**Introduction**

Ces dernières années, la consommation d'énergie a considérablement augmenté avec la croissance de la population et le développement technologique. L'énergie est cruciale pour le développement économique et social de tous les pays. Par exemple, l'U.S. Energy Information Administration (EIA, 2023) prévoit que les émissions mondiales de CO liées à l'énergie augmenteront d'ici 2050 en raison de la croissance démographique et de l'élévation du niveau de vie [1]. De plus, une étude récente (Wang et al, 2023) [2] a souligné que le développement technologique, le changement climatique et le système social influenceront la consommation d'énergie future des bâtiments dans les villes. En outre, selon l'Agence internationale de l'énergie (AIE, 2025) [3], les besoins énergétiques mondiaux devraient augmenter chaque année jusqu'en 2027 de plus que la consommation totale du Japon. L'énergie peut être considérée comme propre ou polluante selon la source. L'énergie polluante provient de différentes sources, telles que le pétrole, le charbon et le gaz naturel, qui diminuent avec le temps et sont non renouvelables. Elle libère une énorme quantité d'émissions de CO2 dans l'atmosphère. Elle contribue à des problèmes environnementaux tels que la pollution de l'air, la pollution de l'eau et le changement climatique. L'énergie propre, également connue sous le nom d'énergie renouvelable, provient du vent, de l'eau et du soleil.

L'énergie solaire est un type d'énergie renouvelable qui convertit l'énergie lumineuse du soleil en énergie électrique à l'aide de cellules solaires. Un certain nombre d'études ont utilisé des modèles d'apprentissage automatique pour accroître la sensibilisation et améliorer la compréhension des méthodes de prévision de l'énergie solaire. Chuluunsain et al. (2021) [4] abordent l'importance de prendre en compte les facteurs environnementaux, tels que la pollution de l'air et les conditions météorologiques. Les cellules solaires génèrent suffisamment d'énergie lorsqu'il y a du soleil et pas d'ombre partielle. Cependant, plusieurs facteurs influencent la production d'énergie solaire. Certains d'entre eux sont les conditions météorologiques (humidité, nuages, température, pluie) et la pollution de l'air (poussières fines). Ces facteurs peuvent provoquer une ombre partielle, ce qui diminue la production d'énergie solaire. Pour cette raison, une prévision précise est nécessaire pour garantir une énergie fiable, efficace et durable. Ils ont mis en œuvre divers modèles d'apprentissage automatique, tels que la régression linéaire (LR), la forêt aléatoire (RF), le régressseur à gradient boosting (GBR), la machine à vecteurs de support (SVM), les k plus proches voisins (KNN) et le perceptron multicouche (MLP), pour prédire la production d'énergie solaire. MAE, RMSE, R2 ont été utilisés pour évaluer la performance de chaque modèle. Parmi ces modèles, la forêt aléatoire a surpassé les autres et fourni le meilleur résultat avec 95 % de précision.

Plusieurs études de recherche ont été menées pour prédire la production d'énergie solaire. Parmi ces études, l'approche d'apprentissage profond (DL) est l'une des méthodes les plus largement utilisées en raison de sa capacité à gérer des motifs complexes au sein des données. Chih-Chiang Wei (2019) [5] a proposé une étude en trois phases visant à évaluer et prédire la production d'énergie solaire. Le processus commence par la collecte de données et le sud de Taïwan est identifié comme site d'étude. La phase I se concentre sur les aspects théoriques, y compris la sélection des panneaux solaires, la détermination de l'angle d'inclinaison approprié et l'estimation de la production annuelle d'énergie, tandis que la phase 2 se concentre sur la configuration expérimentale, qui consiste à sélectionner les caractéristiques d'entrée et de sortie et à évaluer le modèle. Enfin, la phase 3 utilise les prédictions de la phase 2 pour simuler les prévisions horaires de production solaire. Kumar and Kalavathi (2018) [6] ont proposé deux méthodes d'apprentissage profond, telles que le réseau de neurones artificiels (ANN) et le système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS) pour prédire la production d'énergie solaire. En utilisant l'erreur quadratique moyenne normalisée (NRMSE), le modèle ANN a obtenu de meilleures performances que le modèle ANFIS. Elsaraiti and Merabet (2022) [7] ont également utilisé des modèles DL, tels que la mémoire à long terme (LSTM) et le modèle de perceptron multicouche (MLP), pour prévoir la production d'énergie solaire. Le modèle LSTM, comparé au modèle MLP, offre de meilleures performances. Lee et al. [8] (2021) ont mené plusieurs expériences pour prédire la production d'énergie solaire et ont utilisé LSTM, GRU et SimpleRNN, ainsi que leurs variantes bidirectionnelles. Plusieurs expériences initiales (1) ont fourni une précision de prédiction insuffisante. Pour améliorer les performances, des caractéristiques pertinentes supplémentaires ont été collectées et étendues en utilisant la méthode du réseau antagoniste génératif (GAN). Le modèle Bidirectional-GRU a donné la meilleure précision de prédiction avec R2 = 0.934156 (expérience B-5). Wei (2019) [9] a établi une approche fonctionnelle pour prédire la production annuelle d'énergie solaire et a proposé un modèle DNN de prédiction du rayonnement solaire de surface. Les modèles DNN ont été comparés à la régression linéaire et au réseau de neurones feedforward (BPN). Les résultats indiquent que le DNN a atteint les valeurs les plus faibles de MAE et RMSE. Abdo and Dandil (2024) ont souligné les performances du réseau de capsules (CapsNet) dans la prédiction de la production d'énergie solaire. Les performances de CapsNet ont été comparées aux modèles RF, SVM, LR, ANN. CapsNet a approuvé des performances exceptionnelles et a donné la plus grande précision (94 %). Les modèles d'apprentissage profond sont des méthodes en pleine expansion et sont largement utilisés dans divers secteurs, tels que l'énergie, la santé et la physique. Cependant, les approches d'apprentissage automatique sont également largement utilisées dans ces secteurs.

Un grand nombre croissant de travaux de recherche ont étudié l'efficacité de divers modèles d'apprentissage individuel [10] [11] [12], ensemble learning [13], and hybrid models [14] [15] in the energy sector, en particulier dans l’énergie photovoltaïque, en raison de leur capacité à capturer des relations complexes entre les points de données. Zazoum (2022) [10] a utilisé la machine à vecteurs de support (SVM) avec trois fonctions noyaux différentes (linéaire, cubique, quadratique) et la régression par processus gaussien (GPR) avec trois noyaux différents : quadratique rationnel, exponentiel au carré et Matern 5/2. La GPR avec la fonction noyau Matern 5/2 a donné de bonnes performances par rapport aux autres. Helmy et al. (2024) [16] ont rapporté un score de 0,974 en RMSE et de 0,559 en MAE en utilisant le modèle SVM. Ce modèle a mieux performé comparer aux modèles LSTM et GSTANN. Il a été suggéré que la SVM est un modèle approprié pour prédire la production d’énergie solaire. Abuella and Chowdhury (2015) [11] ont utilisé la régression linéaire multiple (MLR) pour prévoir l’énergie solaire. La MLR a démontré une forte capacité prédictive pour les panneaux solaires et a bien performé. Cependant, la multicolinéarité et le surapprentissage entre les caractéristiques d’entrée peuvent affecter l’efficacité et la précision des modèles MLR dans les tâches prédictives. Markovics and Mayer conducted a comparative study (2022) [12] et ont constaté que la régression à noyau ridge (Kernel Ridge Regression) est le modèle le plus approprié pour prédire la production d’énergie solaire par rapport à 23 autres modèles d’apprentissage automatique. Wimalaratne et al (2022) [13] ont utilisé le gradient boosting extrême (XGBoost), qui appartient à la famille des modèles d’apprentissage ensembliste par boosting, pour prédire la production d’énergie solaire. Cette méthode a atteint un score de RMSE (20,84) et MAE (9,08). Saxena et al. (2024) [15] ont proposé un modèle hybride SVM-KNN pour prévoir la production d’énergie solaire. Comparé au modèle LSTM, le modèle hybride SVM-KNN donne de bons résultats. Une autre étude récente menée par AlKandari and Ahmad en 2024 [14], a mis en évidence l’efficacité de la combinaison de modèles statistiques et de méthodes d’apprentissage automatique. Un modèle hybride statistique et apprentissage automatique (MLSHM) a été proposé et a surpassé les autres modèles.

Dans l'ensemble, ces études fournissent des preuves de l'utilité des approches d'apprentissage profond et d'apprentissage automatique. Cependant, aucune étude n’a étudié la performance des différentes approches d’apprentissage par assemblage, y compris le bagging, le boosting et l’assemblage empilé. Notre principale contribution est d’évaluer et de comparer les modèles à apprenant unique et les modèles d’ensemble afin de prédire la production d’énergie solaire. Pour atteindre cet objectif, nous avons défini plusieurs questions de recherche.  
Q1) Quel modèle est adapté à la prédiction de la production d’énergie solaire  
Q2) Quelle méthode d’apprentissage par assemblage peut fournir de meilleurs résultats ?  
Q3) Comment la prédiction de la production d’énergie solaire peut-elle contribuer au changement climatique ?

.

Reference

[1] *Global energy transformation: a roadmap to 2050*. Abu Dhabi: International Renewable Energy Agency, 2019.

[2] ‘Impacts of climate change, population growth, and power sector decarbonization on urban building energy use | Nature Communications’. Accessed: Jul. 16, 2025. [Online]. Available: https://www.nature.com/articles/s41467-023-41458-5

[3] F. Crellin, ‘Global electricity demand to grow by 4% through 2027, IEA says’, *Reuters*, Feb. 14, 2025. Accessed: Jul. 16, 2025. [Online]. Available: https://www.reuters.com/business/energy/global-electricity-demand-grow-by-4-through-2027-iea-says-2025-02-14/

[4] T. Chuluunsaikhan, A. Nasridinov, W. S. Choi, D. B. Choi, S. H. Choi, and Y. M. Kim, ‘Pr edicting the Power Output of Solar Panels based on Weather and Air Pollution Featur es using Machine Lear ning’.

[5] C.-C. Wei, ‘Evaluation of Photovoltaic Power Generation by Using Deep Learning in Solar Panels Installed in Buildings’, *Energies*, vol. 12, no. 18, Art. no. 18, Jan. 2019, doi: 10.3390/en12183564.

[6] K. R. Kumar and M. S. Kalavathi, ‘Artificial intelligence based forecast models for predicting solar power generation’, *Mater. Today Proc.*, vol. 5, no. 1, Part 1, pp. 796–802, Jan. 2018, doi: 10.1016/j.matpr.2017.11.149.

[7] M. Elsaraiti and A. Merabet, ‘Solar Power Forecasting Using Deep Learning Techniques’, *IEEE Access*, vol. 10, pp. 31692–31698, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3160484.

[8] ‘Predicting the Performance of Solar Power Generation Using Deep Learning Methods’. Accessed: Jul. 16, 2025. [Online]. Available: https://www.mdpi.com/2076-3417/11/15/6887

[9] ‘Evaluation of Photovoltaic Power Generation by Using Deep Learning in Solar Panels Installed in Buildings’. Accessed: Jul. 16, 2025. [Online]. Available: https://www.mdpi.com/1996-1073/12/18/3564

[10] B. Zazoum, ‘Solar photovoltaic power prediction using different machine learning methods’, *Energy Rep.*, vol. 8, pp. 19–25, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.egyr.2021.11.183.

[11] M. Abuella and B. Chowdhury, ‘Solar power probabilistic forecasting by using multiple linear regression analysis’, in *SoutheastCon 2015*, Apr. 2015, pp. 1–5. doi: 10.1109/SECON.2015.7132869.

[12] D. Markovics and M. J. Mayer, ‘Comparison of machine learning methods for photovoltaic power forecasting based on numerical weather prediction’, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 161, p. 112364, Jun. 2022, doi: 10.1016/j.rser.2022.112364.

[13] ‘UNISOLAR: An Open Dataset of Photovoltaic Solar Energy Generation in a Large Multi-Campus University Setting | IEEE Conference Publication | IEEE Xplore’. Accessed: Jul. 16, 2025. [Online]. Available: https://ieeexplore.ieee.org/document/9869474

[14] M. AlKandari and I. Ahmad, ‘Solar power generation forecasting using ensemble approach based on deep learning and statistical methods’, *Appl. Comput. Inform.*, vol. 20, no. 3/4, pp. 231–250, Jan. 2024, doi: 10.1016/j.aci.2019.11.002.

[15] ‘Hybrid KNN-SVM machine learning approach for solar power forecasting - ScienceDirect’. Accessed: Jul. 16, 2025. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2667010024000040

[16] ‘A Comparative Analysis of LSTM, SVM, and GSTANN Models for Enhancing Solar Power Prediction | IEEE Conference Publication | IEEE Xplore’. Accessed: Jul. 16, 2025. [Online]. Available: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10675536?casa\_token=Vomu4IU8NdUAAAAA:kGNySj0kHIjsVuKT7xbmXNk1ragUopiyxawjtM2Xb\_XPOqjk6XbF9NZnN\_I0YBymUWqgJu4ov-4