

Influential Article Review - Maximizing Smart Home Energy Management With Geodesic Acceleration and LevMar

Cassandra Casey

Gerard Kelley

This paper examines using artificial neural networks to optimize energy management in smart homes. We present insights from a highly influential paper. Here are the highlights from this paper: Home energy optimization is increasing in research interest as smart technologies in appliances and other home devices are increasing in popularity, particularly as manufacturers move to produce appliances and devices which work in conjunction with the Internet. Home energy optimization has the potential to reduce energy consumption through “smart energy management” of appliances. Information and communications technologies (ICTs) help achieve energy savings with the goal of reducing greenhouse gas emissions and attaining effective environmental protection in several contexts including electricity generation and distribution. This “smart energy management” is utilized at the residential customer level through “smart homes.” This paper compares two artificial neural networks (ANN) used to support home energy management (HEM) systems based on Bluetooth low energy, called BluHEMS. The purpose of the algorithms is to optimize energy use in a typical residential home. The first ANN uses the Levenberg-Marquardt algorithm and the second uses the Levenberg-Marquardt algorithm enhanced by a second order correction known as geodesic acceleration. For our overseas readers, we then present the insights from this paper in Spanish, French and German.

Keywords: innovation, smart home, energy management, ICTs, resources

HIGHLY INFLUENTIAL ARTICLE

We used the following article as a basis of our evaluation:

Booker, Q. E., Kitchens, F. L., Wimmer, H., & Rebman, C. M. (2018). Using Geodesic Acceleration with LevMar to Maximize Smart Home Energy Management. *Journal of Strategic Innovation and Sustainability*, 13(4).

This is the link to the publisher’s website:

<https://articlegateway.com/index.php/JSIS/article/view/91>

EDITOR'S NOTES

This study, “Using Geodesic Acceleration with LevMar to Maximize Smart Home Energy Management,” was written by Queen Booker, Fred Kitchens, Hayden Wimmer, and Carl Rebman in 2018. This particular review highlights the importance this study possesses in terms of its scope and goals—that is, to optimize energy usage in applicable smart homes further using novel artificial neural network (ANN) technology.

In it, the authors described the opportunities presented by home energy management (HEM) systems in reducing household energy consumption, which they say is all the more crucial given the rise of devices based on internet communications technologies (ICT). To be specific, the authors explored the differences between the energy consumption management of two ANNs used together with HEM systems based on Bluetooth Low Energy and collectively called BluHEMS. Both ANNs make use of the Levenberg-Marquardt (LM) algorithm, which according to Wilson and Mantooth (2013) is a technique used to extract crucial parameters from systems like semiconductor devices: the first one used in the study uses ANN as is, while the other uses it in conjunction with a second-order correction known as geodesic acceleration. Comparisons between the two cases were done based on data obtained through simulations.

From the results obtained by the authors, they concluded that applying geodesic acceleration to the LM algorithm in BluHEMS does indeed improve peak load management using the available data taken from the HEM system. They say this gives a potential pathway to improving energy consumption and time-dependent home energy requirement forecasts. Additionally, future work may potentially lie in simulating energy management systems without requiring initial user input, and in creating systems that take into account modernized energy management technologies used by home appliances and devices.

Overall, the scope and target of the work described above are certainly timely; devices inside and outside the home are increasingly becoming dependent on the internet for communications to both homeowners and nearby devices alike. Alongside this, the steady improvements seen in wireless communications technologies will only make these short interactions faster, more precise, and more detailed over time.

The work does an adequate job of simulating home energy usage through peak load management in simulations. True enough, the limitations they presented in their conclusions ring true: their setup was dependent on initial input from the consumer—a factor that may prove to be a hurdle for mass deployment in future Internet of Things (IoT) devices, considering that some consumers will most likely be looking towards more hands-free, automated experiences.

There is much work to be done to fully understand just how far we can go in improving systems such as these; the work above in and of itself is already four (4) years old, meaning much has changed in the technological landscape since the time it was originally written. Despite this, the goals set up by the work remain apt in today's energy-conscious society. Home implements ranging from house lights to parked electric cars now all seek to tap into the energy made available to the home; this means that explorations such as the work of Booker and co-authors are more crucial than ever.

REFERENCES

- Booker, Q.E., Kitchens, F.L., Wimmer, H., & Rebman, C.M. (2018). Using geodesic acceleration with levmar to maximize smart home energy management. *Journal of Strategic Innovation and Sustainability*, 13(4). <https://doi.org/10.33423/jsis.v13i4.91>
- Wilson, P.R., & Mantooth, H.A. (2013). *Model-based engineering for complex electronic systems*. Elsevier; Newnes. <https://doi.org/10.1016/C2010-0-64918-2>

INTRODUCTION

Home energy optimization is increasing in research interest as smart technologies in appliances and other home devices are replacing traditional items, particularly as manufacturers move to produce

appliances and devices that work in conjunction with the Internet. Home energy optimization has the potential to reduce the use of energy through “smart energy management” of appliances. Information and communications technologies (ICTs) help achieve energy savings with the goal of reducing greenhouse gas emissions and attaining effective environmental protection in several contexts including electricity generation and distribution. This “smart energy management” is utilized at the residential customer level through the larger concept, “smart homes.” Smart home energy management has led researchers such as Chen et al (2013), Han et al (2014), and Collota et al (2017) to focus on “smart homes” as critical partners in reducing energy consumption and thereby reducing greenhouse emissions and achieving large-scale energy savings. As explained by Collota et al (2017), “intelligent metering management systems and incentives such as demand response programs, time-of-use, and real-time pricing, are applied by utilities to encourage customers to reduce their load during peak load hours.”

A smart home is a home equipped with devices such as the currently available lighting, heating, appliances, and electronic devices that can be controlled remotely by phone or computer. Use of these technologies can reduce energy consumption by providing consumption profiles of appliances to the consumers and suggesting changes in behavior. A common example is using the washing machine or dishwasher during off-peak times rather than during peak power consumption periods. These appliances can be controlled by a user who is alerted to off-peak periods by the utility company; the user can remotely turn on the appliances using a remote device such as a mobile phone. Similarly, if a consumer leaves a lamp or other device on, they can be alerted to the use of energy at peak-pricing periods; so they can make the choice to turn off these devices to save on energy consumption.

With the goal of improving the efficiency of power consumption, artificial intelligence (AI) can play an important role. Artificial intelligence can be used to make decisions on behalf of the user to manage home devices, e.g., turn off and on devices during peak and off-peak periods respectively. With this in mind, there is a need to make communication and information systems that can be used to increase the efficiency and effectiveness of automated home management.

Home Area Networks (HAN) utilize a communication path among smart meters, home appliances and devices (Hiew et al 2014). The HAN enables consumers to collect information about their power consumption behavior and the electricity consumption costs via in-home display devices. This is a vast improvement over the traditional (labor-intensive and periodic) electric energy metering system, whose precision is not accurate nor timely enough to provide any practical energy cost savings to the customer.

DISCUSSION

We present the smart home energy model proposed by Collota et al in Figure 1 to illustrate how a SHEM system would work.

The main elements of the system are BluHEMS - a home energy management system based on Bluetooth low energy - for monitoring and controlling the electrical appliances, planning a convenient start time for them, an FLC to manage both the scheduling of home appliances and the feedback of consumers, and an ANN, for forecasting of energy requirements. Collota et al proposed an ANN to overcome the main limitations of the lack of an automated system capable to make choices based on both the actual energy consumption values and of predicted ones' limitation. The system proposed by Collota et al involves communications among smart appliances and BluHEMS through a wireless network. BluHEMS, assisted by the FLC, allows the switching on of the appliance or suggests to the consumer which is the more appropriate start time, taking into account both the available stored energy in the storage system and the updated prices in that time slot. The consumer can decide whether to accept the schedule proposed by BluHEMS. It presumes that the objective function is approximately quadratic in the parameters near the optimal solution. For moderately-sized problems, the Gauss-Newton method typically converges much faster than gradient-descent methods. The function evaluated with perturbed model parameters may be locally approximated through a first-order Taylor series expansion.

The Levenberg-Marquardt method acts more like a gradient-descent method when the parameters are far from their optimal value, and, acts more like the Gauss-Newton method when the parameters are close

to their optimal value. . Many variations of the Levenberg-Marquardt have been published in papers and in code such as Grammes , Lourakis , Press, et al , Gavin , and Shrager et al , .

Geodesic refers to the shortest possible line between two points on a sphere or other curved surface. Unlike other methods which include second derivative information, the geodesic acceleration does not attempt to improve the Gauss-Newton approximation to the Hessian matrix, but rather is an extension of the small-residual approximation to cubic order. In deriving geodesic acceleration, the small-residual approximation is complemented by a small-curvature approximation. The peak hours fall from 8 AM to 2 PM, the switching on of an appliance has been considered as a Poisson distribution and the requests generated randomly. Regarding the configuration parameters, the threshold value of power has been set to 1 kWh, the threshold value of delay has been set to 24 hours; simulations duration has been between 5 days and 365 days and the first 5 days are spared for warm up. The electricity consumption pattern measured in a generic single day is depicted in Figure 3 with hours on the x-axis and consumption on the y-axis.

The percentage of load in peak hours is a ratio between the amount of load in peak hours to the total load. The high value of this ratio results in high electricity charges due to pricing tariffs.

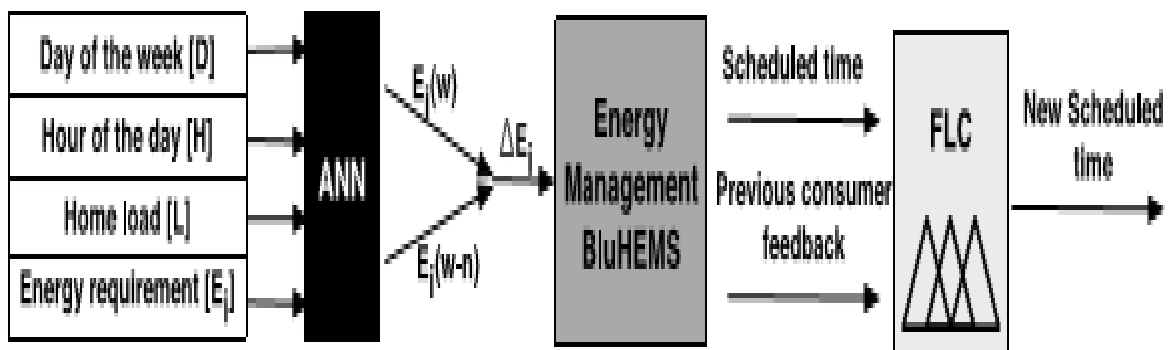
Figure 4 shows the contribution of the appliances on the average peak load is shown. Consistent with the results from Collota et al , both the BlueHEMS-ANN and the BlueHEMSANN-E have almost 0.1 of the load generated by the appliances takes place during peak periods although the enhanced system performed better as the number of days increased.

CONCLUSION

In this work, an Artificial Neural Network (ANN) enhanced with geodesic acceleration for BluHEMS was shown to potentially improve the problem of peak load management using the available data obtained by the Home Energy Management (HEM) system. The proposed mechanism provides the possibility to improve forecasting the energy consumption conditions and the home energy requirements at different times of the day or on different days of the week. Future research actions may simulate energy management without input from the consumer and with a more modern use of appliances and wireless technologies such as recording streaming videos for later consumption, home temperature regulation, and lighting.

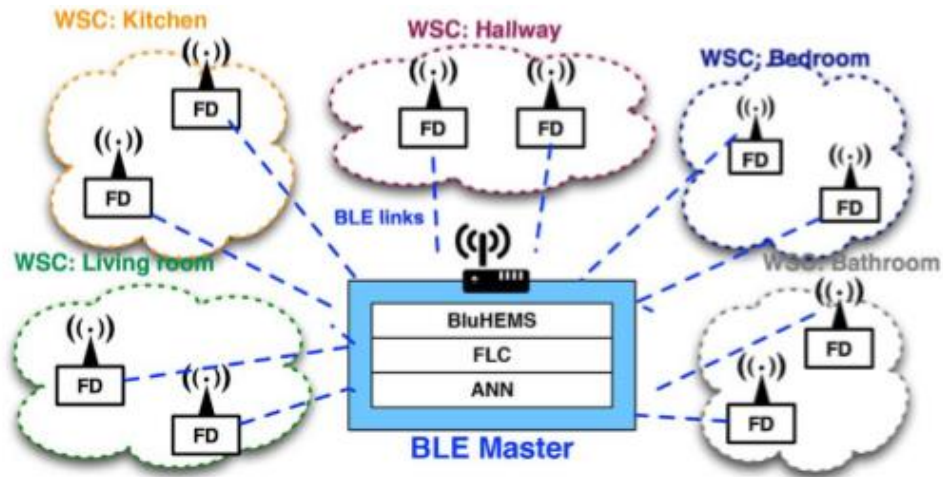
APPENDIX

FIGURE 1
ARCHITECTURE OF THE PROPOSED ENERGY MANAGEMENT SYSTEM



Reprinted from Collota, et al. (2017)

FIGURE 2
SAMPLE WIRELESS HAN ARCHITECHTURE BASED ON BLE



Reprinted from Collota

FIGURE 3
ELECTRICITY ENERGY CONSUMPTION COMPARISON

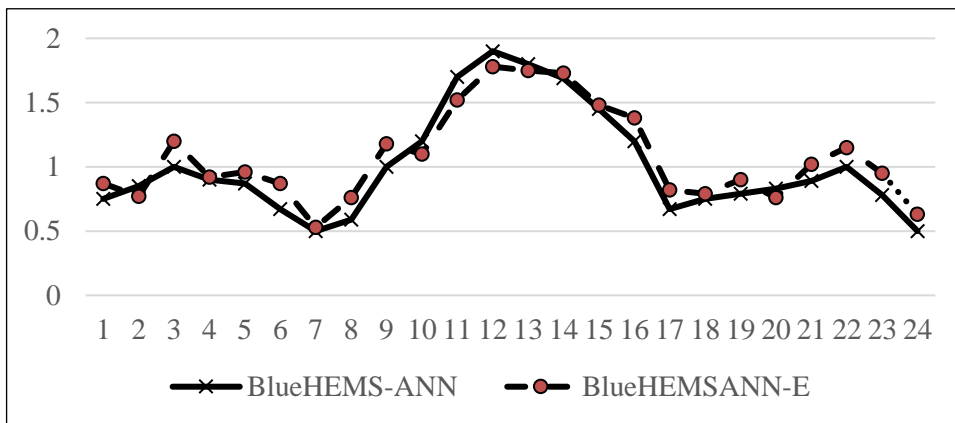


FIGURE 4
LOAD OF THE APPLIANCES RATIO DURING PEAK HOURS

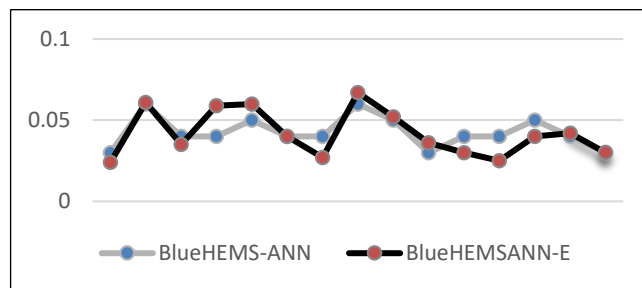


TABLE 1
PERFORMANCE OF ANN WITH LEVMAR ALGORITHM (BLUEHEMS-ANN)

Neurons in Hidden Layer	Training Cycles	MSE	RMSE	MAE	MAPE
10	123	8.75E-03	8.50E-03	6.77E-02	5.75E-04
20	132	8.18E-03	2.35E-02	2.10E-03	4.27E-02
30	105	9.43E-03	3.87E-03	6.33E-04	5.54E-03
40	162	2.46E-04	3.02E-04	1.76E-05	3.64E-04
50	204	9.74E-03	2.19E-03	1.97E-04	9.31E-04
60	218	3.70E-03	1.76E-03	5.32E-04	7.86E-03
70	154	5.19E-04	1.93E-03	5.37E-02	6.26E-03
80	129	6.76E-03	4.34E-04	1.92E-04	4.41E-04
90	195	8.53E-04	5.27E-03	6.84E-02	1.26E-02
100	158	2.91E-02	4.16E-04	7.83E-03	2.38E-02

TABLE 2
PERFORMANCE OF ANN WITH LEVMAR ALGORITHM ENHANCED WITH GEODESIC ACCELERATION (BLUEHEMSANN-E)

Neurons in Hidden Layer	Training Cycles	MSE	RMSE	MAE	MAPE
10	124	6.86E-02	7.51E-05	4.64E-05	3.31E-02
20	137	5.63E-02	8.27E-03	7.70E-02	4.79E-03
30	102	3.59E-03	5.10E-02	6.10E-04	9.67E-02
40	127	1.14E-04	9.43E-06	1.68E-05	4.09E-05
50	289	5.90E-04	8.90E-03	1.83E-03	5.88E-02
60	260	2.05E-04	4.14E-02	1.38E-03	1.01E-04
70	188	3.22E-02	8.11E-02	1.91E-02	3.59E-03
80	139	7.04E-03	3.11E-04	6.20E-04	4.88E-02
90	271	6.16E-03	2.36E-03	6.67E-03	2.26E-04
100	140	9.70E-03	9.94E-02	9.76E-04	3.09E-05

REFERENCES

Abramovitz, M. (1956). Resource and output trends in the United States since 1870. In *Resource and output trends in the United States since 1870* (pp. 1–23). NBER.

Arrow, K. J. (1972). Economic welfare and the allocation of resources for invention. In *Readings in industrial economics* (pp. 219–236). Palgrave, London.

TRANSLATED VERSION: SPANISH

Below is a rough translation of the insights presented above. This was done to give a general understanding of the ideas presented in the paper. Please excuse any grammatical mistakes and do not hold the original authors responsible for these mistakes.

VERSION TRADUCIDA: ESPAÑOL

A continuación se muestra una traducción aproximada de las ideas presentadas anteriormente. Esto se hizo para dar una comprensión general de las ideas presentadas en el documento. Por favor, disculpe cualquier error gramatical y no responsabilite a los autores originales de estos errores.

INTRODUCCIÓN

La optimización de la energía en el hogar aumenta en el interés de la investigación a medida que las tecnologías inteligentes en electrodomésticos y otros dispositivos domésticos están reemplazando a los artículos tradicionales, particularmente a medida que los fabricantes se mueven para producir electrodomésticos y dispositivos que funcionan en conjunto con Internet. La optimización de la energía en el hogar tiene el potencial de reducir el uso de energía a través de la "gestión inteligente de la energía" de los electrodomésticos. Las tecnologías de la información y las comunicaciones (TIC) ayudan a lograr ahorros de energía con el objetivo de reducir las emisiones de gases de efecto invernadero y lograr una protección ambiental efectiva en varios contextos, incluida la generación y distribución de electricidad. Esta "gestión inteligente de la energía" se utiliza a nivel de cliente residencial a través del concepto más amplio, "hogares inteligentes". La gestión de la energía del hogar inteligente ha llevado a investigadores como Chen et al (2013), Han et al (2014) y Collota et al (2017) a centrarse en los "hogares inteligentes" como socios críticos para reducir el consumo de energía y, por lo tanto, reducir las emisiones de efecto invernadero y lograr ahorros de energía a gran escala. Como explican Collota et al (2017), "los servicios públicos aplican sistemas de gestión de medición inteligente e incentivos, como los programas de respuesta a la demanda, el tiempo de uso y los precios en tiempo real, para alentar a los clientes a reducir su carga durante las horas pico de carga".

Un hogar inteligente es un hogar equipado con dispositivos como la iluminación, calefacción, electrodomésticos y dispositivos electrónicos actualmente disponibles que se pueden controlar de forma remota por teléfono o computadora. El uso de estas tecnologías puede reducir el consumo de energía al proporcionar perfiles de consumo de electrodomésticos a los consumidores y sugerir cambios en el comportamiento. Un ejemplo común es usar la lavadora o el lavavajillas durante las horas valle en lugar de durante los períodos de mayor consumo de energía. Estos aparatos pueden ser controlados por un usuario que es alertado de los períodos de menor actividad por la compañía de servicios públicos; el usuario puede encender los dispositivos de forma remota mediante un dispositivo remoto, como un teléfono móvil. Del mismo modo, si un consumidor deja una lámpara u otro dispositivo encendido, se le puede alertar sobre el uso de energía en los períodos de precios máximos; por lo que pueden tomar la decisión de apagar estos dispositivos para ahorrar en el consumo de energía.

Con el objetivo de mejorar la eficiencia del consumo de energía, la inteligencia artificial (IA) puede desempeñar un papel importante. La inteligencia artificial se puede utilizar para tomar decisiones en nombre del usuario para administrar dispositivos domésticos, por ejemplo, apagar y encender dispositivos durante los períodos pico y fuera de pico, respectivamente. Con esto en mente, existe la necesidad de crear sistemas de comunicación e información que puedan utilizarse para aumentar la eficiencia y la eficacia de la gestión automatizada del hogar.

Las redes de área doméstica (HAN) utilizan una ruta de comunicación entre medidores inteligentes, electrodomésticos y dispositivos (Hiew et al 2014). El HAN permite a los consumidores recopilar información sobre su comportamiento de consumo de energía y los costos de consumo de electricidad a través de dispositivos de visualización en el hogar. Esta es una gran mejora con respecto al sistema de medición de energía eléctrica tradicional (intensivo en mano de obra y periódico), cuya precisión no es precisa ni lo suficientemente oportuna como para proporcionar ahorros prácticos de costos de energía al cliente.

DISCUSIÓN

Presentamos el modelo de energía del hogar inteligente propuesto por Collota et al en la Figura 1 para ilustrar cómo funcionaría un sistema SHEM.

Los elementos principales del sistema son BluHEMS, un sistema de gestión de energía para el hogar basado en Bluetooth de baja energía, para monitorear y controlar los aparatos eléctricos, planificar una hora de inicio conveniente para ellos, un FLC para administrar tanto la programación de electrodomésticos como la retroalimentación de los consumidores, y un ANN, para pronosticar los requisitos de energía. Collota et al propusieron un ANN para superar las principales limitaciones de la falta de un sistema automatizado capaz de tomar decisiones basadas tanto en los valores reales de consumo de energía como en la limitación prevista. El sistema propuesto por Collota et al implica comunicaciones entre electrodomésticos inteligentes y BluHEMS a través de una red inalámbrica. BluHEMS, asistido por el FLC, permite el encendido del aparato o sugiere al consumidor cuál es la hora de inicio más adecuada, teniendo en cuenta tanto la energía almacenada disponible en el sistema de almacenamiento como los precios actualizados en esa franja horaria. El consumidor puede decidir si acepta el cronograma propuesto por BluHEMS. Supone que la función objetivo es aproximadamente cuadrática en los parámetros cercanos a la solución óptima. Para problemas de tamaño moderado, el método de Gauss-Newton generalmente converge mucho más rápido que los métodos de descenso de gradiente. La función evaluada con parámetros de modelo perturbados puede aproximarse localmente a través de una expansión de la serie de Taylor de primer orden.

El método de Levenberg-Marquardt actúa más como un método de gradiente-descenso cuando los parámetros están lejos de su valor óptimo, y actúa más como el método de Gauss-Newton cuando los parámetros están cerca de su valor óptimo. . Muchas variaciones del Levenberg-Marquardt se han publicado en artículos y en código como Grammes, Lourakis, Press, et al, Gavin y Shrager et al.

Geodésico se refiere a la línea más corta posible entre dos puntos en una esfera u otra superficie curva. A diferencia de otros métodos que incluyen información de segunda derivada, la aceleración geodésica no intenta mejorar la aproximación de Gauss-Newton a la matriz de Hesse, sino que es una extensión de la aproximación de residuo pequeño al orden cúbico. Al derivar la aceleración geodésica, la aproximación de residuos pequeños se complementa con una aproximación de curvatura pequeña. Las horas pico caen de 8 AM a 2 PM, el encendido de un dispositivo se ha considerado como una distribución de Poisson y las solicitudes se generan aleatoriamente. En cuanto a los parámetros de configuración, el valor umbral de potencia se ha establecido en 1 kWh, el valor umbral de retraso se ha establecido en 24 horas; La duración de las simulaciones ha sido de entre 5 días y 365 días y los primeros 5 días se ahorran para el calentamiento. El patrón de consumo de electricidad medido en un solo día genérico se representa en la Figura 3 con horas en el eje X y consumo en el eje Y.

El porcentaje de carga en horas punta es una relación entre la cantidad de carga en horas punta y la carga total. El alto valor de esta relación resulta en altos cargos de electricidad debido a las tarifas de precios.

La figura 4 muestra la contribución de los aparatos a la carga máxima media. De acuerdo con los resultados de Collota et al, tanto el BlueHEMS-ANN como el BlueHEMSANN-E tienen casi 0,1 de la carga generada por los aparatos que tiene lugar durante los períodos pico, aunque el sistema mejorado funcionó mejor a medida que aumentaba el número de días.

CONCLUSIÓN

En este trabajo, se demostró que una Red Neuronal Artificial (ANN) mejorada con aceleración geodésica para BluHEMS mejora potencialmente el problema de la gestión de la carga máxima utilizando los datos disponibles obtenidos por el sistema Home Energy Management (HEM). El mecanismo propuesto ofrece la posibilidad de mejorar la previsión de las condiciones de consumo de energía y los requisitos energéticos del hogar en diferentes momentos del día o en diferentes días de la semana. Las acciones de investigación futuras pueden simular la gestión de la energía sin la participación del consumidor y con un uso más moderno de electrodomésticos y tecnologías inalámbricas, como la grabación de videos en streaming para su consumo posterior, la regulación de la temperatura del hogar y la iluminación.

TRANSLATED VERSION: FRENCH

Below is a rough translation of the insights presented above. This was done to give a general understanding of the ideas presented in the paper. Please excuse any grammatical mistakes and do not hold the original authors responsible for these mistakes.

VERSION TRADUITE: FRANÇAIS

Voici une traduction approximative des idées présentées ci-dessus. Cela a été fait pour donner une compréhension générale des idées présentées dans le document. Veuillez excuser toutes les erreurs grammaticales et ne pas tenir les auteurs originaux responsables de ces erreurs.

INTRODUCTION

L'optimisation de l'énergie domestique suscite de plus en plus d'intérêt dans la recherche, car les technologies intelligentes dans les appareils ménagers et autres appareils ménagers remplacent les articles traditionnels, en particulier à mesure que les fabricants s'efforcent de produire des appareils et des appareils qui fonctionnent en conjonction avec Internet. L'optimisation énergétique des maisons a le potentiel de réduire la consommation d'énergie grâce à une « gestion intelligente de l'énergie » des appareils. Les technologies de l'information et de la communication (TIC) contribuent à réaliser des économies d'énergie dans le but de réduire les émissions de gaz à effet de serre et d'assurer une protection efficace de l'environnement dans plusieurs contextes, notamment la production et la distribution d'électricité. Cette « gestion intelligente de l'énergie » est utilisée au niveau du client résidentiel par le biais du concept plus large, les « maisons intelligentes ». La gestion de l'énergie des maisons intelligentes a conduit des chercheurs tels que Chen et al (2013), Han et al (2014) et Collota et al (2017) à se concentrer sur les « maisons intelligentes » en tant que partenaires essentiels pour réduire la consommation d'énergie et ainsi réduire les émissions de gaz à effet de serre et réaliser des économies d'énergie à grande échelle. Comme l'expliquent Collota et al (2017), « les systèmes intelligents de gestion des compteurs et les incitations telles que les programmes de réponse à la demande, l'heure d'utilisation et la tarification en temps réel sont appliqués par les services publics pour encourager les clients à réduire leur charge pendant les heures de pointe ».

Une maison intelligente est une maison équipée d'appareils tels que l'éclairage, le chauffage, les appareils électroménagers et les appareils électroniques actuellement disponibles qui peuvent être contrôlés à distance par téléphone ou ordinateur. L'utilisation de ces technologies peut réduire la consommation d'énergie en fournissant des profils de consommation d'appareils aux consommateurs et en suggérant des changements de comportement. Un exemple courant est l'utilisation de la machine à laver ou du lave-vaisselle pendant les heures creuses plutôt que pendant les périodes de consommation d'énergie de pointe. Ces appareils peuvent être contrôlés par un utilisateur qui est alerté des périodes creuses par la société de services publics; l'utilisateur peut allumer les appareils à distance à l'aide d'un appareil distant tel qu'un téléphone mobile. De même, si un consommateur laisse une lampe ou un autre appareil allumé, il peut être alerté de la consommation d'énergie aux périodes de pointe; afin qu'ils puissent faire le choix d'éteindre ces appareils pour économiser sur la consommation d'énergie.

Dans le but d'améliorer l'efficacité de la consommation d'énergie, l'intelligence artificielle (IA) peut jouer un rôle important. L'intelligence artificielle peut être utilisée pour prendre des décisions au nom de l'utilisateur afin de gérer les appareils domestiques, par exemple, éteindre et allumer les appareils pendant les périodes de pointe et les heures creuses respectivement. Dans cet esprit, il est nécessaire de créer des systèmes de communication et d'information qui peuvent être utilisés pour accroître l'efficacité et l'efficacité de la gestion automatisée de la maison.

Les réseaux domestiques (HAN) utilisent un chemin de communication entre les compteurs intelligents, les appareils ménagers et les appareils (Hiew et al 2014). Le HAN permet aux consommateurs de collecter des informations sur leur comportement de consommation d'énergie et les coûts de consommation

d'électricité via des dispositifs d'affichage domestiques. Il s'agit d'une amélioration considérable par rapport au système de comptage d'énergie électrique traditionnel (à forte intensité de main-d'œuvre et périodique), dont la précision n'est ni suffisamment précise ni suffisamment opportune pour permettre au client de réaliser des économies d'énergie pratiques.

DISCUSSION

Nous présentons le modèle énergétique de la maison intelligente proposé par Collota et al à la figure 1 pour illustrer le fonctionnement d'un système SHEM.

Les principaux éléments du système sont BluHEMS - un système de gestion de l'énergie domestique basé sur Bluetooth Low Energy - pour surveiller et contrôler les appareils électriques, planifier une heure de démarrage pratique pour eux, un FLC pour gérer à la fois la planification des appareils ménagers et la rétroaction des consommateurs, et un ANN, pour la prévision des besoins en énergie. Collota et al ont proposé un ANN pour surmonter les principales limites de l'absence d'un système automatisé capable de faire des choix basés à la fois sur les valeurs de consommation d'énergie réelles et sur les limites prévues. Le système proposé par Collota et al implique des communications entre les appareils intelligents et BluHEMS via un réseau sans fil. BluHEMS, assisté par le FLC, permet la mise sous tension de l'appareil ou suggère au consommateur quelle est l'heure de début la plus appropriée, en tenant compte à la fois de l'énergie stockée disponible dans le système de stockage et des prix mis à jour dans ce créneau horaire. Le consommateur peut décider d'accepter ou non le calendrier proposé par BluHEMS. Il suppose que la fonction objective est approximativement quadratique dans les paramètres proches de la solution optimale. Pour les problèmes de taille modérée, la méthode de Gauss-Newton converge généralement beaucoup plus rapidement que les méthodes de descente de gradient. La fonction évaluée avec des paramètres de modèle perturbés peut être approchée localement par une expansion de la série de Taylor de premier ordre.

La méthode de Levenberg-Marquardt agit davantage comme une méthode de descente de gradient lorsque les paramètres sont loin de leur valeur optimale, et agit davantage comme la méthode de Gauss-Newton lorsque les paramètres sont proches de leur valeur optimale. . De nombreuses variantes du Levenberg-Marquardt ont été publiées dans des articles et dans des codes tels que Grammes , Lourakis , Press, et al , Gavin , et Shrager et al , .

La géodésique fait référence à la ligne la plus courte possible entre deux points d'une sphère ou d'une autre surface courbe. Contrairement à d'autres méthodes qui incluent des informations de dérivée seconde, l'accélération géodésique ne tente pas d'améliorer l'approximation de Gauss-Newton à la matrice hessienne, mais est plutôt une extension de l'approximation à petit résidu à l'ordre cubique. En dérivant l'accélération géodésique, l'approximation à petit résidu est complétée par une approximation à petite courbure. Les heures de pointe tombent de 8h à 14h, la mise sous tension d'un appareil a été considérée comme une distribution de Poisson et les requêtes générées aléatoirement. En ce qui concerne les paramètres de configuration, la valeur seuil de puissance a été fixée à 1 kWh, la valeur seuil de retard a été fixée à 24 heures; la durée des simulations a été comprise entre 5 jours et 365 jours et les 5 premiers jours sont épargnés pour l'échauffement. Le modèle de consommation d'électricité mesuré au cours d'une seule journée générique est représenté à la figure 3 avec les heures sur l'axe des x et la consommation sur l'axe des y.

Le pourcentage de charge en heures de pointe est un rapport entre la quantité de charge en heures de pointe et la charge totale. La valeur élevée de ce ratio entraîne des frais d'électricité élevés en raison des tarifs de tarification.

La figure 4 montre la contribution des appareils sur la charge de pointe moyenne. Conformément aux résultats de Collota et al, le BlueHEMS-ANN et le BlueHEMSANN-E ont presque 0,1 de la charge générée par les appareils qui a lieu pendant les périodes de pointe, bien que le système amélioré ait mieux fonctionné à mesure que le nombre de jours augmentait.

CONCLUSION

Dans ce travail, il a été démontré qu'un réseau de neurones artificiels (ANN) amélioré avec une accélération géodésique pour BluHEMS améliorerait potentiellement le problème de la gestion de la charge de pointe en utilisant les données disponibles obtenues par le système de gestion de l'énergie domestique (HEM). Le mécanisme proposé offre la possibilité d'améliorer la prévision des conditions de consommation d'énergie et des besoins énergétiques domestiques à différents moments de la journée ou à différents jours de la semaine. Les futures actions de recherche pourraient simuler la gestion de l'énergie sans intervention du consommateur et avec une utilisation plus moderne des appareils et des technologies sans fil telles que l'enregistrement de vidéos en streaming pour une consommation ultérieure, la régulation de la température domestique et l'éclairage.

TRANSLATED VERSION: GERMAN

Below is a rough translation of the insights presented above. This was done to give a general understanding of the ideas presented in the paper. Please excuse any grammatical mistakes and do not hold the original authors responsible for these mistakes.

ÜBERSETZTE VERSION: DEUTSCH

Im Folgenden finden Sie eine grobe Übersetzung der oben vorgestellten Erkenntnisse. Dies geschah, um ein allgemeines Verständnis der in dem Papier vorgestellten Ideen zu vermitteln. Bitte entschuldigen Sie alle grammatikalischen Fehler und machen Sie die ursprünglichen Autoren nicht für diese Fehler verantwortlich.

EINLEITUNG

Die Optimierung der Heimenergie nimmt an Forschungsinteresse zu, da intelligente Technologien in Haushaltsgeräten und anderen Heimgeräten traditionelle Artikel ersetzen, insbesondere da die Hersteller Geräte und Geräte herstellen, die in Verbindung mit dem Internet funktionieren. Die Optimierung der Hausenergie hat das Potenzial, den Energieverbrauch durch ein "intelligentes Energiemanagement" von Geräten zu reduzieren. Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) tragen dazu bei, Energieeinsparungen zu erzielen, mit dem Ziel, die Treibhausgasemissionen zu verringern und einen wirksamen Umweltschutz in verschiedenen Bereichen, einschließlich der Stromerzeugung und -verteilung, zu erreichen. Dieses "intelligente Energiemanagement" wird auf der Ebene der Privatkunden durch das größere Konzept "Smart Homes" genutzt. Das Energiemanagement von Smart Home hat Forscher wie Chen et al (2013), Han et al (2014) und Collota et al (2017) dazu veranlasst, sich auf "Smart Homes" als kritische Partner bei der Reduzierung des Energieverbrauchs und damit der Reduzierung von Treibhausgasemissionen und der Erzielung großer Energieeinsparungen zu konzentrieren. Wie Collota et al (2017) erklärt, "werden intelligente Messmanagementsysteme und Anreize wie Demand-Response-Programme, Nutzungszeit und Echtzeitpreise von Versorgungsunternehmen angewendet, um Kunden zu ermutigen, ihre Last während der Spitzenlastzeiten zu reduzieren."

Ein Smart Home ist ein Zuhause, das mit Geräten wie der derzeit verfügbaren Beleuchtung, Heizung, Geräten und elektronischen Geräten ausgestattet ist, die per Telefon oder Computer ferngesteuert werden können. Der Einsatz dieser Technologien kann den Energieverbrauch senken, indem den Verbrauchern Verbrauchsprofile von Geräten zur Verfügung gestellt und Verhaltensänderungen vorgeschlagen werden. Ein häufiges Beispiel ist die Verwendung der Waschmaschine oder des Geschirrspülers außerhalb der Spitzenzeiten und nicht während der Spitzenzeiten des Stromverbrauchs. Diese Geräte können von einem Benutzer gesteuert werden, der vom Versorgungsunternehmen auf Nebenzeiten aufmerksam gemacht wird. Der Benutzer kann die Geräte über ein Remotegerät, z. B. ein Mobiltelefon, remote einschalten. Wenn ein Verbraucher eine Lampe oder ein anderes Gerät eingeschaltet lässt, kann er zu Spitzenpreisen auf den

Energieverbrauch aufmerksam gemacht werden. So können sie die Wahl treffen, diese Geräte auszuschalten, um den Energieverbrauch zu senken.

Mit dem Ziel, die Effizienz des Stromverbrauchs zu verbessern, kann künstliche Intelligenz (KI) eine wichtige Rolle spielen. Künstliche Intelligenz kann verwendet werden, um Entscheidungen im Namen des Benutzers zu treffen, um Heimgeräte zu verwalten, z. B. das Aus- und Einschalten von Geräten während der Spitzen- bzw. Nebenzeiten. Vor diesem Hintergrund besteht die Notwendigkeit, Kommunikations- und Informationssysteme zu entwickeln, mit denen die Effizienz und Effektivität des automatisierten Heimmanagements gesteigert werden kann.

Home Area Networks (HAN) nutzen einen Kommunikationspfad zwischen intelligenten Zählern, Haushaltsgeräten und Geräten (Hiew et al 2014). Das HAN ermöglicht es Verbrauchern, über In-Home-Display-Geräte Informationen über ihr Stromverbrauchsverhalten und die Stromverbrauchskosten zu sammeln. Dies ist eine enorme Verbesserung gegenüber dem traditionellen (arbeitsintensiven und periodischen) elektrischen Energiemesssystem, dessen Präzision weder genau noch rechtzeitig genug ist, um dem Kunden praktische Energiekosteneinsparungen zu ermöglichen.

DISKUSSION

Wir stellen das von Collota et al. in Abbildung 1 vorgeschlagene Smart-Home-Energiemodell vor, um zu veranschaulichen, wie ein SHEM-System funktionieren würde.

Die Hauptelemente des Systems sind BluHEMS - ein auf Bluetooth Low Energy basierendes Energiemanagementsystem - zur Überwachung und Steuerung der Elektrogeräte, zur Planung einer günstigen Startzeit für sie, eine FLC zur Verwaltung sowohl der Planung von Haushaltsgeräten als auch der Rückmeldung von Verbrauchern sowie eine KNN zur Prognose des Energiebedarfs. Collota et al. schlugen ein ANN vor, um die Haupteinschränkungen des Fehlens eines automatisierten Systems zu überwinden, das in der Lage ist, Entscheidungen sowohl auf der Grundlage der tatsächlichen Energieverbrauchswerte als auch der vorhergesagten Grenzen zu treffen. Das von Collota et al. vorgeschlagene System beinhaltet die Kommunikation zwischen intelligenten Geräten und BluHEMS über ein drahtloses Netzwerk. BluHEMS, unterstützt von der FLC, ermöglicht das Einschalten des Geräts oder schlägt dem Verbraucher vor, welche Startzeit am besten geeignet ist, wobei sowohl die verfügbare gespeicherte Energie im Speichersystem als auch die aktualisierten Preise in diesem Zeitfenster berücksichtigt werden. Der Verbraucher kann entscheiden, ob er den von BluHEMS vorgeschlagenen Zeitplan akzeptiert. Es wird davon ausgegangen, dass die Objektivfunktion in den Parametern in der Nähe der optimalen Lösung annähernd quadratisch ist. Bei mittelgroßen Problemen konvergiert die Gauß-Newton-Methode typischerweise viel schneller als Gradienten-Abstiegsmethoden. Die mit gestörten Modellparametern ausgewertete Funktion kann lokal durch eine Taylor-Reihenerweiterung erster Ordnung angenähert werden.

Die Levenberg-Marquardt-Methode wirkt eher wie eine Gradientenabstiegsmethode, wenn die Parameter weit von ihrem optimalen Wert entfernt sind, und verhält sich eher wie die Gauß-Newton-Methode, wenn die Parameter nahe an ihrem optimalen Wert liegen. . Viele Variationen des Levenberg-Marquardt wurden in Papieren und in Code wie Grammes , Lourakis , Press, et al , Gavin und Shrager et al. veröffentlicht.

Geodätisch bezieht sich auf die kürzest mögliche Linie zwischen zwei Punkten auf einer Kugel oder einer anderen gekrümmten Oberfläche. Im Gegensatz zu anderen Methoden, die zweite Ableitungsinformationen enthalten, versucht die geodätische Beschleunigung nicht, die Gauß-Newton-Näherung an die Hessische Matrix zu verbessern, sondern ist vielmehr eine Erweiterung der kleinresidualen Approximation auf kubische Ordnung. Bei der Ableitung der geodätischen Beschleunigung wird die kleinresiduale Approximation durch eine Approximation mit geringer Krümmung ergänzt. Die Spitzenzeiten fallen von 8 bis 14 Uhr, das Einschalten einer Appliance wurde als Poisson-Verteilung betrachtet und die Anfragen zufällig generiert. In Bezug auf die Konfigurationsparameter wurde der Schwellenwert der Leistung auf 1 kWh festgelegt, der Schwellenwert der Verzögerung auf 24 Stunden; Die Dauer der Simulationen lag zwischen 5 Tagen und 365 Tagen und die ersten 5 Tage bleiben für das

Aufwärmen verschont. Das Stromverbrauchsmuster, das an einem generischen einzelnen Tag gemessen wird, ist in Abbildung 3 mit Stunden auf der x-Achse und Verbrauch auf der y-Achse dargestellt.

Der Prozentsatz der Last in Spitzenzeiten ist ein Verhältnis zwischen der Menge der Last in Spitzenzeiten zur Gesamlast. Der hohe Wert dieses Verhältnisses führt aufgrund der Preistarife zu hohen Strompreisen.

Abbildung 4 zeigt den Beitrag der Geräte zur durchschnittlichen Spitzenlast. In Übereinstimmung mit den Ergebnissen von Collota et al. haben sowohl der BlueHEMS-ANN als auch der BlueHEMSANN-E fast 0,1 der Last, die von den Geräten erzeugt wird, während Spitzenzeiten stattfindet, obwohl das verbesserte System mit zunehmender Anzahl der Tage besser abschneidet.

SCHLUSSFOLGERUNG

In dieser Arbeit wurde gezeigt, dass ein künstliches neuronales Netzwerk (ANN), das mit geodätischer Beschleunigung für BluHEMS erweitert wurde, das Problem des Spitzenlastmanagements unter Verwendung der verfügbaren Daten, die vom Home Energy Management (HEM) -System erhalten wurden, potenziell verbessert. Der vorgeschlagene Mechanismus bietet die Möglichkeit, die Prognose der Energieverbrauchsbedingungen und des Energiebedarfs zu verschiedenen Tageszeiten oder an verschiedenen Wochentagen zu verbessern. Zukünftige Forschungsmaßnahmen können das Energiemanagement ohne Eingabe des Verbrauchers und mit einem moderneren Einsatz von Geräten und drahtlosen Technologien wie der Aufzeichnung von Streaming-Videos für den späteren Verbrauch, der Temperaturregelung zu Hause und der Beleuchtung simulieren.