Archiv

ICWR2020

Personalization of Energy Consumption in Smart Homes using Machine Learning Technique

Fatemeh Taghvai[1*], Ramin Safa[2], Homayon Beheshti[3]

[1*] Master Student in Computer Engineering, Department of Computer Engineering, Ayandegan Institute of Higher Education, Tonekabon, Iran.
fatemeh.taghvai2039@gmail.com

[2] Department of Computer Engineering, Ayandegan Institute of Higher Education, Tonekabon, Iran.
r.safa@outlook.com

[3] Department of Computer Engineering, Ayandegan Institute of Higher Education, Tonekabon, Iran.
homayon.beheshti@gmail.com

Abstract

Since most of the energy consumption is related to buildings, energy management in smart homes is a major challenge. Personalized recommender systems are a solution to optimize energy consumption by analyzing building energy consumption behaviors. The NILM energy disaggregation technique has been considered in recent years. However, the combination of recommender systems and NILM has received less attention. This paper proposes a personalized NILM-based recommender system that has three main phases: DAE-based NILM, TF-IDF-based text classification, and personalized recommendation. Because of the noise in the energy data, the DAE-based NILM helps detect these noises from the signals. Households' requirements and interests are identified at this stage. In the second phase, the TF-IDF technique is used to extract meaningful keywords from the advertised optimal tags and assign them a label. Finally, in the third phase, the cosine similarity technique is used to provide some recommendations. This step generates a suggestion for each device that is on the requirement list. The proposed approach was tested using the REDD dataset. The results showed that the accuracy of the recommendation system was about 60%.

Keywords: Smart homes, Recommender systems, NILM, Deep learning, TF-IDF.

www.SID.ir

Archiv

JCWR2020

کنفرانس بین المللی وب پژوهی
ایران، تهران، ۲۲ و ۲۳ شهریور ۱۳۹۹

شخصی‌سازی مصرف انرژی در خانه‌های هوشمند با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین

فاطمه تقوائی[۱*]، رامین صفا[۲]، همایون بهشتی[۳]

[۱*] دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر، گروه مهندسی کامپیوتر، موسسه آموزش عالی آیندگان، تنکابن، ایران.
fatemeh.taghvai2039@gmail.com

[۲] گروه مهندسی کامپیوتر، موسسه آموزش عالی آیندگان، تنکابن، ایران.
r.safa@outlook.com

[۳] گروه مهندسی کامپیوتر، موسسه آموزش عالی آیندگان، تنکابن، ایران.
homayon.beheshti@gmail.com

چکیده

به دلیل مصرف انرژی بالا ساختمان‌ها، مدیریت انرژی در خانه‌های هوشمند یک چالش اساسی است. سیستم‌های توصیه‌گر شخصی‌سازی شده یک راه‌حل برای بهینه‌سازی مصرف انرژی از طریق تحلیل رفتارهای مصرف انرژی ساختمان است. تکنیک تجزیه انرژی NILM یک راه‌حل بهینه است. بااین‌حال، ترکیب سیستم‌های پیشنهاددهنده و NILM توجه کمتری را به خود جلب کرده است. این مقاله یک سیستم توصیه‌گر شخصی‌سازی شده مبتنی بر NILM پیشنهاد می‌کند که دارای سه فاز اصلی است: NILM مبتنی بر DAE، دسته‌بندی متون مبتنی بر TF-IDF و پیشنهاد شخصی‌سازی‌شده. به دلیل نویز در داده‌ها، NILM مبتنی بر DAE کمک می‌کند تا نویزها از سیگنال‌ها شناسایی شوند. نیازمندی‌های و علاقه‌مندی‌های خانوارها در این مرحله شناسایی می‌شوند. در فاز دوم از تکنیک TF-IDF برای استخراج کلمات پراهمیت از لوازم بهینه و اختصاص برچسب به آن‌ها استفاده می‌شود. درنهایت در فاز سوم، از تکنیک شبیه‌سازی کسینوسی برای ارائه پیشنهاد استفاده می‌شود. در این گام برای هر وسیله که در لیست نیازمندی‌های کاربر وجود دارد یک پیشنهاد تولید می‌شود. رویکرد پیشنهادی با استفاده از مجموعه داده REDD موردبررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که دقت سیستم توصیه‌گر حدود ٦٠٪ بوده است.

کلمات کلیدی

خانه هوشمند، سیستم‌های توصیه‌گر، NILM، یادگیری ژرف، TF-IDF

۱- مقدمه

با توجه به کم شدن سوخت‌های فسیلی و افزایش تقاضای انرژی، بهینه‌سازی مصرف انرژی در خانه بر اساس رفتارهای مصرف موردنیاز است. مسئله تقسیم انرژی با استفاده از نظارت بارگیری غیر سرزده (NILM[i]) رویکرد جدید برای مسئله کاهش مصرف انرژی در خانه هوشمند است. اطلاعات مربوط به الگوهای مصرف انرژی برای استفاده‌کنندگان انرژی و مدیران برای طراحی استراتژی‌های مدیریت مصرف و سفارشی‌سازی تقاضای مصرف انرژی ضروری است. تکنیک‌های NILM این اطلاعات را با تقسیم بار الکتریکی متمرکزشده در سطح خانوار فراهم می‌کند [۱]. رویکردهای جدید بهینه‌سازی مصرف انرژی ترکیبی از سیستم توصیه‌گر و NILM برای کاهش مصرف انرژی خانوار استفاده می‌کنند. در این رویکردها از تکنیک NILM به‌عنوان تجزیه بار استفاده می‌شود تا نیازمندی‌ها و علاقه‌مندی‌های

www.SID.ir

Archiv

خانوارها شناسایی و با استفاده از سیستم توصیه‌گر لوازم بهینه پیشنهاد داده شود.

روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین توجه بیشتری را در حوزه NILM نسبت به مارکوف پنهان و فرا ابتکاری به خود جلب کرده‌اند. ایده مقاله در استفاده از NILM مبتنی بر یادگیری ژرف برای سیستم توصیه‌گر شخصی‌سازی‌شده برای بهینه‌سازی مصرف انرژی در خانه‌های هوشمند است. در این پژوهش از تکنیک تجزیه انرژی NILM مبتنی بر خود رمزگذار نویزی شده استفاده می‌شود. تکنیک‌های یادگیری ژرف همانند خود رمزگذارها توانایی شناسایی خودکار ویژگی‌های سطح بالا رادارند و نیاز به دخالت کاربر ندارد. به دلیل اینکه سیگنال‌های انرژی تجمیع شده در خانه‌های هوشمند اغلب دارای مقداری نویز هستند، استفاده از خود رمزگذار نویزی شده می‌تواند این نویزها را تا حد ممکن شناسایی و از بین ببرد و عملکرد سیستم NILM را بهبود دهد. تکنیک NILM به‌طور خودکار تفکیک داده‌های کنتور هوشمند در پروفایل‌های مختلف را انجام می‌دهد. درروش پیشنهادی، بر اساس نتایج NILM، الگوهای مصرف لوازم‌خانگی هر خانوار در یک پروفایل کاربر استخراج می‌شود. به‌موازات آن، سیستم توصیه‌گر شخصی‌سازی‌شده به‌طور خودکار تبلیغات مربوط به لوازم‌خانگی بهینه را جمع‌آوری می‌کند و از تکنیک‌های بازیابی اطلاعات برای نمایش هر آگهی به‌عنوان پروفایل لوازم‌خانگی استفاده می‌کند. سپس یک اندازه‌گیری شباهت برای مقایسه مشخصات کاربر و پروفایل لوازم‌خانگی و رتبه‌بندی تبلیغات لوازم اعمال می‌شود. درنهایت توصیه‌های مناسب به کاربران ارائه می‌شود.

رئوس مطالب مقاله به شرح ذیل است. در بخش دوم انواع رویکردهای تجزیه انرژی در دسته‌های مختلف با تمرکز بر روی NILM مبتنی بر یادگیری ماشین بیان می‌شوند. بخش سوم یک روش جدید پیشنهاد می‌دهد که سه تکنیک NILM، TF-IDF و شباهت کسینوسی برای ایجاد یک سیستم توصیه گر استفاده می‌کند. در بخش چهارم، نتایج شبیه‌سازی و تجزیه‌وتحلیل بیان می‌شوند و سرانجام در بخش پنجم یک نتیجه‌گیری کلی و مختصر از مطالب مطرح‌شده در این پایان‌نامه ارائه می‌شود.

۲- کارهای مرتبط

تکنیک NILM برای اولین بار دهه ۱۹۸۰ توسعه داده شد [۲]. در یک ساختمان، انرژی مجموع مصرف برق تمام وسایل برقی است؛ بنابراین، مسئله این است که مشخص کنیم هر دستگاه چه مقدار برق مصرف می‌کند. انرژی تجمیع شده N دستگاه در زمان t می‌تواند مجموع انرژی‌های فعال تمام لوازم خانه باشد که به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$y(t) = \sum_{i=1}^{N} y_i(t) + e(t) \qquad (۱)$$

جایی که $y(t)$ مقدار انرژی تجمیع شده در زمان t است، N تعداد لوازم، $y_i(t)$ سهم دستگاه i در مصرف انرژی در زمان t است، و $e(t)$ نویز و یا انرژی ناخواسته است.

تجزیه‌وتحلیل داده‌های انرژی می‌توانند به سه دسته تقسیم شوند: (۱) نظارت‌شده (۲) نظارت‌نشده و (۳) الگوریتم‌های تکاملی. روش‌های یادگیری نظارت‌شده برای ساختن یک مدل به نمونه‌های دارای برچسب از هر دستگاه نیاز دارند. این برچسب‌ها با ثبت ویژگی‌های دستگاه به کمک مشتری یا نصب کنتورهای اضافی در داخل خانه جمع‌آوری می‌شوند.

استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین در NILM برای اولین بار با استفاده از شبکه عصبی برای شناسایی مصرف انرژی لوازم‌خانگی مطرح شد [۳]. سپس تکنیک‌های رمزگذار تنک[ii] [۴]، BP وLVQ [۵] و ANN برگشتی [۶] برای تجزیه انرژی ارائه شد. علیرغم فرایند دشوار آموزش، شبکه‌های عصبی عمیق عملکرد مؤثری نسبت به مدل‌های مارکوف پنهان دارند. به‌تازگی از معماری شبکه عصبی ژرف LSTM و خود رمزنگار انسدادی (DAE[iii]) برای شناسایی دستگاه‌های معیوب پیشنهادشده است [۷]. در هر دستگاه هدف، یک شبکه برای هر یک از معماری‌ها آموزش داده می‌شود. استفاده از ماشین بولتزمن محدود (RBM[iv]) [۸،۹] و CNN [۱۰] از دیگر حوزه‌های کاربرد شبکه‌های عصبی برای NILM است. ماشین بولتزمن محدود یک شبکه عصبی مصنوعی تصادفی مولد است که می‌تواند توزیع احتمال را در ورودی‌های آن بیاموزد. دو نوع از RBM برای تجزیه انرژی توسعه داده‌شده‌اند: RBM شرطی و شرطی فاکتور شده. این مدل‌ها برای داده‌های سری زمانی و فعالیت‌های انسانی استفاده می‌شوند [۸]. داده‌های انرژی اغلب دارای مقداری نویز هستند که بر روی عملکرد تجزیه انرژی تاثیر می‌گذارد. تکنیک خود رمزگذار نویزی شده (DAE) برای کاهش این مسئله مفید است. این تکنیک به‌تازگی برای NILM ارائه‌شده است که در آن شبکه‌های عصبی برای استخراج سیگنال اصلی از نسخه نویزی شده آموزش داده می‌شود [۱۱].

برخلاف NILM نظارت‌شده، تکنیک‌های نظارت‌نشده نیازی به‌پیش آموزش ندارند و بنابراین برای NILM در زمان واقعی مناسب هستند و کم‌هزینه‌تر و قابل‌اطمینان‌تر هستند. رویکردهای نظارت‌نشده NILM می‌تواند به سه زیرگروه تقسیم شوند: (۱) رویکردهای نظارت‌نشده که نیاز به داده‌های آموزشی بدون برچسب برای ساخت مدل لوازم‌خانگی دارند. آن‌ها اغلب مبتنی بر مدل مارکوف پنهان (HMM) هستند و مدل‌های لوازم‌خانگی یا در مرحله آموزش به‌صورت دستی یا به‌طور خودکار تولید می‌شوند [۱۲]؛ (۲) رویکردهای نظارت‌نشده‌ای که از داده‌های برچسب خورده برای ساختن مدل‌های لوازم استفاده می‌کند و سپس از مدل برای تفکیک انرژی در ساختمان‌ها استفاده می‌کنند. این رویکردها نیاز به جمع‌آوری داده‌های لوازم

www.SID.ir

Archiv

دارند. از این داده‌ها برای ساخت مدل‌های لوازم‌خانگی استفاده می‌شود که سپس در ساختمان‌های جدید مورداستفاده قرار می‌گیرد. بیشتر تکنیک‌های NILM مبتنی بر یادگیری عمیق در این گروه قرار می‌گیرند؛ (۳) رویکردهای نظارت‌نشده‌ای که نیازی به آموزش قبل از تفکیک انرژی ندارند. این رویکردها می‌توانند تفکیک انرژی را بدون نیاز به داده‌های اندازه‌گیری شده یا دانش قبلی انجام دهند.

مدل پنهان مارکوف یکی از ابزارهای آماری برای مدل‌سازی سری‌های زمانی گسسته است. یک مدل پنهان مارکوف اطلاعات درباره تاریخچه یک سری زمانی را در یک مقدار متغیر چندجمله‌ای کدگذاری می‌کند. در مدل پنهان مارکوف، متغیر چندجمله‌ای به متغیرهای حالت چندگانه تبدیل‌شده و بنابراین به‌صورت توزیع‌شده نمایش داده می‌شود. مدل‌های پنهان مارکوف یکی از تکنیک‌های پرکاربرد برای تجزیه انرژی نظارت‌نشده است که مدل-های بسیار خوبی برای یادگیری هستند، اما دو معایب اساسی دارند: (۱) توزیع‌های بازه وضعیت به یک‌شکل هندسی محدود می‌شود که برای بسیاری از داده‌های دنیای واقعی مناسب نیست و (۲) تعداد وضعیت‌های پنهان باید از قبل تنظیم شود تا پیچیدگی مدل به روش بیزی از داده‌ها استنباط نشود. به همین دلیل مدل‌های توسعه‌یافته همانند مارکوف بیزین [۱۳] و مارکوف نیمه پنهان سلسله مراتبی [۱۴] برای تجزیه انرژی در خانه‌های هوشمند ارائه‌شده است. در نتایج بررسی‌شده مدل پنهان مارکوف شرطی نسبت به سایر مدل‌ها تجزیه دقیق‌تری از اطلاعات مربوط به هر دستگاه نشان می‌دهد [۱۲].

الگوریتم ژنتیک که یک الگوریتم تکاملی است در تعدادی از پژوهش‌های NILM مورداستفاده قرارگرفته است. الگوریتم ژنتیک به‌طورمعمول برای تشخیص ویژگی‌ها و الگوهای پروفایل‌های انرژی دستگاه و برای بهینه‌سازی پارامترهای موجود که در سیستم‌های فازی مورداستفاده قرار می‌گیرند، استفاده می‌شود [۱۷،۱۶،۱۵]. این الگوریتم‌ها می‌توانند وسایلی که به‌طور دائم، تکراری و دوره‌ای رفتار می‌کنند را شناسایی کنند. برخی از پژوهش‌ها ترکیبی از ANN و الگوریتم ژنتیک برای شناسایی نیازهای بار و بهبود دقت تشخیص استفاده کرده‌اند [۱۸]. الگوریتم تکامل تفاضلی یک رویکرد فرا ابتکاری ساده و قوی است که از عملگرهای الگوریتم ژنتیک همانند تقاطع، جهش و انتخاب استفاده می‌کند و برای NILM استفاده‌شده است [۱۹]. همچنین از الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان برای فرآیند شناسایی بار استفاده‌شده است که در یک فضای ترکیبی که به‌عنوان یک مسئله کوله‌پشتی چندبعدی ۰-۱ فرمول‌بندی شده است اعمال می‌شود [۲۰].

تکنیک‌های NILM می‌توانند برای شناسایی لوازم پرمصرف نیز استفاده شود که این موضوع به سیستم‌های توصیه‌گر کمک می‌کند تا لوازم مناسب را در راستای کاهش مصرف انرژی در خانه‌های هوشمند به خانوارها ارائه دهند. این حوزه پژوهشی یکی از جدیدترین کاربردهای NILM است. یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر مدل مارکوف پنهان برای استخراج نیازمندی‌ها و علاقه-مندی‌های خانوارها ارائه‌شده است [۲۱]. در این روش، توصیه‌های مناسب بر اساس الگوهای به‌دست‌آمده از NILM به هر خانوار ارائه می‌شود. این روش به دلیل اینکه از مدل مارکوف پنهان برای مدل‌سازی استفاده می‌کند نمی-تواند کارایی مناسبی برای سیستم توصیه‌گر داشته باشد و ممکن است منجر به شناسایی اشتباه لوازم شود و درنتیجه پیشنهادهای مناسبی ارائه نمی‌شود. در سیستم توصیه‌گر پیشنهادی در بخش بعدی این چالش به کمک NILM مبتنی بر DAE ارائه‌شده در [۱۱] کاهش داده می‌شود.

۳- متدولوژی پیشنهادی

سیستم‌های توصیه گر ابزارهای قدرتمندی برای بهبود بهره‌وری انرژی هستند که با تجزیه‌وتحلیل داده‌های مسکونی، می‌توانند ترجیحات و ضروریات کاربران را متوجه شوند و محصولات/خدمات مفید انرژی را به‌صورت شخصی به هر خانوار توصیه کنند. هدف از طراحی روش پیشنهادی این است که به‌طور ضمنی نیازها و ترجیحات کاربران در وسایل را از طریق تحلیل الگوهای مصرف انرژی استنباط کرده و کاربران را به سمت خرید لوازمی که در مصرف انرژی بهینه هستند تشویق کنیم تا به‌طور بالقوه باعث کاهش مصرف انرژی برای شبکه، کاهش هزینه‌های مصرف انرژی و درنتیجه رضایت‌مندی کاربران شود. شکل (۱) چارچوب پیشنهادی برای توصیه‌های شخصی‌سازی‌شده در خانه هوشمند را نشان می‌دهد. مدل پیشنهادی دارای هشت گام است: پیش‌پردازش، خود رمزگذار نویزی شده، شناسایی بار، ایجاد ماتریس‌های علاقه‌مندی و نیازمندی، ایجاد پروفایل خانوار، ایجاد پروفایل فقره، محاسبه TF-IDF و پیشنهاد شخصی‌سازی‌شده.

پیش‌پردازش: فرآیند پیش‌پردازش که شامل سه مرحله است: نرمال‌سازی، انتخاب لوازم و انتخاب نمونه‌ها. در مرحله نرمال‌سازی، تمام مقادیر که مقادیر ۰ و بیشتر را شامل می‌شوند به بازه بین ۰ و ۱ تبدیل می‌شوند. در گام بعدی یازده وسیله شامل ماکروویو، ماشین لباسشویی، ماشین ظرف‌شویی، یخچال، اجاق‌برقی، آبگرم کن، کولر، گرم‌کن برقی، کوره برقی، لوازم آشپزخانه و اجاق‌گاز انتخاب می‌شوند. درروش پیشنهادی از همه خانه‌ها برای آموزش و آزمایش استفاده می‌شود بطوریکه برای هر خانه اطلاعات چهار روز برای آزمایش و سایر داده‌ها برای آموزش استفاده می‌شود.

تکنیک NILM مبتنی بر خود رمزگذار نویزی شده: مسئله NILM می‌تواند به‌عنوان یک مسئله نویز زدایی از طریق بیان سیگنال تجمیع شده به‌عنوان مجموع انرژی مصرف‌شده لوازم فرموله سازی شود به همراه یک مقدار نویز که تمام مقدار باقیمانده را تشکیل می‌دهد. به‌طور خاص، معادله (۲) می‌تواند به‌صورت زیر تنظیم شود:

www.SID.ir

Archiv

$$y(t) = y_j(t) + v_j(t), \quad (۲)$$

$$v_j(t) = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^{N} y_i(t) + e(t), \quad (۳)$$

رابطه (۳) نمایانگر نویز برای لوازم‌خانگی j است؛ بنابراین، برای به دست آوردن $y_j(t)$، لازم است که نویز $v_j(t)$ از اندازه‌گیری تجمیع شده خارج شود. در زمینه NILM، برای هر دستگاه یک خود رمزگذار برای بازسازی $y_i(t)$ با توجه به سیگنال تجمیع شده $y(t)$ آموزش داده می‌شود. یک DAE یک نوع از خود رمزگذار است که تلاش می‌کند تا ورودی بدون نویز را از ورودی نویزی شده بازسازی کند. توپولوژی عمومی شبکه‌ای که در اینجا برای NILM پیشنهادشده است در شکل‌های (۲) و (۳) نشان داده‌شده است.

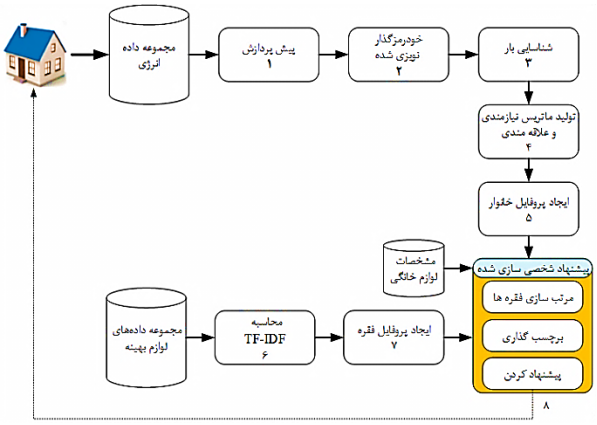
شبکه DAE آموزش داده‌شده می‌شود تا خطای بین ورودی و خروجی دستگاه را به حداقل برساند. آموزش با استفاده از الگوریتم نزول شیب تصادفی و با توقف زودهنگام برای جلوگیری از بیش برازش[۷] انجام می‌شود.

در مرحله بعد پروفایل هر خانوار با استفاده از بردارهای علاقه‌مندی و نیازمندی که توسط تکنیک NILM استخراج می‌شوند تشکیل می‌شود. برای شناسایی علاقه‌مندی‌های کاربر از تشخیص رویداد (خاموش/روشن بودن) استفاده می‌کنیم. تعداد تشخیص‌های روشن شدن هر وسیله در بازه‌های زمانی مختلف روز محاسبه و پرتکرارترین آن‌ها به‌عنوان علاقه‌مندی‌های کاربر شناسایی می‌شود و نام وسیله به ماتریس علاقه‌مندی اضافه می‌شود.

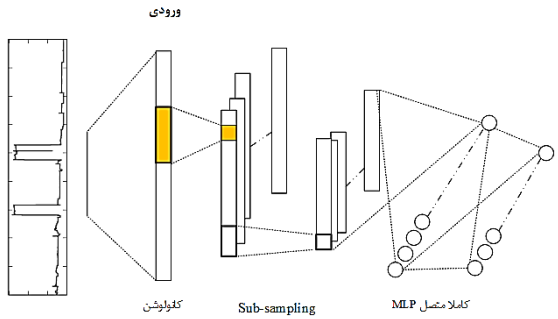
برای ایجاد ماتریس نیازمندی، پس از هر بار پیش‌بینی مصرف انرژی یک وسیله در یک‌زمان، مقدار پیش‌بینی‌شده با مقدار حد آستانه تعریف‌شده مقایسه می‌شود و اگر بیشتر از حد آستانه بود به لیست لوازم پرمصرف اضافه می‌شود. سپس یک بردار واحد از اجتماع ماتریس‌های نیازمندی و علاقه‌مندی تشکیل می‌شود. لازم به ذکر است که میزان حد آستانه تعیین‌شده به معنی مقدار کمینه برای مصرف انرژی نیست، این مقدار به‌عنوان حد آستانه بهینه شناخته می‌شود که وسایلی که دارای مصرف انرژی بیشتر از این حد آستانه باشند به‌عنوان پرمصرف شناخته می‌شوند.

برای هر وسیله موجود در پایگاه داده ثانویه یک پروفایل ایجاد می‌شود. ابتدا وزن هر کلمه کلیدی که نشان‌دهنده اهمیت آن است با استفاده از TF-IDF محاسبه می‌شود. سپس وزن هر متون بر اساس وزن‌های اختصاص داده‌شده دسته‌بندی می‌شوند. ابتدا تمام کلمات کلیدی به‌صورت نزولی وزن مرتب‌شده و بر اساس یکی از یازده نوع وسیله برچسب‌گذاری می‌شوند.

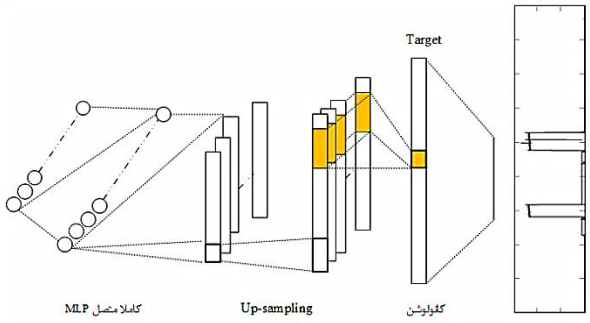
برای تطبیق وسیله موردنظر در پروفایل یک خانواده با وسیله بهینه برای پیشنهاد، کلمات کلیدی وسیله موردنظر استخراج و با تمامی وسایل بهینه پیش‌بینی‌شده با برچسب وسیله موردنظر با استفاده از شباهت کسینوسی تطبیق داده می‌شود. شباهت کسینوسی بین دو متن به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:



شکل (۱): چارچوب روش پیشنهادی



شکل (۲): شبکه رمزگذار: سیگنال ورودی مصرف انرژی تجمیع شده



شکل (۳): شبکه رمزگشا: سیگنال هدف مصرف انرژی هر وسیله

$$Score\ (d1, d2) = Cos\ (W_{d1}, W_{d1}) = \frac{W_{d1}.W_{d2}}{\|W_{d1}\|_2.\|W_{d2}\|_2} = \frac{\sum_{i=1}^{k} W_{i,d1}.W_{i,d2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{k} {W_{i,d1}}^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{k} {W_{i,d1}}^2}} \quad (۸)$$

www.SID.ir

Archiv

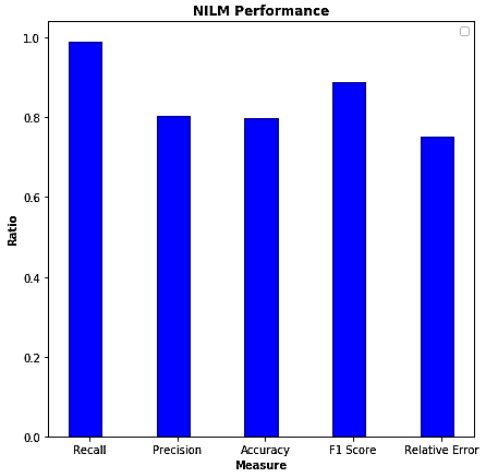
٤- نتایج آزمایش‌ها

نتایج روش پیشنهادی پیاده‌سازی در سه بخش ارائه می‌شود: دسته‌بندی متن، تجزیه انرژی و پیشنهاد شخصی‌سازی‌شده. نتایج با ۲۰۰ Epoch، بهینه‌ساز ADAM و تابع هزینه MSE با پایتون به دست آمد. برای ایجاد مدل NILM از مجموعه داده REDD[1] [۲۲] استفاده شد. این مجموعه داده به‌طور خاص برای تفکیک انرژی جمع‌آوری‌شده است: مجموعه REDD شامل مصرف برق کل خانه و همچنین دستگاه‌ها برای شش‌خانه واقعی در طی چند ماه است. این داده‌ها در ۱۱۷ روز با ۲۶۸ مانیتور منحصربه‌فرد ذخیره شدند. برای ایجاد پروفایل‌های خانوار به دلیل اینکه برای تولید پیشنهادها توسط سیستم توصیه گر نیاز به مشخصات لوازم هر خانه داشتیم، برای هر وسیله یک فایل متنی از اینترنت که دارای مصرف انرژی برابر با وسیله موجود در REDD بود را جمع‌آوری و وارد پایگاه داده "مشخصات لوازم‌خانگی" کردیم. برای ایجاد پروفایل‌های فقره و دسته‌بندی متون، از یک روش خودکار برای جمع‌آوری داده برای لوازم مختلف استفاده کردیم که درنهایت حدود ۲۳۰ فایل متنی برای ۱۱ وسیله از سایت‌های AlabamaPower، Amazon و goodhousekeeping گردآوری شدند. این مجموعه داده به‌عنوان "مجموعه داده‌های لوازم بهینه" شناخته می‌شود.

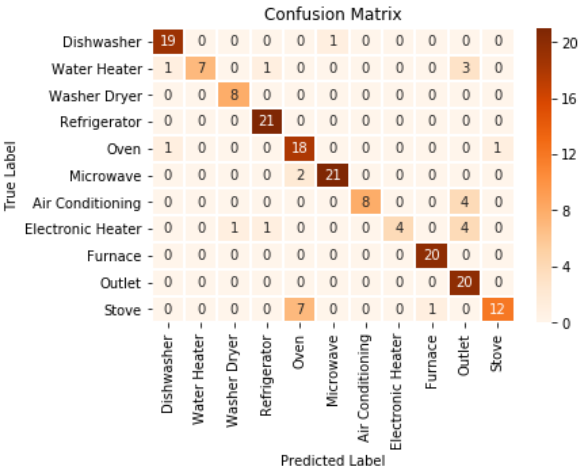
شکل (۴) مقدار مقادیر به‌دست‌آمده صحت، دقت، فراخوانی، F1-Score و خطای نسبی برای مدل NILM نشان می‌دهد. خود رمزگذار نویزی شده دارای عملکرد بهتری نسبت به FHMM است. برتری الگوریتم‌های یادگیری ژرف همانند DAE نسبت به الگوریتم‌های مدل مارکوف این است که می‌توانند با استفاده از یادگیری خودکار و تکراری ویژگی‌های سطح بالایی را استخراج کنند. مدل طراحی‌شده دارای نرخ فراخوانی ۹۹٪ و همچنین دقت و صحت ۸۰٪ است. همچنین میانگین کل خطای مطلق ۵۱.۲۷ است.

جدول (۱) لوازمی که با استفاده از NILM پیشنهادی و با تحلیل خروجی به‌دست‌آمده است. از بین ۶۸ وسیله‌ای که دارای یازده برچسب انتخاب‌شده هستند، ۲۸ وسیله انتخاب شد تا لوازم بهینه برای آن پیشنهاد شود (۴۰٪).

شکل (۵) عملکرد الگوریتم TF-IDF برای شناسایی لوازم‌خانگی بهینه را نشان می‌دهد که تعداد دسته‌بندی‌ها در قطر اصلی نشان‌دهنده دسته‌بندی-های درست است. از مجموعه ۲۳۰ متن موردنظر، ۱۸۵ متن برچسب یکی از یازده کلاس را به خود اختصاص داده است. این نشان می‌دهد که الگوریتم توانسته است ۸۰٪ از متون را به‌عنوان یکی از لوازم بهینه دسته‌بندی کند؛ که از این تعداد ۱۵۸ متن به‌درستی تشخیص داده شدند، یعنی دقت ۸۵٪.



شکل (٤): عملکرد مدل NILM مبتنی بر DAE



شکل (٥): ماتریس آشفتگی برای دسته‌بندی متون

جدول (۱): لیست لوازم شناسایی‌شده برای هر خانه

خانه	لوازم شناسایی‌شده
اول	Oven -Outlets - Outlets-Washer_Dryer - Stove – Microwave
دوم	Outlets - Outlets - Microwave - Water_Heater
سوم	Washer_Dryer - Refrigerator - Microwave- Air_Conditioning - Air_Conditioning
چهارم	Air_Conditioning- Air_Conditioning- Dishwasher- Outlets_Unknown- Furnace
پنجم	Microwave- Kitchen_Outlets- Refrigerator- Furnace
ششم	Air_Conditioning- Outlets - Stove- Washer_Dryer

[1] http://redd.csail.mit.edu

www.SID.ir

Archiv

شکل (۶) تعداد پیشنهادهای وسایل بهینه برای شش‌خانه را در مقابل تعداد پیشنهادهای درستی که به خانوار ارائه می‌شود را نشان می‌دهد. به دلایل گفته‌شده، مقادیر معیارها برای وسیله‌های Electronic Heater و Water Heater برابر با صفر است. از طرف دیگر، بیشترین تعداد پیشنهاد برای Outlet بوده است که ۷ عدد بوده است که ۵ پیشنهاد از آن درست بوده است.

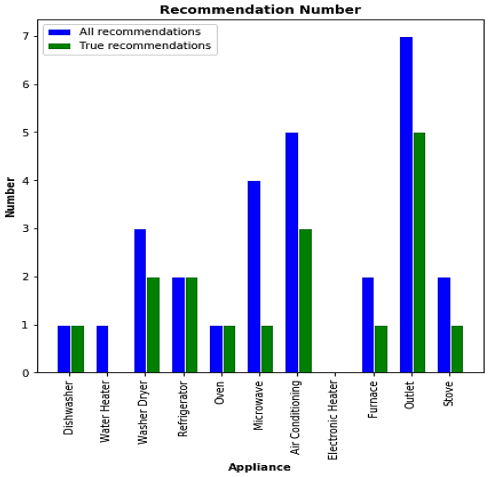
شکل (۷) اختلاف عملکرد سیستم توصیه‌گر مصرف انرژی را در مقایسه با مقادیر بهینه و مقادیر مصرفی در خانه‌ها را نشان می‌دهد. برای به دست آوردن چارت راداری، میانگین مصرف برای هر وسیله در لیست پروفایل و همچنین میانگین مصرف انرژی وسایل پیشنهادشده را محاسبه می‌کنیم. همچنین ازآنجایی‌که Electronic Heater در لیست پروفایل خانوارها نبود و پیشنهادی برای Water Heater وجود نداشت، از نشان دادن این لوازم در چارت صرف‌نظر کردیم. همان‌گونه که مشاهده می‌شود میانگین مصرف لوازم پیشنهادی کمتر از مصرفی و نزدیک به بهینه بوده است.

جدول (۲) میانگین مقادیر مصرفی و پیشنهادی برای ۹ وسیله موردنظر را نشان می‌دهد. همان‌گونه که نشان داده‌شده است میانگین مقدار مصرفی وسایل پیشنهادی برای ماشین ظرف‌شویی و کوره برقی نسبت به مقادیر بهینه بیشتر است. درحالی‌که کمترین مقدار برای لوازم آشپزخانه بوده است. روش پیشنهادی درمجموع توانسته مقدار مصرف انرژی برای خانوارها را به مقدار ۱۲۳۴.۵ وات نسبت به انرژی مصرفی خانه‌ها کاهش دهد. بااین‌حال، در مقایسه با مقادیر بهینه تعیین‌شده، روش پیشنهادی توانست وسایل بهینه‌ای راپیشنهاد کند که حدود ۲۲۱ وات نسبت به میانگین مصرف بهینه تعیین‌شده برای خانوارها بهینه بوده است.

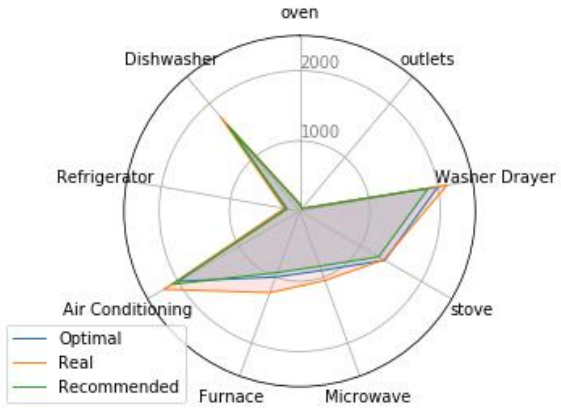
شکل (۸) مقدار میانگین اختلاف مصرف انرژی برای وسایل پیشنهادی نسبت به میانگین مصرف بهینه انرژی و میانگین مصرف لوازم موجود در پروفایل‌های کاربر را نشان می‌دهد. همان‌گونه که در شکل نشان داده‌شده است تنها برای دو وسیله کولر و ماشین ظرف‌شویی نتوانستیم وسایل بهینه‌تری نسبت به میانگین مصرف بهینه داشته باشیم. برای هفت وسیله دیگر پیشنهادهای مناسبی داشتیم.

۵- نتیجه‌گیری و کارهای آتی

در این مقاله، یک سیستم توصیه‌گر شخصی‌سازی شده مبتنی بر اجرای تکنیک‌های TF-IDF و NILM مبتنی بر DAE پیشنهاد شد. برای دستیابی



شکل (٦): تعداد پیشنهادها در مقابل پیشنهادهای درست



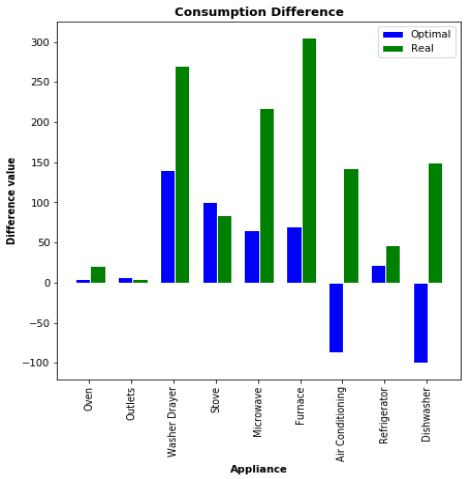
شکل (۷): میزان بهینه‌سازی مصرف انرژی برای لوازم مختلف

جدول (۲): میانگین مقادیر مصرفی و پیشنهادی برای لوازم‌خانگی

وسیله	بهینه	مصرفی	پیشنهادی
Oven	۱۰۰	۱۱۰.۵	۹۵
Outlets	۵۰	۴۸.۶	۴۳.۶
Washer Drayer	۲۵۰۰	۲۱۳۰	۱۸۶۰
Stove	۱۴۰۰	۱۳۸۴	۱۳۰۰
Microwave	۹۰۰	۱۰۵۲	۸۳۵
Furnace	۱۰۰۰	۱۲۳۵	۹۳۰
Air Conditioning	۲۰۰۰	۲۲۳۰	۲۰۸۷
Refrigerator	۲۰۰	۲۲۵	۱۷۸
Dishwasher	۱۵۰۰	۱۷۵۰	۱۶۰۰

www.SID.ir

Archiv



شکل (۸): میانگین اختلاف مصرف انرژی لوازم پیشنهادی

به بهترین کارایی، پارامترهای شبکه با یک‌لایه CNN و لایه ادغام انجام‌شده است تا اندازه خروجی را فشرده کند. میانگین نتایج به‌دست‌آمده برای NILM عملکرد ۸۵٪ را نشان داد. دقت عملکرد TF-IDF برای دسته‌بندی متون ۸۰٪ بوده است. در مرحله توصیه، روش پیشنهادی ۲۸ وسیله را شناسایی کرد که تعداد ۱۷ توصیه موفقیت‌آمیز داشته است یعنی دقت ۶۰٪ را به دست آوردیم. استفاده از ریشه‌یابی و زنجیره لغوی کلمات برای بهبود عملکرد تکنیک TF-IDF، استفاده از توصیه مشارکتی برای سیستم توصیه‌گر و استفاده از یک مکانیسم یادگیری تکراری برای سیستم از پیشنهادهای ما برای آینده است.

مراجع

[1] Cominola, A., Giuliani, M., Piga, D., Castelletti, A., Rizzoli, A. E., "A hybrid signature-based iterative disaggregation algorithm for non-intrusive load monitoring", Applied energy, Vol. 185, pp. 331-344, 2017.

[2] Hart, G. W., "Nonintrusive appliance load monitoring", Proc. of the IEEE, Vol. 80, no. 12, pp. 1870–1891, 1992.

[3] Yoshimoto, K., Nakano, Y., Amano, Y., Kermanshahi, B., "Non-intrusive appliances load monitoring system using neural networks", Growth, Vol. 2, pp. 2-5, 2000.

[4] Kolter, J. Z., Batra, S., Ng, A. Y., "Energy disaggregation via discriminative sparse coding", Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 1153-1161, 2010.

[5] Yang, H. T., Chang, H. H., Lin, C. L., "Design a neural network for features selection in non-intrusive monitoring of industrial electrical loads", 11th IEEE International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design, pp. 1022-1027, 2007.

[6] Lin, Y. H., Tsai, M. S., "A novel feature extraction method for the development of nonintrusive load monitoring system based on BP-ANN", Symposium on Computer, Communication, Control and Automation, pp. 215-218, 2010.

[7] Kelly, J., Knottenbelt, W., "Neural NILM: Deep neural networks applied to energy disaggregation", Proc. of the 2nd ACM International Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Built Environments, pp. 55-64, 2015.

[8] Mocanu, E., Nguyen, P. H., Gibescu, M., Kling, W. L., "Deep learning for estimating building energy consumption", Sustainable Energy, Grids and Networks, Vol. 6, pp. 91-99, 2016.

[9] Mocanu, D. C., Mocanu, E., Nguyen, P.H., Gibescu, M., Liotta, A., "Big IoT data mining for real-time energy disaggregation in buildings", IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), pp. 003765-003769, 2016.

[10] Zhang, C., Zhong, M., Wang, Z., Goddard, N., Sutton, C., "Sequence-to-point learning with neural networks for non-intrusive load monitoring", Proc. of the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2018.

[11] Bonfigli, R., M., Squartini, S., Piazza, F., "Denoising autoencoders for non-intrusive load monitoring: improvements and comparative evaluation", Energy and Buildings, Vol. 158, pp. 1461-1474, 2018.

[12] Kim, H., Marwah, M., Arlitt, M., Lyon, G., Han, J., "Unsupervised disaggregation of low frequency power measurements", SIAM international conference on data mining, pp. 747-758, 2011.

[13] Johnson, M. J. Willsky, A. S., "Bayesian nonparametric hidden semi-Markov models", Journal of Machine Learning Research, Vol. 14, No. 1, pp. 673-701, 2013.

[14] Parson, O., Ghosh, S., Weal, M., Rogers, A. "Non-intrusive load monitoring using prior models of general appliance types", 26th AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2012.

[15] Egarter, D., Sobe, A., Elmenreich, W., "Evolving non-intrusive load monitoring", Proc. of the European Conference on the Applications of Evolutionary Computation, pp. 182-191, 2013.

[16] Egarter, D., Elmenreich, W., "EvoNILM: Evolutionary appliance detection for miscellaneous household appliances", 15th annual conference companion on Genetic and evolutionary computation, pp. 1537-1544, 2013.

[17] Trung, K. N., Dekneuvel, E., Nicolle, B., Zammit, O., Van, C. N., Jacquemod, G., "Event detection and disaggregation algorithms for nialm system", 2nd International Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) Workshop, 2014.

[18] Chang, H. H., Chien, P. C., Lin, L. S., Chen, N., "Feature extraction of non-intrusive load-monitoring system using genetic algorithm in smart meters", 8th International

www.SID.ir

Archiv

Conference on e-Business Engineering, pp. 299-304, 2011.

[19] Hassan, T., "Bi-level characterization of manual setup residential non-intrusive demand disaggregation using enhanced differential evolution", 1st International Workshop Non-Intrusive Load Monitoring, 2012.

[20] Lin, Y. H., Tsai, M. S., "Development of an improved time–frequency analysis-based nonintrusive load monitor for load demand identification", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 63, No. 6, pp. 1470-1483, 2013.

[21] Luo, F., Ranzi, G., Kong, W., Dong, Z. Y., Wang, S., Zhao, J., "Non-intrusive energy saving appliance recommender system for smart grid residential users", IET Generation, Transmission & Distribution, Vol. 11, No. 7, pp. 1786-1793, 2017.

[22] Kolter, J. Z., Johnson, M. J., "REDD: A public data set for energy disaggregation research", Workshop on Data Mining Applications in Sustainability, pp. 59-62, 2011.

زیرنویس

[i] Non-Intrusive Load Monitoring (NILM)
[ii] Sparse Auto-encoder
[iii] Denoising Auto-encoder
[iv] Restricted Boltzmann Machine (RBM)
[v] Overfitting

www.SID.ir