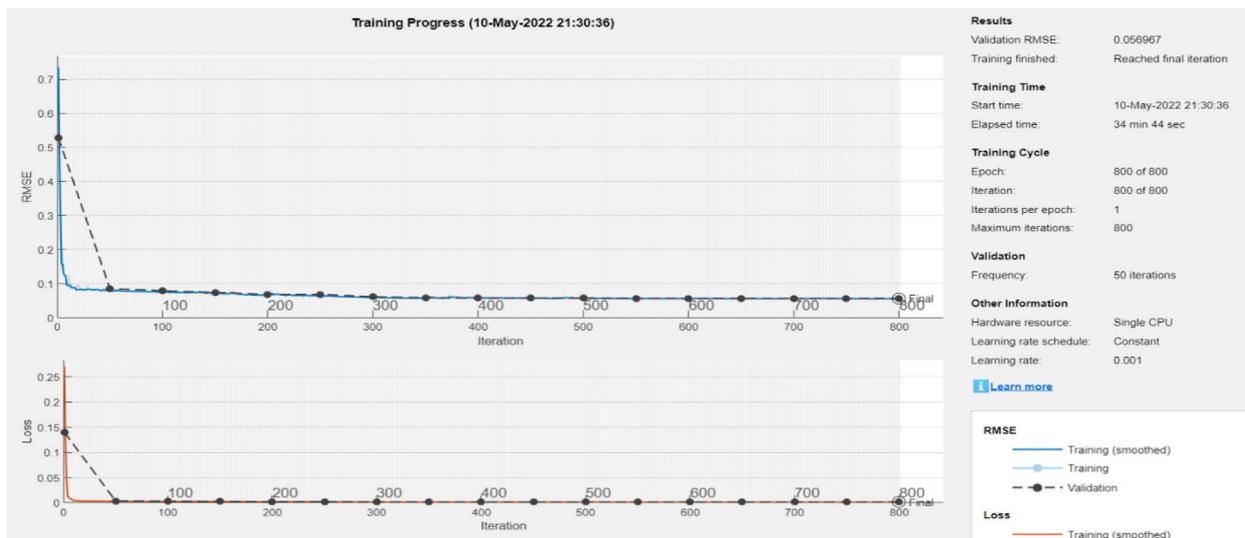


Figure 33 : Variation de l'erreur au cours de l'entraînement de la température pour la ville Val d'or

La figure 33 présente la variation de l'erreur au cours de la phase d'entraînement. La durée de la simulation est 34 minutes et 44 secondes et la courbe converge progressivement vers la valeur finale.

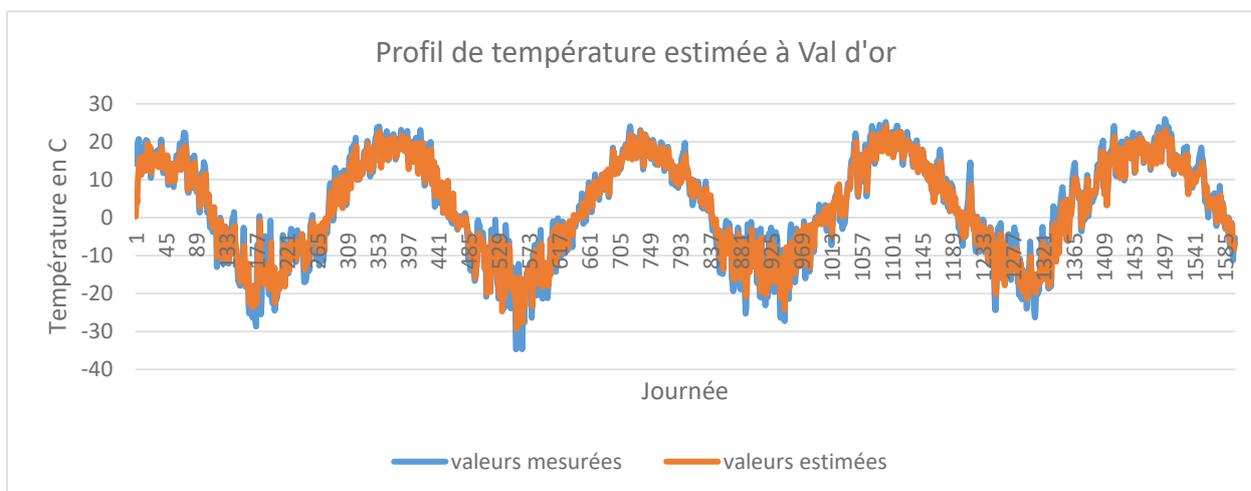


Figure 34 : Profil des valeurs estimées et mesurées de la température à Val d'or

D'après la figure 34, le profil des valeurs estimées et mesurées de la température pour la ville Val d'or sont compatibles, ce qui prouve bien la performance de notre modèle.

4.3.3.5 Estimation de la température par le modèle entraîné par les quatre sites :

Dans cette partie, le travail est consacré pour entraîner un modèle capable d'estimer la température dans la région de l'Abitibi-Témiscamingue. Les données utilisées pour l'entraînement sont ceux des quatre sites (Rouyn-Noranda, Amos, La Sarre et Val d'or).

Les deux tableaux suivants montrent les meilleurs résultats d'entraînement et de validation du modèle :

Tableau 33 : Résultats d'entraînement du modèle entraîné par les quatre emplacements :

	Nombre des neurones	MiniBatch size	Epoch	Résultats d'entraînement
Les quatre emplacements	125	14	800	MAE=2,0962 MAPE=8,2289 10 ⁻⁶ MSE=14,3052 R=0,9858 RMSE=3,2287

Tableau 34 : Meilleurs résultats de la température estimées par le modèle entraîné par les quatre emplacements :

Emplacement	Nombre des neurones	MiniBatch size	Epoch	Résultats de validation
Amos	125	14	800	MAE=3,3234 MAPE=1,9175 10 ⁻⁵ MSE=18,0141 R=0,9602 RMSE=4,2443
Rouyn-Noranda	125	14	800	MAE=2,8334 MAPE=4,6994 10 ⁻⁵ MSE=14,051 R=0,9601 RMSE=3,7489
La Sarre	125	14	800	MAE=2,6983 MAPE=3,6891 10 ⁻⁵ MSE=12,968 R=0,9626 RMSE=3,6011
Val d'or	125	14	800	MAE=2,7566 MAPE=4,3785 10 ⁻⁵ MSE=13,6113 R=0,9598 RMSE=3,6894

D'après le tableau 34, les résultats des différents emplacements sont proches. Le coefficient de corrélation est le même pour les quatre villes et les meilleures valeurs sont obtenues pour Val d'or.

Le profil des valeurs estimées pour les quatre emplacements sont données dans les annexes 11, 12, 13 et 14.

4.4. Capacité des batteries :

Pour un système photovoltaïque, la source d'énergie solaire ne pouvant pas être toujours disponible, pour cela il est indispensable de stocker le surplus de l'électricité dans les batteries.

Dans la littérature les méthodes intelligentes (Deep Learning, réseau de neurone) sont les plus efficaces pour déterminer la capacité de stockage, mais vu le manque des données, notre choix est porté sur la méthode analytique.

L'équation suivante est celle utilisée pour le dimensionnement de la capacité de stockage :

$$Q(\text{Ah}) = \frac{\text{AUT} \cdot E_{\text{total}}}{V_{\text{bat}} \cdot P_d} \quad [19]$$

Avec : Q : Capacité de stockage

AUT : Nombre de jours d'autonomie

P_d : Profondeur de décharge des batteries

V_d : Tension de la batterie

E_{total} : Energie consommée

Afin de faciliter l'utilisation des modèles entraînés, on utilise une application Matlab capable de dimensionner un système photovoltaïque avec stockage. La ville de Rouyn-Noranda sera considérée comme une étude de cas. La figure 35 donne le schéma de fonctionnement de l'application Matlab développée.

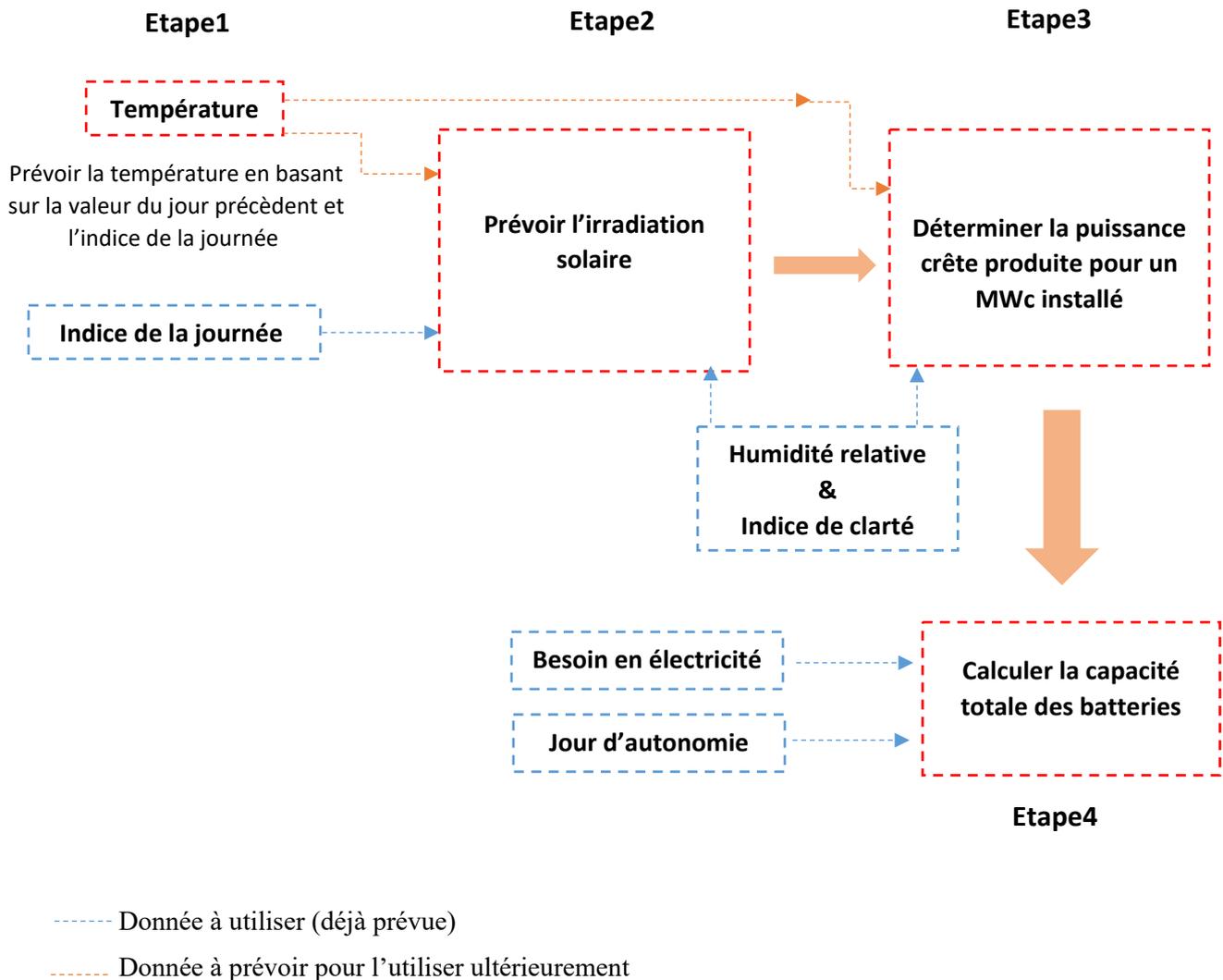


Figure 35: Fonctionnement de l'application Matlab développée.

La ville de Rouyn-Noranda est un site envisagé pour l'estimation de la température, l'irradiation solaire, la production photovoltaïque ainsi que la capacité totale des batteries. Pour couvrir un besoin énergétique journalier de 100 Kwh (700 Kwh par semaine), le 19 février 2022 est la journée qu'on a prise pour l'étude de cas.

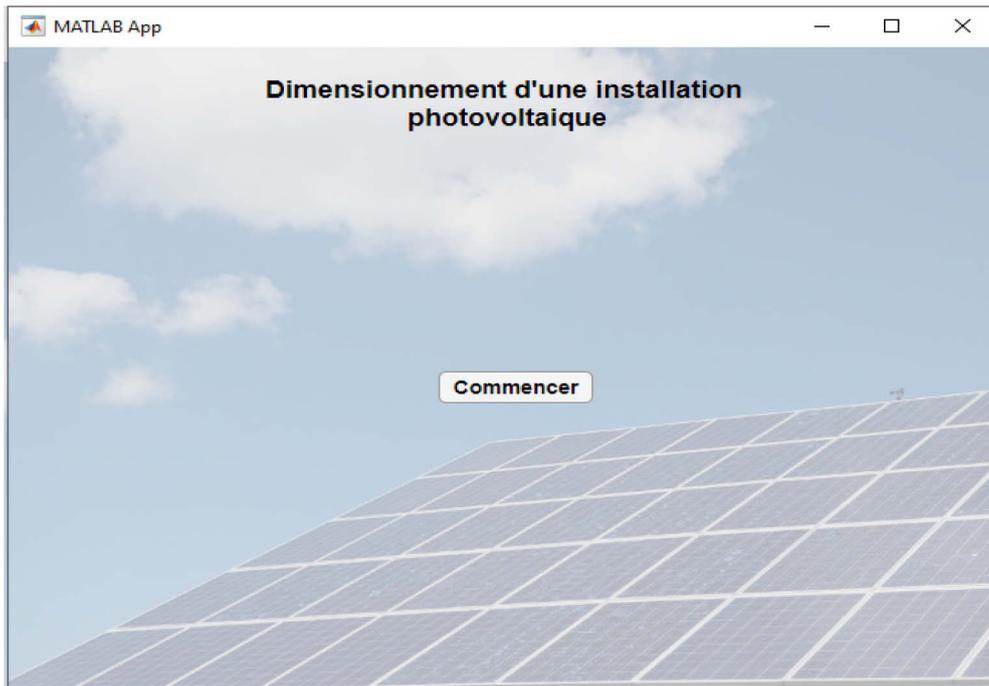


Figure 36 : Interface de l'application Matlab

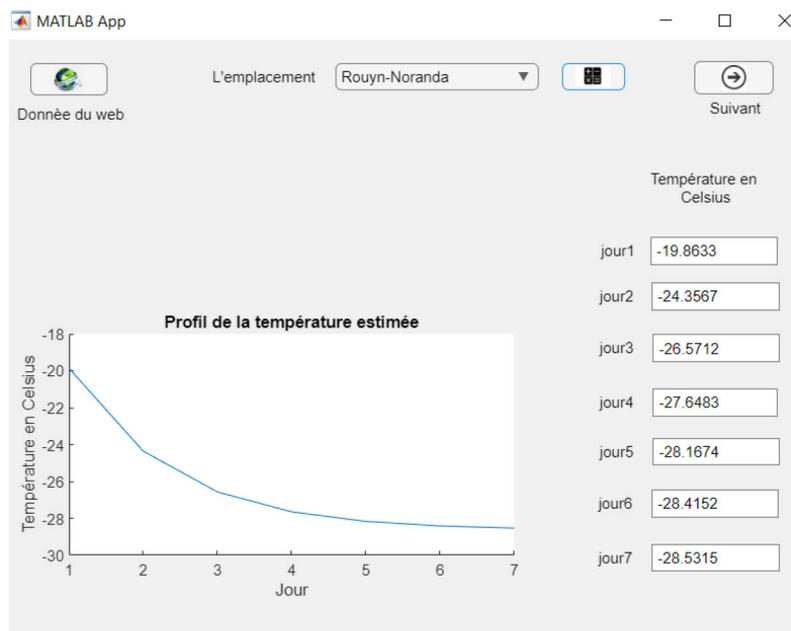


Figure 37 : Fenêtre pour l'estimation de la température

La température estimée pour le 18 février est $T_{\text{estimée}} = -19.8633 \text{ C}^\circ$ alors que la valeur mesurée pour cette journée est $T_{\text{mesurée}} = -22.56 \text{ C}^\circ$.

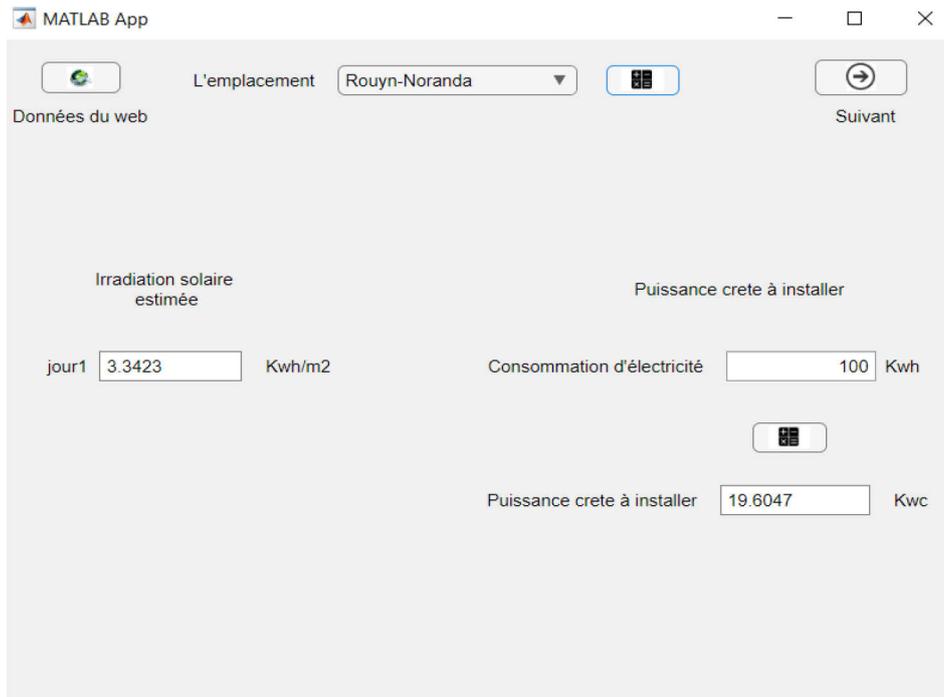


Figure 38: Fenêtre pour l'estimation de l'irradiation solaire et la production des panneaux PV

Pour une irradiation solaire estimée $I_{\text{estimée}}=3,3423 \text{ Kwh/m}^2$ et une quantité mesurée est $I_{\text{mesurée}}=3,238 \text{ Kwh/m}^2$, la puissance crête qu'il faut installée dans ces conditions météorologiques est $P_{\text{crete}}= 19.6047 \text{ Kwc}$ afin de couvrir 100 Kwh d'énergie consommée par semaine.



Figure 39: Fenêtre pour la détermination de la capacité de stockage

La capacité totale des batteries du système pour maintenir la satisfaction de l'utilisateur est $C=1237,3$ Ah avec une tension élémentaire des batteries de 12 V et une profondeur de décharge de 0,85, le nombre des jours d'autonomie est 2 jours dont l'énergie consommée durant la semaine est $E_c= 700$ Kwh.

4.5. Conclusion :

Ce chapitre a été divisé en quatre parties, les deux premières parties ont été consacrées à la présentation des meilleurs résultats estimés pour la production des panneaux photovoltaïque et de la température. La troisième partie présente la méthode analytique afin de déterminer la capacité des batteries. À la fin du chapitre, une application Matlab avec une étude de cas pour la ville de Rouyn-Noranda a été présentée.

IV. Conclusion Générale

L'énergie solaire se présente comme une source renouvelable capable de remplacer les énergies fossiles. L'utilisation du rayonnement solaire diffère selon les besoins soit pour la production de l'électricité, soit pour le chauffage. Mais vu la complexité et la non-linéarité du rayonnement solaire, le dimensionnement d'une installation photovoltaïque avec stockage optimale devient un défi.

Le travail présenté dans ce rapport s'inscrit dans le cadre de simulation numérique par réseau de neurones dans le but d'optimiser le dimensionnement d'un système photovoltaïque avec stockage par une méthode intelligente.

Le premier chapitre est dédié à la définition de la problématique ainsi que la méthodologie et les objectifs de notre travail.

Dans le deuxième chapitre, on a défini le système photovoltaïque à dimensionner avec ses composantes et la méthode utilisée pour chaque objectif.

Dans le troisième chapitre, en premier lieu nous avons justifié le choix de l'utilisation de LSTM pour l'estimation de l'irradiation solaire, ensuite nous avons présenté la base de données pour les phases d'entraînement et de validation, puis à la fin nous avons présenté les résultats obtenus pour la quantité d'irradiation solaire estimée.

Au quatrième chapitre, on a présenté la méthodologie et les résultats de la détermination de la production photovoltaïque et de la température. Ensuite on a présenté la méthode analytique utilisée pour calculer la capacité stockage totale des batteries. Le dimensionnement a été réalisé dans une application Matlab avec une étude de cas pour la ville de Rouyn-Noranda. Cette étude peut être approfondie en déterminant les pertes d'électricité au niveau des interconnexions et leurs effets sur le dimensionnement.

Références

- [11] R. Astier, C. Duhamel, and C. Bénard, "Modèles de prévision et de simulation de l'irradiation solaire au pas de temps de l'heure," *Revue de Physique Appliquée*, vol. 18, no. 1, pp. 29-38, 1983.
- [12] P. Mathiesen and J. Kleissl, "Evaluation of numerical weather prediction for intra-day solar forecasting in the continental," *Weather and Forecasting*, vol. 8, no. 4, pp. 401-411, 1984.
- [13] D. Elizondo, G. Hoogenboom, and R. McClendon, "Development of a neural network model to predict daily solar radiation," *Agricultural and Forest Meteorology*, vol. 71, no. 1-2, pp. 115-132, 1994.
- [14] L. Hontoria, J. Riesco, P. Zufiria and J. Aguilera, 'Improved Generation of Hourly Solar Radiation Artificial Series using Neural Networks', In Proceeding of Engineering Applications of Neural Networks, EANN'99, Warsaw, Poland, 1999.
- [15] L. Hontoria, J. Aguilera and P. Zufiria, 'Generation of Hourly Irradiation Synthetic Series using the Neural Network Multilayer Perceptron', *Solar Energy*, Vol. 72, N°5, pp. 441 - 446, 2002.
- [16] A. Mellit, 'Artificial Intelligence Technique for Modelling and Forecasting of Solar Radiation Data: A Review', *International Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing*, Vol. 1, N°1, pp. 52 - 76, 2008.
- [17] S.A. Kalogirou and A. Şencan, 'Artificial Intelligence Techniques in Solar Energy Applications', *Solar Collectors and Panels, Theory and Applications*, Book edited by RI Manyala, 444 p., October 2010.
- [18] A. Ahmad, T. Anderson, and T. Lie, "Hourly global solar irradiation forecasting for New Zealand," *Solar Energy*, vol. 122, pp. 1398-1408, 2015.
- [19] D. Benatiallah, A. Benatiallah, K. Bouchouicha, and B. Nasri, "Prediction du rayonnement solaire horaire En utilisant les reseaux de neurone artificiel," *Algerian Journal of Environmental Science and Technology*, vol. 6, no. 1, 2020.
- [20] A. Sfetsos and A. Coonick, "Univariate and multivariate forecasting of hourly solar radiation with artificial intelligence techniques," *Solar Energy*, vol. 68, no. 2, pp. 169-178, 2000.
- [21] S. H. Oudjana, A. Hellal, and I. H. Mahamed, "Short term photovoltaic power generation forecasting using neural network," in *2012 11th International Conference on Environment and Electrical Engineering*, 2012: IEEE, pp. 706-711.
- [22] S. Leva, A. Dolara, F. Grimaccia, M. Mussetta, and E. Ogliari, "Analysis and validation of 24 hours ahead neural network forecasting of photovoltaic output power," *Mathematics and computers in simulation*, vol. 131, pp. 88-100, 2017.

- [23] M. D. Liang and T. Z. Wu, "An improved prediction method of SOC based on the GA-RBF neural network," in *Advanced Materials Research*, 2014, vol. 953: Trans Tech Publ, pp. 800-805.
- [24] A. Soualhi *et al.*, "Supercapacitors ageing prediction by neural networks," in *IECON 2013-39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2013: IEEE, pp. 6812-6818.
- [25] M. D. Liang and T. Z. Wu, "An improved prediction method of SOC based on the GA-RBF neural network," in *Advanced Materials Research*, 2014, vol. 953: Trans Tech Publ, pp. 800-805.
- [27] M. Adouane, " Etude et conception d'une stratégie de commande d'un onduleur connecté au réseau électrique, mémoire de magister", Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Algerie 2008.
- [28] Sylvain Brigand " Installations Solaires Photovoltaïque (dimensionnement de l'installation et mise en oeuvre maintenance) ", Edition le moniteur (paris), février 2011.
- [29] B. Doucouré, "Proposition, intégration dans un système de gestion de réseau intelligent et validation expérimentale d'une méthode de prédiction pour un système d'énergies renouvelables," Université du Québec à Trois-Rivières, 2015.
- [30] B. Chlyah, "La prédiction statique et dynamique des besoins énergétiques d'un bâtiment en utilisant les réseaux de neurones artificiels," École de technologie supérieure, 2008.
- [31] S. Chen, H. Gooi, and M. Wang, "Solar radiation forecast based on fuzzy logic and neural networks," *Renewable Energy*, vol. 60, pp. 195-201, 2013.
- [32] A. Gensler, J. Henze, B. Sick, and N. Raabe, "Deep Learning for solar power forecasting—An approach using AutoEncoder and LSTM Neural Networks," in *2016 IEEE international conference on systems, man, and cybernetics (SMC)*, 2016: IEEE, pp. 002858-002865.
- [33] J. Mubiru, "Predicting total solar irradiation values using artificial neural networks," *Renewable Energy*, vol. 33, no. 10, pp. 2329-2332, 2008.
- [36] J. Veillette *et al.*, "A complex recharge network, the Barraute esker, Abitibi, Quebec: Ottawa, Ontario, Joint Canadian Geotechnical Society—International Association of Hydrogeologists Groundwater Conference," ed: October, 2007.
- [37] A. Alzahrani, P. Shamsi, C. Dagli, and M. Ferdowsi, "Solar irradiance forecasting using deep neural networks," *Procedia Computer Science*, vol. 114, pp. 304-313, 2017..
- [38] A. Gensler, J. Henze, B. Sick, and N. Raabe, "Deep Learning for solar power forecasting—An approach using AutoEncoder and LSTM Neural Networks," in *2016 IEEE*

international conference on systems, man, and cybernetics (SMC), 2016: IEEE, pp. 002858-002865.

[34] Kardakos, E. G., et al. (2013). Application of time series and artificial neural network models in short-term forecasting of PV power generation. 2013 48th International Universities' Power Engineering Conference (UPEC),

[45] Abdel-Basset, M., et al. (2021). "PV-Net: An innovative deep learning approach for efficient forecasting of short-term photovoltaic energy production." *Journal of Cleaner Production* **303**: 127037.

[46] Li, P., et al. (2020). "A hybrid deep learning model for short-term PV power forecasting." *Applied Energy* **259**: 114216.

[47] Li, Z., et al. (2019). Application of ARIMA and LSTM in Relative Humidity Prediction. 2019 IEEE 19th International Conference on Communication Technology (ICCT), IEEE.

[48] O. Cherifi and H. Madache, "Etude technico-économique d'une installation photovoltaïque pour une carrière," Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2013.

[35] <https://fr.wikipedia.org/wiki/Val-d%27Or>

[39] <https://machinelearningmastery.com/difference-between-a-batch-and-an-epoch/>

[40] https://wandb.ai/wandb_fc/french/reports/Quelle-est-la-Batch-Size-Optimale-pour-Entrainer-un-Neural-Network---Vmlldzo1NzkyMzc

[41] <https://ai.stackexchange.com/questions/3156/how-to-select-number-of-hidden-layers-and-number-of-memory-cells-in-an-lstm>

[42] <http://www.faqs.org/faqs/ai-faq/neural-nets/part3/section-10.html>

[43] https://www.researchgate.net/post/How_to_determine_the_correct_number_of_epoch_during_neural_network_training

[48] <https://eduscol.education.fr/sti/sites/eduscol.education.fr.sti/files/ressources/techniques/1358/1358-175-p32.pdf>

Annexes

Annexe1 : Certificat de présentation à l'IREC2021

 The International
Renewable Energy Congress

www.irec-conference.com
Email : info@irec-conference.com

October 26th, 2021

Certificate of presentation

Ref.: IREC/56/2021

Manuscript reference: ID: 172

Title: Artificial neural networks in mid-term solar power prediction

Session: ECMT: Energy Conversion, Management and Transmission

Authors: D. Mosbah

Affiliation: UQAT, Canada

This is to certify that **Student Dhaouddine Mosbah** presented the above-mentioned paper at the **12th International Renewable Energy Congress "IREC 2021"** organized virtually on October 26th – 28th, 2021.

The paper has been published in the congress proceedings.

This certificate is delivered to be worth and serve what of right.

The Chairman
Prof. Maher CHAABENE
Email : info@irec-conference.com





University of Sfax
Road of Airport km 0.5
BP 1169 - 3029 Sfax - Tunisia

Annexe2 : Résultats du groupe 1

Epoch	MiniBatch size	Nombre des neurones cachées	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
100	14	50	MAE=1,0626 MAPE=2,6555 10 ⁻⁵ MSE=1,9094 R= 0.81 RMSE=1,3818	MAE=1,0627 MAPE=1,1513 10 ⁻⁴ MSE=1,9516 R=0,8081 RMSE=1,397
200	14	50	MAE=1,0132 MAPE=1,2455 10 ⁻⁶ MSE=1,7902 R=0,8 RMSE=1,338	MAE=1,0132 MAPE=6,3758 10 ⁻⁵ MSE=1,8018 R=0,8 RMSE=1,3423
300	14	50	MAE=1,314 MAPE=2,3041 10 ⁻⁵ MSE=1,8229 R=0,8022 RMSE=1,3501	MAE=1,0513 MAPE=1,0831 10 ⁻⁴ MSE=1,9304 R=0,8057 RMSE=1,3894
400	14	50	MAE=1,0131 MAPE=1,8433 10 ⁻⁵ MSE=1,761 R=0,8044 RMSE=1,327	MAE=1,0204 MAPE=8,912 10 ⁻⁵ MSE=1,8285 R=0,8 RMSE=1,3522
500	14	50	MAE=1,60062 MAPE=1,8544 10 ⁻⁵ MSE=1,7508 R=0,842 RMSE=1,3232	MAE=1,0067 MAPE=7,555 10 ⁻⁵ MSE=1,7508 R=0,8125 RMSE=1,3299
600	14	50	MAE=1,0022 MAPE=1,4887 10 ⁻⁵ MSE=1,7377 R=0,8058 RMSE=1,3182	MAE=1,0076 MAPE=7,3781 10 ⁻⁵ MSE=1,7742 R=0,8116 RMSE=1,332

700	14	50	MAE=1,0011 MAPE=1,3586 10 ⁻⁵ MSE=1,7401 R=0,8116 RMSE=1,3191	MAE=1,006 MAPE=6,817 10 ⁻⁵ MSE=1,7861 R=0,8192 RMSE=1,3364
800	14	50	MAE=1,005 MAPE=1,4586 10 ⁻⁵ MSE=1,7363 R=0,806 RMSE=1,3177	MAE=1,0087 MAPE=7,3814 10 ⁻⁵ MSE=1,7864 R=0,81 RMSE=1,3366
900	14	50	MAE=1,0038 MAPE=1,6458 10 ⁻⁵ MSE=1,7381 R=0,861 RMSE=1,318	MAE=1,0186 MAPE=8,2754 10 ⁻⁵ MSE=1,8216 R=0,8077 RMSE=1,3497

Annexe3 : Résultats du groupe 2

Epoch	MiniBatch size	Nombre des neurones cachées	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
100	28	50	MAE=0,7347 MAPE=1,5272 10 ⁻⁵ MSE=0,8555 R= 0,9543 RMSE=0,9249	MAE=0,7317 MAPE=5,4172 10 ⁻⁵ MSE=0,8657 R=0,9498 RMSE=0,9305
200	28	50	MAE=0,3673 MAPE=1,3784 10 ⁻⁷ MSE=0,2227 R=0,9787 RMSE=0,417	MAE=0,3787 MAPE=2,5999 10 ⁻⁶ MSE=0,2931 R=0,972 RMSE=0,5414
300	28	50	MAE=0,1874 MAPE=3,7941 10 ⁻⁶ MSE=0,0594 R=0,9954 RMSE=0,2437	MAE=0,268 MAPE=6,8111 10 ⁻⁶ MSE=0,1244 R=0,9884 RMSE=0,3526
400	28	50	MAE=0,1584 MAPE=4,2725 10 ⁻⁶ MSE=0,0393 R=0,9973 RMSE=0,1983	MAE=0,2087 MAPE=2,6987 10 ⁻⁵ MSE=0,1501 R=0,9879 RMSE=0,3874
500	28	50	MAE=0,1809 MAPE=5,713 10 ⁻⁶ MSE=0,0512 R=0,9977 RMSE=0,226	MAE=0,1948 MAPE=1,7607 10 ⁻⁵ MSE=0,0967 R=0,9926 RMSE=0,3109
600	28	50	MAE=0,1117 MAPE=3,4385 10 ⁻⁶ MSE=0,0204 R=0,9988 RMSE=0,1427	MAE=0,137 MAPE=1,9089 10 ⁻⁵ MSE=0,074 R=0,9942 RMSE=0,2721

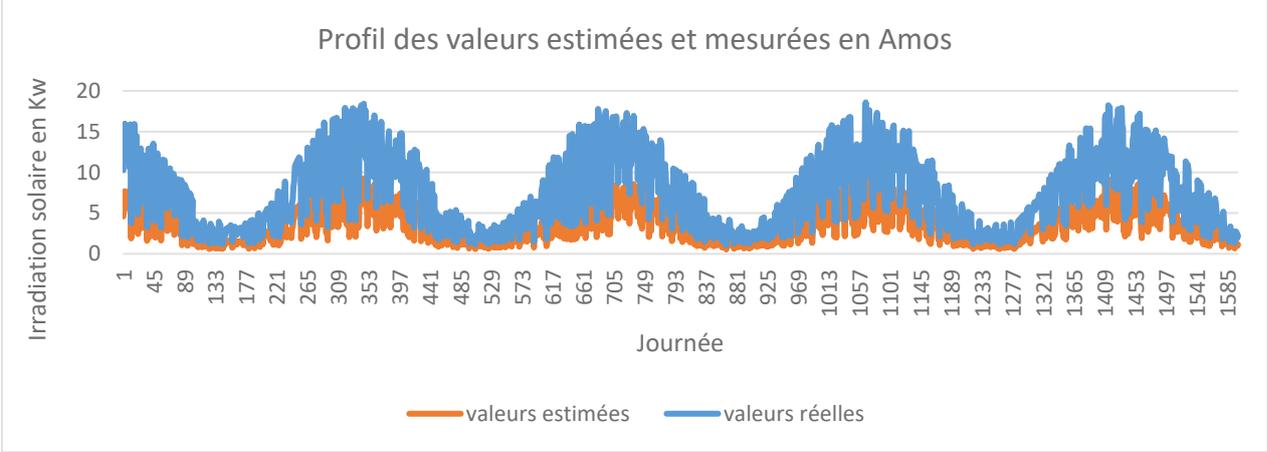
700	28	50	MAE=0,1485 MAPE=5,1623 10 ⁻⁶ MSE=0,0305 R=0,9992 RMSE=0,1748	MAE=0,1606 MAPE=1,2383 10 ⁻⁵ MSE=0,865 R=0,9927 RMSE=0,2941
800	28	50	MAE=0,0985 MAPE=2,8326 10 ⁻⁶ MSE=0,0144 R=0,9993 RMSE=0,1195	MAE=0,1136 MAPE=7,2464 10 ⁻⁶ MSE=0,0539 R=0,9953 RMSE=0,2321
900	28	50	MAE=0,2001 MAPE=7,5413 10 ⁻⁶ MSE=0,0533 R=0,991 RMSE=0,2309	MAE=0,2165 MAPE=3,3694 10 ⁻⁵ MSE=0,0932 R=0,996 RMSE=0,3052

Annexe4 : Résultats du groupe 3

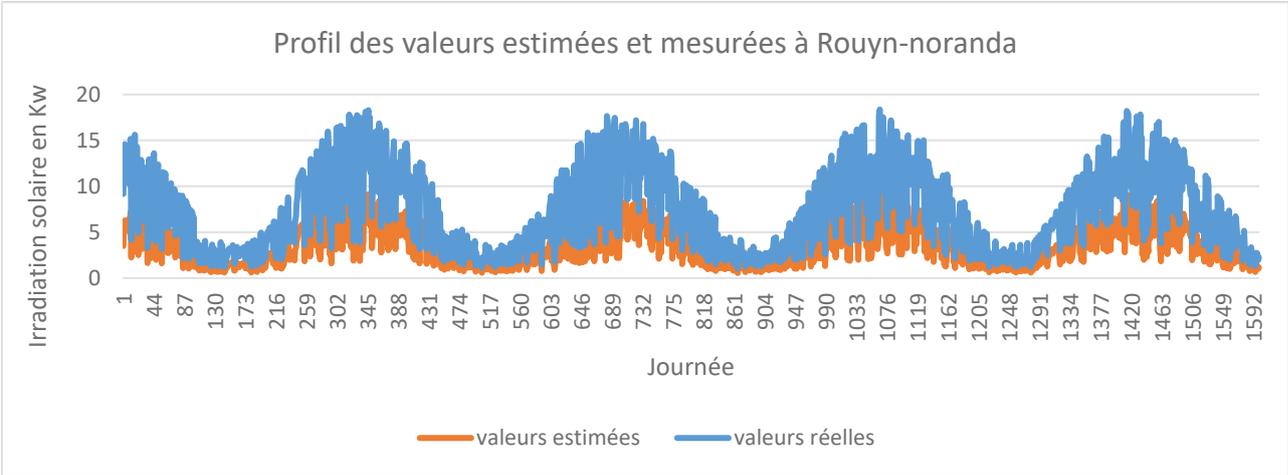
Epoch	MiniBatch size	Nombre des neurones cachées	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
100	42	50	MAE=0,4472 MAPE=1,6441 10 ⁻⁶ MSE=0,3467 R= 0,9662 RMSE=0,5888	MAE=0,468 MAPE=8,7232 10 ⁻⁶ MSE=0,3559 R= 0,9661 RMSE=0,5966
200	42	50	MAE=0,2109 MAPE=4,0217 10 ⁻⁶ MSE=0,0736 R= 0,9935 RMSE=0,2714	MAE=0,2428 MAPE=2,4347 10 ⁻⁵ MSE=0,1594 R= 0,9863 RMSE=0,3993
300	42	50	MAE=0,1563 MAPE=3,8045 10 ⁻⁶ MSE=0,0429 R= 0,997 RMSE=0,2072	MAE=0,1674 MAPE=6,7662 10 ⁻⁶ MSE=0,1032 R= 0,9904 RMSE=0,3212
400	42	50	MAE=0,1449 MAPE=4,1486 10 ⁻⁶ MSE=0,037 R= 0,9975 RMSE=0,1923	MAE=0,1585 MAPE=2,0911 10 ⁻⁵ MSE=0,0735 R= 0,9946 RMSE=0,2711
500	42	50	MAE=0,1314 MAPE=3,7174 10 ⁻⁶ MSE=0,0273 R= 0,9983 RMSE=0,1651	MAE=0,1523 MAPE=1,8833 10 ⁻⁵ MSE=0,0577 R= 0,9959 RMSE=0,2402
600	42	50	MAE=0,1349 MAPE=4,007 10 ⁻⁶ MSE=0,025 R= 0,9991 RMSE=0,158	MAE=0,1501 MAPE=9.5266 10 ⁻⁶ MSE=0,0685 R= 0,9942 RMSE=0,2617

700	42	50	MAE=0,0832 MAPE=2,1639 10 ⁻⁶ MSE=0,0117 R= 0,9992 RMSE=0,1082	MAE=0,1061 MAPE=1,3659 10 ⁻⁶ MSE=0,0661 R= 0,9936 RMSE=0,2571
800	42	50	MAE=0,1263 MAPE=4,6181 10 ⁻⁶ MSE=0,0219 R= 0,9995 RMSE=0,148	MAE=0,1494 MAPE=2,3651 10 ⁻⁵ MSE=0,0654 R= 0,996 RMSE=0,2557
900	42	50	MAE=0,0588 MAPE=1,676 10 ⁻⁶ MSE=0,0062 R= 0,996 RMSE=0,0785	MAE=0,0886 MAPE=1,886 10 ⁻⁶ MSE=0,0492 R= 0,9958 RMSE=0,2217

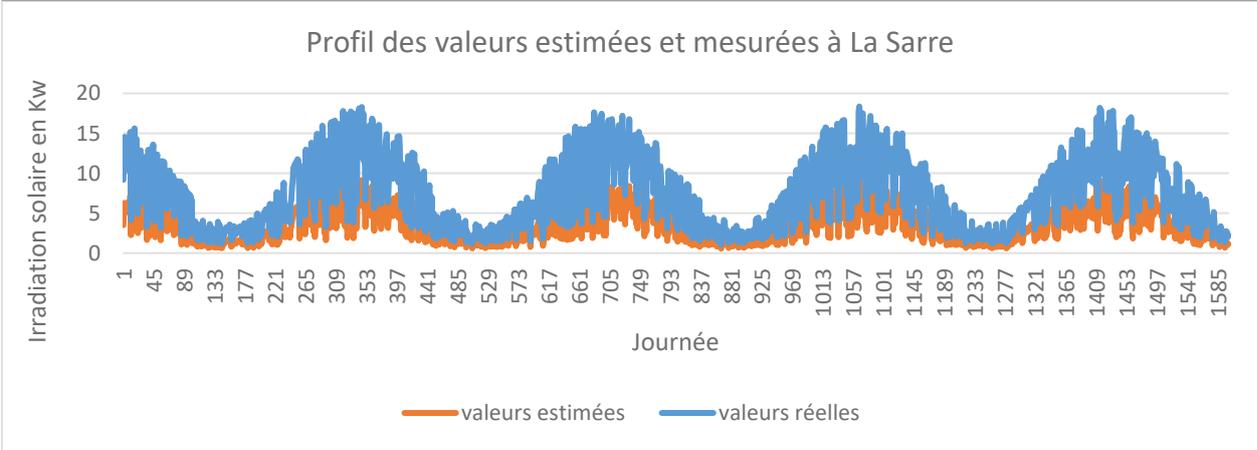
Annexe 5 : Profil des valeurs estimées et mesurées de l'irradiation solaire en Amos



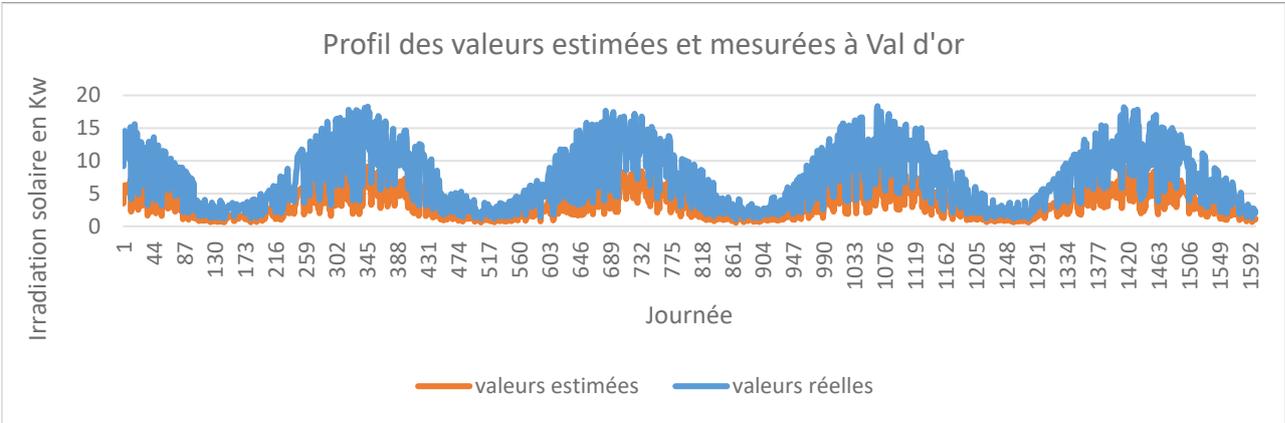
Annexe 6 : Profil des valeurs estimées et mesurées de l'irradiation solaire à Rouyn-Noranda



Annexe 7 : Profil des valeurs estimées et mesurées de l'irradiation solaire à La Sarre



Annexe 8 : Profil des valeurs estimées et mesurées de l'irradiation solaire à Val d'or



Annexe 9 : Résultats de production des panneaux photovoltaïques avec différentes valeurs d'Epoch.

Epoch	MiniBatch size	Nombre des neurones cachées	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
100	28	50	MAE=0,0345 MAPE=2,1784 10 ⁻⁷ MSE=0,002 R= 0,9846 RMSE=0,0453	MAE=0,0376 MAPE=1,9638 10 ⁻⁵ MSE=0,0026 R=0,9801 RMSE=0,512
200	28	50	MAE=0,0187 MAPE=7,5403 10 ⁻⁶ MSE=3,0982 10 ⁻⁴ R=0,9963 RMSE=0,0247	MAE=0,0202 MAPE=2,1975 10 ⁻⁵ MSE=7,9119 10 ⁻⁴ R=0,9947 RMSE=0,0281
300	28	50	MAE=0,0141 MAPE=5,648 10 ⁻⁶ MSE=3,969 10 ⁻⁴ R=0,9972 RMSE=0,0199	MAE=0,0162 MAPE=2,7289 10 ⁻⁵ MSE=6,1263 10 ⁻⁴ R=0,996 RMSE=0,0248
400	28	50	MAE=0,0195 MAPE=1,3206 10 ⁻⁵ MSE=5,7006 10 ⁻⁴ R=0,9978 RMSE=0,0239	MAE=0,0214 MAPE=4,4961 10 ⁻⁵ MSE=7,1303 10 ⁻⁴ R=0,9965 RMSE=0,0267
500	28	50	MAE=0,0139 MAPE=9,2719 10 ⁻⁶ MSE=2,9787 10 ⁻⁴ R=0,9988 RMSE=0,0173	MAE=0,159 MAPE=2,845 10 ⁻⁵ MSE=4,8668 10 ⁻⁴ R=0,9971 RMSE=0,0221
600	28	50	MAE=0,0086 MAPE=4,059 10 ⁻⁶ MSE=1,9085 10 ⁻⁴	MAE=0,0118 MAPE=8,7374 10 ⁻⁶ MSE=4,5033 10 ⁻⁴

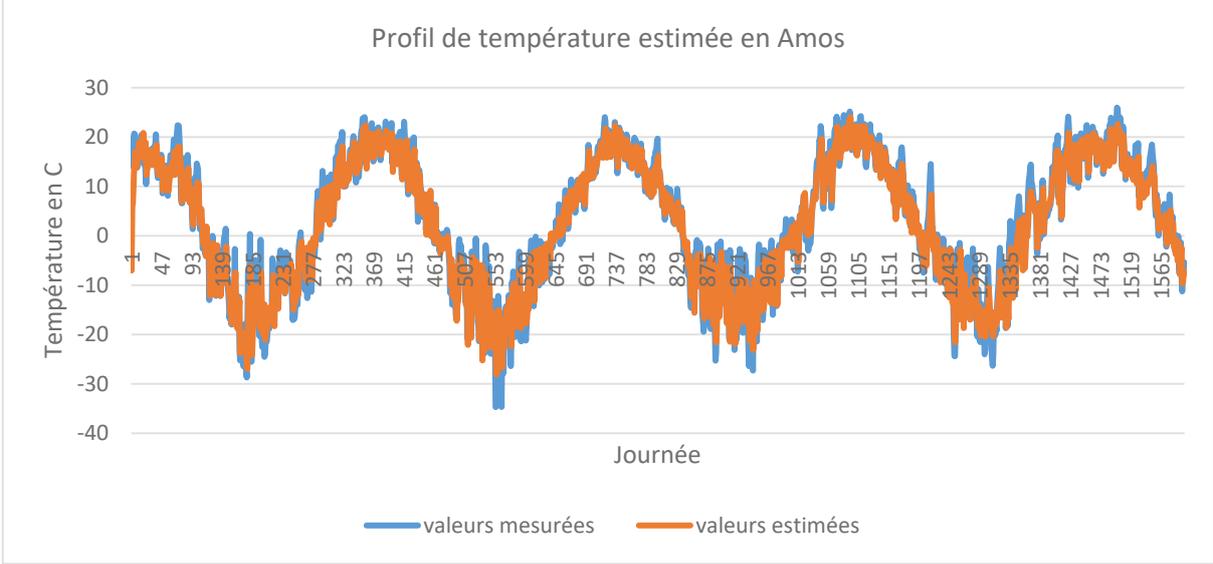
			R=0,9987 RMSE=0,0138	R=0,9968 RMSE=0,0212
700	28	50	MAE=0,0148 MAPE=1,0528 10 ⁻⁵ MSE=3,3184 10 ⁻⁴ R=0,9987 RMSE=0,0182	MAE=0,0176 MAPE=3,3839 10 ⁻⁵ MSE=5,5466 10 ⁻⁴ R=0,9968 RMSE=0,0236
800	28	50	MAE=0,0148 MAPE=1,0528 10 ⁻⁵ MSE=3,3184 10 ⁻⁴ R=0,9987 RMSE=0,0182	MAE=0,0176 MAPE=3,3839 10 ⁻⁵ MSE=5,5466 10 ⁻⁴ R=0,9968 RMSE=0,0236
900	28	50	MAE=0,0122 MAPE=1,0006 10 ⁻⁵ MSE=2,7907 10 ⁻⁴ R=0,9989 RMSE=0,0167	MAE=0,0156 MAPE=4,6617 10 ⁻⁵ MSE=6,0322 10 ⁻⁴ R=0,9972 RMSE=0,0246

Annexe 10 : Résultats de la température estimée avec différentes valeurs d'Epoch à Rouyn-Noranda

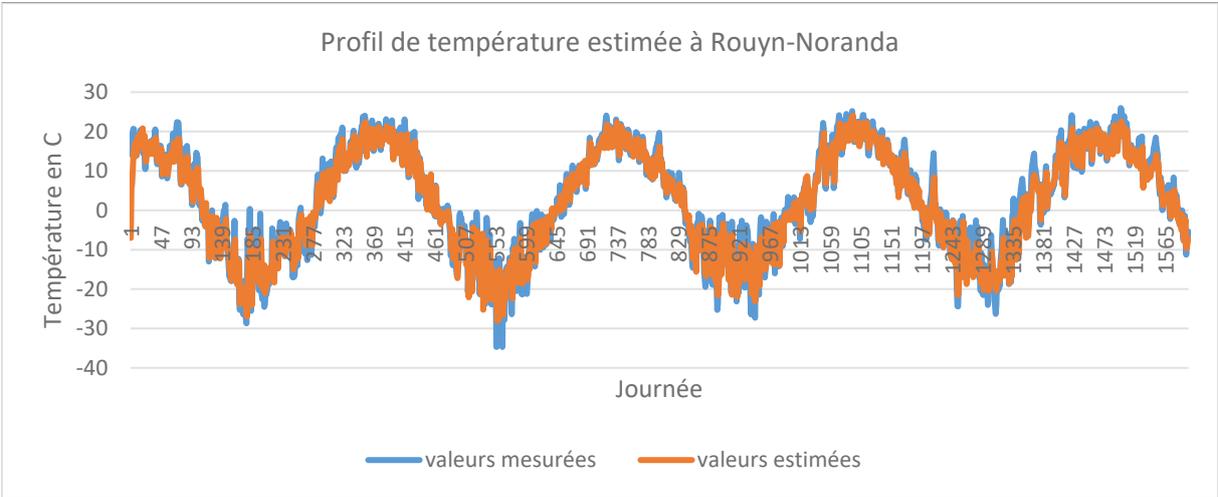
Epoch	MiniBatch size	Nombre des neurones cachées	Résultats d'entraînement	Résultats de validation
100	14	50	MAE=3,6544 MAPE=2,1522 10 ⁻⁵ MSE=21,7648 R=0,9345 RMSE=4,6653	MAE=3,7298 MAPE=9,222 10 ⁻⁵ MSE=26,0008 R=0,9219 RMSE=5,0991
200	14	50	MAE=3,3202 MAPE=1,182 10 ⁻⁵ MSE=18,2431 R=0,9484 RMSE=4,2715	MAE=3,3754 MAPE=5,3167 10 ⁻⁵ MSE=20,3178 R=0,9416 RMSE=4,5075
300	14	50	MAE=3,0239 MAPE=1,451 10 ⁻⁵ MSE=15,0255 R=0,9555 RMSE=3,8763	MAE=3,1817 MAPE=7,3682 10 ⁻⁵ MSE=17,784 R=0,9483 RMSE=4,2171
400	14	50	MAE=3,1265 MAPE=1,7614 10 ⁻⁵ MSE=15,8133 R=0,9551 RMSE=3,9766	MAE=3,2312 MAPE=7,7988 10 ⁻⁵ MSE=18,6359 R=0,9475 RMSE=4,3169
500	14	50	MAE=2,9537 MAPE=1,5038 10 ⁻⁵ MSE=14,1043 R=0,959 RMSE=3,7556	MAE=2,9983 MAPE=6,7128 10 ⁻⁵ MSE=15,8821 R=0,9536 RMSE=3,9552
600	14	50	MAE=3,2026 MAPE=1,2981 10 ⁻⁵ MSE=16,996 R=0,9515 RMSE=4,1221	MAE=3,2944 MAPE=6,2068 10 ⁻⁵ MSE=18,9805 R=0,945 RMSE=4,3567

700	14	50	MAE=2,9912 MAPE=1,2189 10 ⁻⁵ MSE=15,3047 R=0,9585 RMSS=3,912	MAE=3,0759 MAPE=5,3723 10 ⁻⁵ MSE=16,7794 R=0,9535 RMSE=4,0963
800	14	50	MAE=2,9493 MAPE=1,4873 10 ⁻⁵ MSE=14,2586 R=0,9604 RMSE=3,7761	MAE=2,998 MAPE=6,6916 10 ⁻⁵ MSE=15,5745 R=0,9577 RMSE=3,9465
900	14	50	MAE=2,8175 MAPE=1,40444 10 ⁻⁵ MSE=13,887 R=0,9606 RMSE=3,7265	MAE=2,9187 MAPE=5,0954 10 ⁻⁵ MSE=15,3679 R=0,95556 RMSE=3,9202

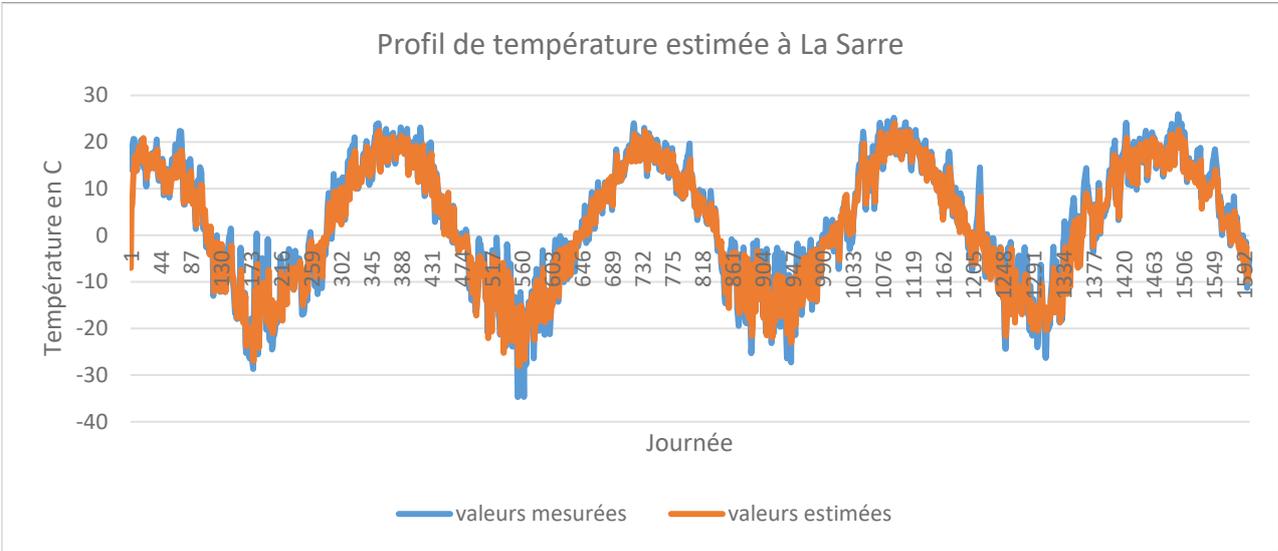
Annexe 11 : Profil des valeurs estimées et mesurées de la température en Amos



Annexe 12 : Profil des valeurs estimées et mesurées de la température à Rouyn-Noranda



Annexe 13 : Profil des valeurs estimées et mesurées de la température à La Sarre



Annexe 14 : Profil des valeurs estimées et mesurées de la température à Val d'or

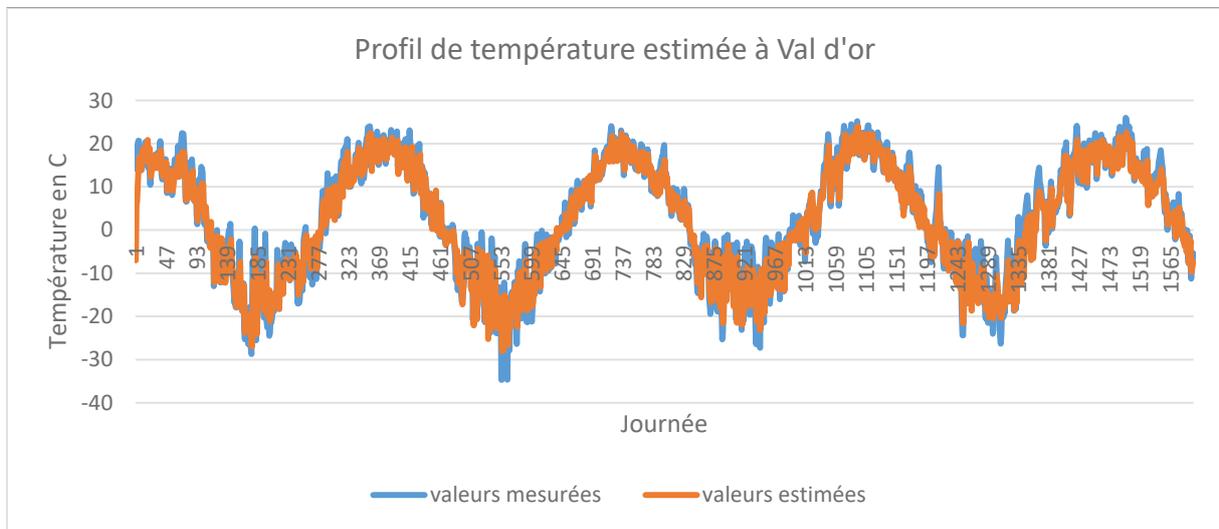


Figure 45: Profil des valeurs estimées et mesurées de la température à Val d'or