Vol. 4, No. 12, Oct-Dec 2024,(1-12)
Journal of New Achievements in Electrical, Computer and Technology (JNAECT)
مجله دستاوردهای نوین در برق،کامپیوتر و فناوری
دوره ۴، شماره ۱۲، پاییز ۱۴۰۳ (۱۲-۱)
journal homepage: https://jnaect.ir

روشی نوین جهت بهبود مصرف‌انرژی در شهرهوشمند با استفاده یادگیری‌عمیق

آزاده منصوری
موسسه آموزش عالی غیر انتفاعی لامعی گرگانی
azadehemansouri@gmail.com

رضا روشنی
1. موسسه آموزش عالی غیر انتفاعی لامعی گرگانی
2. گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه ملی مهارت، تهران، ایران
r.roshany@gmail.com

چکیده:

امروزه با توجه به افزایش تقاضـای انرژی، مدیریت بهینه مصـرف انرژی به یکی از چالش‌های اصـلی در شـهرهای هو شمند تبدیل شده ا ست. این تحقیق گامی مهم در جهت هو شمند سازی مدیریت انرژی در شهرهای هو شمند اسـت. در این تحقیق برای پیش‌بینی دقیق مصـرف انرژی یک مدل ترکیبی مبتنی بر یادگیری عمیق، شـبکه‌های عصبی کانولوشنی[1] (CNN) و شبکه عصبی حافظه‌های طولانی کوتاه مدت[2] (LSTM) پیشنهاد می‌شود. با ترکیب این دو مدل، می‌توان پیش‌بینی دقیق‌تری از مصرف انرژی آینده داشت و با شناسایی الگوهای پیچیده مصرف انرژی وارائه راهکارهای بهینه سازی م صرف انرژی ت صمیمات بهتری برای مدیریت انرژی اتخاذ کرد. ابتدا داده‌های م صرف انرژی از منابع مختلف مانند حسـگرها و کنتورهای هوشـمند جمع‌آوری می‌شـود سـپس پیش‌پردازش داده‌ها برای آماده سازی آن‌ها برای آموزش مدل انجام می شود و از CNN برای ا ستخراج ویژگی‌های مکانی از داده‌های م صرف انرژی و LSTM برای درک الگوهای زمانی این داده‌ها و پیش‌بینی مصرف انرژی استفاده می‌شود. روش پیشنهادی دارای مزایایی نظیر دقت بالای پیش‌بینی م صرف انرژی، شنا سایی الگوهای پیچیده در م صرف انرژی، امکان اتخاذ تصمیمات بهتر برای مدیریت انرژی، کمک به کاهش مصرف انرژی و بهبود پایداری محیط زیست است.

کلمات کلیدی: شهر هو شمند، یادگیری عمیق، شبکه‌های ع صبی کانولو شنی، شبکه ع صبی حافظه‌های طولانی کوتاه مدت، پیش‌بینی مصرف انرژی، بهینه‌سازی انرژی

1 Convolutional Neural Networks (CNN)
2 Long Short-Term Memory (LSTM)

1. مقدمه

با رشد سریع شهرها و افزایش تقاضا برای انرژی، مدیریت بهینه مصرف انرژی به یکی از چالش‌های اصلی در شهرهای هوشمند تبدیل شده است. اینترنت اشیاء به شبکه‌ای از اشیاء فیزیکی گفته می‌شود که به اینترنت متصل هستند و می‌توانند با یکدیگر و با محیط اطراف خود تعامل داشته باشند [1-2-3]. این فناوری در حوزه‌های مختلفی مانند شهرسازی (پارکینگ هوشمند، مدیریت ترافیک، روشنایی هوشمند)، محیط زیست (تشخیص آتش سوزی، آلودگی هوا) و کشاورزی (خانه‌های هوشمند، شبکه ایستگاه هواشناسی) کاربرد دارد. با وجود مزایای فراوان، اینترنت اشیاء با چالش‌هایی مانند حجم بالای داده‌ها، امنیت داده‌ها، یکپارچه‌سازی سیستم‌ها و استاندارد سازی مواجه است. ساختمان‌ها یکی از بزرگترین مصرف‌کنندگان انرژی هستند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند در بهینه سازی مصرف انرژی ساختمان‌ها از طریق پیش‌بینی تقاضای انرژی، بهینه سازی عملکرد سیستم‌های HVAC[1]، تشخیص خرابی تجهیزات، مدیریت روشنایی و مدیریت مصرف آب نقش مهمی ایفا کنند.از مزایای استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در ساختمان های هوشمند می‌توان به کاهش مصرف انرژی، افزایش آسایش ساکنان، کاهش هزینه‌ها، افزایش عمر مفید تجهیزات و پایداری بیشتراشاره کرد. ازچالش‌های استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در ساختمان های هوشمندمی‌توان به نیاز به داده‌های با کیفیت، پیچیدگی پیاده‌سازی، هزینه و مسائل امنیتی اشاره کرد [4-5-6].

ازکاربردهای اینترنت اشیاء و یادگیری ماشین در شهرهای هوشمند می‌توان به استفاده از اینترنت اشیاء برای جمع‌آوری داده‌های حجیم از محیط شهری، استفاده از یادگیری ماشین برای تحلیل داده‌ها و استخراج اطلاعات برای تصمیم‌گیری، استفاده از فناوری‌های هوشمند برای بهبودکیفیت زندگی شهروندان و افزایش کارایی خدمات شهری اشاره کرد [8].

در این میان، روش‌های ماشین بردار پشتیبان[2] (SVM) و الگوی k نزدیکترین همسایه[3] (KNN) به عنوان دو روش پرکاربرد و موثر محسوب می‌شوند. SVM با هدف یافتن بهترین مرز تصمیم‌گیری بین داده‌ها عمل می‌کند و از مفاهیمی مانند فضای ویژگی، توابع هسته و حاشیه حداکثری بهره می‌برد. این الگوریتم به دلیل تعمیم‌پذیری بالا و کارایی در داده‌های با ابعاد بالا، در بسیاری از مسائل طبقه‌بندی و رگرسیون مورد استفاده قرار می‌گیرد. روشی ساده‌تر است که بر اساس نزدیکی نمونه‌های جدید به نمونه‌های آموزشی عمل می‌کند. KNN برای طبقه‌بندی و رگرسیون قابل استفاده است و به دلیل سادگی پیاده‌سازی، محبوبیت زیادی دارد .انتخاب بین SVM و KNN به عوامل مختلفی مانند حجم داده‌ها، پیچیدگی مسئله، و منابع محاسباتی بستگی دارد. SVM برای مسائل پیچیده و داده‌های با ابعاد بالا مناسب‌تر است، در حالی که KNN برای مسائل ساده‌تر و داده‌های کوچک‌تر انتخاب بهتری است [10]. مدیریت بهینه مصرف انرژی در شهرهای هوشمند دارای اهمیت است چراکه با پیش‌بینی دقیق مصرف انرژی، می‌توان برنامه‌ریزی بهتری برای تولید و توزیع انرژی انجام داد و از هدررفت انرژی جلوگیری کرد، با بهینه سازی مصرف انرژی هزینه های مربوط به مصرف انرژی را کاهش داد ، همچنین منجر به کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای و بهبود محیط زیست می شود.

روش پیشنهادی مبتنی بر CNN-LSTM توانایی مدل در یادگیری الگوهای فضایی و زمانی، توانایی بالایی در شناسایی الگوهای پیچیده و پیش‌بینی دقیق مصرف انرژی را دارد.

---

1 Heating, Ventilation, and Air
2 Support Vector Machine
3 k-Nearest Neighbors

2. کارهای مرتبط

این مطالعات(پژوهش‌های پیشین) به دنبال راه‌هایی برای بهبود مدیریت انرژی ساختمان‌ها و شهرهای هوشمنداند. مقاله Marinakis یک سیستم پیشرفته مبتنی بر اینترنت اشیا (IOT1) را برای مدیریت هوشمند انرژی در ساختمان‌ها ارائه کرد. درواقع، یک چارچوب معنایی با هدف مدل سازی یکپارچه و ا ستاندارد شده موجودیت‌هایی که محیط ساختمان را تشکیل می‌دهند، معرفی شد. قوانین مناسبی با هدف مدیریت هوشمند انرژی و روش کلی ساختمان هو شمند شکل گرفت. در این زمینه، یک سی ستم مبتنی بر اینترنت ا شیا پیاده سازی شد که تعامل سیستم‌های مدیریت انرژی ساختمان‌ها را افزایش می‌داد. نتایج حاصل از کاربرد آزمایشی آن ارائه و مورد بحث قرار گرفت. سیستم پیشنهادی رویکردهای موجود را گسترش داد و داده‌های بین دامنه‌ای مانند داده‌های ساختمان (به عنوان مثال، سیستم‌های مدیریت انرژی)، تولید انرژی، قیمت انرژی، داده‌های آب و هوا و رفتار کاربران نهایی را به منظور تولید برنامه‌های اقدام روزانه و هفتگی را یکپارچه کرد [7].

در روشی دیگر توسط Simonofski ، هدف، شناسایی عوامل زمینه‌ای است که بر استراتژی‌های مشارکت شهروندان در شهرهای هو شمند تأثیر می‌گذارد. برای ر سیدن به این هدف، یک مطالعه موردی کیفی از دو شهر انجام شد که در تلاش برای هو شمند بودن ه ستند: نامور (بلژیک) و لینکوپینگ (سوئد). این تجزیه و تحلیل این امکان را می‌دهد که عوامل زمینه ای را که بر استراتژی‌های مربوطه تأثیر می‌گذارند. پنج عامل زمینه‌ای در این مطالعه شنا سایی شده‌اند: توجه به شهرهو شمند، محرک‌های م شارکت، میزان تمرکز، الزامات قانونی و ویژگی‌های شهروندان. با شناسایی این عوامل، می‌توان توصیه‌های وابسته به زمینه را در مورد مشارکت شهروندان برای شهرهای هوشمند استخراج کرد. این توصیه‌ها سپس در مورد بروکسل در بلژیک اعمال شدند [9].

Zeki و همکاران، مدل‌های مجموعه‌ای را برای پیش‌بینی سری‌های زمانی کلان داده ارائه می‌کرد. مجموعه ای متشکل از سه روش (درخت تصمیم، درختان با گرادیان تقویت شده و جنگل تصادفی) با توجه به نتایج خوبی که این روش ها در کاربردهای کلان داده قبلی به د ست آورده اند، پی شنهاد شد. وزن مجموعه با روش حداقل مربعات وزنی محاسبه شد. دو استراتژی مربوط به به روز رسانی‌وزن در نظر گرفته شده است که منجر به یک مدل مجموعه ای ستا یا پویا شد. پیش‌بینی‌های هر یک از اعضای گروه با تقسیم مسئله پیش‌بینی به h به د ست آمد. با توجه به موارد ذرک شده، تحقیق جامعی در خصوص تجزیه‌وتحلیل‌داده‌های‌حجیم و پیش‌بینی مصرف‌انرژی به کمک الگوریتم‌های یادگیری‌ماشین با دقت بالا و بهبود صحت کافی صورت نگرفته است. [10].

A.Ullahetal و همکاران، به بررسی مفهوم شهرهای هوشمند و نقش اینترنت اشیاء (IoT) و یادگیری‌ماشین (یادگیری‌ماشین) در تحقق یک محیط هوشمند مبتنی بر داده می‌پردازد. شهرهای هوشمند از فناوری و داده برای بهبود کیفیت زندگی شهروندان و ارتقای کارآمدی خدمات شهری استفاده می‌کنند. اینترنت اشیاء و یادگیری‌ماشین به عنوان فناوری‌های کلیدی برای ایجاد راه‌حل‌های شهرهو شمند که بر جمع‌آوری داده‌های‌حجیم، تجزیه و تحلیل و تصمیم‌گیری تکیه دارند، ظهور کرده‌اند.این مقاله با ارائه مروری بر کاربردهای مختلف شهرهای هوشمند، چالش‌های مرتبط با پیاده سازی اینترنت ا شیاء و یادگیری‌ما شین در محیط‌های شهری را مورد بحث قرار می‌دهد. همچنین، این مقاله به مقایسه مطالعات موردی مختلف از اجرای موفق شهرهای هوشمند با استفاده از فناوری‌های اینترنت اشیاء و یادگیری‌ماشین می‌پردازد. یافته‌ها نشان می‌دهند که این فناوری‌ها پتانسیل متحول کردن محیط‌های شهری و امکان ایجاد شهرهایی با قابلیت سکونت بیشتر، پایدارتر و کارآمدتر را دارند. با این وجود، چالش‌های قابل‌توجهی در رابطه با حفظ حریم خصوصی داده‌ها، امنیت و ملاحظات اخلاقی وجود دارد که برای تحقق کامل پتانسیل شهرهای‌هوشمند باید به آن‌ها پرداخته شود. [16]

---

[1] Internet of Things

ردیف	عنوان	سال	مزایا	معایب	مجموعه داده‌ها	معیارهای ارزیابی
1 Marinakis	یک سیستم پیشرفته مبتنی بر اینترنت اشیا برای مدیریت هوشمند انرژی در ساختمان‌ها ارایه کرد	2018	بهبود کارایی انرژی و کاهش مصرف‌انرژی در ساختمان‌ها افزایش اطلاعات و کنترل بر مصرف‌انرژی به صورت هوشمند و اتوماتیک	محدودیت‌های مرتبط با پیاده‌سازی و اجرای سیستم‌های پیچیده مدیریت انرژی نیاز به هزینه‌های بالا برای اجرای و نگهداری سیستم‌ها پیچیدگی‌های مرتبط با انطباق و تطبیق سیستم با نیازهای مختلف ساختمان‌ها	داده‌های مدیریت انرژی هوشمند در ساختمان‌ها اطلاعات مربوط به مصرف‌انرژی، سیستم های IoT ، و اطلاعات محیطی مورد استفاده در سیستم	مصرف‌انرژی، کارایی، کاهش هزینه های انرژی، افزایش سطح راحتی در ساختمان
2 Simonofski	بررسی عوامل زمینه ای در استراتژی های مشارکت شهروندان: تحلیل مقایسه ای شهرهای هوشمند سوئد و بلژیک.	2019	ارائه الگوها و رویکردهای موفق در توسعه شهرهای هوشمند افزایش درک از مزایای و چالش‌های متمایز شهرهای هوشمند این دو کشور	محدودیت‌های مربوط به دسترسی به داده‌ها و اطلاعات مقایسه‌پذیر پیچیدگی‌های مرتبط با تفسیر نتایج مقایسه بین دو کشور و نیاز به توجه به تفاوت‌های فرهنگی و سیاسی در ارزیابی شهرهای هوشمند	داده‌های مرتبط با شهرهای هوشمند در سوئد و بلژیک اطلاعات مربوط به فناوری‌ها، خدمات، و شاخص های عملکرد شهرهای هوشمند مورد مقایسه	میزان پیشرفت فناوری در شهرهای مورد مقایسه سطح خدمات الکترونیکی و هوشمند در شهرها تأثیر استفاده از فناوری بر بهبود کیفیت زندگی شهروندان اندازه‌گیری سطح مشارکت شهروندی در فرایندها و تصمیم‌گیری‌های شهری
3 Zeki	یادگیری‌عمیق در مدل سازی هزینه های انرژی ساختمان ها در بخش دولتی	2019	افزایش دقت و پیش‌بینی بهتر هزینه های انرژی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری‌عمیق	نیاز به حجم بالای داده و محاسبات پیچیده برای پیاده‌سازی یادگیری‌عمیق مدل های یادگیری‌عمیق ممکن است پیچیدگی زیادی داشته باشند که نیازمند توانایی محاسباتی بالا برای آموزش و استفاده از آن‌ها باشد.	اطلاعات انرژی مصرفی ساختمان‌های بخش دولتی، مشخصات ساختمان، شاخص‌های انرژی و داده‌های محیطی مرتبط با ساختمان‌های دولتی	معیارهای خطا، دقت، حساسیت و ویژگی‌های دیگر برای ارزیابی کارایی مدل های یادگیری‌عمیق در پیش‌بینی هزینه‌های انرژی
4 A.ullah et al	شهرهای هوشمند: نقش اینترنت اشیا و یادگیری‌ماشینی در تحقق یک محیط هوشمند داده محور	2023	افزایش کیفیت زندگی شهروندان از طریق بهره‌برداری از اینترنت اشیاء و یادگیری ماشین در محیطهای‌هوشمند. افزایش کارایی در ارائه خدمات شهری و بهبود مدیریت شهری از طریق این فناوری‌ها.	حفاظت از حریم خصوصی نیاز به سرمایه‌گذاری بزرگ و هزینه‌های بالا برای پیاده‌سازی این فناوری‌ها در شهرها.	اطلاعات مربوط به محیط شهری (مانند داده های انرژی، ترافیک، آلودگی هوا و ...) و داده‌های حاصل از سیستم‌های اینترنت اشیاء	دقت و کیفیت داده‌های حاصل از سنسورها و دستگاه‌های هوشمند عملکرد مدل های یادگیری‌ماشین در پیش‌بینی و مدیریت داده‌های حاصل از این فناوری‌ها. تأثیر استفاده از این فناوری‌ها بر کیفیت زندگی شهروندان و بهبود مدیریت شهری

جدول 1: خلاصه‌ای از روش‌های پیشین[7-9-10-16]

3. روش پیشنهادی

روش پیشنهادی با استفاده از ترکیب روش‌های یادگیری عمیق LSTM و CNN است که در چهار بخش، جمع آوری داده‌ها، پیش پردازش، آموزش مدل و تست مدل می باشد که در ادامه به هر یک از آن‌ها می پردازیم. (شکل کلی از روند روش پیشنادی در شکل 1 نشان داده شده است)

الف- جمع‌آوری داده‌های مصرف انرژی از منابع مختلف مانند سنسورها و سیستم‌های هوشمند.

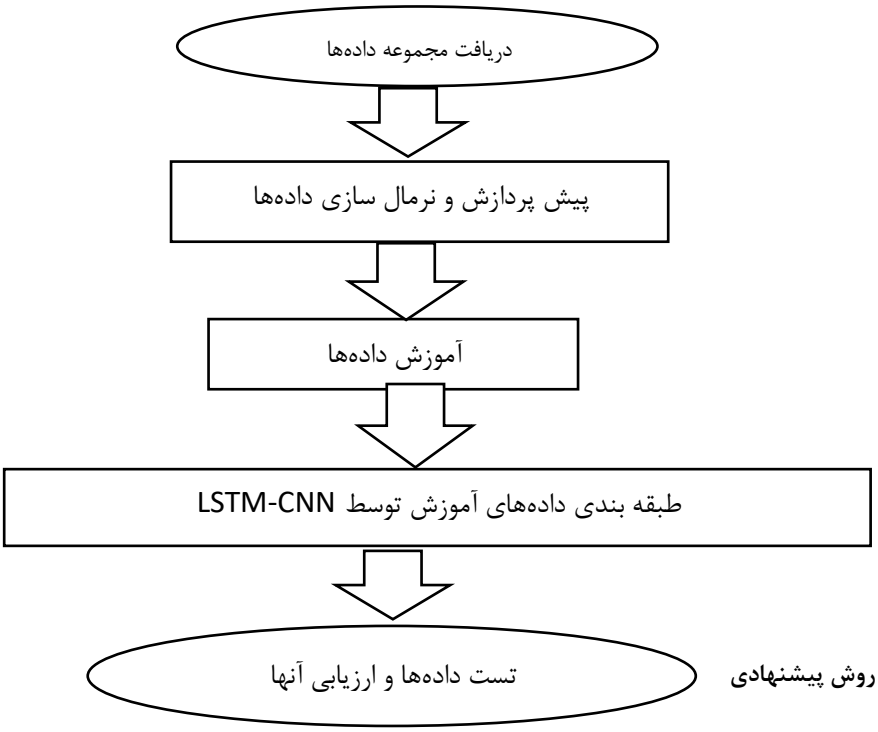
ب- پیش‌پردازش داده‌ها با حذف نویز، تکمیل داده‌های گم شده و نرمال‌سازی داده‌ها باعث می‌شود مدل بتواند الگوهای نهفته در داده‌ها را بهتر شناسایی کند.پیش‌پردازش داده‌ها نقش بسیار مهمی در بهبود عملکرد مدل دارد.

ج-آموزش مدلCNN-LSTM : تقسیم داده‌ها به مجموعه‌های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمون و تنظیم هایپرپارامترهای مدل (مانند نرخ یادگیری، تعداد لایه‌ها، و تعداد دوره‌های آموزشی) واستفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی (مانند آدام (Adam)[۷]یا گرادیان نزولی تصادفی(SGD)[۸] و انتخاب معیارهای ارزیابی مانندخطای میانگین مربعات(MSE) [۹]، دقت، و میانگین مطلق خطا(MAE)[۱۰] برای ارزیابی عملکرد مدل مذکور استفاده می‌شوند، این معیارها به مدل اجازه می‌دهند که خطاهای پیش‌بینی در مقایسه با مقادیر واقعی را در حین آموزش کاهش دهد.

در فرایند آموزش مدل‌های یادگیری عمیق، داده‌ها به سه دسته تقسیم می‌شوند:

- داده‌های آموزشی: بزرگترین بخش، 70-80٪ از داده‌ها که برای آموزش اولیه مدل استفاده می‌شود. مدل با استفاده از این داده‌ها الگوها و روابط بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را یاد می‌گیرد.
- داده‌ها اعتبارسنجی: حدود 10-20٪ از داده‌ها برای ارزیابی مدل در طول فرآیند جهت جلوگیری از بیش‌برازش می باشد.
- داده‌های آزمون: داده‌های باقی‌مانده (حدود 10٪) برای ارزیابی نهایی عملکرد مدل پس از اتمام آموزش استفاده می‌شوند.

د- پیش‌بینی مصرف انرژی :استفاده از مدل آموزش دیده برای پیش‌بینی مصرف انرژی در آینده.



شکل 1: روش پیشنهادی

7Adam Optimization Algorithm(Adam)
8 Stochastic Gradient Descent(SGD)
9 Mean squared error(MSE)
10 Mean Absolute Error (MAE)

1.3. نحوه عملکرد مدل:

الف- استخراج ویژگی‌های فضایی توسط CNN: لایه‌های CNN با استفاده از فیلترها، الگوهای محلی و ویژگی‌های مهم را از داده‌های ورودی استخراج می‌کنند.

ب – یادگیری وابستگی‌های زمانی توسط LSTM: خروجی لایه‌های CNN به لایه‌های LSTM داده می‌شود. LSTM با استفاده از سلول‌های حافظه و دروازه‌ها، وابستگی‌های زمانی و الگوهای بلندمدت را در داده‌ها یاد می‌گیرد.

ج - پیش‌بینی مصرف انرژی: مدل آموزش دیده با استفاده از اطلاعات استخراج شده از CNN وLSTM ، مقدار مصرف انرژی آینده را پیش‌بینی می‌کند.

2.3. مزایای روش پیشنهادی:

- دقت بالا: مدل CNN-LSTM می‌تواند الگو های پیچیده و تکراری در داده های مصرف انرژی را به طور دقیق‌ترشناسایی و پیش‌بینی کند.
- انعطاف‌پذیری: مدل می‌تواند با انواع مختلف داده‌های مصرف انرژی کار کند.
- قابلیت تعمیم‌پذیری: مدل می‌تواند به راحتی به داده‌های جدید و شرایط مختلف تعمیم داده شود.

4. یافته‌ها

روش پیشنهادی یکی از مدل‌های یادگیری عمیق با ترکیب CNN-LSTM است. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش مربوط به مصرف انرژی در آلمان در سال 2019 هستند که به صورت مکانی در سطح NUTS2 [11](شامل 38 منطقه) آلمان تقسیم‌بندی شده‌اند که این امکان را می‌دهد تا مصرف انرژی را در مناطق مختلف کشور مقایسه کرد و به صورت زمانی در ساعت‌ها تفکیک شده‌اند، تا نوسانات مصرف انرژی به دقت نشان دهند. داده‌ها به چهار کاربرد مختلف تفکیک شده‌اند: بخش‌های مسکونی، صنعتی، تجاری و حمل‌ونقل. همچنین الگوهای مصرف در هفت حوزه مختلف مورد بررسی قرار گرفته‌اند: گرمایش فضا، آب گرم، گرمایش فرآیندی، سرمایش فضا، سرمایش فرآیندی، انرژی مکانیکی، فناوری اطلاعات و ارتباطات، و روشنایی.

در آموزش مدل های یادگیری‌عمیق جهت ارزیابی مدل ها از معیارهایی مانند MSE و دقت و MAE استفاده می‌گردد. **میانگین خطای‌مطلق یا MAE** از قدرمطلق خطاهای مدل میانگین گرفته می‌شود. ابتدا از خطاها قدر مطلق می‌گیریم، چرا که نمی‌خواهیم مقادیر مثبت و منفی باعث خنثی شدن یک‌دیگر شوند. پس از محاسبه قدرمطلق مقادیر باقیمانده، آن‌ها را با هم جمع و نتیجه را بر تعداد کل نمونه‌ها تقسیم می‌کنیم.مقدار بدست آمده نشان‌دهنده میزان خطای پیش‌بینی تا مقدار واقعی است.در این روش تفاوتی میان خطاهای بزرگ و کوچک وجود ندارد. عمده کاربرد میانگین خطای مطلق در سنجش دقت پیش‌بینی‌ها است. فرمول محاسبه MAE به شرح زیر است:

$$MAE=1/n \sum_{i=1}^{n} | xi - x |$$

- N برابر است با تعداد کل نمونه‌ها.
- xi برابر است با مقادیر پیش‌بینی شده.
- X برابر است با مقادیر حقیقی.

معیار خطای میانگین مربعات (MSE) با میانگین گرفتن از تفاضل مقادیر حقیقی و پیش‌بینی شده، میزان خطای مدل‌های آماری را اندازه می‌گیرید و خطاهای بزرگ‌تر تشدید می‌گردد.از این معیار زمانی استفاده می‌گردد که وجود خطاهای بزرگ مطلوب نیست.

$$MSE=1/n \sum_{i=1}^{n} (Yi - Yi^{\wedge})^2$$

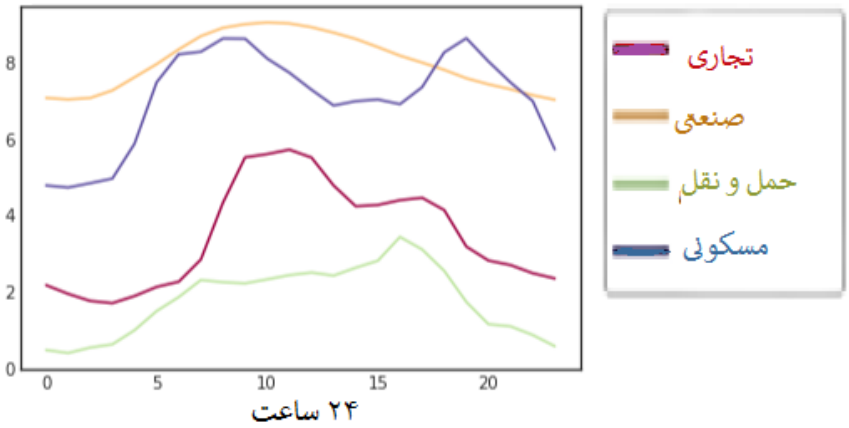
[11] (طبقه‌بندی واحدهای سرزمینی، برای تقسیمات کشوری ،کشورها، برای مقاصد آماری است. فقط شامل کشورهای عضو اتحادیه اروپا می‌شود)

- N برابر است با تعداد کل نمونه‌ها.
- $\hat{y}_i$ برابر است با مقادیر پیش‌بینی شده.
- y_i برابر است با مقادیر حقیقی.

سپس الگوریتم‌هایی برای بهینه‌سازی مصرف انرژی بر اساس نتایج پیش‌بینی پیاده‌سازی می‌شوند.و خروجی‌های حاصل شده به صورت نمودار و جدول ارائه شده و عملکرد مدل‌های مختلف مقایسه می‌شود.

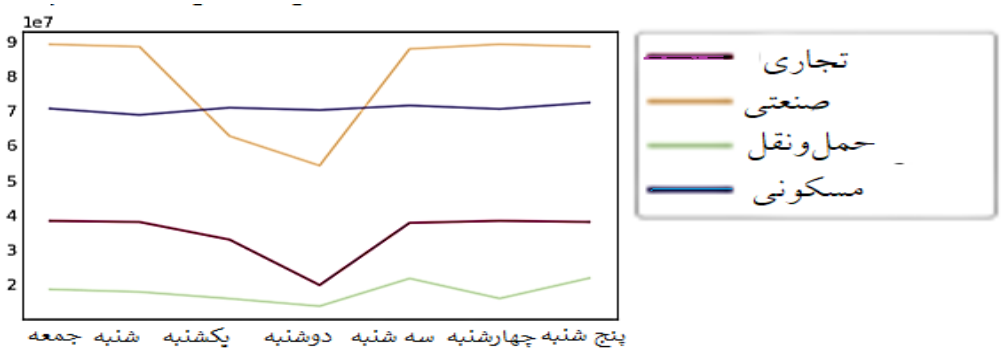
1.4 میزان مصرف‌انرژی در بازه زمانی مختلف

تحلیل الگوهای مصرف‌انرژی برای شناسایی رفتار مصرف و پیشنهاد راهکارهای بهینه‌سازی ضروری است. نمودارهای مصرف انرژی می‌تواند به تفکیک بازه‌های زمانی مختلف، نوسانات مصرف را نمایش دهد و نقاط اوج و کمینه مصرف را مشخص کند.
شکل 2 میزان مصرف‌انرژی را در چهار بخش مختلف (تجاری ، صنعتی ، حمل‌ونقل و مسکونی) در طول یک روز نشان می‌دهد. هر رنگ در نمودار نشان‌دهنده یک بخش خاص است (تجاری با رنگ بنفش، صنعتی با رنگ زرد، حمل‌ونقل با رنگ سبز و مسکونی با رنگ آبی) و ارتفاع هر خط نشان‌دهنده میزان مصرف‌انرژی در آن ساعت است. مصرف انرژی را در چهار بخش مختلف در طول یک روز را نشان می‌دهد.



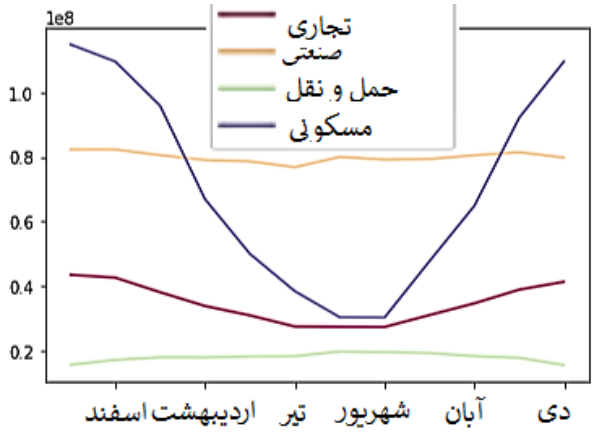
شکل2- مصرف‌انرژی طی یک روز [21]

شکل 3، میزان مصرف انرژی را در چهار بخش مختلف (تجاری ، صنعتی ، حمل‌ونقل و مسکونی) در طول یک هفته نشان می‌دهد. هر رنگ در نمودار نشان‌دهنده یک بخش خاص است (تجاری با رنگ بنفش، صنعتی با رنگ زرد، حمل‌ونقل با رنگ سبز و مسکونی با رنگ آبی) و ارتفاع هر خط نشان‌دهنده میزان مصرف انرژی در آن روز است. مصرف انرژی را در چهار بخش مختلف در طول یک هفته را نشان می‌دهد.



شکل3- مصرف‌انرژی طی یک هفته نشان می‌دهد. [21]

شکل4 میزان مصرف انرژی را در چهار بخش مختلف (تجاری، صنعتی، حمل‌ونقل و مسکونی) طی یک سال نشان می‌دهد. هر رنگ در نمودار نشـــان‌دهنده یک بخش خاص اســـت (تجاری با رنگ بنفش، صـــنعتی با رنگ زرد، حمل‌ونقل با رنگ ســـبز و مسکونی با رنگ آبی) و ارتفاع هر ستون نشان‌دهنده میزان مصرف‌انرژی در آن ماه است.



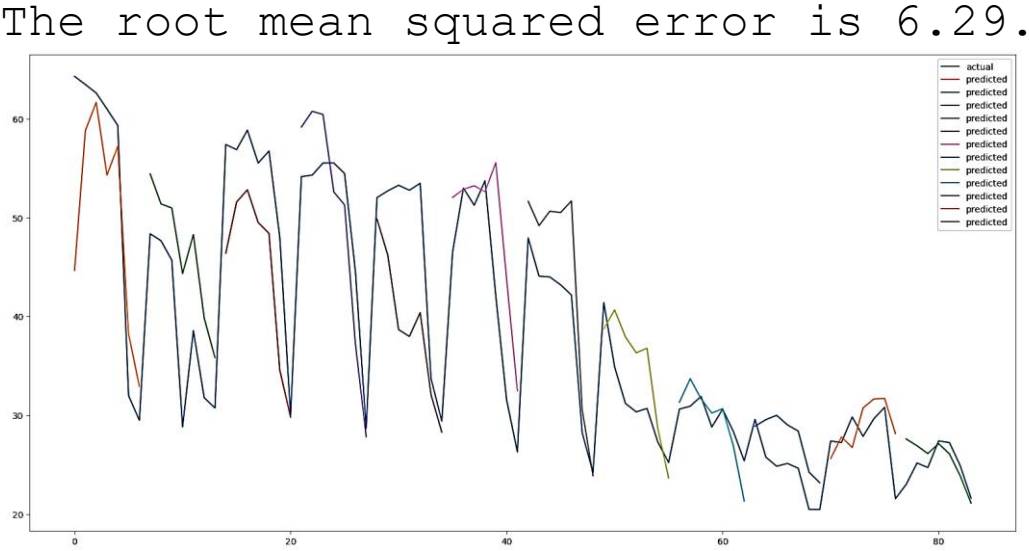
شکل4-مصرف‌انرژی را درطی یک سال نشان می‌دهد. [21]

برخی از نتایج حا صل از نمودارها : بیشـــترین ســـهم مصـــرف انرژی در بخش تجاری و مســـکونی مربوط به ســـیســـتم‌های سرمایشی و گرمایشی است که وابسته به نوسانات شدید فصلی است. مصرف انرژی در بخش تجاری یک الگوی مشخص و قابل پیش‌بینی دارد که می‌تواند به عوامل مختلفی مانند شـرایط آب و هوایی، نوع فعالیت‌های تجاری و سـیاسـت‌های انرژی مرتبط باشد،که با شناسایی این الگوها می‌توان اقدامات لازم برای بهینه‌سازی مصرف انرژی در زمان‌های مختلف سال و در بخش‌های مختلف ساختمان‌های تجاری را انجام داد.

2.4. ارزیابی روش پیشنهادی LSTM+CNN

در این بخش با ا ستفاده از مدل ترکیبی LSTM+CNN که برای پیش‌بینی م صرف‌انرژی مورد ا ستفاده قرار گرفته، داده‌ها به دو بخش آموزش (80 درصد) و تست (20 درصد) تقسیم شده‌اند. مدل‌ها با استفاده از داده‌های تست ارزیابی می‌شوند.

شکل 5: ن شان‌دهنده مقای سه‌ای بین مقادیر واقعی با رنگ م شکی و مقادیر پیش‌بینی شده تو سط مدل با رنگ های متفاوت ا ست. در اینجا معیار ارزیابی، میانگین مربعات خطا MSE می‌با شد.تا عملکرد مدل در پیش‌بینی الگوهای م صرف‌انرژی برر سی شود.



شکل 5: بررسی مدل ترکیبی LSTM+CNN برای پیش‌بینی مصرف‌انرژی(ارزیابی با معیار، میانگین مربعات خطا MSE)

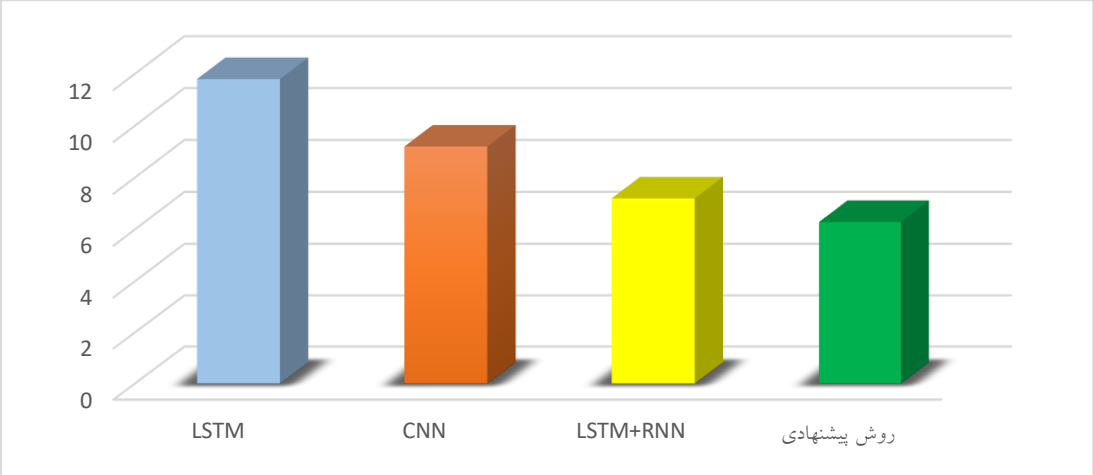
- **مشاهدات:** در بسیاری از قسمت‌های نمودار، مدل پیش‌بینی مقادیر بسیار نزدیک به مقادیر واقعی انجام داده است. این امر نشان‌دهنده عملکرد مطلوب مدل در پیش‌بینی مصرف‌انرژی است.

- **نقاط اختلاف**: در بعضی نقاط اختلاف بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده وجود دارد. این نوسانات به علت پیچیدگی الگوهای مصرف و وابستگی‌های زمانی غیرخطی در داده‌ها ممکن است رخ داده باشد. با این حال، این اختلافات چشم‌گیر نیست و عملکرد کلی مدل قابل قبول به نظر می‌رسد.

به طور کلی، مدل ترکیبیLSTM+CNN توانسته است به پیش‌بینی منا سبی از مصرف انرژی، بر سد و با توجه به نزدیکی نتایج پیش‌بینی شده به مقادیر واقعی، می‌توان نتیجه گرفت که این مدل پتانسیل بالایی برای بهینه‌سازی مصرف‌انرژی دارد.

3.4. ارزیابی معیار MAE روش‌پیشنهادی با سایر روش‌ها

در شکل 6: روش‌پیشنهادی با سایر روش‌های موجودLSTM، CNN، CNN+RNN[12] با معیار میانگین مطلق خطا مورد مقایسه قرار می‌گیرد.



شکل6-مقایسه روش پیشنهای با سایر روش‌ها(ارزیابی با معیار میانگین مطلق خطا)

در این نمودار میله‌ای میانگین خطای مطلق برای چهار مدل مختلف محاسبه شده و به شرح زیر است:

1. LSTM دارای MAE برابر با 11.8 است که بیشترین مقدار خطا در این نمودار است.
2. CNN مقدار MAE برابر با 9.2 است، که نسبت به LSTM خطای کمتری دارد.
3. LSTM + RNN مقدار MAE برابر با 7.2 است و از دو مدل قبلی بهتر عمل کرده است.
4. روش‌پیشنهادی: مقدار MAE برابر با 6.29 است که کمترین مقدار خطا را نشان می‌دهد.

این تحلیل نشان می‌دهد که روش‌پیشنهادی بهترین عملکرد را در کاهش میانگین مطلق خطا دارد و کمترین خطای پیش‌بینی را داشته است و مدل LSTM بیشترین خطا را به همراه دارد.

12 Recurrent Neural Network(RNN)

5. نتیجه گیری

این پژوهش به دنبال یافتن راهکارهایی برای بهبود مصـرف انرژی در شـهرهای هوشـمند با اسـتفاده از تکنیک‌های یادگیری عمیق بوده ا ست.داده‌های م صرف انرژی از منابع مختلف جمع‌آوری شده و پس از پاک سازی و آماده سازی برای آموزش مدل استفاده شده است.برای مدل‌سازی مصرف انرژی، از ترکیبی از شبکه‌های عصبی کانولوشنی(CNN) و (LSTM) برای تحلیل وابستگی‌های زمانی استفاده شده است.مدل با استفاده از داده‌های آموزشی آموزش دیده و سپس با داده‌های تست ارزیابی شده است. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که مدل ترکیبی CNN-LSTM توانسته است عملکرد مناسبی داشته باشد و معیارهایی مانند میانگین مطلق خطا (MAE) مقادیر قابل قبولی را ارائه دادند. مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده نشان داد که در بسیاری از بازه‌های زمانی، مدل توان سته به در ستی مقادیر م صرف‌انرژی را تخمین بزند. با وجود برخی اختلافات جزئی در برخی نقاط، عملکرد کلی مدل در پیش‌بینی م صرف انرژی بسیار مطلوب بوده ا ست . مدل ترکیبی CNN -LSTM توان سته ا ست با دقت بالایی الگوهای مصـرف انرژی را پیش‌بینی کند، به خصـوص در بخش تجاری. بنابراین تکنیک‌های یادگیری عمیق به ویژه مدل‌های ترکیبی CNN-LSTM ابزار قدرتمندی برای تحلیل و پیش‌بینی مصـرف انرژی هسـتند. با اسـتفاده از این مدل‌ها می‌توان بهینه‌سازی مصرف انرژی را در سطح کلان انجام داد، هزینه‌ها را کاهش داد و سبب بهبود کارایی انرژی شود. در نتیجه بهبود مصـرف انرژی به کاهش انتشـار گازهای گلخانه‌ای و حفاظت از محیط زیسـت کمک می‌کند و موجب پایداری محیط زیست می‌گردد. برای ادامه کار پیشنهاد می گردد از این مدل برای پیش‌بینی م صرف انرژی در بخش‌های خانگی و صنعتی و گسترش مدل به سایر بخش‌ها ا ستفاده گردد. هم چنین ترکیب مدل‌های یادگیری عمیق با سایر روش‌های بهینه سازی برای افزایش کارایی نیز پیشنهاد می گردد.

منابع:

[1]. Calvillo, C. F., Sanchez-Miralles, ´ A., & Villar, J. (2016). Energy management and planning in smart cities. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 55, 273–287. https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.10.133.

[2]. Cocchia, A. (2014). Smart and digital city: A systematic literature review. In R. Dameri, & C. Rosenthal-Sabroux (Eds.), Smart city. How to create public and economic value with high technology in urban space. progress in IS (pp. 13–43). Cham: Springer. https://doi. org/10.1007/978-3-319-06160-3_2.

[3]. Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data–evolution, challenges and research agenda. International Journal of Information Management, 48, 63–71. https://doi.org/ 10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021

[4]. Rasmussen, M. H., Pauwels, P., Hviid, C. A., & Karlshoj, J. (2017). Proposing a central AEC ontology that allows for domain specific extensions. In Proceedings of the joint conference on computing in construction (JC3) (pp. 237–244). https://doi.org/ 10.24928/JC3- 2017/0153. Vol. 1.
[5].Schneider, G. F., & Rasmussen, M. H. (2018). Technical building systems/open smart home data: First release of open smart home data set (Version v1.0.0). Zenodo. https://doi. org/10.5281/zenodo.1244602.

[6].Scitovski, R., Zeki´c-Su˘sac, M., & Has, A. (2018). Searching for an optimal partition of incomplete data with application in modeling energy efficiency of public buildings. Croatian Operationa

[7]. Marinakis, V., & Doukas, H. (2018). An advanced IoT-based system for intelligent energy management in buildings. Sensors, 18(2), 610. https://doi.org/10.3390/s18020610, 1-16.

[8]. Lopez-Robles, ´ J. R., Otegi-Olaso, J. R., Porto Gomez, ´ I., & Cobo, M. J. (2019). 30 years of intelligence models in management and business: A bibliometric review. International Journal of Information Management, 48, 22–38. https://doi.org/ 10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.013.

[9]. Simonofski, A., Vall´e, T., Serral, E., & Wautelet, Y. (2019). Investigating context factors in citizen participation strategies: A comparative analysis of Swedish and Belgian smart cities. International Journal of Information Management. , Article 102011. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.09.007. In Press. Corrected Proof. Available online 3 October 2019.

[10]. Zeki´c-Su˘sac, M., Kne˘zevi´c, M., & Scitovski, R. (2019). Deep learning in modeling energy cost of buildings in the public sector. In F. Martinez Alvarez, ´ A. Tronosco Lora, J. S´ aez Munoz, ˜ H. Quinti´ an, & E. Corchado (Eds.), Advances in intelligent systems and computing, 950 pp. 101–110). Cham, Switzerland: Springer. https://doi.org/ 10.1007/978-3-030-20055-8, 2019.

[11]. K. Pourjavan, Explanation of smart city and smart transportation solutions, Karafan 16 (2019), no. 1, 15–35.

[12]. C.F. Calvillo, A. S´anchez-Miralles and J. Villar, Energy management and planning in smart cities, Renew. Sustain. Energy Rev. 55 (2016), 273–280.

[13]. N.P. Rana, S. Luthra, S.K. Mangla, R. Islam, S. Roderick and Y.K. Dwivedi, Barriers to the development of smart cities in Indian context, Inf. Syst. Front. 21 (2019), 503–525.

[14]. S. Tanwar, A. Popat, P. Bhattacharya, R. Gupta and N. Kumar, A taxonomy of energy optimization techniques for smart cities: Architecture and future directions, Expert Syst. 39 (2022).

[15]. X. Zhang, G. Manogaran and B. Muthu, IoT enabled integrated system for green energy into smart cities, Sustain,Energy Technol. Assess. 46 (2021), 101208.

[16] .A. Ullah et al,Smart cities: the role of Internet of Things and machine learning in realizing a data-centric smart environment, Survey and State of the Art, Open access, Published: 27 July 2023, Volume 10, pages 1607–1637, (2024).

[17].P. Wu et al, Deep learning solutions for smart city challenges in urban development, scientific reports articles, Open access, Published: 02 March 2024.

[18].Yuan, et al. (2021). Energy Consumption Forecasting with CNN-LSTM Hybrid Model in Smart Cities.

[19]. Machine learning based system for managing energy efficiency of public sector as an approach towards smart cities

[20].M. Zeki´c et al,Comparative study of univariate and multivariate strategy for short-term forecasting of heat demand density: Exploring single and hybrid deep learning models, International Journal of Information Management, 2024.

[21] www.kaggle.com/datasets/thaichi/jerichoeusage-dataset-single-original-data?select=nuts2_hourly_ mob_service _ Tru_semi_km.csv

A new method to improve energy consumption in a smart city using deep learning

Azadeh Mansouri

Lamei Gorgani Institute of Higher Education, Gorgan, Iran

azadehemansouri@gmail.com

Reza Roshani

Department of Computer Engineering, National University of Skills (NUS), Tehran, Iran , Lamei Gorgani Institute of Higher Education, Gorgan, Iran

r.roshany@gmail.com

Abstract

Nowadays, due to the increase in energy demand, the optimal management of energy consumption has become one of the main challenges in smart cities. This research is an important step towards making energy management smarter in smart cities. In this research, a hybrid model based on deep learning, convolutional neural networks (CNN) and long-short-term memory (LSTM) neural network is proposed to accurately predict energy consumption. By combining these two models, it is possible to have a more accurate prediction of future energy consumption and to make better decisions for energy management by identifying complex patterns of energy consumption and providing solutions to optimize energy consumption. First, energy consumption data is collected from various sources such as sensors and smart meters, then data preprocessing is done to prepare them for model training, and CNN is used to extract spatial features from energy consumption data and LSTM is used to understand the temporal patterns of these data and predict energy consumption. . The proposed method has advantages such as high accuracy of energy consumption prediction, identification of complex patterns in energy consumption, the possibility of making better decisions for energy management, helping to reduce energy consumption and improving environmental sustainability.

Keywords: Smart City, Deep Learning, Convolutional Neural Networks, Long-Short-Term Memory Neural Network, Energy Consumption Prediction, Energy Optimization.