**Etat de l’art**

## **Methodology for construction of adaptive models for the simulation of energy consumption in buildings**

#### Auteurs : M. Labiadh

#### Année de publication : 2022

#### Application :

Prédiction de consommation d’énergie de bâtiments sans données historiques disponibles

#### Données :

Bâtiments sources + Modélisation par DesignBuilder et EnergyPlus

#### Traitements :

Siamese MLP + KNN sur les métadonnées pour trouver les bâtiments similaires au caractéristiques entrées par l’utilisateur

SVR, MLP, LSTM, CNN, Seq2seq sur les données temporelles pour prédire la consommation énergétique jour par jour ou x jours après.

#### Evaluation des performances :

RMSE, MAE, R²

#### Technique d’influence : Pas d’influence

#### Limites :

Dataset de bâtiments sources limité

## **Decentralized\_IoB\_for\_Influencing\_IoT-based\_Systems\_Behavior**

#### Auteurs : H. Elayan, M. Aloqaily, F. Karray, M. Guizani

#### Année de publication : 2024

#### Application :

Proposition d’un framework IoB décentralisé pour prédire la consommation électrique et influencer le comportement des appareils IoT pour réduire la consommation

#### Données :

Données de consommation électrique domestique françaises, échantillonnées à la minute sur une période d'environ quatre ans

#### Traitements : LSTM

#### Evaluation des performances :

Erreur quadratique moyenne, RMSE, MAE, nombre d’alertes, énergie totale économisée (Wh)

#### Techniques d’influence :

#### Si la prédiction de consommation d’un appareil est supérieure à la consommation moyenne historique du même appareil au cours des dernières années au cours de la même heure, du même mois et du même jour de la semaine, alors le contrôleur envoie une alerte au compteur associé à l’appareil pour limiter sa consommation d’énergie.

#### Limites :

Expérimentation sur un nombre d’appareils limités (3)

Construction du modèle de prédiction avec un faible nombre de features

## **Internet\_of\_Behavior\_and\_Explainable\_AI\_Systems\_for\_Influencing\_IoT\_Behavior**

#### Auteurs : H. Elayan, M. Aloqaily, F. Karray, M. Guizani

#### Année de publication : 2023

#### Application:

Système de prédiction de consommation d’énergie sur la prochaine heure, prise de décision sur la quantité d’énergie à utiliser et système d’explication des décisions à l’utilisateur.

#### Données :

Consommation électrique d'un ménage par minute sur quatre ans stockée sur MongoDB

#### Traitements : LSTM

Energy Monitor & Controller (EMC) chargé de mesurer la consommation des appareils IoT, envoyer les données au Cloud, recevoir la décision des résultats du calcul et influencer les appareils

Un Explainer est chargé d’expliquer les résultats et décisions prises à l’utilisateur.

#### Evaluation des performances :

Loss, économie d’énergie et coût économisé

#### Technique d’influence :

EMC contrôle la consommation des appareils

#### Limites :

Peu de techniques utilisées (LSTM surtout) alors qu’il y a peut-être plus performant

Beaucoup de types de capteurs mais peu de formats utilisés (images, vidéos, graphes

Limites en termes de sécurité, de confidentialité et de considérations éthiques

## **Extracting Effective Features for Descriptive Analysis of Household Energy Consumption Using Smart Home Data**

#### Auteurs : H. M. Sani, S. O. Tehrani, B. Behkamal, H. Amintoosi

#### Année de publication : 2019

#### Application:

Identifier les facteurs influençant la consommation d’énergie dans le comportement des ménages

#### Données : RECS 2015, données de consommation énergétique des ménages US en 2015

#### Traitements :

Sélection de features : Filtre par corrélation de Pearson

Clustering : K-Means et DBSCAN

#### Evaluation des performances :

Evaluation de la sélection de features par mesure du gain d’information (IG)

#### Technique d’influence : Pas d’influence

#### Limites :

Pas de limites indiquées

## **From energy behaviors to lifestyles: Contribution of behavioral archetypes to the description of energy consumption patterns in the residential sector**

#### Auteurs : M. Heinrich, M. Ruellan, L. Oukhellou, A. Samé, Jean-Pierre Lévy

#### Année de publication : 2022

#### Application:

Construction d’archétypes comportementaux

#### Données :

Dataset de 35 variables couvrant l'hygiène, l'alimentation, le chauffage, l'éclairage, les pratiques de loisirs et l'occupation du logement avec 1363 ménages d’Ile de France.

Source : projet ENERGIHAB (Agence Nationale de la Recherche française)

#### Traitements :

* Construction de variables synthétiques (SV) par la méthode de Chavent

Choix du nombre de clusters avec Agglomerative Hierarchical Clustering (AHC)

* Regroupement des ménages similaires avec la distance euclidienne
* Liaison des clusters avec les variables synthétiques avec test de Student

#### Evaluation des performances :

Bootstrapping : opération de clustering avec 100 sous-datasets et mesure de la persistance des associations de variables

Test de Student pour identifier les variables synthétiques qui caractérisent le mieux les clusters construits

Etude de la corrélation entre les variables et leur SV

#### Technique d’influence : Pas d’influence

#### Limites :

Données anciennes de 2010, collectées par téléphone (possibles biais, erreurs ou manque d’informations), n’incluent pas les développements technologiques (appareils disponibles, temps et fréquence d’utilisation, télétravail, mobiles et numériques), limitées géographiquement

## **Lifestyle factors in U.S. residential electricity consumption**

#### Auteurs : T. F. Sanquist, H. Orr, B. Shui, A. C. Bittner

#### Année de publication : 2012

#### Application:

Analyse du style de vie de la consommation électrique des ménages

#### Données : Utilisation de 2165 ménages de RECS 2005, données de consommation énergétique des ménages US en 2005 et 2690 ménages de RECS 2001

#### Traitements :

Utilisation de l'analyse factorielle pour réduire le nombre de variables en différents facteurs représentant les styles de vie (réduction de dimensions)

Analyse des moindres carrés

#### Evaluation des performances :

Utilisation de la régression pour mesurer l’utilité du style de vie pour prédire la consommation électrique sur différentes portions des datasets, mesure avec R².

#### Technique d’influence : Pas d’influence

#### Limites : Pas de limites indiquées

## **Building\_Load\_Forecasting\_Using\_Deep\_Neural\_Network\_with\_Efficient\_Feature\_Fusion**

#### Auteurs : J. Wang, X. Chen, F. Zhang, F. Chen, Y. Xin

#### Année de publication : 2021

#### Application:

Prédiction de la consommation électrique sur l’heure suivante

#### Données : <https://github.com/buds-lab/the-building-data-genome-project>

Données de bâtiments publics **non résidentiels** (507 bâtiments: laboratoires, bureaux…) en 2013 et 300 écoles entre 2010 et 20215

#### Traitements :

Construction d'un réseau de neurones à convolution profonde (DCNN) basé sur ResNet

Corrélation de Pearson pour choisir les features météorologiques

#### Evaluation des performances :

Comparaison entre GRU, LSTM, GCNN et ResNet avec GridSearch

RMSE, MAE, MAPE et pinball loss

#### Technique d’influence : Pas d’influence

#### Limites : Pas de limites indiquées

## **Electrical\_Power\_Consumption\_Forecasting\_with\_Transformers**

#### Auteurs : J. W. Chan, C. K. Yeo

#### Année de publication : 2022

#### Application:

Prédiction de la consommation électrique

#### Données :

London Smart Meter dataset (<https://www.kaggle.com/datasets/jeanmidev/smart-meters-in-london/data>)

5567 ménages de Londres entre 2011 et 2014

Données temporelles relevées par demi-heure

#### Traitements :

Sparse transformer : Encoder et Decoder composés de blocs feed forward et sparse attention

#### Evaluation des performances :

RMSE MAE et MAPE

Comparaison avec d’autres modèles : TSRNN, LSTM, SARIMA et Exponential Smoothing

#### Technique d’influence : Pas d’influence

#### Limites : Pas de limites indiquées

## **Electricity consumption forecasting based on ensemble deep learning**

#### Auteurs : D. Hadjout, J.F. Torres, A. Troncoso, A. Sebaa, F. Martínez-Alvarez

#### Année de publication : 2021

#### Application:

Prédiction de la consommation électrique par mois

#### Données :

Dataset de 1699 clients (ménages et industries) et 13 ans d’historique de consommation électrique par mois (2006 à 2019) à Bejaia en Algérie

Provient de l’entreprise SADEG, filiale de Sonelgaz

#### Traitements :

LSTM, GRU et TCN

Combinaison de ces algorithmes avec Ensemble Learning

#### Evaluation des performances :

MAPE, MAE, RMSE

#### Technique d’influence : Pas d’influence

#### Limites :

Ne prend pas en compte le secteur économique d’un client (ménage ou industrie).

Mois d’août avec un taux d’erreur toujours élevé.

## **Electricity consumption forecasting with outliers handling based on clustering and deep learning with application to the Algerian market**

#### Auteurs : D. Hadjout, A. Sebaa, J. F. Torres, F. Martínez-Álvarez

#### Année de publication : 2023

#### Application:

Prédiction de la consommation électrique par mois

#### Données :

Dataset de 1699 clients (ménages et industries) et 13 ans d’historique de consommation électrique par mois (2006 à 2019) à Bejaia en Algérie

Provient de l’entreprise SADEG, filiale de Sonelgaz

#### Traitements :

Remplacement des valeurs aberrantes par la méthode de Holt-Winters

Clustering avec K-Means et K-Shape

Prédiction avec LSTM, GRU, TCN, SARIMA, SGM et les ensembles (de l’article précédent)

#### Evaluation des performances :

MAPE, MAE et RMSE

#### Technique d’influence : Pas d’influence

#### Limites :

Manque de données comme les facteurs météorologiques, les facteurs socio-économiques ou les évènements géopolitiques qui pourraient influencer les modèles et améliorer la précision des prédictions

## **Household-Level\_Energy\_Forecasting\_in\_Smart\_Buildings\_Using\_a\_Novel\_Hybrid\_Deep\_Learning\_Model**

#### Auteurs : D. Syed, H. Abu-Rub, A. Ghrayeb, S. S. Refaat

#### Année de publication : 2021

#### Application:

Prédiction de la consommation d’énergie par pas de temps (10 minutes) ou jour

#### Données :

* Données pour la construction du modèle :

<https://archive.ics.uci.edu/dataset/374/appliances+energy+prediction>

Données provient d’une (seule) maison équipée de capteurs de température et d’humidité

5 mois de données (janvier à mai 2016) à une fréquence de 10 minutes.

* Données pour mesurer la performance du modèle :

<https://archive.ics.uci.edu/dataset/235/individual+household+electric+power+consumption>

Mesures sur 4 ans entre 2006 et 2010

#### Traitements :

Couches LSTM bidirectionnels

Empilement de couches LSTM unidirectionnels

Couches LSTM entièrement connectées

#### Evaluation des performances :

MAPE, RMSE, MAE et R²

Comparaison avec 2 datasets de consommation d'énergie

Comparaison avec d’autres modèles : CNN-LSTM, ConvLSTM, LSTM encoder-decoder et d’autres variantes LSTM…

#### Technique d’influence : Pas d’influence

#### Limites :

Manque de données sur les occupants de l’habitation

## **Hybrid CNN-LSTM Model for Short-Term Individual Household Load Forecasting**

#### Auteurs : M. Alhussein , K. Aurangzeb, S. I. Haider

#### Année de publication : 2020

#### Application:

Prédiction de la consommation électrique à différents pas de temps

#### Données :

Données du gouvernement australien qui regroupe la consommation électrique de 10000 clients australiens à une fréquence de 30 minutes.

Utilisation des données de 69 ménages seulement (ceux qui possèdent un système d’eau chaude) sur une période de 3 mois

#### Traitements :

CNN-LSTM

Clustering DBSCAN

#### Evaluation des performances :

MAE, MAPE

Comparaison avec d’autres modèles LSTM avec différents pas de temps

Comparaison des prédictions avec/sans clustering

#### Technique d’influence : Pas d’influence

#### Limites :

Peu de données

Utilisation de seulement 92 jours de données (juin à août 2013, période où tous les clients ont des données), il est donc impossible de mesurer l’impact de la saison.

## **Total electricity consumption forecasting based on Transformer time series models**

#### Auteurs : X. Li, Y. Zhong, W. Shang, X. Zhang, B. Shan, X. Wang

#### Année de publication : 2022

#### Application:

Prédiction de la consommation d'énergie totale

#### Données :

Données de consommation électrique totale de la Chine par mois entre 2009 et 2020

#### Traitements :

Modèle Trans-T2V (basé sur un Transformer et Time2Vec)

#### Evaluation des performances :

MAE et MAPE

Comparaison avec d’autres modèles : Transformer (sans Time2Vec), Informer, Autoformer, MLP, SVR, XGBoost.

#### Technique d’influence : Pas d’influence

#### Limites :

Les données sont limitées à la consommation électrique totale et ne prennent pas en compte d’autres variables comme la production et consommation industrielle, les variables macroéconomiques…

Avoir des données avec une fréquence par jour ou semaine augmenterait la précision des prédictions.

## **Optimization Strategy Based on Deep Reinforcement Learning for Home Energy Management**

#### Auteurs : Y. Liu, D. Zhang, H. B. Gooi

#### Année de publication : 2020

#### Application:

Construction d’un algorithme d’apprentissage par renforcement pour optimiser la gestion de l’énergie dans les foyers en programmant les horaires d’utilisation des appareils pour réduire le coût d’utilisation

#### Données :

Données de consommation énergétique de 900 foyers collectées à une fréquence de 15 minutes sur 1 an contenant la consommation totale du foyer, 4 compteurs (air conditioner, heater, dishwasher, and an electric car) et l’énergie solaire générée par les panneaux photovoltaïques installés sur la maison

Données sur le prix de l’électricité avec fluctuation aléatoire dynamique pour tester la capacité des agents à s’adapter aux changements.

#### Traitements :

Reinforcement learning : Deep Q-learning (DQN) et Double Deep Q-learning (DDQN)

#### Evaluation des performances :

Coût de l’électricité consommé, coût économisé

Comparaison avec l’algorithme Particle Swarm Optimization (PSO)

#### Technique d’influence : Pas d’influence

#### Limites :

Conditions d’expérimentation pas très proches de la réalité

Ne prend pas en compte le confort et la satisfaction de l’utilisateur

## **An\_Accelerated\_Edge\_Cloud\_System\_for\_Energy\_Data\_Stream\_Processing\_Based\_on\_Adaptive\_Incremental\_Deep\_Learning\_Scheme**

#### Auteurs : S.-H. Kim, C. Lee, C.-H. Youn

#### Année de publication : 2020

#### Application:

Construction d’un système cloud de calcul accéléré pour prédire la consommation électrique en temps réel dans le flux de données

#### Données :

Fournit par la Korea Electric Power Corporation (KEPCO)

Contient la demande d’électricité totale de la ville de Jeon-nam en Corée sur toute l’année 2017 à une fréquence de 15 minutes.

#### Traitements :

Apprentissage Incrémental Adaptatif : ajustement de la taille du lot et l’époque lors de l’itération d’entraînement pour réduire le délai du modèle entraîné le plus récent.

Planification des ressources

CNN-LSTM

#### Evaluation des performances :

Erreur de prédiction : RMSE

Temps d’entraînement moyen

#### Technique d’influence : Pas d’influence

#### Limites : Pas de limites indiquées