**Modèles d’apprentissage automatique pour l’Internet du comportement : application à la durabilité énergétique dans les espaces résidentiels**

**Etat de l’art**

Par Kévin TANG

Stage Master 2 en Data science

Encadrants : Pr. Parisa GHODOUS

Dr Mohamed Essaid KHANOUCHE

**Université Claude Bernard Lyon 1**



## **Methodology for construction of adaptive models for the simulation of energy consumption in buildings, M. Labiadh (2022)**

La modélisation prédictive de la consommation d'énergie dans les bâtiments est essentielle pour le contrôle intelligent et la planification efficace des réseaux énergétiques. L'objectif de cette thèse de Mouna Labiadh, réalisée en 2022, est de répondre aux tâches de modélisation prédictive de la consommation énergétique des bâtiments lorsque aucune donnée opérationnelle historique n'est disponible pour le bâtiment cible donné, comme c'est le cas dans les bâtiments nouvellement construits ou rénovés. En utilisant une combinaison de données provenant de bâtiments sources et de modélisations réalisées avec DesignBuilder et EnergyPlus, cette méthodologie offre une solution prometteuse pour répondre à un défi crucial dans le domaine de la gestion de l'énergie dans les bâtiments.L'idée principale est de transférer des connaissances entre les modèles de bâtiments.

Le processus de traitement des données comprend plusieurs étapes clés. Tout d'abord, un modèle Siamese MLP (Multi-Layer Perceptron) est utilisé en combinaison avec KNN (K-Nearest Neighbors) sur les métadonnées pour identifier les bâtiments similaires aux caractéristiques entrées par l'utilisateur.

Ensuite, plusieurs modèles sont utilisés sur les données temporelles pour prédire la consommation énergétique jour par jour ou sur une période de plusieurs jours. Ces modèles incluent SVR (Support Vector Regression), MLP, LSTM (Long Short-Term Memory), CNN (Convolutional Neural Network), et Seq2seq.

Pour évaluer les performances des modèles, plusieurs métriques sont utilisées, notamment RMSE (Root Mean Square Error), MAE (Mean Absolute Error), et R² (Coefficient de détermination). Cela permet de quantifier l'exactitude des prédictions par rapport aux valeurs réelles de la consommation énergétique.

Bien que cette approche offre des avantages significatifs, notamment une capacité à prédire la consommation énergétique sans données historiques, elle présente également des limites. En particulier, le dataset de bâtiments sources est limité, ce qui peut limiter la généralisation des modèles construits.

## **Decentralized\_IoB\_for\_Influencing\_IoT-based\_Systems\_Behavior, H. Elayan, M. Aloqaily, F. Karray, M. Guizani (2024)**

La proposition d'un framework IoB (Internet of Behavior) décentralisé pour prédire la consommation électrique et influencer le comportement des appareils IoT (Internet of Things) afin de réduire la consommation, présentée par Haya Elayan, Moayad Aloqaily, Fakhri Karray et Mohsen Guizani en 2024, représente une avancée significative dans le domaine de la gestion intelligente de l'énergie. Cette application novatrice vise à optimiser l'utilisation des ressources énergétiques en proposant un système capable de prédire la consommation électrique et de modifier le comportement des appareils connectés pour minimiser la consommation.

Pour parvenir à cette prédiction précise de la consommation électrique, les chercheurs ont utilisé des données de consommation électrique domestique françaises, échantillonnées à la minute sur une période d'environ quatre ans. Le traitement des données a été effectué en utilisant un modèle LSTM (Long Short-Term Memory), une architecture de réseau de neurones récurrents particulièrement adaptée à la modélisation de séries temporelles.

L'évaluation des performances du framework a été réalisée en utilisant plusieurs métriques, notamment l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur moyenne absolue (MAE), le nombre d'alertes générées et l'énergie totale économisée en watts-heures (Wh).

Une technique d'influence intéressante a également été mise en œuvre dans le framework. Si la prédiction de consommation d'un appareil dépasse la consommation moyenne historique du même appareil pour la même heure, le même mois et le même jour de la semaine au cours des dernières années, le contrôleur envoie une alerte au compteur associé à l'appareil pour limiter sa consommation d'énergie.

Cependant, malgré les résultats prometteurs, cette proposition présente certaines limites. En particulier, l'expérimentation a été réalisée sur un nombre limité d'appareils (3), ce qui pourrait limiter la généralisation des résultats. De plus, la construction du modèle de prédiction a été effectuée avec un faible nombre de features, ce qui pourrait affecter sa précision dans des scénarios plus complexes.

Le framework IoB décentralisé proposé offre une approche innovante pour prédire et influencer la consommation électrique des appareils IoT, ouvrant la voie à de futures recherches et applications dans le domaine de la gestion intelligente de l'énergie.

## **Internet\_of\_Behavior\_and\_Explainable\_AI\_Systems\_for\_Influencing\_IoT\_Behavior, H. Elayan, M. Aloqaily, F. Karray, M. Guizani (2023)**

La recherche menée par Haya Elayan, Moayad Aloqaily, Fakhri Karray et Mohsen Guizani en 2023 propose un système innovant de prédiction de la consommation d'énergie et de prise de décision sur la quantité d'énergie à utiliser, ainsi qu'un système d'explication des décisions à l'utilisateur. Cette application a pour objectif d'améliorer la gestion de l'énergie domestique en permettant une utilisation plus efficace des ressources énergétiques en influençant le comportement des utilisateurs.

Pour parvenir à ces résultats, les auteurs ont utilisé des données de consommation électrique d'un ménage, collectées par minute sur une période de quatre ans et stockées sur MongoDB. Le traitement des données a été effectué en utilisant un modèle LSTM (Long Short-Term Memory), adapté à la modélisation de séries temporelles complexes.

Le système développé comprend un Energy Monitor & Controller (EMC) chargé de mesurer la consommation des appareils IoT, d'envoyer les données au Cloud, de recevoir les décisions du calcul et d'influencer les appareils en conséquence. De plus, un Explainer est chargé d'expliquer les résultats et les décisions prises à l'utilisateur, favorisant ainsi la transparence et la compréhension du processus de décision. En termes de technique d'influence, l'EMC joue donc un rôle clé en contrôlant la consommation des appareils, ce qui permet d'optimiser l'utilisation de l'énergie et de réduire les coûts.

L'évaluation des performances du système s'est appuyée sur plusieurs métriques, notamment la perte (loss), les économies d'énergie réalisées et le coût économisé grâce aux décisions prises.

Cependant, malgré ses avantages, cette recherche présente certaines limites. Tout d'abord, elle se concentre principalement sur l'utilisation de techniques LSTM, alors qu'il existe peut-être d'autres approches plus performantes. De plus, bien qu'il existe de nombreux types de capteurs, peu de formats ont été utilisés, ce qui pourrait limiter la diversité des données prises en compte. Enfin, des considérations importantes liées à la sécurité, à la confidentialité et à l'éthique doivent être prises en compte dans le développement et l'implémentation de ce système.

## **Extracting Effective Features for Descriptive Analysis of Household Energy Consumption Using Smart Home Data, H. M. Sani, S. O. Tehrani, B. Behkamal, H. Amintoosi (2019)**

L'étude menée par Hadiseh Moradi Sani, Soroush Omidvar Tehrani, Behshid Behkamal et Haleh Amintoosi en 2019 vise à identifier les facteurs influençant la consommation d'énergie dans les caractéristiques des ménages. Cette recherche est essentielle pour comprendre les déterminants de la consommation énergétique résidentielle et développer des stratégies efficaces de gestion de l'énergie.

Pour atteindre cet objectif, les auteurs ont utilisé les données de l'Enquête sur la Consommation d'Énergie Résidentielle (RECS) de 2015, qui fournissent des informations détaillées sur la consommation énergétique des ménages aux États-Unis pour l'année 2015. Le traitement des données a impliqué une sélection de features basée sur l’intersection de 3 méthodes : un filtre de corrélation de Pearson avec l’ensemble des données, un filtre de corrélation de Pearson avec les données préalablement catégorisées et une mesure du gain d’information avec la notion d’entropie. Les variables les plus importantes sont donc retrouvées par l’intersection de ces 3 techniques et sont donc sélectionnées pour la suite du traitement.

Ensuite, les auteurs ont appliqué deux techniques de clustering, à savoir K-Means et DBSCAN, pour regrouper les ménages en fonction de leurs caractéristiques énergétiques similaires. Cette approche permet de détecter des patterns ou des segments de consommateurs ayant des comportements énergétiques similaires, ce qui peut aider à cibler des interventions ou des politiques spécifiques.

## **From energy behaviors to lifestyles: Contribution of behavioral archetypes to the description of energy consumption patterns in the residential sector, M. Heinrich, M. Ruellan, L. Oukhellou, A. Samé, J.-P Lévy (2022)**

L'objectif de cette étude est de construire des archétypes comportementaux pour mieux comprendre les habitudes de consommation d'énergie dans le secteur résidentiel.

Les données utilisées proviennent du projet ENERGIHAB de l'Agence Nationale de la Recherche française et comprennent un dataset de 35 variables couvrant divers aspects tels que l'hygiène, l'alimentation, le chauffage, l'éclairage, les pratiques de loisirs et l'occupation du logement. Ces données ont été recueillies auprès de 1363 ménages d’Ile de France.

Les traitements des données comprennent la construction de variables synthétiques par la méthode de Chavent, le choix du nombre de clusters à l'aide de l'Agglomerative Hierarchical Clustering (AHC), le regroupement des ménages similaires avec la distance euclidienne, et la liaison des clusters avec les variables synthétiques via des tests de Student.

L'évaluation des performances a été réalisée à travers le bootstrapping, une opération de clustering avec 100 sous-datasets pour mesurer la persistance des associations de variables, ainsi que des tests de Student pour identifier les variables synthétiques qui caractérisent le mieux les clusters construits. De plus, une étude de la corrélation entre les variables et leurs variables synthétiques a été menée.

Malgré ses contributions, cette recherche présente certaines limites, notamment des données datant de 2010 collectées par téléphone, ce qui pourrait entraîner des biais, des erreurs ou un manque d'informations. De plus, ces données ne prennent pas en compte les développements technologiques récents, tels que les nouveaux appareils disponibles, les changements dans les habitudes de travail (télétravail), ainsi que l'impact des dispositifs mobiles et numériques sur la consommation d'énergie. En outre, la portée géographique de l'étude est limitée à la région d'Ile de France.

## **Lifestyle factors in U.S. residential electricity consumption, T. F. Sanquist, H. Orr, B. Shui, A. C. Bittner (2011)**

Dans cette étude publiée en 2012 par Thomas F. Sanquist, Heather Orr, Bin Shui et Alvah C. Bittner, l'objectif est d'analyser le style de vie en relation avec la consommation électrique des ménages. Pour cela, les chercheurs se sont appuyés sur les données de l'Enquête sur la Consommation d'Énergie Résidentielle (RECS) de 2005, comprenant les données de consommation énergétique des ménages aux États-Unis, ainsi que 2690 autres ménages provenant des données de RECS 2001.

Pour traiter ces données, une analyse factorielle a été utilisée pour réduire le nombre de variables en différents facteurs représentant les styles de vie, ce qui permet une réduction de dimensions facilitant la compréhension des données. Ensuite, une analyse des moindres carrés a été réalisée pour évaluer la relation entre ces facteurs de style de vie et la consommation électrique.

L'évaluation des performances s'est faite à l'aide de la régression pour mesurer l'utilité du style de vie dans la prédiction de la consommation électrique sur différentes portions des datasets, avec une mesure du coefficient de détermination R².

Cette recherche n'a pas abordé directement la technique d'influence, mais elle fournit des informations importantes sur la relation entre le style de vie des ménages et leur consommation électrique.

Les limites de cette étude n'ont pas été spécifiquement mentionnées, mais comme pour toute recherche, des limitations peuvent exister, notamment en ce qui concerne la représentativité des échantillons de ménages, la qualité des données ou d'autres facteurs qui pourraient influencer les résultats.

## **Building\_Load\_Forecasting\_Using\_Deep\_Neural\_Network\_with\_Efficient\_Feature\_Fusion, J. Wang, X. Chen, F. Zhang, F. Chen, Y. Xin (2021)**

Dans cette étude publiée en 2021 par Jinsong Wang, Xuhui Chen, Fan Zhang, Fangxi Chen et Yi Xin, l'objectif est de prédire la consommation électrique sur l'heure suivante pour des bâtiments publics non résidentiels, tels que des laboratoires, des bureaux ou des écoles. Les données utilisées proviennent du projet "The Building Data Genome Project" et comprennent des informations sur 507 bâtiments en 2013, ainsi que sur 300 écoles entre 2010 et 2015.

Pour traiter ces données, les chercheurs ont construit un réseau de neurones à convolution profonde (DCNN) basé sur ResNet avec 2 branches. La première branche s'occupe de comprendre les schémas de consommation d'électricité des bâtiments au fil du temps tandis que la deuxième analyse les variations des facteurs externes, comme la température, qui peuvent influencer la consommation d'électricité. Au préalable, ils ont utilisé la corrélation de Pearson pour sélectionner les caractéristiques météorologiques pertinentes pour la prédiction de la consommation électrique. La combinaison de ces branches permet d'obtenir des prédictions précises et rapides.

L'évaluation des performances s'est faite en comparant plusieurs modèles, notamment les réseaux de neurones récurrents (GRU, LSTM), les réseaux de neurones convolutifs (GCNN) et ResNet, à l'aide d'une recherche par grille (GridSearch) pour trouver les paramètres les plus performants à appliquer à chaque algorithme.

Les métriques d'évaluation comprenaient le RMSE (Root Mean Square Error), le MAE (Mean Absolute Error), le MAPE (Mean Absolute Percentage Error) et la pinball loss.

Le modèle proposé démontre des prédictions plus précises, un calcul plus rapide et une meilleure généralisation par rapport aux méthodes traditionnelles.

## 

## **Electrical\_Power\_Consumption\_Forecasting\_with\_Transformers, J. W. Chan, C. K. Yeo (2022)**

Dans cette étude publiée en 2022 par Jun Wei Chan et Chai Kiat Yeo, l'objectif est de prédire la consommation électrique à partir du London Smart Meter dataset, qui comprend des données de 5567 ménages à Londres entre 2011 et 2014. Les données sont enregistrées par demi-heure, permettant une analyse fine des modèles de consommation.

Actuellement, les méthodes courantes d'apprentissage en profondeur pour de telles tâches de prévision de séries temporelles reposent sur les réseaux neuronaux récurrents (RNN) et leurs variantes telles que le LSTM (mémoire à court et long terme), les réseaux neuronaux convolutionnels (CNN) et des combinaisons de ceux-ci. L'utilisation de la récurrence dans les RNN entraîne un calcul séquentiel qui ne peut pas être parallélisé pendant l'entraînement du modèle.

Pour traiter ces données, les chercheurs ont utilisé une approche basée sur un Sparse Transformer. Les transformers traitent simultanément et en parallèle tous les éléments d'une séquence à travers des blocs alternés de couches feed-forward et de modules d’attention. Cette méthode a permis d'atteindre une précision similaire à celle des méthodes RNN, tout en étant 10 fois plus rapide.

L'évaluation des performances des modèles s'est faite en utilisant des métriques couramment utilisées telles que le RMSE (Root Mean Square Error), le MAE (Mean Absolute Error) et le MAPE (Mean Absolute Percentage Error). De plus, les performances du modèle Sparse Transformer ont été comparées à celles d'autres modèles de prédiction de séries temporelles tels que le TSRNN, LSTM, SARIMA et Exponential Smoothing.

## **Electricity consumption forecasting based on ensemble deep learning, D. Hadjout, J.F. Torres, A. Troncoso, A. Sebaa, F. Martínez-Alvarez (2021)**

Dans une étude publiée en 2021 par D. Hadjout, J.F. Torres, A. Troncoso, A. Sebaa et F. Martínez-Alvarez, l'objectif est de prédire la consommation électrique par mois pour 1699 clients, qu'il s'agisse de ménages ou d'industries, sur une période de 13 ans, de 2006 à 2019, dans la région de Bejaia en Algérie. Les données utilisées proviennent de l'entreprise SADEG, filiale de Sonelgaz.

Pour traiter ces données, les chercheurs ont utilisé les algorithmes LSTM, GRU et TCN, connus pour leur efficacité dans la modélisation des séries temporelles. Ils ont également combiné ces algorithmes avec l’Ensemble Learning pour améliorer les performances de prédiction.

L'évaluation des performances s'est faite à l'aide de différentes métriques telles que le MAPE (Mean Absolute Percentage Error), le MAE (Mean Absolute Error) et le RMSE (Root Mean Square Error).

Cependant, malgré les bons résultats obtenus, il est important de noter certaines limites de l'étude, notamment l'absence de prise en compte du secteur économique des clients (ménage ou industrie) et la difficulté à prédire avec précision la consommation électrique pour le mois d'août, où le taux d'erreur reste élevé.

## **Electricity consumption forecasting with outliers handling based on clustering and deep learning with application to the Algerian market, D. Hadjout, A. Sebaa, J. F. Torres, F. Martínez-Álvarez (2023)**

Dans une étude publiée en 2023 par D. Hadjout, A. Sebaa, J. F. Torres et F. Martínez-Álvarez, l'objectif est de prédire la consommation électrique par mois pour 1699 clients, comprenant à la fois des ménages et des industries, sur une période de 13 ans, de 2006 à 2019, dans la région de Bejaia en Algérie. Les données utilisées proviennent de l'entreprise SADEG, une filiale de Sonelgaz.

Pour traiter ces données, les chercheurs ont adopté une approche en trois étapes. Tout d'abord, ils ont géré les valeurs aberrantes en les remplaçant par la méthode de Holt-Winters, qui lisse les données et réduit l'impact des valeurs aberrantes. Ensuite, ils ont utilisé le clustering avec les algorithmes K-Means et K-Shape pour regrouper les clients en clusters homogènes. Enfin, ils ont réalisé des prédictions de la consommation électrique pour chaque cluster en utilisant plusieurs modèles, notamment LSTM, GRU, TCN, SARIMA, SGM, ainsi que des ensembles de modèles provenant d'études antérieures.

L'évaluation des performances s'est basée sur des métriques telles que le MAPE (Mean Absolute Percentage Error), le MAE (Mean Absolute Error) et le RMSE (Root Mean Square Error). Cependant, malgré les efforts déployés, l'étude présente certaines limites, notamment le manque de données telles que les facteurs météorologiques, socio-économiques ou géopolitiques qui pourraient améliorer la précision des prédictions en influençant les modèles.

Cette approche en trois étapes, combinant gestion des valeurs aberrantes, clustering et prédiction par modèle, permet d'obtenir des prédictions plus précises de la consommation électrique des clients, même en l'absence de certaines données contextuelles.

## **Household-Level\_Energy\_Forecasting\_in\_Smart\_Buildings\_Using\_a\_Novel\_Hybrid\_Deep\_Learning\_Model, D. Syed, H. Abu-Rub, A. Ghrayeb, S. S. Refaat (2021)**

Dans une étude menée par Dabeeruddin Syed, Haitham Abu-Rub, Ali Ghrayeb et Shady S. Refaat en 2021, l'objectif est de prédire la consommation d'énergie par pas de temps, à la fois à une échelle fine de 10 minutes et à une échelle quotidienne. Les données utilisées pour la construction du modèle proviennent d'une seule maison équipée de capteurs de température et d'humidité, couvrant une période de 5 mois, de janvier à mai 2016, avec une fréquence de mesure de 10 minutes. Pour évaluer la performance du modèle, les chercheurs ont également utilisé des données provenant des archives de l'Université d’Irvine en Californie contenant 2’075’259 enregistrements et 9 caractéristiques, couvrant une période de 4 ans entre 2006 et 2010 à une fréquence d’une minute.

Pour traiter ces données, plusieurs architectures de réseaux de neurones à mémoire à court terme (LSTM) ont été explorées. Cela inclut l'utilisation de couches LSTM bidirectionnelles, un empilement de couches LSTM unidirectionnelles et des couches LSTM entièrement connectées.

L'évaluation des performances s'est basée sur des métriques telles que le MAPE (Mean Absolute Percentage Error), le RMSE (Root Mean Square Error), le MAE (Mean Absolute Error) et le coefficient de détermination (R²). De plus, les performances du modèle ont été comparées à celles d'autres architectures de réseaux neuronaux, notamment CNN-LSTM, ConvLSTM, LSTM encoder-décodeur et d'autres variantes LSTM.

Cependant, l'étude présente certaines limites, notamment le manque de données sur les occupants de l'habitation, ce qui pourrait limiter la capacité du modèle à capturer certains aspects du comportement de consommation d'énergie liés au mode de vie des occupants. Malgré ces limites, les résultats de l'étude fournissent des informations précieuses sur l'utilisation des LSTM pour la prédiction de la consommation d'énergie à des échelles de temps différentes.

## **Hybrid CNN-LSTM Model for Short-Term Individual Household Load Forecasting, M. Alhussein , K. Aurangzeb, S. I. Haider (2020)**

Dans une étude menée par Musaed Alhussein, Khursheed Aurangzeb et Syed Irtaza Haider en 2020, l'objectif est de prédire la consommation électrique à différents pas de temps en utilisant des données provenant du gouvernement australien. Ces données regroupent la consommation électrique de 10 000 clients australiens, enregistrée à une fréquence de 30 minutes. Cependant, seules les données de 69 ménages ayant un système d'eau chaude ont été utilisées pour cette étude, couvrant une période de 3 mois.

Pour traiter ces données, les chercheurs ont utilisé une architecture de réseau neuronal combinant des couches convolutionnelles (CNN) et des couches à mémoire à court terme (LSTM). De plus, ils ont appliqué une technique de clustering DBSCAN pour regrouper les clients en fonction de leurs caractéristiques de consommation.

L'évaluation des performances du modèle s'est basée sur des métriques telles que le MAE (Mean Absolute Error) et le MAPE (Mean Absolute Percentage Error). Les chercheurs ont également comparé les performances de leur modèle avec d'autres modèles LSTM utilisant différents pas de temps pour la prédiction. De plus, ils ont étudié l'impact du clustering sur les prédictions de consommation électrique.

Cependant, l'étude présente certaines limites, notamment le faible volume de données utilisées. De plus, les données ne couvrent qu'une période de 92 jours, de juin à août 2013, ce qui ne permet pas d'évaluer l'impact des saisons sur la consommation électrique.

## **Total electricity consumption forecasting based on Transformer time series models, X. Li, Y. Zhong, W. Shang, X. Zhang, B. Shan, X. Wang (2022)**

Dans une étude publiée en 2022 par Xuerong Li, Yiqiang Zhong, Wei Shang, Xun Zhang, Baoguo Shan et Xiang Wang, l'objectif est de prédire la consommation d'énergie totale en Chine sur la période allant de 2009 à 2020. Les chercheurs ont utilisé des données de consommation électrique totale, enregistrées par mois, pour mener leurs analyses.

Pour traiter ces données, les chercheurs ont développé un modèle appelé Trans-T2V, qui combine un Transformer avec Time2Vec. Ce modèle vise à capturer les tendances temporelles complexes des données de consommation d'énergie.

L'évaluation des performances du modèle s'est basée sur des métriques telles que le MAE (Mean Absolute Error) et le MAPE (Mean Absolute Percentage Error). Les chercheurs ont également comparé les performances de leur modèle avec d'autres modèles tels que le Transformer (sans Time2Vec), l'Informer, l'Autoformer, le MLP, le SVR et XGBoost.

Cependant, l'étude présente certaines limites, notamment le fait que les données se limitent à la consommation électrique totale par mois, sans tenir compte d'autres variables telles que la production et la consommation industrielles, ainsi que les variables macroéconomiques. De plus, une fréquence de données plus élevée, par jour ou par semaine, pourrait améliorer la précision des prédictions.

Malgré ces limites, les résultats de l'étude fournissent des informations précieuses sur l'utilisation des modèles Transformer et Time2Vec pour la prédiction de la consommation d'énergie totale en Chine sur une période étendue.

## **Optimization Strategy Based on Deep Reinforcement Learning for Home Energy Management, Y. Liu, D. Zhang, H. B. Gooi (2020)**

Dans une étude menée par Yuankun Liu, Dongxia Zhang et Hoay Beng Gooi en 2020, l'objectif était de construire un algorithme d'apprentissage par renforcement pour optimiser la gestion de l'énergie dans les foyers. L'idée était de programmer les horaires d'utilisation des appareils ménagers afin de réduire le coût global d'utilisation de l'énergie.

Les chercheurs ont utilisé des données provenant de 900 foyers, collectées sur une période d'un an à une fréquence de 15 minutes. Ces données comprenaient la consommation totale du foyer, ainsi que les données spécifiques de quatre compteurs : climatiseur, chauffage, lave-vaisselle et voiture électrique. De plus, les informations sur l'énergie solaire générée par les panneaux photovoltaïques installés sur les maisons étaient également incluses. Pour tester la capacité des agents à s'adapter aux changements, les chercheurs ont ajouté des données sur le prix de l'électricité avec une fluctuation aléatoire dynamique.

Pour traiter ces données, les chercheurs ont utilisé des techniques d'apprentissage par renforcement, notamment le Deep Q-learning (DQN) et le Double Deep Q-learning (DDQN). L'évaluation des performances s'est basée sur des métriques telles que le coût de l'électricité consommée et le coût économisé. De plus, les résultats ont été comparés à ceux obtenus avec l'algorithme Particle Swarm Optimization (PSO).

Cependant, l'étude présentait certaines limites, notamment le fait que les conditions expérimentales n'étaient pas très proches de la réalité. De plus, l'algorithme ne prenait pas en compte le confort et la satisfaction de l'utilisateur, ce qui pourrait limiter son applicabilité dans des environnements réels.

## **An\_Accelerated\_Edge\_Cloud\_System\_for\_Energy\_Data\_Stream\_Processing\_Based\_on\_Adaptive\_Incremental\_Deep\_Learning\_Scheme, S.-H. Kim, C. Lee, C.-H. Youn (2020)**

Dans leur étude publiée en 2020, Seong-Hwan Kim, Changha Lee et Chan-Hyun Youn ont développé un système cloud de calcul accéléré pour prédire la consommation électrique en temps réel à partir de flux de données.

Les données utilisées ont été fournies par la Korea Electric Power Corporation (KEPCO) et comprenaient la demande totale en électricité de la ville de Jeon-nam en Corée, sur toute l'année 2017, avec une fréquence de mesure de 15 minutes.

Pour traiter ces données en temps réel, les chercheurs ont mis en place un système basé sur l'apprentissage incrémental adaptatif, qui ajuste la taille du lot et l'époque lors de chaque itération d'entraînement pour réduire le délai du modèle le plus récent. De plus, une planification des ressources a été utilisée pour optimiser l'utilisation des capacités de calcul disponibles dans le cloud.

Le modèle lui-même était basé sur une architecture hybride CNN-LSTM, qui permet de capturer à la fois les caractéristiques spatiales et temporelles des données.

L'évaluation des performances du système s'est principalement concentrée sur l'erreur de prédiction, mesurée par le Root Mean Square Error (RMSE), ainsi que sur le temps moyen nécessaire à l'entraînement du modèle.

Cette recherche offre des perspectives intéressantes pour la mise en place de systèmes de prédiction de la consommation électrique en temps réel, en mettant en avant l'utilisation efficace des capacités de calcul disponibles dans le cloud pour traiter de grandes quantités de données avec une faible latence.