

پیش‌بینی هوشمند میزان مصرف گاز در بازه‌های سه‌ساعته، با استفاده از داده‌های ثبت شده در دوره‌های زمانی مشخص

ایمان محمدی^{۱*}، محسن تقوی^۲

۱. دکترای مهندسی مکانیک، شرکت گاز خراسان رضوی، مشهد، ایران

۲. کارشناسی مهندسی شیمی، شرکت گاز خراسان رضوی، مشهد، ایران

آدرس پست الکترونیکی نویسنده مسئول مکاتبات: iman2960@gmail.com

مقاله علمی- پژوهشی

صفحه ۴۶ - ۷۰

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۲/۲۰

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۱/۲۵

چکیده

مصرف گاز به‌عنوان یکی از پرمصرف‌ترین حامل‌های انرژی در کشور، اهمیت بسزایی در مدیریت بحران، مدیریت تولید، تخصیص و مصرف، جلوگیری از هدر رفت و کاهش آلودگی‌های زیست‌محیطی دارد؛ اما به دلیل قدیمی بودن تجهیزات اندازه‌گیری، ثبت داده‌ها به‌صورت پیوسته امکان‌پذیر نیست و اطلاعات موجود درباره مصرف گاز، معمولاً محدود به گزارش‌های مصرف دوره‌ای گاز مشترکین است؛ بنابراین، پیش‌بینی لحظه‌ای مصرف گاز با عدم قطعیت بالایی همراه است و بررسی صحت پیش‌بینی نیز به دلیل فقدان داده‌های واقعی لحظه‌ای امکان‌پذیر نیست. هدف این پژوهش، پیش‌بینی هوشمند مصرف گاز در فواصل زمانی سه‌ساعته بر اساس اطلاعات مصرف دوره‌ای آن است. روش ارائه شده در این پژوهش شامل سه‌گام است. در گام اول، با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی فازی، داده‌های مصرف گاز مشترکین خانگی به سه دسته کم‌مصرف، متعادل و پرمصرف تقسیم می‌شوند. در گام دوم، با استفاده از یک شبکه عصبی عمیق، دما به‌صورت بازه‌ای سه‌ساعته پیش‌بینی می‌شود. در گام سوم، با استفاده از یک سیستم مبتنی بر منطق فازی، مصرف سه‌ساعته گاز مشترکین خانگی بر اساس دمای پیش‌بینی شده، روز سال و ساعت شبانه‌روزی تخمین زده می‌شود. پیاده‌سازی روش پیشنهادی بر داده‌های شهر بیرجند نشان می‌دهد که مجموع مصرف لحظه‌ای پیش‌بینی شده برای هر سه خوشه کم‌مصرف، متعادل و پرمصرف، میانگین مصرف دوره‌ای مشترکین آن خوشه‌ها را با خطای قابل قبولی دنبال می‌کند. همچنین، وجود همبستگی منفی قوی بین دما و مصرف گاز، به‌ویژه برای مشترکین متعادل در فصول سرد، تأثیرپذیری مصرف گاز از دما را تأیید می‌کند.

کلیدواژه‌ها: جذب گاز دی‌اکسید کربن، مخلوط آبی آمین پپرازین و مایع یونی، تعادل بخار-مایع، روش مرکب مرکزی

۱. مقدمه

انرژی یکی از مؤلفه‌های اساسی توسعه ماندگار فناوری و افزایش رفاه بشر است. از گذشته‌های دور در ایران، این تقاضا برای انرژی با بهره‌گیری از ذخایر عظیم نفت و گاز پاسخ داده شده است، ولی همین فراوانی و بهای اندک سوخت‌های فسیلی باعث شده است که سرمایه‌گذاری مناسبی در جهت به‌روزرسانی ابزارآلات اندازه‌گیری و ایجاد پایگاه داده لازم جهت مدیریت شایسته آن انجام نشود. به‌عنوان مثال، در حالی که دو دهه گذشته شاهد پیشرفت قابل ملاحظه‌ای در حوزه فناوری‌های اندازه‌گیری و ارتباطات شبکه‌ای بوده است، مصرف گاز خانگی هنوز توسط عامل انسانی و در طی



بازدیدهای دوره‌های ثبت میشود و حتی در ایستگاه‌های تقلیل فشار^۱ TBS و^۲ CGS نیز دسترسی به داده‌های لحظه‌ای نمی‌باشد. این در حالی است که سوخت‌های فسیلی سهم بزرگی در ایجاد بحران آلودگی هوا و گرم شدن زمین دارند [۱]. همچنین افزایش جمعیت انسانی و نقش روزافزون انرژی در شیوه زندگی مدرن و درعین حال محدود بودن ذخایر نفت و گاز، چالش‌های استحصال، ذخیره‌سازی و انتقال آن، اهمیت مدیریت هوشمند این منبع انرژی را بیش از پیش آشکار می‌نماید [۲].

هدف از انجام این کار، به‌کارگیری ابزارهای هوشمند جهت پیش‌بینی لحظه‌ای (سه‌ساعته) مصرف گاز مشترکین خانگی شهر بیرجند با استفاده از گزارش‌های مصرف دوره‌های گاز است. تا از این طریق، مدیریت شایسته بحران و برقراری تناسب بین میزان نیاز و توان تولید در شبکه گازرسانی شهری صورت پذیرد. بدیهی است به‌علت تغییر مقیاس پیش‌بینی لحظه‌ای نسبت به داده‌های دوره‌ای موجود، این فرایند با عدم قطعیت بسیار بالایی همراه است و حتی بررسی صحت پیش‌بینی به دلیل فقدان داده‌های اندازه‌گیری شده لحظه‌ای به‌صورت متداول امکان‌پذیر نیست. از این‌رو این مسئله، بستر مناسبی برای به‌چالش کشیدن چارچوب‌ها و روش‌های مدل‌سازی و پیش‌بینی کلاسیک و هوشمند نیز می‌باشد.

ریحافت ارائه شده در این پژوهش از سه‌گام تشکیل شده است. در گام نخست، عوامل مؤثر بر میزان مصرف گاز نظیر: شاخص‌های هواشناسی، منطقه جغرافیایی، خصوصیات ساختمان و فصل و روز و ساعت مصرف در طول روز شناسایی می‌گردند. سپس به‌منظور کاهش پیچیدگی و سهولت استخراج هدفمند الگوهای مصرفی، با به‌کارگیری الگوریتم خوشه‌بندی فازی در این گام، داده‌های مصرف گاز مشترکین خانگی به سه دسته کم‌مصرف، متعادل و پرمصرف تقسیم می‌شوند. نتایج این خوشه‌بندی در طراحی توابع عضویت تالی قوانین فازی در گام سوم و نیز تحلیل جداگانه رفتار هر گروه از مشترکین مورد استفاده قرار می‌گیرد. در گام دوم، یک شبکه عصبی عمیق جهت پیش‌بینی دما به‌صورت بازه‌ای سه‌ساعته از روی شاخص‌های هواشناسی دما به کار گرفته می‌شود تا بتوان شرایط دمای سه ساعت آینده مشترکین را پیش‌بینی نمود. نهایتاً در گام سوم، از مقدار پیش‌بینی شده دما در کنار دیگر عوامل تأثیرگذار بر مصرف گاز نظیر: ساعت،

روز سال و فصل که نیازی به پیش‌بینی ندارند استفاده شده و با مجموعه‌ای از قوانین فازی، نگاهی بین عوامل تأثیرگذار و میزان مصرف گاز برقرار می‌شود.

درنهایت، جهت راستی‌آزمایی مدل، دو اصل اساسی راهنمای این پژوهش می‌باشند. نخست این‌که مجموع مصرف لحظه‌ای پیش‌بینی شده در طول یک دوره بایستی مساوی با مصرف دوره باشد. دوم این‌که مصرف گاز خانگی پیش‌بینی شده همبستگی متقابل منفی با دما داشته باشد. پیاده‌سازی روش پیشنهادی بر داده‌های شهر بیرجند نشان می‌دهد که مجموع مصرف لحظه‌ای پیش‌بینی شده برای هر سه خوشه کم‌مصرف، متعادل و پرمصرف، میانگین مصرف دوره‌ای مشترکین آن خوشه‌ها را با خطای قابل قبولی دنبال می‌کند. همچنین، وجود همبستگی منفی قوی بین دمای هوا و میزان مصرف گاز خصوصاً برای مشترکین متعادل در فصول سرد، فرض تأثیرپذیری مصرف گاز از دمای هوا را تأیید می‌نماید.

۲. بهینه‌سازی فرازآوری با گاز

در این بخش نخست رویکردهایی مربوط به مدل‌سازی و پیش‌بینی باوجود سری‌های زمانی با رزولوشن زمانی متفاوت معرفی می‌شود. از آنجایی‌که ماهیت مسئله مورد بحث، پیش‌بینی مصرف گاز لحظه‌ای مشترکین با استفاده از داده‌های مصرف دوره‌ای است؛ مطالعه‌ی پژوهش‌های مربوط به پیش‌بینی سری‌های زمانی چند مقیاسی که تاکنون عموماً در حوزه اقتصاد صورت پذیرفته، ضروری به نظر می‌رسد. در ادامه، به‌مرور رویکردهای مبتنی بر مدل‌سازی سری‌های زمانی چند متغیره می‌پردازیم. به کمک این گروه از رویکردها می‌توان علاوه بر مقادیر پیشین مصرف گاز عواملی دیگر چون: شاخص‌های هواشناسی، موقعیت جغرافیایی را نیز در پیش‌بینی مصرف گاز دخیل کرد. همچنین، به‌صورت مختصر، پژوهش‌هایی که در حوزه الگوی مصرف گاز، عوامل مؤثر بر مصرف، مدل‌سازی مصرف و درنهایت پیش‌بینی مصرف انجام شده است، شرح داده می‌شود.

۱-۲. سری‌های زمانی چند مقیاسی (MSTS)^۲

مفهوم سری‌های زمانی چند مقیاسی اولین بار در سال ۲۰۰۶ معرفی شد و به‌مرور زمان روش‌های مدل‌سازی و پیاده‌سازی آن‌ها گسترش یافت. این سری‌ها برای تحلیل

1. Town border station
2. City gate station
3. Multi scale time series



رفتار سیستم‌هایی که دارای دینامیک‌های متغیر هستند و داده‌هایی که در رزولوشن‌های زمانی مختلف جمع‌آوری شده‌اند، توسعه پیدا کردند. مدل‌های اولیه این سری‌ها با نام MSTSM شناخته می‌شوند [۳]. یکی از کاربردهای اولیه این مدل‌ها در مسائلی بود که ذاتاً چند مقیاسی بودند اما داده‌های موجود از آن‌ها در کوچک‌ترین مقیاس اندازه‌گیری شده بود. برای این منظور مدلی به نام HRM^۱ یا رزولوشن مخفی معرفی شد. همچنین این مدل‌ها قابلیت ترکیب داده‌هایی را دارند که در فرکانس‌های مختلف نمونه‌برداری شده‌اند.

۲-۲. چارچوب کلی مدل سری‌های زمانی چند مقیاسی

مدل سری‌های زمانی چند مقیاسی بر اساس توزیع مشترک عناصر سری زمانی ساخته می‌شوند. فرض کنید سری زمانی X_t به صورت دنباله‌ای از اعضا (اعضای سری زمانی) بر حسب لحظه ۱ تا n_x باشد در آن صورت $p(X_{1:n_x})$ چگالی توزیع مشترک $X_{1:n_x}$ را نشان می‌دهد. به‌عنوان مثال X_t می‌تواند یک مدل سری زمانی خطی و ایستا را دنبال کند و یا $p(X_{1:n_x})$ نشان دهنده توزیع پیش‌بینی شده آتی^۲ باشد که بر اساس دینامیک مشاهدات پیشین سیستم شکل گرفته است. به‌صورت کلی برای پیاده‌سازی مدل‌های پیشنهادی سری‌های زمانی چند مقیاسی از سه روش AR، MA و ARMA^۳ به‌صورت معمول استفاده می‌شود [۴].

به‌منظور تعیین توزیع پسین عناصر سری زمانی از الگوریتم‌های مبتنی بر زنجیره مارکوف مونت کارلو استفاده می‌شود. این الگوریتم‌ها تخمینی از نمونه‌ها در توزیع پسین را تولید کرده و سپس با استفاده از این نمونه‌ها پارامترهای توزیع پسین عناصر سری زمانی همچون مقدار میانگین، انحراف از معیار و ... محاسبه می‌شود.

۲-۳. آنتروپی چند مقیاسی^۴

در دهه ۲۰۰۰، برای تحلیل و پیش‌بینی سری‌های زمانی چند مقیاسی، الگوریتم‌های مبتنی بر آنتروپی معرفی شدند که به‌عنوان آنتروپی چند مقیاسی شناخته می‌شوند. پیچیدگی‌های یک سری زمانی را می‌توان از طرق مختلف همچون آنتروپی تخمین و آنتروپی نمونه تحلیل و بررسی

کرد. آنتروپی چند مقیاسی بر پایه محاسبه آنتروپی نمونه^۵ بر روی بازه‌هایی از مقیاس‌ها بنا شده است. در ادامه الگوریتم پایه آنتروپی چند مقیاسی و سیر تحول و تکامل آن شرح داده می‌شود.

۲-۴. الگوریتم اصلی (پایه) آنتروپی چند مقیاسی

الگوریتم پایه آنتروپی چند مقیاسی از دو گام تشکیل شده است:

- پروسه درشت‌سازی دانه‌ها به‌منظور تولید یک مجموعه از سری‌های زمانی که دینامیک سیستم را در رزولوشن‌های زمانی متفاوت نشان می‌دهد.
- محاسبه آنتروپی نمونه برای هر یک از سری‌های زمانی درشت‌سازی شده.

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i, \quad 1 \leq j \leq N/\tau \quad (1)$$

در رابطه فوق i طول پنجره‌ای است که برای پروسه درشت‌سازی دانه انتخاب می‌شود. ارتباط مستقیم i با τ واضح است و به‌نوعی می‌توان آن را نیز به‌عنوان طول پنجره در نظر گرفت. این پنجره زمانی باید به‌صورت مستمر و یکنواخت به نحوی در طول بازه جابه‌جا شود که همپوشانی نداشته و از طرفی کل محدوده زمانی را پوشش دهد. هر یک از x_i ‌ها نیز عناصر یک سیگنال (سری زمانی) تک متغیره با طول N می‌باشند. $y_j^{(\tau)}$ نیز خروجی پروسه درشت‌سازی دانه می‌باشد. طول این سری زمانی خروجی برابر است با N/τ . درواقع با پارامتر τ می‌توان طول سری زمانی خروجی که از فرایند درشت‌سازی حاصل می‌شود را تعیین کرد [۵،۶].

۲-۵. الگوریتم آنتروپی چند مقیاسی بهبود یافته

در سال ۲۰۰۹ الگوریتم آنتروپی چند مقیاسی بهبود یافته ارائه شد. در این الگوریتم راه حلی برای حذف مقیاس‌های سریع زمانی ارائه شد و همچنین از یک روش درشت‌سازی دانه استفاده شد که اثرگذاری واریانس کاهش یافته را بر ارزیابی سری زمانی محدود کرد [۴،۷]. برای بهبود عملکرد الگوریتم در مواجهه با مقیاس‌های زمانی موقتی، فیلتر FIR^۷

1. Hidden Resolution Model
2. Posterior
3. AutoRegressive Moving Average
4. Multiscale Entropy
5. Sample Entropy
6. Coarse-Graining Procedure
7. Finite-Impulse Response

با فیلتر پایین گذر جایگزین شد. مربع اندازه پاسخ فرکانسی فیلتر طبق رابطه (۲) انتخاب می‌شود:

$$|H(e^{2\pi jf})|^2 = \frac{1}{1 + (f/f_c)^{2n}} \quad (2)$$

در این رابطه n مرتبه فیلتر و f_c فرکانس قطع می‌باشد. مزیت این فیلتر نمایش مقادیر یکنواخت برای پاسخ فرکانسی در باند گذار است.

۲-۶. آنتروپی چند مقیاسی مرکب^۲

در سال ۲۰۱۳ این الگوریتم به منظور کاهش واریانس تخمین مقادیر آنتروپی در مقیاس‌های بزرگ ارائه شد [۴,۸].

۲-۷. آنتروپی چند مقیاسی مرکب بهبود یافته^۲

در سال ۲۰۱۴ کار بر روی الگوریتم آنتروپی مرکب موجب ابداع روشی شد که نواقص روش قبلی را برطرف نمود. در واقع مشکل اصلی الگوریتم آنتروپی چند مقیاسی مرکب عدم توفیق در برطرف کردن آنتروپی تعریف نشده بود. الگوریتم قبلی با وجود اینکه آنتروپی را با دقت بالاتری تخمین می‌زد اما احتمال ایجاد آنتروپی غیرقابل تعریف را نیز افزایش می‌داد. آنتروپی چند مقیاسی مرکب بهبود یافته (RCMSE) طبق رابطه (۳) تعریف می‌شود. در این رابطه τ فاکتور مقیاس، m ابعاد بردار تطبیق داده شده و $n_{k,\tau}^m$ تعداد بردارهای مذکور می‌باشد [۸].

$$RCMSE(x, \tau, m, r) = -\ln \left(\frac{\sum_{k=1}^{\tau} n_{k,\tau}^{m+1}}{\sum_{k=1}^{\tau} n_{k,\tau}^m} \right) \quad (3)$$

۲-۸. آنتروپی چند مقیاسی بهبود یافته برای سری‌های زمانی کوتاه

در سال ۲۰۱۳ یک نمونه اصلاح شده از آنتروپی چند مقیاسی ارائه شد که هدف آن برطرف نمودن دقت پایین تخمین آنتروپی و همچنین مواجهه با آنتروپی‌های تعریف نشده‌ای بود که به واسطه سری‌های زمانی کوتاه ایجاد می‌شود (سری‌های زمانی کوتاهی که توسط فرایند دانه ساز درشت تولید می‌شود). در این الگوریتم پروسه دانه‌سازی درشت با پروسه جابه‌جایی میانگین جایگزین شده بود. بر همین اساس تعداد بردارهای نمونه که در این الگوریتم استفاده می‌شود

نسبت به الگوریتم آنتروپی چند مقیاسی پایه بیشتر بوده که موجب می‌شود احتمال ایجاد آنتروپی تعریف نشده کاهش یابد اما در مقابل حجم محاسباتی این روش نیز به مراتب بیشتر است [۴,۸].

در فراآوری با گاز، گاز از طریق فضای خالی بین لوله مغزی و لوله جداری تزریق می‌شود و افزایش تزریق گاز باعث کاهش فشار جریانی ته چاه می‌شود. در نتیجه این عمل، سیال به همراه گاز به سطح زمین منتقل می‌گردد. [۱۲]. فراآوری با گاز از نظر اقتصادی به‌ویژه برای یک میدان بزرگ تأثیرگذارترین روش برای افزایش بهره‌وری میدان است [۱۳]. چراکه میادین زیادی برای افزایش تولید از روش فراآوری با گاز استفاده می‌کنند [۱۴]. (شکل ۱) شماتیکی از فرآیند را نشان می‌دهد.

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=j}^{j+\tau-1} x_i, \quad 1 \leq j \leq N - \tau + 1 \quad (4)$$

$$MMSE(x, \tau, m, r) = S_E(y^{(\tau)}, m, r) \quad (5)$$

در رابطه (۴)، x_i عناصر یک سری زمانی گسسته هستند. همچنین در رابطه (۵)، S_E متناظر با آنتروپی نمونه برای سری زمانی $y^{(\tau)}$ می‌باشد.

۲-۹. مد آنتروپی ذاتی

روش مرسوم آنتروپی دونقطه ضعف دیگر نیز داشت که استفاده از آن را در برخی از کاربردها محدود می‌کرد. آنتروپی چند مقیاسی پایه توانایی نشان دادن اثر حضور داده‌ها با فرکانس بالا را در سیگنال نداشت [۴,۸]. همچنین این روش عملکرد مناسبی در مواجهه با سیگنال‌های غیرایستا و غیرخطی از خود نشان نمی‌دهد و بر همین اساس الگوریتم مد آنتروپی ذاتی ارائه شد که ابتدا توابع مد ذاتی^۴ (IMF) محاسبه می‌شود و پس از آن آنتروپی نمونه حاصل جمع این توابع تعیین می‌شود.

۲-۱۰. آنتروپی سلسله مراتبی

همان‌گونه که بیان شد رویکرد آنتروپی چند مقیاسی بیشتر معطوف به داده‌های فرکانس پایین در سری‌های زمانی است. به همین علت الگوریتم آنتروپی سلسله مراتبی ابداع شد. این الگوریتم از دو گام اصلی تشکیل شده است. در گام

1. Butterworth
2. Composite Multiscale Entropy
3. Refined Composite Multiscale Entropy
4. Intrinsic Mode Function



اول یک ساختار سلسله مراتبی درختی ایجاد می‌شود و در گام دوم محاسبه آنتروپی نمونه برای هر یک از گره‌ها^۱ درخت پیاده‌سازی می‌شود. تجزیه سلسله مراتبی یک سیگنال را می‌توان از دو منظر تجزیه چند مقیاسی و همچنین تجزیه موجک هار^۲ بررسی و اجرا کرد [۴,۸].

۲-۱۱. آنتروپی چند مقیاسی تطبیق پذیر (AME)^۲

بر اساس عملکرد الگوریتم آنتروپی چند مقیاسی مشاهده می‌شود که پیروسه دانه سازی درخت در این الگوریتم موجب یک رویه^۴ هموارسازی خطی می‌شود که به دنبال آن بخشی از سری زمانی اصلی از بین رفته و اثر آن دیده نمی‌شود. از طرفی عملگرهای خطی که مقیاس‌های زمانی مختلف را از سیگنال استخراج می‌کنند، عملکرد مطلوبی را هنگام ورود سیگنال‌های غیرایستا و غیرخطی از خود نشان نمی‌دهند. بدین منظور الگوریتم‌های آنتروپی چند مقیاسی تطبیق پذیر ارائه شد. الگوریتم AME بر دو گام استوار است. ابتدا تجزیه سری زمانی به IMFها در مقیاس‌های زمانی متفاوت توسط EMD^۵ چند متغیره و در گام بعدی محاسبه آنتروپی نمونه بر روی مقیاس‌های زمانی انتخاب شده. برای انتخاب مقیاس‌ها نیز دو الگوریتم پیشنهاد شده است که عبارت‌اند از AME ریز به درخت و AME درخت به ریز.

۲-۱۲. آنتروپی چند مقیاسی نمونه فازی

یکی از نوآوری‌هایی که در زمینه توسعه و به‌کارگیری الگوریتم آنتروپی نمونه پیاده شد مربوط به استفاده از توابع سیگموئید^۶ به‌جای تابع هویساید^۷ است. در واقع تغییر نوع تابع موجب می‌شود اندازه‌گیری میزان تطابق دو بردار با دقت و سهولت بیشتری انجام شود. تابع هویساید یک رفتار غیرخطی از خود نشان می‌دهد و در عین حال دارای مرزهای محدود و سخت است. در مرحله بعدی استفاده از مجموعه‌های فازی و اندازه فازی مدنظر قرار گرفت. در واقع اندازه فازی مبتنی بر

توابع عضویت فازی است که به‌جای توابع هویساید در تحلیل سری زمانی وارد می‌شود. این رویه منجر به ایجاد مرزهای فازی به‌جای مرزهای سخت در مسئله می‌شود [۴,۸].

۲-۱۳. فیلتر کالمن

یکی از روش‌های پیشنهاد شده که برای تحلیل و پیش‌بینی سری‌های زمانی شامل داده‌ها با رزولوشن زمانی متفاوت استفاده شده است، فیلتر کالمن است [۹]. این روش از دو مرحله تشکیل شده است. در مرحله اول پارامترهای مدل توسط الگوریتم برگشتی حداقل مربعات معمولی بر اساس اصولی که از مجموعه داده‌های کوتاه شده استخراج شده است، تخمین زده می‌شود. برای کاهش حجم مجموعه، از داده‌هایی استفاده می‌شود که در کمترین بازه زمانی منتشر شده‌اند. در گام بعدی فاکتورهای مشترک با اعمال فیلتر کالمن بر روی کل مجموعه داده‌ها تعیین می‌شود.

۲-۱۴. تکنیک‌های بیزین

در این روش از نمونه‌بردار بیزی گیبز^۸ برای تخمین مدل بردار برگشتی^۹ استفاده می‌شود. این روش نمونه‌برداری بیشتر در مدل‌هایی کاربردی دارد که شامل داده‌ها با فرکانس‌های گوناگون و ناهمگون است. این روش به دنبال نمونه‌برداری تکراری و مستمر از عناصر مطلوب است. برای این منظور از توزیع احتمال داده‌های معلوم استفاده می‌شود. در این مسئله عناصر مطلوب در واقع داده‌های مربوط به فرکانس‌های گم شده هستند [۱۰].

۲-۱۵. روش‌های

MIDAS^{۱۰}, U-MIDAS^{۱۱}, R-MIDAS^{۱۲} و RU-MIDAS^{۱۳}

این روش‌ها در واقع به‌منظور برقراری ارتباط بین داده‌ها با فرکانس پایین و بالا پیشنهاد شده‌اند. اساس این الگوریتم‌ها مبتنی بر تحلیل بردار بازگشتی شامل داده‌هایی

1. Nodes
2. Haar Wavelet Decomposition
3. Adaptive Multiscale Entropy
4. Surface
5. Empirical Mode Decomposition
6. Sigmoid
7. Heaviside
8. Bayesian Gibbs Sampler
9. Vector Autoregression
10. Mixed Data Sampling
11. Unrestricted Mixed Data Sampling
12. Reverse Mixed Data Sampling
13. Reverse Unrestricted Mixed Data Sampling

با فرکانس‌های گوناگون^۱ است. به صورت کلی روش‌های MIDAS و U-MIDAS برای تعیین داده‌های فرکانس پایین براساس فرکانس بالا به کار گرفته شده و روش‌های R-MIDAS و MIDAS برای محاسبه داده‌های فرکانس بالا بر اساس داده‌های فرکانس پایین ارائه شده است [۱۱]. مدل MIDAS در فرآیند تخمین از الگوریتم حداقل مربعات غیرخطی^۲ استفاده می‌کند که این امر موجب افزایش بار محاسباتی الگوریتم مخصوصاً در حالتی که بیش از یک متغیر توصیفی فرکانس بالا در مسئله وجود دارد، می‌شود. در طرف مقابل مدل U-MIDAS با بهره‌گیری از روش ساده حداقل مربعات معمولی بار محاسبات را کاهش داده اما این مدل تنها در حالتی خروجی‌های مطلوبی ارائه می‌دهد که تفاوت فرکانسی یا رزولوشن زمانی بین داده‌های فرکانس بالا و پایین کوچک باشد.

۱۶-۲. سری‌های زمانی چند متغیره

سری زمانی چند متغیره دارای دو یا تعدادی بیشتر متغیر وابسته به زمان است. هر یک از این متغیرها نه تنها به مقادیر گذشته خود وابسته هستند بلکه یک ارتباط یا وابستگی با سایر متغیرها نیز دارند. این وابستگی در پروسه پیش‌بینی مقادیر آینده هر یک از متغیرها نقش مهمی ایفا می‌کند. یکی از روش‌های معمول و پرکاربرد جهت تحلیل و پیش‌بینی رفتار سری‌های زمانی چند متغیره بهره‌گیری از بردار برگشتی است [۱۲]. در واقع در این روش یک ارتباط خطی بین هر متغیر با مقادیر گذشته خود و همچنین مقادیر گذشته سایر متغیرها تعریف می‌شود. پیشرفت‌هایی که در حوزه تئوری اطلاعات و روش‌های مرتبط با تحلیل دینامیک سیستم‌های غیرخطی به وجود آمده است امکان بررسی فرآیندهایی شامل سری‌های زمانی مختلف و وابسته را فراهم کرده است. در ادامه به برخی از مدل‌ها و الگوریتم‌هایی که به منظور تحلیل و پیش‌بینی رفتار سری‌های زمانی چند متغیره ارائه شده است، اشاره می‌شود.

۱۷-۲. آنتروپی چند متغیره چند مقیاسی (mvMSE)^۳

آنتروپی چند متغیره چند مقیاسی به‌عنوان یک اندازه قدرتمند از ترکیب آنتروپی نمونه چند متغیره^۴ و پروسه

دانه‌سازی درشت تشکیل شده است. mvMSE با در نظر گرفتن ناحیه‌های مکانی و بازه‌های زمانی، به‌خوبی پیچیدگی سیگنال‌های زمانی حاوی چند متغیر وابسته را نشان می‌دهد. آنالیز آنتروپی چند متغیره چند مقیاسی بر اساس سه اصل تفسیر می‌شود. اصل اول بیان می‌کند سری زمانی چند متغیره X نسبت به سری زمانی چند متغیره Y پیچیده‌تر است، چنانچه برای اکثر مقیاس‌های زمانی، آنتروپی نمونه چند متغیره که برای X اندازه گرفته شده است از Y بزرگ‌تر باشد. اصل دوم اطلاعاتی در خصوص داده‌های مفیدی که در سیگنال وجود دارد، در اختیار قرار می‌دهد. به عبارت دیگر کاهش یکنواخت در مقادیر آنتروپی چند متغیره با افزایش مقیاس‌های زمانی نشان می‌دهد که اطلاعات مفید در کوچک‌ترین مقیاس‌های زمانی داخل سیگنال وجود دارند. در نهایت اصل سوم بیان می‌کند اگر یک سیگنال چند متغیره بازه وسیعی از همبستگی را نشان دهد می‌توان انتظار داشت که آنتروپی نمونه چند متغیره آن، مقداری ثابت داشته و یا به صورت یکنواخت با تغییر فاکتور مقیاس زمانی افزایش پیدا می‌کند [۱۳].

۱۸-۲. خوشه‌بندی فازی و آنالیز VPCA

در سال ۲۰۱۸ به‌منظور خوشه‌بندی و تحلیل سری‌های زمانی چند متغیره الگوریتمی مبتنی بر خوشه‌بندی فازی و آنالیز اجزا مبتنی بر متغیره^۵ ارائه شد [۱۴]. برای کاهش بار محاسباتی و زمان محاسبات VPCA در ابتدا جهت کاهش ابعاد نمونه‌های سری زمانی چند متغیره ابداع شد. پس از آن الگوریتمی بر پایه خوشه‌بندی فازی با استفاده از ماتریس وزن دهی شده مکانی ارائه شد که به صورت مستقیم نمونه‌های سری زمانی چند متغیره را در خوشه‌های مختلف قرار داده و در نهایت ساختار ماتریس داده را حفظ می‌کند.

آنالیز بی‌زین: در سال ۲۰۱۸ سری‌های زمانی چند متغیره با استفاده از تحلیل بی‌زین غیر پارامتری مورد بررسی قرار گرفت. در این الگوریتم از ماتریس گاما جهت تحلیل و پیش‌بینی سری زمانی چند متغیره استفاده شد. به عبارت دیگر وزن‌های ماتریس مقادیر بر اساس پروسه گاما مثبت معین هرمیتی تعیین می‌شود [۱۵].

1. Mixed Frequency Vector Autoregression
2. Nonlinear Least Square
3. Multivariate Multiscale Entropy (mvMSE)
4. Multivariate Sample Entropy
5. Variable-Based Principal Component Analysis (VPCA)

۱۹-۲. یادگیری عمیق

از قیمت دوره قبل آن، درآمد سرانه، تعداد خانوارهای دارای گاز طبیعی و درجه حرارت می‌باشد [۱۸]. در سال ۱۳۸۶ پژوهشی با عنوان بررسی تابع تقاضای گاز طبیعی در بخش خانگی و تجاری انجام شد. تفسیر ضرایب به‌دست‌آمده در این تحقیق نشان می‌دهد کشش مصرف سرانه گاز طبیعی نسبت به دما در بخش خانگی و تجاری، حدود $0/۲۶-$ است. مصرف سرانه با قیمت نسبی گاز به برق ارتباط معکوس دارد. اگرچه قیمت اسمی حامل انرژی گاز در مقایسه با قیمت حامل انرژی جایگزین (برق) خیلی پایین است ولی نسبت این دو با گذشت زمان روند صعودی داشته است. تحقیقی دیگر در سال ۱۳۸۵ با عنوان برآورد تقاضای گاز طبیعی و برق خانوارهای کشور انجام شد [۱۸]. نتایج تحقیق بیان می‌کند متغیرهایی که در برآورد الگو و بررسی ساختار الگوی مصرفی گاز طبیعی خانوارها استفاده می‌شوند عبارت‌اند از: کل درآمد خانوار، مخارج گاز خانوار، مخارج خانوار برای سایر سوخت‌ها، شاخص قیمت کالاها و خدمات شهری، شاخص قیمت اقلام غیر انرژی، شاخص قیمت تمامی حامل‌های انرژی، قیمت برق، قیمت گاز، شاخص قیمت تمامی سوخت‌ها به‌جز گاز طبیعی، سهم گاز طبیعی در مخارج خانوار. این تحقیق همچنین در خصوص متغیر مجازی برای خانوارهای با ثروت پایین، متغیر مجازی برای خانوارهای با ثروت متوسط و متغیر مجازی برای خانوارهای با ثروت بالا نیز بحث کرده است. یکی دیگر از پژوهش‌های حوزه مصرف گاز مربوط به استان گیلان است [۱۹]. در این تحقیق میزان کشش مصرف گاز بر اثر عوامل مختلف بررسی شده است. در نهایت کشش‌های کوتاه مدت و بلند مدت قیمتی مصرف گاز طبیعی در بخش خانگی و تجاری به ترتیب $0/۳۲-$ و $0/۶۴-$ و کشش‌های کوتاه مدت و بلند مدت در بخش خانگی و تجاری به ترتیب $0/۴۳$ و $0/۸۶$ برآورد شد.

در عرصه بین‌المللی نیز مطالعات زیادی در خصوص مصرف گاز و عوامل مؤثر بر آن انجام شده است. به‌عنوان مثال در سال ۲۰۰۷ پژوهشی به ارتباط بین دما در فصول سرد سال و مصرف گاز در بخش خانگی و مسکونی پرداخت. این تحقیق بر روی داده‌های مربوط به ایالت‌های شرقی و مرکزی آمریکا انجام شد. در این تحقیق پارامترها یا مقادیر دمایی که همبستگی DBP^4/HDD^5 را با مصرف گاز بیشینه می‌کند، شناسایی

برای تحلیل و پیش‌بینی سری زمانی چند متغیره الگوریتمی در سال ۲۰۱۹ ارائه شده است که از سه بخش تشکیل می‌شود. بخش اول آن یک مدل دو مرحله‌ای برای انتخاب ویژگی، بخش دوم مدل یادگیری عمیق بوده و در بخش سوم مدلی برای تصحیح خطا قرار داده شده است. بخش اصلی این الگوریتم در واقع همان فرآیندی است که یادگیری عمیق را محقق می‌سازد [۱۶]. مدل یادگیری عمیق پیشنهادی از سه واحد تشکیل شده است که عبارت‌اند از: حافظه زمان کوتاه - طولانی^۱ (LSTM)، دروازه مکرر^۲ و واحد بهینه‌سازی مبتنی بر تخمین لحظه‌ای تطبیقی^۳.

۲۰-۲. شبکه عصبی عمیق

در سال ۲۰۱۹ یک ساختار عمیق بر اساس شبکه عصبی کانولوشن برای تحلیل سری زمانی چند متغیره ارائه شد. این ساختار عمیق یادگیری از دو قابلیت مهم برخوردار است. اول اینکه در مواجهه با همبستگی ورودی‌های سری‌های زمانی عملکرد مطلوبی داشته و ورودی سیستم به شکل مناسبی برای الگوریتم تفسیرپذیر است و دوم اینکه با یادگیری و استخراج صریح گرایش‌های موجود در داده‌ها، فرآیند پیش‌بینی سری زمانی در بازه‌های زمانی هدف را انجام می‌دهد. گرایش‌های موجود در داده‌ها از طریق یک شبکه عصبی کانولوشن زمانی و ساختار سلسله مراتبی LSTM آشکار می‌شود. معماری CNN - LSTM به شکل همگون و یکپارچه همبستگی را بین چندین سری زمانی بسط می‌دهد. همچنین ویژگی‌های وزن‌دهی شده متفاوت را جهت یادگیری بهتر گرایش‌ها استخراج کرده و در نهایت الگوهای بلند مدت پشت سر هم را به‌خوبی به خاطر می‌سپارد [۱۷].

۲۱-۲. الگوی مصرف و مدل‌سازی مصرف گاز

در خصوص الگوی مصرف گاز و همچنین عوامل مؤثر بر میزان مصرف گاز که در مدل‌سازی این پدیده باید بدان توجه نمود، تحقیقات زیادی در داخل کشور انجام شده است که در ادامه به بخشی از آن‌ها اشاره می‌شود. پژوهشی که در سال ۱۳۸۱ بر روی مصرف گاز در شهر تهران انجام شد، نشان داد تقاضا برای گاز طبیعی به‌عنوان یک کالای ضروری تابعی

1. Long-Short Term Memory
2. Gated Recurrent Unit
3. Adaptive Moment Estimation
4. Days Below Percentile
5. Heating Degree-Days

شد [۲۰]. نتایج تحقیق برای یک منطقه در آمریکا (دره اوهایو) برای دو مقیاس زمانی ماهانه ۰/۹ و فصلی ۰/۹۵ به عنوان بیشینه میزان همبستگی اندازه‌گیری شد. تحقیق دیگری در سال ۲۰۱۶ برای تخمین میزان همبستگی مصرف گاز طبیعی و انرژی گرمایی مورد نیاز در بخش خانگی، تجاری و صنعتی انجام شد [۲۱]. در این پژوهش داده‌های مصرف گاز برای ۴ سال پایایی (۲۰۱۵ - ۲۰۱۲) مورد بررسی قرار گرفت. نتایج این پژوهش نشان داد پروفایل مصرف گاز طبیعی به صورت مؤثر به الگوهای فصلی و شرایط آب و هوایی در بخش خانگی و مسکونی وابسته است در عین حال ارتباط معناداری با الگوی کاری روزانه در بخش صنعتی و تجاری دارد.

۲-۲۲. پیش‌بینی مصرف گاز

علاوه بر پژوهش‌هایی که در حوزه مدل‌سازی و تعیین پارامترهای مؤثر بر مصرف گاز انجام شده است که در بخش قبلی به بخشی از آن اشاره شد، مطالعات زیادی نیز در حوزه پیش‌بینی مصرف گاز در بازه‌های زمانی آینده صورت گرفته است. در سال ۱۹۹۱ تحقیقی با عنوان پیش‌بینی مصرف گاز در بخش خانگی و برای مقیاس‌های زمانی ماهانه و چهارماهه انجام شد [۲۲]. در این تحقیق مشترکین گاز در بخش خانگی کشور تایوان مدنظر بودند. در این تحقیق دو پارامتر دما و قیمت گاز به عنوان عوامل تأثیرگذار در مصرف گاز شناسایی شده و بر اساس آن‌ها مقدار مصرف گاز طبیعی در بخش خانگی پیش‌بینی شد. در این تحقیق از مدل تابع انتقال و روش تابع انتقال خطی برای پیش‌بینی مصرف گاز در آینده استفاده شد. پس از آن محققان در مطالعات خود دریافتند که مصرف گاز خانگی تحت تأثیر عوامل مختلفی قرار دارد که شامل قیمت گاز، درآمد خانوارها، شرایط آب و هوایی، تعداد انشعابات و جمعیت می‌شود. این عوامل به دسته‌های اقتصادی، فنی، اجتماعی، سیاسی، مکانی، زمانی و محیطی تقسیم می‌شوند. همچنین، متغیرهایی مانند تعداد وسایل گازسوز، بازدهی آن‌ها، نوع سیستم گرمایشی منازل و زیربنای واحدهای مسکونی نیز بر میزان مصرف گاز تأثیرگذار هستند. در سطح کلان نیز مصرف انرژی به عواملی چون درآمد ملی، تغییرات جوی، قیمت انرژی و جمعیت وابسته است. [۲۳-۲۵] در سال ۲۰۱۹ پژوهشی به منظور پیش‌بینی کوتاه مدت مصرف گاز خانگی در ایتالیا انجام شد. در این تحقیق چندین مدل یادگیری آماری شامل رگرسیون ریدج، پروسه گوسی و همچنین شبکه عصبی به منظور پیش‌بینی مصرف

گاز مورد ارزیابی قرار گرفت [۲۶]. همچنین معیار RMSE جهت ارزیابی هر یک از مدل‌ها به کار گرفته شد. تحقیق مشابهی در کشور اسلوانی طی سال ۲۰۱۸ انجام شد. در این پژوهش مدل‌هایی بر اساس داده‌های دما در گذشته، دما و متغیرهای زمانی پیش‌بینی شده در آینده که شامل تعطیلات و سایر مناسبت‌های خاص است، ارائه شد. در این پژوهش از مدل‌های رگرسیون خطی، ماشین کرنل و شبکه‌های عصبی استفاده شد که در این بین خروجی شبکه عصبی و رگرسیون، خطای کمتری در تخمین نشان دادند [۲۷]. در سال ۲۰۲۰ تحقیق دیگری پیرامون پیش‌بینی مصرف گاز مشترکین خانگی بر اساس درخت تصمیم ارائه شد. در این روش فاکتورهای مرتبط با مشخصات ساختمان، متغیرهای مرتبط با ساکنین واحد مسکونی (سن، جنسیت، میزان تحصیلات، وضعیت اشتغال و...)، فاکتورهای فیزیولوژیکی و در نهایت رفتار (الگوی مصرف) ساکنین مدنظر قرار گرفت [۱].

در نهایت می‌توان به این نکته اشاره نمود که در سال‌های اخیر با توجه به اهمیت موضوع مصرف انرژی و سیاست‌گذاری در این حوزه، بهره‌گیری از الگوریتم‌های هوشمند و سیستم‌های مبتنی بر دانش فرد خبره توسعه زیادی پیدا کرده است. در این بین می‌توان به پژوهش‌هایی اشاره کرد که به ترکیب دو فضای مدل‌سازی و فضای روش پرداخته‌اند. به عنوان مثال می‌توان از ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک یا بهره‌گیری از الگوریتم ژنتیک در جهت تنظیم پارامترهای سیستم استنتاج فازی نام برد. همچنین در برخی از روش‌های پیش‌بینی مصرف گاز ترکیب ماهیت شبکه‌ای و سیستم فازی در قالب سیستم‌های ANFIS پیاده‌سازی شده است.

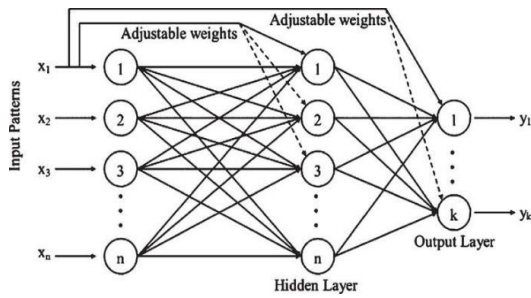
۳. مبانی ریاضی رویکرد پیشنهادی

در این بخش به معرفی خوشه‌بندی فازی، شبکه‌های عصبی عمیق و سیستم‌های فازی می‌پردازیم.

۳-۱. خوشه‌بندی C میانگین فازی^۱

خوشه‌بندی FCM یک روش خوشه‌بندی است که داده‌ها را در قالب دو یا تعداد بیشتری خوشه تقسیم می‌کند. این روش ابتدا در سال ۱۹۷۳ توسط دان ارائه شد و در سال ۱۹۸۴ بزداک آن را توسعه و ارتقا داد. از این روش به صورت گسترده در حوزه شناسایی الگو استفاده می‌شود. پایه‌گذاری این روش بر مبنای کمینه‌سازی تابع هدف مطابق رابطه (۶) است:

1. Fuzzy C-Means Clustering (FCM)



شکل ۱: شبکه عصبی عمیق آبخاری [۲۹]

۳-۳. سیستم‌های فازی

سیستم‌های فازی یک روش ریاضی-منطقی در هوش مصنوعی است که داده ورودی را به وسیله متغیرهای منطقی درون سیستم تحلیل می‌کند. برخلاف منطق دودویی که یک متغیر تنها دارای دو مقدار گسسته «درست» و «نادرست» است، این سیستم‌ها قادر به ارزش‌گذاری در بازه پیوسته $[0, 1]$ هستند. همین امر سبب می‌شود که این سیستم‌ها در مواجهه با خطاهای ورودی مانند نویز، از مقاومت کافی برخوردار باشند. گرچه روش‌های دیگر یادگیری ماشین مانند شبکه‌های عصبی قابلیت‌های یک سیستم فازی را دارا است، با این حال مزیت منطق فازی در مدل‌سازی سیستم‌هایی است که مجموعه داده در اختیار نباشد. این سیستم‌ها با کمک دانش و تجربه فرد خبره می‌توانند قوانینی منطقی را به گونه‌ای تولید کنند که وظایفی که با محوریت انسان انجام شده است، به صورت خودکار انجام پذیرد.

متغیر ورودی یک سیستم فازی را می‌توان به مجموعه‌ای فازی نگاشت، به گونه‌ای که این مجموعه شامل توابع عضویتی از متغیرهای زبانی هستند. درجه ارزش متغیر x تابع عضویت $\mu_{A(x)}$ عددی در بازه $[0, 1]$ است که عضویت صفر به معنای عدم تعلق متغیر x در مجموعه و عدد یک به معنای تعلق کامل متغیر در مجموعه مورد نظر است. در صورتی که درجه عضویت عددی مابین صفر و یک باشد، این مقدار بیانگر عضویت تدریجی متغیر خواهد بود. به طور مثال در عبارت «هوا معتدل است». عبارت «معتدل» یک متغیر زبانی است و هیچ کمیتی برای اندازه‌گیری دقیق آن وجود ندارد. با این حال می‌توان مجموعه‌ای فازی از متغیرهای زبانی روی متغیر دما با کمیت درجه سلسیوس یا فارنهایت در نظر گرفت. (شکل ۲) نمونه‌ای از مجموعه‌های فازی با متغیر دما را نشان می‌دهد. در (شکل ۲) معانی عبارات سرد و

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2, 1 \leq m \leq \infty \quad (6)$$

در این رابطه m یک عدد حقیقی بزرگ‌تر از ۱، u_{ij} میزان یا درجه‌ای از عضویت x_i در خوشه j متغیر x_i نشان‌دهنده i امین مؤلفه در داده اندازه‌گیری شده d بعدی، c_j مرکز خوشه d بعدی و $\| \cdot \|$ نماد نرم اقلیدسی است که بیان‌کننده شباهت بین داده اندازه‌گیری شده و مرکز خوشه است [۲۸].

افراز فازی^۱ از طریق بهینه‌سازی مکرر تابع هدفی که در بالا نشان داده شده است با به‌روزرسانی میزان عضویت u_{ij} و مرکز خوشه c_j انجام می‌شود:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (7)$$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \quad (8)$$

شرط توقف تکرار فرآیند عبارت است از:

$$\max_{ij} \left\{ |u_{ij}^{(k+1)} - u_{ij}^{(k)}| \right\} < \epsilon \quad (9)$$

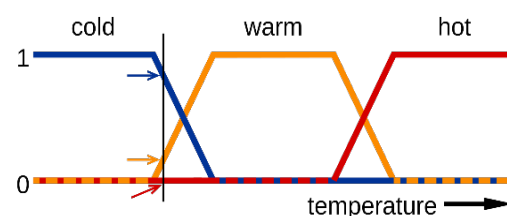
که در این رابطه ϵ معیار خاتمه و برابر با مقداری بین ۰ تا ۱ است. این فرآیند منجر به همگرایی به یک مینیمم محلی و یا یک نقطه زین اسبی برای J_m می‌شود.

۳-۲. شبکه‌های عصبی عمیق آبخاری^۲

الگوریتم یادگیری در شبکه‌های عصبی عمیق مبتنی بر روش بهینه‌سازی کاهش گرادیان است. در این روش با مشتق گرفتن از خطای تخمین (خطای مدل‌سازی)، سعی در پیدا نمودن وزن‌های شبکه به گونه‌ای است که خروجی مطلوب حاصل شود. با این حال به دلایل مختلفی نظیر نوع تابع فعال‌ساز در شبکه و یا تابع خطا، ممکن است در مدل‌های عمیق گرادیان خطا به لایه‌های اولیه شبکه منتقل نشده و آن را از یادگیری باز دارد. به همین جهت مدل‌های آبخاری به گونه‌ای طراحی شده‌اند تا بتوانند خطای موجود را به لایه‌های ابتدایی شبکه عمیق منتقل نمایند. در این گونه مدل‌ها، خروجی هر لایه به تمامی نورون‌های تمام لایه‌های بعد از خود متصل خواهد بود. (شکل ۱) نمونه‌ای از این نوع شبکه‌ها را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که در چنین مدلی به دلیل پیچیدگی بالای آن، احتمال بیش‌برازش بالاتر خواهد بود.

1. Fuzzy Partitioning
2. Cascade Deep Neural Network

گرم همراه با توابع ترسیم مقیاس دما نشان داده می‌شود. یک نقطه در آن مقیاس دارای سه «مقدار حقیقت» است، یک مقدار برای هر یک از سه تابع، خط عمودی در تصویر نشان دهنده دمای خاصی است که سه فلش (مقادیر حقیقت) آن را اندازه‌گیری می‌کند. از آنجایی که فلش قرمز به صفر اشاره می‌کند، این دما ممکن است به‌عنوان «گرم نیست» تفسیر شود. یعنی این دما عضویت صفر در مجموعه فازی «گرم» را دارد. فلش نارنجی (که روی ۰,۲ را نشان می‌دهد) ممکن است آن را به‌عنوان «کمی گرم» و فلش آبی (به سمت ۰,۸) «نسبتاً سرد» را توصیف می‌کند؛ بنابراین، این دما دارای ۰,۲ عضویت در مجموعه فازی «گرم» و ۰,۸ عضویت در مجموعه فازی «سرد» است. درجه عضویت اختصاص داده شده برای هر مجموعه فازی نتیجه فازی شدن است.



شکل ۲: مجموعه‌های فازی متغیر دما

۴. مسیر حل

بسیاری از تحقیقات آکادمیک، فرآیندهای مدل‌سازی را از طریق تعیین پارامترهای تأثیرگذار و سپس کشف نحوه تعامل آنان در تخمین/پیش‌بینی رفتار سیستم آغاز میکنند. گرچه این رویکرد منطقی می‌نماید، ولی در عمل دچار چالش‌های بسیاری نیز می‌باشد، زیرا بخش عمده‌ای از پایگاه‌های داده ناقص می‌باشند، اعتبار بعضی از داده‌ها با دیگر داده‌ها یکسان نیست، ارتباط بین عناصر تأثیرگذار همراه با عدم قطعیت است، اطلاعات موجود دارای ماهیت متفاوت و غیر هم‌بافت (متن، عدد، یا تصویر) هستند و یا اندازه پایگاه داده (تعداد نمونه‌ها) نسبت به تعداد پارامترهایی که نیاز به تعیین دارند بسیار اندک است. جهت رفع این چالش‌ها، رویکرد سیستم‌های هوشمند، مبتنی بر به‌کارگیری دانش و تجربه انسانی (سیستم‌های خبره) و به‌کارگیری روش‌های جعبه سیاه و داده محور (مبتنی بر یادگیری) می‌باشد. بر اساس تحقیقات انجام‌شده، پارامترهای مؤثر در میزان مصرف گاز را می‌توان به سه دسته هواشناسی، خانوار و زمانی تقسیم نمود [۱۱]، [۱۳]، [۱۴]. از این میان، داده‌های هواشناسی به خاطر سابقه آن در پیش‌بینی رفتارهای جوی، در حال حاضر منسجم‌تر، هم

بافت‌تر و کامل‌تر از سایر پایگاه‌های داده می‌باشند. و در میان پارامترهای آن، مؤلفه‌هایی مانند دما بیشترین تأثیر را روی میزان مصرف گاز نشان داده‌اند. خوشبختانه مجموعه داده‌ها هواشناسی شهر بیرجند برای مدل‌سازی و پیش‌بینی دما موجود است. البته پیش‌بینی رفتارهای جوی از دسته مسائل آشوبگون محسوب می‌شود و لذا قالب‌هایی از مدل‌سازی را نیاز دارد که به نحو شایسته‌ای این پیچیدگی را در خود مدل نماید. در این تحقیق، از شبکه‌های عصبی عمیق آشوری به‌عنوان گزینه مناسبی برای این منظور استفاده می‌شود. رهیافت یادگیری در این مدل‌ها به‌صورت دنباله‌های زمانی خواهد بود، به این معنا که خروجی لحظه بعد، وابسته به نمونه‌های قبلی دریافتی از آن است. به‌طور مثال، با در نظر داشتن دمای چند ساعت گذشته این شبکه‌ها به دنبال تخمین دمای سه ساعت آینده خواهند بود. ولی اطلاعات خانوار مانند اطلاعات هواشناسی نیست و بسیاری از چالش‌های پایگاه‌های داده که در بالا ذکر شد در مورد آن صدق می‌کند. به‌عنوان مثال، می‌دانیم که منطقه موردنظر، تعداد هر خانوار در واحد مسکونی، متوسط درآمد آنان و یا حتی نوع شغل خانوار می‌تواند در میزان مصرف اثرگذار باشد، ولی این اطلاعات در کمتر داده‌ای به‌صورت کامل موجود است. خوشبختانه مجموعه این عوامل مفهومی به نام الگوی مصرف را می‌سازند که قابل استخراج توسط ابزار خوشه‌بندی می‌باشد. در این کار پیشنهاد شده است تا الگوی مصرف در ساعات مختلف روز و فصول سال با استفاده از سیستم‌های فازی تنظیم گردد. به‌طور مثال، رفتار مصرفی در فصل زمستان و تابستان با یکدیگر متفاوت است، همچنین در طول روز نیز ساعاتی تحت عنوان بیشینه مصرف شناخته می‌شوند که با سایر ساعات تفاوت مصرفی دارند. لذا پایگاه داده مصرف ماهیانه گاز شهر بیرجند توسط مشترکین اعم از بخش خانگی، تجاری، اماکن عمومی، دولتی و صنعتی را بین سال‌های ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۸ به‌صورت دوره‌ای مورد بررسی محققین قرار گرفت. با توجه به تمرکز این کار بر روی پیش‌بینی مصرف گاز مشترکین خانگی یا مسکونی، ابتدا داده‌های مربوط به کلیه مشترکین خانگی بدون چیلر برای شش ماهه اول و دوم سال‌های ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۸ در قالب یک پایگاه داده مجزا جداسازی شد. سپس داده‌های جمع‌آوری‌شده در این پایگاه با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی C میانگین فازی به سه دسته مشترکین کم‌مصرف، مشترکین پرمصرف و مشترکین با مصرف متعادل تقسیم‌بندی شد. نتایج این خوشه‌بندی فازی بر روی پایگاه داده در قسمت تالی قوانین فازی برای تعریف توابع عضویت

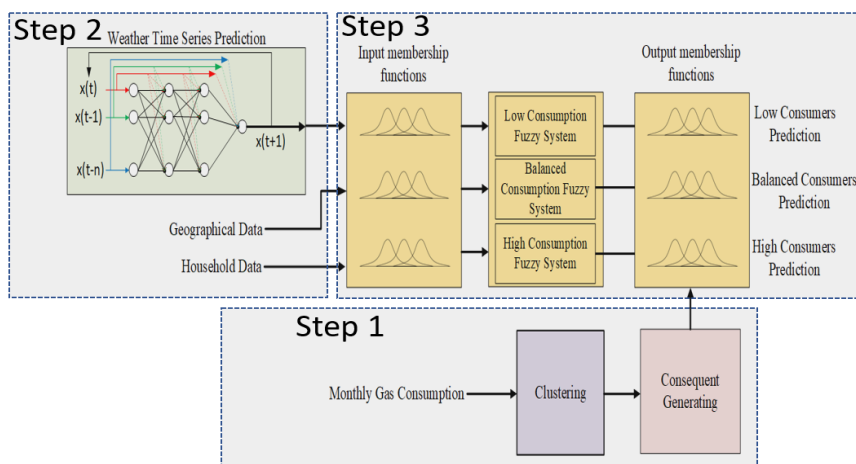
که در آن C_M و C_{3h} به ترتیب برابر میزان مصرف سه‌ساعتی و ماهیانه خواهد بود. همچنین با توجه به آن که S تعداد گام‌های لازم برای مقایسه مصرف سه ساعت و ماهیانه است، لذا مقدار آن برابر ۲۴۰ خواهد بود.

لازم به ذکر است که با توجه به اینکه مصرف گاز مشترکین خانگی بر اساس دما، روز سال و ساعت شبانه‌روز از یک روال متناوب پیروی می‌کند به‌منظور افزایش دقت و کارایی سیستم فازی و تطابق نقاط ابتدایی و انتهایی سال و ساعت‌های ابتدایی و انتهایی هر روز، در قسمت مقدم قوانین توابع عضویت اضافی مرتبط با ساعات شبانه‌روز و ایام سال در ابتدا و انتهای محور افقی توابع عضویت افزوده می‌شود. در واقع با این ترفند افزایش همپوشانی توابع عضویت در بخش‌های ابتدایی و انتهایی هر دوره زمانی (سالانه و شبانه‌روزی) محقق شده و دقت سیستم فازی در تخمین مصرف گاز بالاتر می‌رود. (شکل ۳) شمای گرافیکی از این مدل ترکیبی فازی و عمیق را نشان می‌دهد. نکته قابل توجه در این مسئله آن است که معادله (۱۰) را می‌توان به بی‌نهایت طریق ممکن برابر نمود، لذا پیش از بهینه‌سازی به کمک این رابطه، قوانین فازی بایستی به‌گونه‌ای طراحی شوند که مورد تأیید فرد خبره باشد. از طرفی، در صورتی که جمع‌آوری داده‌ها یکپارچه امری ممکن باشد، می‌توان از آن در کنار نظر فرد خبره استفاده کرده و عملکرد سیستم هوشمند را ارتقا داد.

استفاده می‌شود. به‌عبارتی دیگر، بر اساس داده‌های هر خوشه سه سیستم فازی و سه دسته از توابع عضویت جهت تخمین مصرف ساعتی گاز طراحی و تعریف می‌شود. در واقع ورودی هر سه سیستم فازی مشابه و برحسب پارامترهای دما، فصل (روز سال) و ساعت شبانه‌روز می‌باشد درحالی‌که در قسمت تالی، قوانین برحسب اینکه تحلیل مشترکین پرمصرف، کم‌مصرف و متعادل مدنظر باشد، توابع عضویت متفاوتی متناظر با مراکز خوشه که در بخش FCM محاسبه شده است، تعریف شده و مورد استفاده قرار می‌گیرد.

از آنجا که داده‌ها ورودی این مدل دارای عدم قطعیت هستند و همچنین مجموعه داده مناسب یکپارچه از ورودی و خروجی رگرسیون وجود ندارد، سیستم‌های مبتنی بر منطق فازی رهیافتی منطقی محسوب می‌شوند. قوانین فازی در این سیستم‌ها را می‌توان به کمک دانش فرد خبره و همچنین نتایج تحقیقات پیشین به دست آورد. همچنین به دلیل عدم تطابق فرکانسی داده‌ها ورودی و خروجی این مدل فازی، بایستی پس از تولید قوانین و محاسبه خروجی سیستم فازی، خروجی را به‌گونه‌ای بهینه کرد تا رابطه زیر همواره برقرار گردد. به‌عبارت دیگر رابطه (۱۰) به‌منظور صحت‌سنجی پیش‌بینی استفاده می‌شود.

$$\sum_{k=1}^S C_{3h} = C_M \quad (10)$$



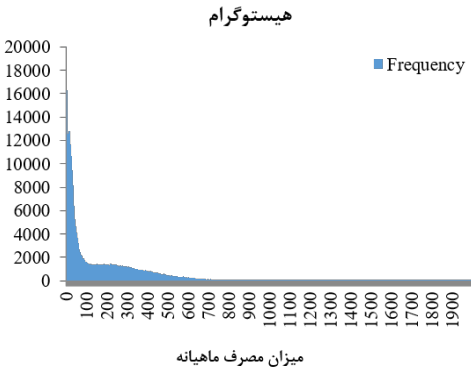
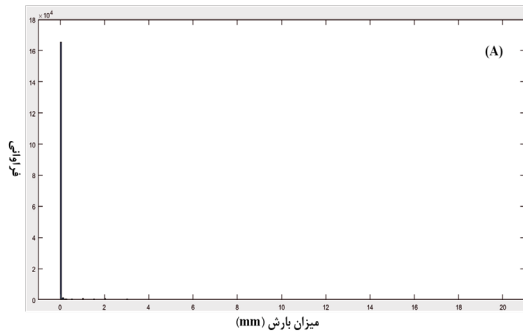
شکل ۳: شمای گرافیکی رهیافت کلی ترکیبی فازی و عمیق

۵. پایگاه داده مورد بررسی

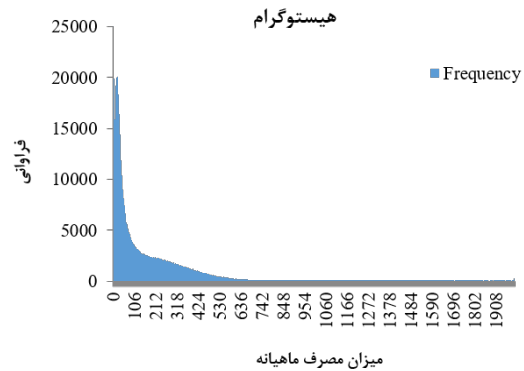
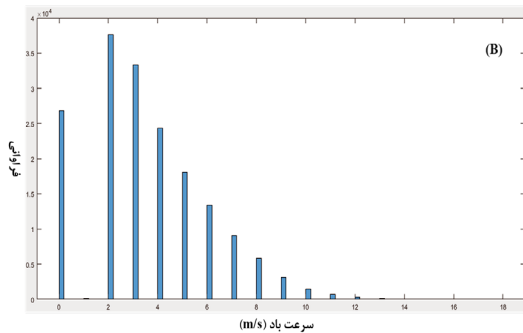
سه ساعت جمع‌آوری شده است. از این پایگاه داده برای یادگیری شبکه عصبی عمیق آبخاری به‌صورت دنباله‌های زمانی استفاده شده است. باوجود دسترسی به پارامترهای هواشناسی مختلف، در این پژوهش به دلیل تأثیر اندک سایر پارامترها تنها از داده‌های دما استفاده شده است.

به‌منظور پیاده‌سازی رهیافت پیشنهادی، پایگاه داده هواشناسی شهر بیرجند که شامل اطلاعات دما، رطوبت، میزان بارش، سرعت و جهت باد است، مورد استفاده قرار گرفته شده است. این مجموعه داده در بازه‌ی ۱۰ سال و با فرکانس

علاوه بر این، مجموعه پایگاه داده‌ای از مصرف ماهیانه تمامی مشتریان شرکت گاز در شهر بیرجند در سال‌های ۱۳۹۲ الی ۱۳۹۸ در اختیار است. این پایگاه داده که از طریق خوانش کُنترهای گاز ساختمان‌های مسکونی به‌دست‌آمده است، مصرف سی روز هر مشترک را در اختیار قرار می‌دهد.



شکل ۴: بافت نگاری مصرف گاز خانگی در سال ۱۳۹۲

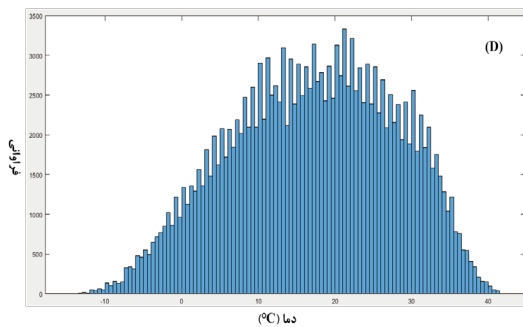
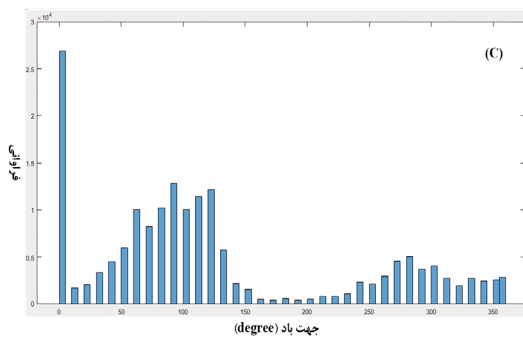


شکل ۵: بافت نگاری مصرف گاز خانگی در سال ۱۳۹۷

۶. مراحل انجام کار

۶-۱. گردآوری و پیش‌پردازش داده‌ها

داده‌های هواشناسی دریافت شده از شهر بیرجند، دارای تفاوت فرکانسی است. به‌طور مثال میزان بارش با فرکانس شش ساعت و دما با فرکانس سه ساعت نمونه‌برداری شده است. همچنین این مجموعه از داده‌ها دارای داده‌های ناقص^۱ است که به کمک میانگین‌گیری و بررسی مُد هر کدام از پارامترهای هواشناسی، بازیابی و نرمال‌سازی شده‌اند. علاوه بر این، با نمایش نمودار بافت نگار برای این داده‌ها دریافت می‌شود که دمای شهر بیرجند بیشترین تغییرات را نسبت به دیگر پارامترهای هواشناسی دارا است. به‌عنوان مثال میزان بارش در بیشتر اوقات نزدیک به صفر بوده و این پارامتر تأثیری در آموزش سیستم هوشمند ندارد. از طرفی همبستگی سایر پارامترها به غیر از دما با میزان مصرف گاز بسیار کوچک است، لذا دما تنها گزینه مطلوب دنباله زمانی برای پیش‌بینی مصرف گاز به نظر می‌رسد. (شکل ۶) بافت نگار این داده‌ها را نشان می‌دهد که در آن هر چهار پارامتر سرعت باد، جهت باد، دما و میزان بارش نمایش داده شده‌اند. منظور از جهت باد زاویه‌ای در بازه $[0, 360]$ درجه است.



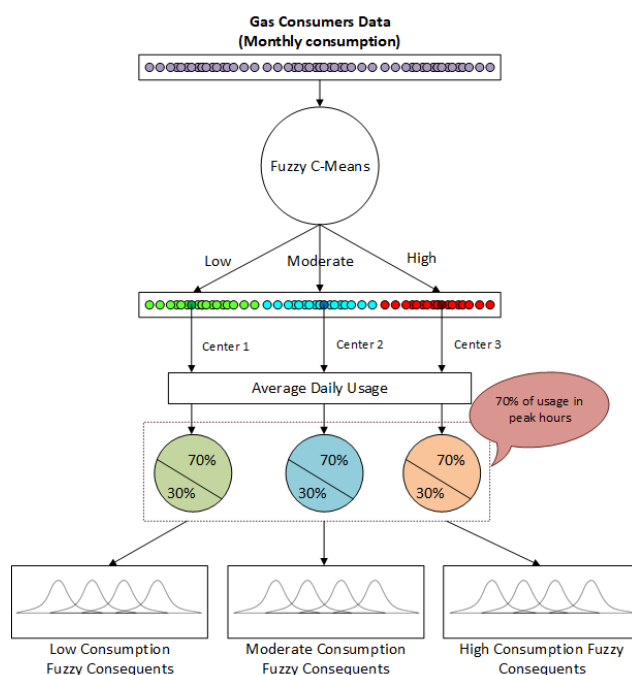
شکل ۶: بافت‌نگاری پایگاه داده هواشناسی

1. Missing Data

گام اول: خوشه‌بندی C میانگین فازی مشترکین گاز خانگی

همان‌گونه که بیان شد ابتدا با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی C میانگین فازی، کلیه مشترکین گاز خانگی شهر بیرجند را بر اساس میزان مصرف گاز ماهانه در سه خوشه دسته‌بندی می‌شود. در (جدول ۱) نتایج به‌دست‌آمده از پیاده‌سازی الگوریتم خوشه‌بندی فازی بر روی پایگاه داده مصرف گاز مشترکین نشان داده شده است. برای این منظور کلیه داده‌های مربوط به مصرف گاز در بخش خانگی (مشترکین خانگی بدون چیلر) طی سال‌های ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۸ نشان می‌دهد.

تجمیع و در دو دسته مجزا برای شش‌ماهه اول و دوم سال جای داده شده است. سپس این پایگاه داده که پردازش اولیه شده است به‌عنوان ورودی وارد الگوریتم خوشه‌بندی فازی می‌شود. در نهایت الگوریتم مذکور سه مرکز خوشه را برای مشترکین کم‌مصرف، پرمصرف و متعادل در دو بازه زمانی شش‌ماهه اول و دوم سال محاسبه می‌کند. (شکل ۷) شمای کلی از الگوریتم خوشه‌بندی پیاده شده در این پژوهش را نشان می‌دهد.



شکل ۷: شمای کلی الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی (FCM) بر روی پایگاه داده مصرف گاز

جدول ۱: مراکز خوشه‌های مصرف ماهانه گاز مشترکین خانگی

مراکز خوشه مصرف ماهانه گاز خانگی		
شش‌ماهه اول	شش‌ماهه دوم	
۸۰/۱۰۷	۱۱۳/۷۸	کم‌مصرف
۲۲۰/۸	۲۷۶/۵۳	متعادل
۲۵۳/۵۳	۵۱۶/۱۸	پرمصرف

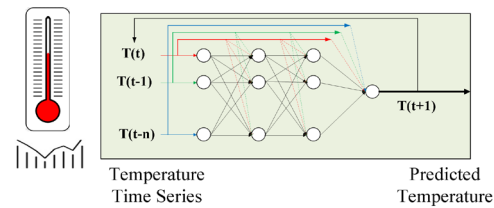
گام دوم: پیش‌بینی شاخص‌های هواشناسی

خروجی است. (جدول ۲) مشخصات ساختاری این شبکه را نشان می‌دهد. پنجره ورودی این دنباله زمانی برابر پنج است، به این معنا است که برای پیش‌بینی دمای $temperature_{t-1}, \dots, temperature_{t-5}$ نیاز است

جهت پیش‌بینی شاخص‌های هواشناسی شهر بیرجند، می‌توان از شبکه‌های عصبی عمیق آبخاری استفاده نمود. ساختار عمیق استفاده شده برای پیش‌بینی دمای سه ساعت آتی دارای یک لایه ورودی، چهار لایه مخفی و یک لایه

(شکل ۸). همان‌طور که در بخش پایگاه داده‌ها نیز توضیح داده شد، فرکانس زمانی در اینجا برابر با سه ساعت خواهد بود. به جهت تخمین بهتر سیستم یادگیر عمیق، داده‌های دمای مورد نظر نرمال‌سازی می‌شوند. نرمال‌سازی به معنای تغییر بازه مجموعه داده مورد نظر به $[0, 1]$ است. به همین جهت می‌توان از فرمول زیر استفاده نمود که در آن D و D_N به ترتیب داده نرمال‌سازی شده و داده اصلی است.

$$D_N = \frac{D - \min D}{\max D - \min D} \quad (11)$$



شکل ۸: پیش‌بینی دنباله‌های زمانی شاخص‌های هواشناسی به‌وسیله شبکه‌های عصبی عمیق آبخاری

جدول ۲: ساختار شبکه عصبی عمیق آبخاری پیشنهاد شده جهت پیش‌بینی دنباله زمانی دما

لایه‌های شبکه عصبی	تعداد نورون	تابع فعال‌ساز
لایه ورودی	۵	-
لایه مخفی ۱	۵	Relu
لایه مخفی ۲	۵	Softmax
لایه مخفی ۳	۳	Relu
لایه مخفی ۴	۳	Softmax
لایه خروجی	۱	Tanh

دیگر آبر پارامترهای این شبکه را می‌توان در (جدول ۳) مشاهده نمود. جهت آموزش این شبکه عصبی از تابع میانگین مربعات خطا^۱ استفاده شده است که به‌صورت رابطه (۱۲) خواهد بود. عبارت \hat{y} و y به ترتیب عبارت است از پیش‌بینی مدل پیشنهادی و مقدار واقعی دما در زمان مورد نظر و خطا به‌صورت $e = \hat{y} - y$ تعریف می‌شود.

$$L(e) = E[e^2] \quad (12)$$

جدول ۳: آبر پارامترهای شبکه عصبی آبخاری

آبر پارامتر	مقدار
دوره	۱۰۰۰
نرخ یادگیری	۰/۰۱
تکله	۰/۹

گام سوم: ایجاد پایگاه قواعد فازی برای تخمین گاز مصرفی
بر اساس یافته‌های کنونی، میزان مصرف خانگی را می‌توان به دو بخش «بیشینه مصرف» و «سایر زمان‌ها» تقسیم نمود؛ شرکت ملی گاز ایران در سال ۱۳۸۶ در اطلاعیه‌ای هشت راهکار را در جهت بهینه‌سازی مصرف انرژی به عموم مردم اعلام کرد. در بند آخر این اطلاعیه به‌صراحت این جمله قید شده است «...رعایت استفاده بهینه از گاز در ساعات اوج مصرف که از ساعت ۱۱ تا ۱۳ و از ۱۷ تا ۲۰ خواهد بود...» بر همین اساس می‌توان یک اوج مصرف در روز و یک اوج مصرف در شب را مشاهده نمود. همچنین در اصول بهینه‌سازی مصرف سوخت و انرژی توسط دستگاه‌های کنترل هوشمند موتورخانه به ساعات اوج مصرف اشاره شده است. طبق این اصول و در بخش پیک زدایی مصرف سوخت در فصول سرما اشاره شده است که «...اوج مصرف گاز در فصل سرما از ساعت ۱۷ تا ساعات اولیه بامداد می‌باشد...» این محدوده زمانی مقارن با غروب خورشید و کاهش دمای هوا و نیاز به افزایش فرآیند گرمایشی ساختمان است. همچنین در بسیاری از ساختمان‌های اداری و مدارس، موتورخانه در تابستان خاموش و تنها در زمستان مورد بهره‌برداری قرار می‌گیرد؛ بنابراین در این دسته از ساختمان‌ها عملاً ۱۰۰ درصد صرفه‌جویی حاصل از عملکرد سامانه‌های کنترل هوشمند موتورخانه مربوط به فصل سرما خواهد بود. به‌عبارت‌دیگر تمامی صرفه‌جویی حاصل از پیاده‌سازی سیستم هوشمند مربوط به عملکرد آن در فصل زمستان است.

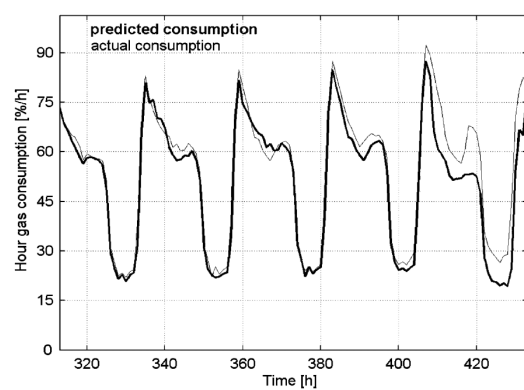
پیک‌های مصرف گاز در ساختمان‌های غیرمسکونی و اداری طی دو نوبت یکی صبح‌ها به هنگام شروع کار ادارات و دیگری در هنگام ظهر به‌موقع نماز و ناهار و استفاده از آب گرم مصرفی است که البته اثرات آن بر روی مصرف گاز شبکه ناچیز است.

در خصوص ساعات پیک مصرف و همچنین نسبت مصرف در ساعات پیک به ساعات عادی در طول شبانه‌روز تحقیقاتی انجام شده است که در ادامه به برخی از آن‌ها اشاره می‌شود. در سال ۲۰۰۵ تحقیقی در خصوص پیش‌بینی مصرف انرژی و تحلیل ریسک تقاضای مازاد انجام شد [۳۰]. این پژوهش بر روی داده‌های کشور اسلوونی صورت گرفت. نکته قابل‌ملاحظه در این پژوهش بررسی میزان مصرف ساعتی گاز برای مشترکین خانگی است که از گاز طبیعی برای مصارف عمومی همچون پخت‌وپز و همچنین گرمایش استفاده می‌کنند. در (شکل ۹) مصرف ساعتی گاز به‌صورت حقیقی (اندازه‌گیری شده) و تخمین زده شده مشخص شده است. با دقت در این

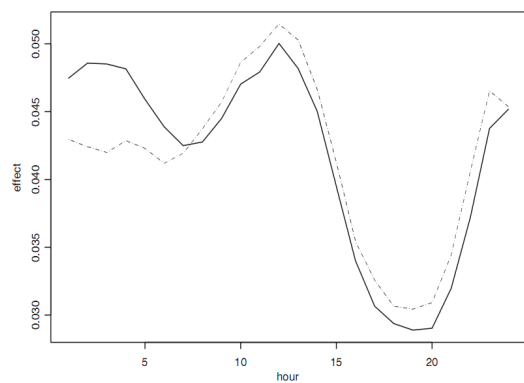
1. Mean Square Error (MSE)



شکل می‌توان دو پیک مصرف در طی ۲۴ ساعت را مشاهده نمود. در پژوهش دیگری که در سال ۲۰۰۹ انجام شد مدلی آماری برای مصرف گاز استاندارد شده مشترکین خانگی در کشور جمهوری چک ارائه شد [۳۱]. در (شکل ۱۰) پروفایل ساعتی مصرف گاز مشترکین خانگی در طی یک شبانه‌روز (از ساعت ۸ صبح تا ساعت ۷ صبح روز بعد، ۲۴ مقدار) نشان داده شده است. بررسی (شکل‌های ۹ و ۱۰) دو نکته را مشخص می‌کند. نکته اول وجود ۲ پیک مصرف گاز در طی شبانه‌روز برای مشترکین خانگی است. پیک ابتدایی در ساعات ۸ تا ۱۲ و پیک دوم از ساعت ۱۷ تا ۲۱ ادامه پیدا می‌کند. نکته دوم این است که چنانچه داده‌های مصرف این دو پیک را به‌صورت تجمعی باهم ترکیب کرده و بر مصرف کل تقسیم شود مقادیری در حدود ۰/۷ به دست می‌آید.



شکل ۹: مصرف حقیقی و پیش‌بینی شده مصرف گاز مشترکین خانگی بر حسب ساعت [۳۰]



شکل ۱۰: پروفایل مصرف گاز مشترکین خانگی بر حسب ساعت شبانه‌روز (هشت صبح تا هفت صبح روز بعد) [۳۱]

بنا بر آنچه بیان شد می‌توان مصرف گاز مشترکین خانگی را به‌طوری‌که ۷۰ درصد از مصرف روزانه هر خانوار در پیک مصرف (ساعت ۹ الی ۱۲ و ۱۸ الی ۲۱) باشد، تقسیم کرد. از سوی دیگر برای تعریف توابع عضویت فازی در بخش تالی

قوانین (توابع مصرف ساعتی گاز) به نتایج خوشه‌بندی فازی مراجعه می‌شود. بر همین اساس در ادامه روند تعیین توابع عضویت برای سه خوشه مشترکین پرمصرف، کم‌مصرف و متعادل تشریح می‌شود.

پس از تعیین مراکز خوشه برای تعریف توابع عضویت قسمت تالی سه سیستم فازی متناظر با مشترکین کم‌مصرف، پرمصرف و متعادل بدین‌صورت عمل می‌شود:

۱. محاسبه متوسط مصرف روزانه بر اساس مرکز خوشه ماهانه
۲. تقسیم‌بندی ۷۰ و ۳۰ درصدی مصرف روزانه بر اساس نظر فرد خبره
۳. محاسبه مصرف گاز در هر بازه ۳ ساعته بر اساس مصرف روزانه محاسبه شده در گام دوم (با توجه به اینکه ساعات پیک مصرف ۶ و ساعات عادی مصرف ۱۸ ساعت در شبانه‌روز است، باید نتایج گام دوم را به ترتیب به ۲ و ۶ برای ساعات پیک و عادی تقسیم کرد).

بنابراین می‌توان دو عبارت زیر را برای محاسبه توابع عضویت در نظر گرفت، به‌طوری‌که در آن C_{n3h} ، C_{p3h} ، D_m ، μ به ترتیب مرکز خوشه، تعداد روزهای یک ماه، مصرف در ساعات پیک، و مصرف در ساعات عادی است.

$$C_{p3h} = \frac{0.7 \times \mu}{2 \times D_m} \quad (13)$$

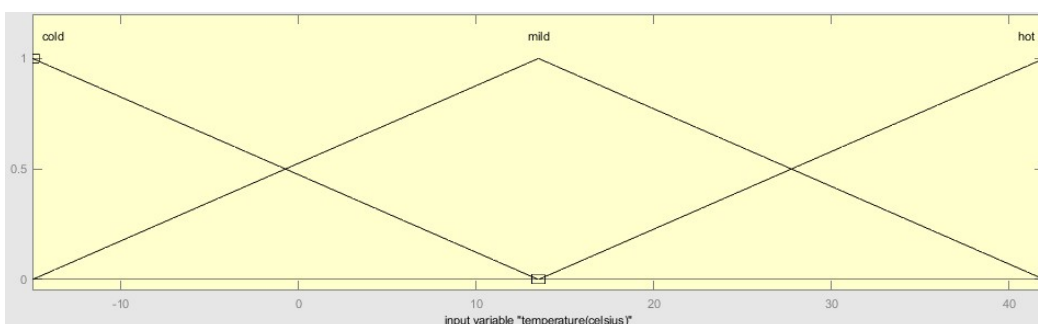
$$C_{n3h} = \frac{0.3 \times \mu}{6 \times D_m} \quad (14)$$

شایان ذکر است که همین روند برای هر سه خوشه مشترکین کم‌مصرف، پرمصرف و متعادل و برای هر دو شش ماه اول و دوم سال به‌صورت مشابه اعمال می‌شود. با استفاده از مراحل یاد شده و عبارات بالا می‌توان توابع عضویت سه سیستم فازی را محاسبه نمود (جدول ۴).

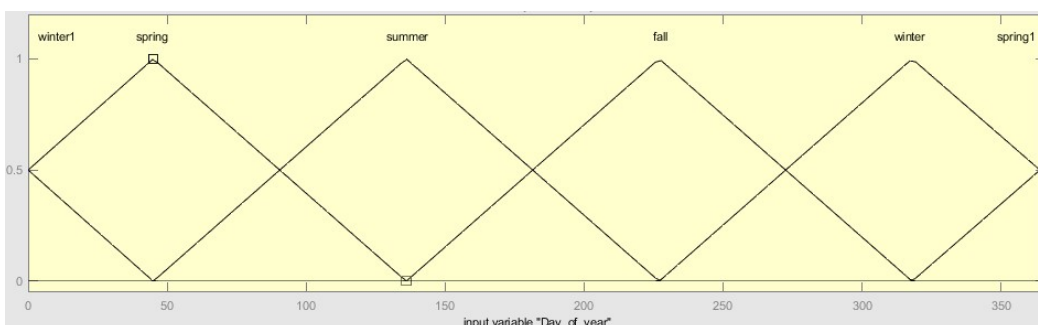
پس از آنکه مراکز توابع عضویت فازی در قسمت تالی قوانین (توابع مصرف سه ساعت گاز) مشخص شد و با توجه به اینکه توابع عضویت ورودی (دما، روز یا فصل سال و ساعت شبانه‌روز) نیز مشخص شده است، می‌توان قوانین فازی را تولید نمود. این مدل فازی دارای سه ورودی دمای سه ساعت آتی، روز سال و ساعت روز باشد. این ورودی‌ها برای هر سه سیستم فازی یکسان است. متغیرهای زبانی تعریف شده برای این سه ورودی به ترتیب در (شکل‌های ۱۱، ۱۲ و ۱۳) آمده است. سیستم فازی ساخته شده دارای ۴۸ قانون است که بر اساس ادراک شهودی تولید شده‌اند.

جدول ۴: مقادیر توابع عضویت قسمت تالی سیستم‌های فازی

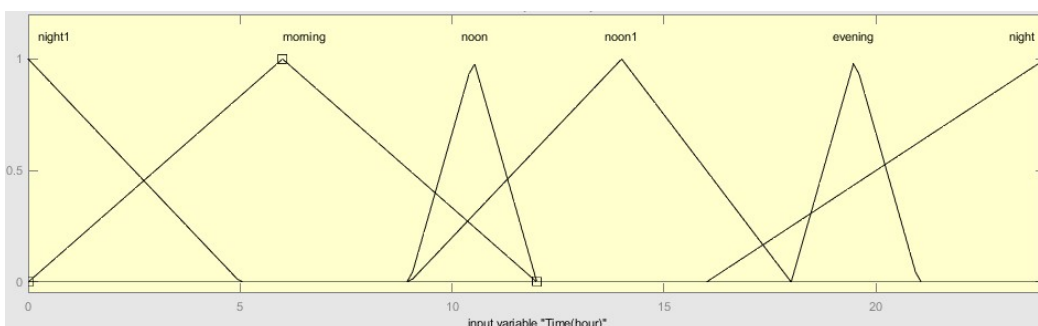
شش ماه اول	شش ماه اول		
۰,۹۱	۰,۰۲۴	پیک	کم مصرف
۰,۱۳	۰,۰۳۵	نرمال	
۳,۲۲	۱,۲۷	پیک	مصرف متعادل
۰,۴۶	۰,۱۸	نرمال	
۶,۰۲	۲,۹۵	پیک	پر مصرف
۰,۸۶	۰,۴۲	نرمال	



شکل ۱۱: متغیر زبانی دما به صورت هوای سرد، معتدل و گرم



شکل ۱۲: متغیر زبانی روزهای سال در فصل‌های بهار، تابستان، پاییز و زمستان



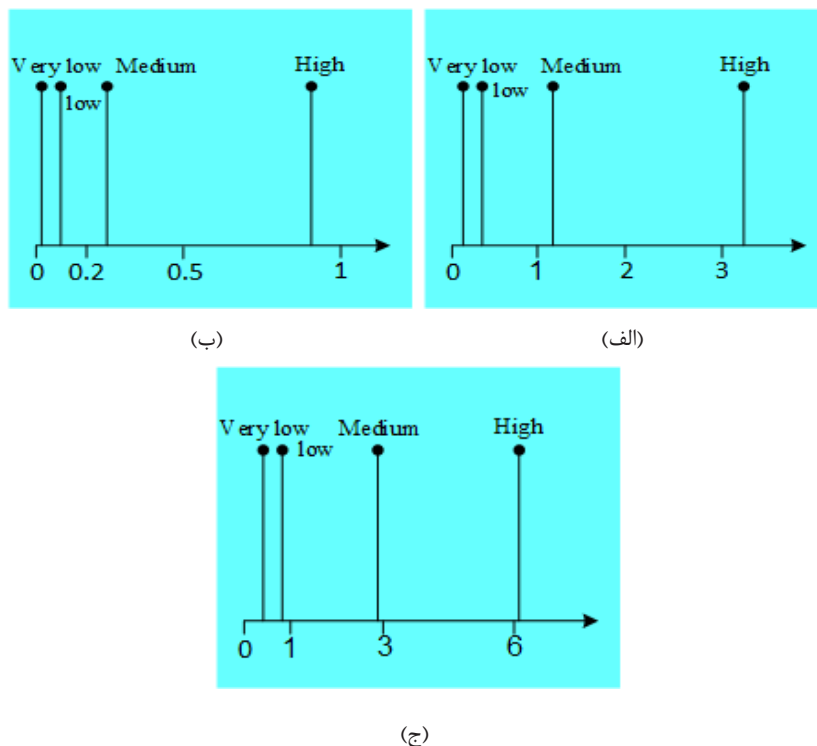
شکل ۱۳: متغیر زبانی ساعات روز دو بخش صبح و شب و دو بازه اوج مصرفی ظهر و عصر

همان‌گونه که پیش‌تر بیان شد با توجه به ماهیت تناوبی مصرف گاز و به‌منظور افزایش تطابق و همپوشانی خروجی سیستم فازی (مصرف سه‌ساعته گاز) در دو بخش ابتدایی و انتهایی روز و همچنین سال، در دو قسمت ابتدا و انتهای نمودار تجمعی توابع عضویت ورودی روز سال (فصل) و ساعات روز به ترتیب توابع عضویت زمستان و بهار (برای روز سال) و شب (برای ساعات شبانه‌روز) اضافه شده است. این توابع با نام‌های winter1, spring1, night1 در (شکل‌های ۱۲ و ۱۳) مشخص شده است.



متعادل و پرمصرف در شش ماهه اول و دوم سال به صورت کامل تشریح شده است. توابع عضویت در بخش تالی برخلاف بخش مقدم برای هر سیستم فازی متفاوت است. در (شکل های ۱۴. الف، ب و ۱۴. ج) به ترتیب توابع عضویت برای خوشه کم مصرف، متعادل و پرمصرف نشان داده شده است.

در قسمت تالی قوانین فازی چهار تابع عضویت برای مصرف گاز تعریف شده است که به ترتیب عبارت اند از مصرف بسیار کم، کم، متعادل و بالا. برای تعریف این توابع عضویت از نتایج خوشه بندی فازی بر روی مقادیر مصرف گاز در پایگاه داده استفاده می شود. در بخش قبلی محاسبه مراکز این توابع برای سه خوشه کم مصرف،

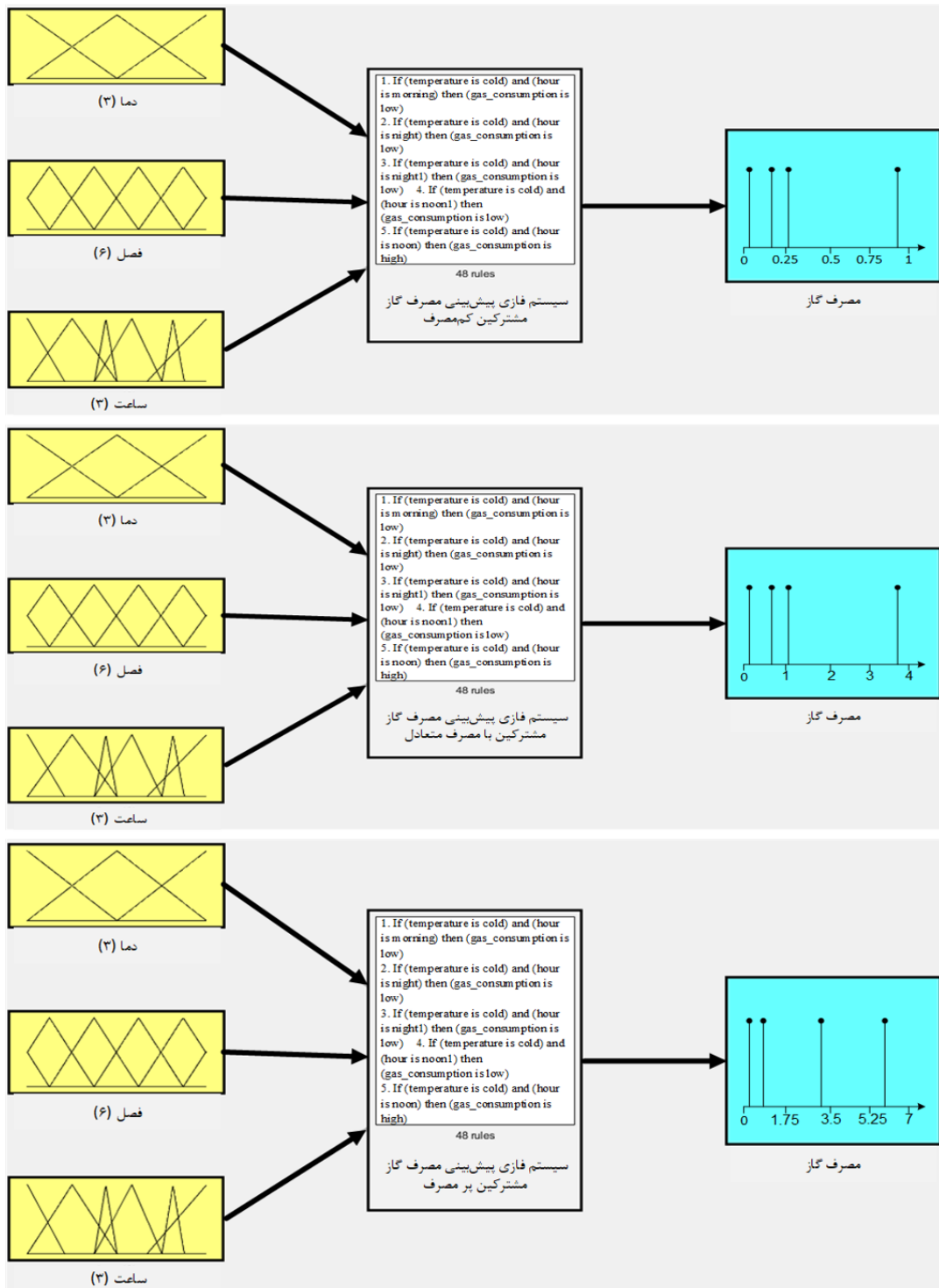


شکل ۱۴: نمودار توابع عضویت خروجی سیستم فازی بر روی متغیر زبانی میزان مصرف گاز (الف. مشترک کم مصرف) (ب. مشترک متعادل مصرف) (ج. مشترک پرمصرف)

بر همین منوال برای تمامی فصول، ساعات شبانه روز و مقادیر کیفی دما، قواعد فازی تدوین می شود. در تنظیم قواعد فازی باید دقت نمود تا از ایجاد قوانین مشابه یا متناقض پرهیز نمود. به منظور بهینه سازی مجموع تعداد قوانین و با علم به این موضوع که مصرف گاز وابستگی مستقیم به کاهش دما دارد و در نظر داشتن این مطلب که کاهش دما عمده‌تاً با تغییر فصل و ورود به فصول سرد سال رخ می دهد، در قسمت مقدم قوانین از ترکیب عطفی دو پارامتر از سه پارامتر ورودی استفاده می شود. از طرف دیگر با توجه به اینکه پیش بینی مصرف گاز در بازه های پیک روزانه (سه ساعت در روز و سه ساعت در شب) از اهمیت ویژه ای در این کار برخوردار است، در کلیه قوانین قسمت مقدم شامل پارامتر ورودی ساعت شبانه روز است تا خروجی سیستم فازی به صورت مستقیم از این ورودی متأثر شود. در (شکل ۱۵) شمای کلی سه سیستم فازی طراحی شده نشان داده شده است.

مجموعه قواعد و قوانین فازی در واقع یک ارتباط شهودی بین پارامترهای ورودی به سیستم فازی و متغیر خروجی (مصرف گاز) برقرار می کند. بدیهی است در این قواعد تا حد امکان سعی شده است نظر فرد خبره نیز دخیل شود. در ادامه به تعدادی از این قوانین جهت نمونه اشاره می شود:

۱. اگر دما (هوا) گرم بود و هنگام شب بود آنگاه مصرف گاز بسیار کم است.
۲. اگر در فصل زمستان قرار داشتیم و هنگام صبح بود آنگاه مصرف گاز کم است.
۳. اگر دما گرم بود و هنگام غروب بود آنگاه مصرف گاز متعادل است.
۴. اگر در فصل زمستان قرار داشتیم و هنگام غروب (ابتدای شب) بود آنگاه مصرف گاز بالا است.



شکل ۱۵: سه سیستم فازی طراحی شده برای پیش‌بینی مصرف گاز خانگی مشترکین با الگوهای مصرف مختلف

۷. محاسبه میانگین قدر مطلق خطا (MAE)

در پایان برای هر سه خوشه از مشترکین مقدار میانگین قدر مطلق خطا محاسبه شده است. در واقع داده‌های مربوط به مصرف گاز تخمین زده شده (خروجی سیستم فازی برای هر خوشه از مشترکین) و مقدار واقعی برای ۶۹ ماه و کل مشترکین خانگی (۷۹۹۰۰، طبق آخرین مشترکین گاز خانگی در نیمه اول سال ۱۳۹۸) برای محاسبه میانگین

1. Mean Absolute Error



کلی محدوده خطای به دست آمده در حد قابل قبولی است و می توان با اضافه کردن متغیرهای ورودی دیگر به مسئله که در فرآیند تصمیم گیری سیستم هوشمند اثرگذار هستند خطا را به مراتب کاهش داد.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^m |(\sum_{k=1}^n C_{3h} - C_M)|}{m \times s} \quad (15)$$

با توجه به اینکه پایگاه داده مصرف گاز مشترکین بیرجند در قالب دو بازه زمانی شش ماهه (شش ماهه اول و شش ماهه دوم) تدوین شده است، میانگین قدر مطلق خطا نیز برای هر سه خوشه از مشترکین در دو بازه شش ماهه محاسبه شده است. به عبارت دیگر مصارف محاسبه شده (تخمین زده شده) و مقادیر واقعی (اندازه گیری شده) برای هر شش ماه به صورت مجزا مورد بررسی قرار گرفته و مقدار میانگین قدر مطلق خطا محاسبه شده است. نتایج این محاسبات در (جدول ۶) مشاهده می شود.

جدول ۵: میانگین قدر مطلق خطا برای مشترکین کم مصرف، متعادل و پرمصرف (سالانه)

نوع مشترک	میانگین قدر مطلق خطا (MAE)
مشترکین کم مصرف	۰/۴۷۶
مشترکین متعادل	۲/۱۴۱۲
مشترکین پرمصرف	۵/۰۶۸۳

جدول ۶: میانگین قدر مطلق خطا برای مشترکین کم مصرف، متعادل و پرمصرف در دو بازه شش ماهه اول و دوم

نوع مشترک	شش ماهه اول (MAE)	میانگین مصرف ۶ ماهه اول	شش ماهه اول (MAE)	میانگین مصرف ۶ ماهه اول
مشترکین کم مصرف	۰/۲۳۱	۲۲/۰۷	۰/۹۰۳۶	۸۰/۱۰
مشترکین متعادل	۰/۵۷۸۶	۱۱۳/۷۸	۲/۷۴۷	۲۷۶/۵۲
مشترکین پرمصرف	۱/۹۹۶۳	۲۵۳/۵۲	۵/۷۹۰۴	۵۱۶/۱۸

۸. نتایج شبیه سازی

گاز را برحسب دو پارامتر دما و فصل (روز سال) نشان می دهد. با توجه به این نمودار می توان به دو نکته اساسی پی برد. نکته اول وابستگی میزان مصرف گاز با دما است. در کلیه ایام سال با کاهش دما مصرف گاز افزایش پیدا می کند. نکته دوم سیر صعودی مصرف گاز مشترکین خانگی با اتمام فصول گرم سال و وارد شدن به فصول سرد است. با دقت در این شکل مشخص می شود برای یک مشترک کم مصرف تقریباً در بیشتر ایام سال مصرف گاز در حوالی یک مقدار از قبل قابل پیش بینی قرار دارد و تنها در بازه زمانی ۴۰

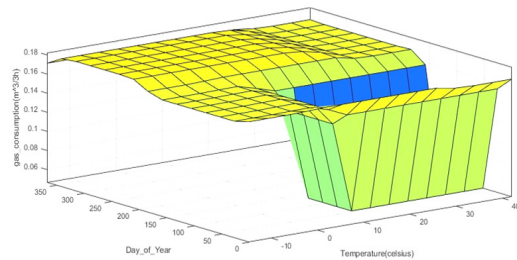
قدر مطلق خطا استفاده شده است رابطه (۷). در این فرمول s تعداد مشترکین گاز، m تعداد کل ماهها، n تعداد کل نمونه های تخمین زده شده در هر ماه، C_{3h} مقادیر محاسبه شده (تخمین) مصرف سه ساعته گاز و C_M مقدار اندازه گیری شده ماهانه مصرف گاز است. نتایج این محاسبات در (جدول ۵) گردآوری شده است. دقت در داده های این جدول نشان می دهد به هر میزان حساسیت مصرف گاز با دما بیشتر باشد مقدار میانگین مربعات خطا نیز افزایش پیدا می کند. در واقع برای مشترکین پرمصرف که میزان مصرف گاز همبستگی بیشتری با دما دارد خطای تخمین نمود بیشتری پیدا کرده و میانگین مربعات خطا افزایش پیدا می کند درحالی که برای مشترکین متعادل و کم مصرف که الگوی رفتاری آنها از دما اثرپذیری کمتری دارد و یک روال ثابت (مصرف عمومی و مستمر) را در پی می گیرد خطا کاهش پیدا کرده و تخمین با دقت بیشتری انجام می شود. به صورت

۸-۱. نتایج سیستم فازی مشترکین کم مصرف

(شکل ۱۶) یک رویه^۱ است که پیش بینی میزان مصرف

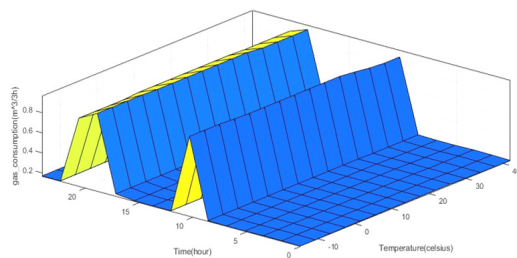
1. Surface

امین روز سال تا ۱۵۰ امین روز افت قابل ملاحظه مصرف گاز مشاهده می شود. در واقع با توجه به مقادیر مصرف گاز در نواحی ابتدایی و انتهایی این رویه می توان شاهد یک رفتار متناوب بود، به نحوی که مقادیر به دست آمده در نقاط انتهایی زمستان همپوشانی خوبی با فواصل ابتدایی بهار نشان می دهد.



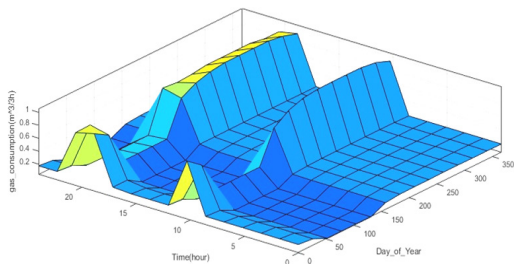
شکل ۱۶: رویه نگاشت فازی مربوط به تغییرات مصرف گاز بر حسب دو ویژگی فصل و دما (مشترک کم مصرف)

نمودار (شکل ۱۷) که در ادامه مورد بررسی قرار می گیرد پیش بینی مصرف گاز سه ساعته مشتری کین خانگی بر حسب دما و ساعت شبانه روز است. با دقت در این نمودار می توان شاهد پیک (بیشینه مصرف) در طی دو بازه زمانی ۸ تا ۱۲ ظهر و ۱۹ تا ۲۲ بود که با نظرات فرد خبره همخوانی دارد. انتقال زمانی که در بازه صبح رخ داده است را می توان وابسته به اثرگذاری بیشتر پارامتر دما نسبت به ساعت شبانه روز در محاسبه خروجی دانست. همچنین نمودار بیانگر وابستگی بیشتر مصرف گاز با تغییر ساعات شبانه روز در مقایسه با تغییرات دما است. علت این پدیده را می توان وابسته به الگوی مصرف یک مشترک کم مصرف دانست. در حقیقت مصارف این مشترک اغلب مربوط به یک سری فعالیت های خاص در ساعات پیک بوده و کمتر نسبت به تغییرات دما واکنش نشان می دهد. همچون نمودار قبلی نتایج به دست آمده در این بخش نیز مبین افزایش مصرف گاز با کاهش دما است.



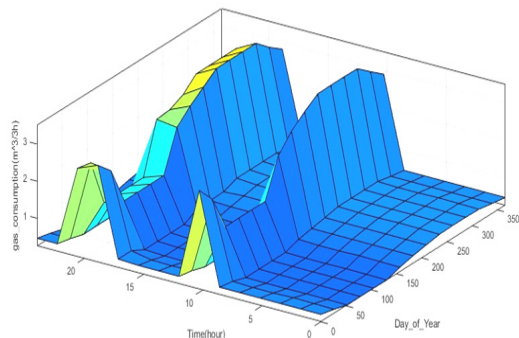
شکل ۱۷: رویه نگاشت فازی مربوط به تغییرات مصرف گاز بر حسب دو ویژگی ساعت و دما (مشترک کم مصرف)

در (شکل ۱۸) رویه مصرف گاز بر حسب ساعت شبانه روز و فصل (روز در سال) نشان داده شده است. با دقت در این رویه می توان دریافت که مطابق انتظار مصرف گاز در شش ماهه دوم سال نسبت به شش ماه اول رشد قابل ملاحظه ای پیدا می کند. به عبارت دیگر در یک ساعت مشخص از یک روز پاییزی پیش بینی می شود مصرف گاز در همان ساعت و روز در تابستان بیشتر باشد. همچنین این گراف انباشت مصرف گاز در شش ماهه دوم سال و در بازه زمانی ساعت ۱۰ تا ۲۰ را نیز به خوبی نشان می دهد. در خصوص بیشینه مصرف روزانه گاز نیز مطابق انتظار بازه های زمانی ساعات ۷ تا ۱۱ و ۱۸ تا ۲۲ از رویه قابل استخراج است. اوج مصرف گاز نیز در بازه زمانی ۱۰ تا ۱۵ و در طی روزهای ۲۰۰ تا ۳۵۵ ام سال رخ می دهد. همچنین دقت در این شکل نشان می دهد مصرف گاز در روزهای انتهایی و ابتدایی سال از همخوانی و تطابق خوبی برخوردار است که مجدداً مؤید رفتار تناوبی مصرف گاز مشترکین می باشد.

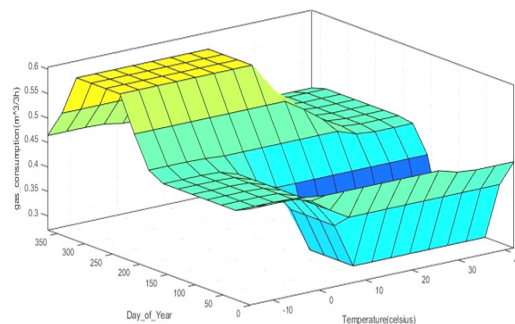


شکل ۱۸: رویه نگاشت فازی مربوط به تغییرات مصرف گاز بر حسب دو ویژگی فصل و ساعت (مشترک کم مصرف)

۲-۸. نتایج سیستم فازی مشترکین با مصرف متعادل ابتدا رویه مربوط به مصرف گاز سه ساعته مشترک بر حسب فصل و دما نشان داده شده است (شکل ۱۹). با دقت در این شکل می توان روند افزایشی مصرف گاز را با ورود به فصل پاییز و تا حدود اواخر بهمن ماه به خوبی مشاهده کرد. همچنین کمینه مصرف گاز از اواسط بهار تا انتهای تابستان رخ می دهد. کاهش محسوس مصرف گاز با افزایش دما نیز همانند شکل های قبلی مشهود است. مقایسه یک مشترک با مصرف متعادل نسبت به یک مشترک کم مصرف نشان دهنده تغییرات بیشتر و شدیدتر در مصرف سه ساعته گاز است. به عبارت دیگر در رویه اخیر تغییرات بیشتر مصرف گاز با پارامتر ورودی دما و فصل یا روز سال مشاهده می شود.



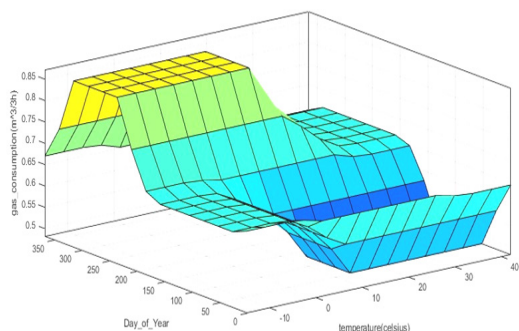
شکل ۲۱: رویه نگاشت فازی مربوط به تغییرات مصرف گاز بر حسب دو ویژگی فصل و ساعت (مشترک متعادل)



شکل ۱۹: رویه نگاشت فازی مربوط به تغییرات مصرف گاز بر حسب دو ویژگی فصل و دما (مشترک متعادل)

۳-۸. نتایج سیستم فازی مشترکین پرمصرف

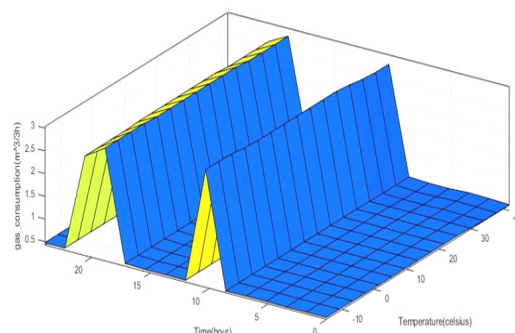
در نهایت خروجی سیستم فازی مشترکین پرمصرف مورد بررسی قرار می‌گیرد. مطابق با دو حالت قبلی مصرف گاز بر حسب سه پارامتر دما، روز سال و ساعات شبانه‌روز به صورت ترکیب‌های مختلف دوتایی ورودی ترسیم شده است. مشاهده رویه مصرف گاز بر حسب دما و فصل (شکل ۲۲) و همچنین مقایسه آن با رویه متناظر برای مشترکین با مصرف متعادل مبین این نکته است که در حقیقت ظاهر این دو رویه تشابه زیادی با یکدیگر دارد و تنها برای مشترکین پرمصرف مقیاس و اعداد به دست آمده بزرگ‌تر شده است اما رفتار کلی تغییر چندانی ندارد. این مطلب نشان می‌دهد واکنش یک مشترک متعادل و یک مشترک پرمصرف در مواجهه با افزایش دما نسبت به یک مشترک کم‌مصرف شدیدتر بوده و تقریباً یک الگوی رفتاری را دنبال می‌کنند ولی در عین حال ابعاد و میزان مصرف یک مشترک پرمصرف به مراتب بیشتر است (در حدود شش برابر).



شکل ۲۲: رویه نگاشت فازی مربوط به تغییرات مصرف گاز بر حسب دو ویژگی فصل و دما (مشترک پرمصرف)

رویه‌های مربوط به مصرف گاز بر حسب دما و ساعت (شکل ۲۳) و همچنین روز سال و ساعات شبانه‌روز (شکل ۲۴)

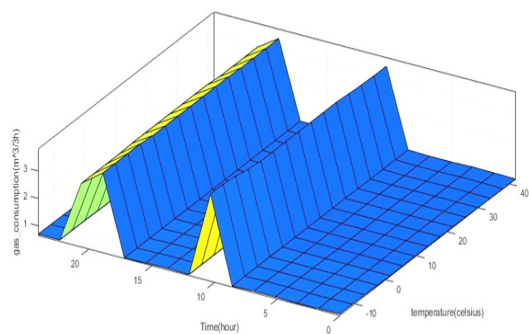
در (شکل ۲۰) مصرف گاز یک مشترک متعادل بر حسب دما و ساعت شبانه‌روز ترسیم شده است. مطابق انتظار اثرگذاری پارامتر ورودی ساعات شبانه‌روز نسبت به دما به مراتب بیشتر بوده و خروجی سیستم فازی نسبت به آن واکنش شدیدتری نشان می‌دهد. در این شکل نیز بیشترین میزان مصرف گاز در دو پیک صبحگاهی و شبانگاهی رخ می‌دهد. مقایسه این شکل با شکل متناظر مشترکین کم‌مصرف رشد حدود سه برابری مصرف گاز در پیک‌های مصرف را نشان می‌دهد.



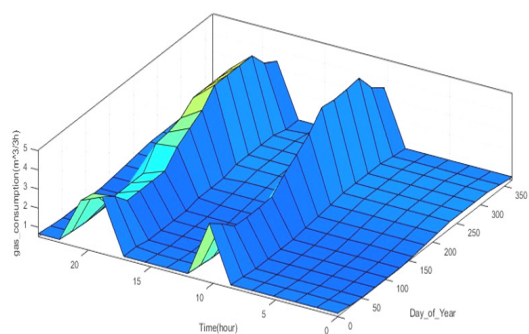
شکل ۲۰: رویه نگاشت فازی مربوط به تغییرات مصرف گاز بر حسب دو ویژگی فصل و دما (مشترک متعادل)

در مرحله بعدی مصرف گاز بر حسب فصل (روز سال) و ساعت شبانه‌روز بررسی می‌شود. در (شکل ۲۱) نیز اثرگذاری بیشتر پارامتر ساعات شبانه‌روز در مقابل روز سال مشهود است اما مقایسه آن با رویه مربوط به مصرف گاز بر حسب دما و ساعات شبانه‌روز نشان می‌دهد در نمودار اخیر اثر روز سال تأثیر بیشتری نسبت به دما بر خروجی سیستم فازی (پیش‌بینی مصرف سه‌ساعته گاز) دارد. از طرف دیگر نمودار اخیر نشان دهنده نرم‌تر شدن تغییرات مصرف گاز نیز می‌باشد.

در ادامه نشان داده شده است. رفتار و الگوی مصرف گاز در خصوص این دو رویه نیز مانند دو حالتی است که برای مشترکین کم مصرف و متعادل شرح داده شد. نکته قابل توجه در این دو رویه نیز افزایش چندین برابری پیش‌بینی مصرف گاز نسبت به مشترکین با مصرف متعادل است. در کلیه شکل‌هایی که در این بخش نمایش داده شد همخوانی نقاط ابتدایی و انتهایی هر روز و همچنین هر سال مشهود است. در واقع این رفتار از آنجا منشأ می‌گیرد که دو پارامتر ورودی سیستم فازی یعنی روز سال و ساعات شبانه‌روز کاملاً یک سیر تغییرات دوره‌ای داشته و از طرفی با توجه به نقش پر رنگ پارامتر ورودی ساعات شبانه‌روز همین رفتار تناوبی در خروجی سیستم فازی نیز ساری و جاری است. البته باید این نکته را نیز اضافه کرد که نوسانات دما نیز تا حدی به صورت متناوب بوده و این نیز به نوبه خود در خروجی اثرگذار است.



شکل ۲۳: رویه نگاشت فازی مربوط به تغییرات مصرف گاز بر حسب دو ویژگی ساعت و دما (مشترک پر مصرف)



شکل ۲۴: رویه نگاشت فازی مربوط به تغییرات مصرف گاز بر حسب دو ویژگی ساعت و فصل (مشترک پر مصرف)

با در نظر داشتن شکل‌های شرح داده شده در بالا، پیش‌بینی میزان مصرف یک ماهه تجمعی یک مشترک کم‌مصرف را با مقدار مصرف میانگین کاربران کم‌مصرف مقایسه می‌نماییم. این مقایسه را با توجه به فرمول شماره

۱۰ انجام می‌دهیم. این مدل را در ماه‌های فروردین، آبان و دی سال ۱۳۹۷ مقایسه نموده‌ایم. تخمین میزان مصرف تجمعی ماهانه یک کاربر کم‌مصرف در فروردین ماه برابر ۹۱ مترمکعب، در آبان ماه ۱۱۶ واحد و دی ماه ۱۲۴ مترمکعب است. با مقایسه این تخمین با میانگین مصرف مشترکین کم‌مصرف در این سه ماه درمی‌یابیم که خروجی به‌دست‌آمده منطقی به نظر می‌رسد. با این حال بایستی در نظر داشت که جواب به‌دست‌آمده در این سیستم ترکیبی فازی و عمیق، یکی از بی‌نهایت جواب‌های ممکن برای برقراری فرمول شماره ۱۰ است. لذا به جهت ایجاد دقت و صحت بالاتر در این تخمین، پیشنهاد می‌شود تا داده‌های بیشتری در اختیار گروه پژوهشی قرار داده شود

۹. نتیجه‌گیری و روال آتی

هدف از این گزارش پیش‌بینی هوشمند میزان مصرف لحظه‌ای گاز برای مشترکین خانگی با استفاده از اطلاعات مصرف دوره‌ای گاز و تهیه و تولید نرم‌افزار و مستندات لازم در این راستا است. بدین منظور، در اولین گام شناسایی پارامترهای اثرگذار و میزان اثرگذاری آنان، ادغام اطلاعات موجود از منابع مختلف و تدوین یک پایگاه داده منسجم و به‌کارگیری ابزارهای خوشه‌بندی جهت تقسیم‌الگوی مصرف مشترکین به سه سطح پر مصرف، متعادل و کم مصرف بررسی شد. به‌طور خاص، با توجه به پایگاه‌های داده‌ای که در اختیار بود و همچنین اهمیت پیش‌بینی میزان مصرف در ساعات اوج مصرف، سه پارامتر دما، ساعت شبانه‌روز و روز سال (فصل) به‌عنوان ورودی‌های سیستم هوشمند و مصرف سه‌ساعته گاز به‌عنوان خروجی سیستم هوشمند در نظر گرفته شد. در گام دوم، برای پیش‌بینی متغیر دما از یک شبکه عصبی عمیق آشناری استفاده شد که ورودی آن مقادیر پنج گام قبلی دما و خروجی آن دمای لحظه بعد است. سپس برای هر یک از خوشه‌های الگوی مصرف یک سیستم فازی (جمعاً سه سیستم) جهت پیش‌بینی مصرف گاز در بخش خانگی طراحی شد و نتایج مربوط به مقادیر پیش‌بینی شده مصرف گاز بر اساس متغیرهای ورودی محاسبه شد. در نهایت همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی شده مصرف گاز و متغیر دما مورد بررسی قرار گرفت و وجود ارتباطی معنادار بین آن‌ها بر اساس داده‌های آماری نشان داده شد. جهت محک زدن عملکرد، پارامتر میانگین قدر مطلق خطا بر اساس مصارف گاز تخمین زده شده و مقادیر قرائت شده از کنتورها برای هر سه خوشه



- in healthy and aortic stenosis subjects. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 2009, 56, 2202–2213.
- [8]. Wu, S.D.; Wu, C.W.; Lin, S.G.; Lee, K.Y.; Peng, C.K. Analysis of complex time series using refined composite multiscale entropy. *Phys. Lett. A* 2014, 378, 1369–1374
- [9]. Giannone, Domenico, Lucrezia Reichlin, and David Small. “Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data.” *Journal of Monetary Economics* 55, no. 4, (2008), p 665-676.
- [10]. Eraker, Bjørn, Ching Wai Chiu, Andrew T. Foerster, Tae Bong Kim, and Hernán D. Seoane. “Bayesian mixed frequency VARs.” *Journal of Financial Econometrics* 13, no. 3, (2014), p 698-721.
- [11]. Forni, Claudia, Pierre Guérin, and Massimiliano Marcellino. “Using low frequency information for predicting high frequency variables.” *International Journal of Forecasting* 34, no. 4, (2018), p 774-787.
- [12]. Reinsel, Gregory C. *Elements of multivariate time series analysis*. Springer Science & Business Media, 2003.
- [13]. Ahmed, Mosabber Uddin, and Danilo P. Mandic. “Multivariate multiscale entropy: A tool for complexity analysis of multichannel data.” *Physical Review* 84, no. 6, (2011), p 061918.
- [14]. He, Hong, and Yonghong Tan. “Unsupervised Classification of Multivariate Time Series Using VPCA and Fuzzy Clustering With Spatial Weighted Matrix Distance.” *IEEE transactions on cybernetics*, (2018).
- [15]. Meier, Alexander, Claudia Kirch, and Renate Meyer. “Bayesian nonparametric analysis of multi-variate time series: A matrix Gamma Process approach.” *Journal of Multivariate Analysis* 175, (2020), p 104560.
- مشترکین محاسبه شد که نتایج آن در محدوده قابل قبول قرار داشت. به عنوان مثال مقایسه میانگین قدر مطلق خطا برای مشترکین کم مصرف (۰/۴۷۶) با مقادیر مراکز خوشه در شش ماهه اول و دوم (۸۰ و ۱۱۳) نشان دهنده عملکرد مطلوب سیستم هوشمند پیشنهادی است. با توجه به نتیجه اولیه به دست آمده، می توان به این نتیجه رسید که پیش بینی مصرف گاز مشترکین بیرجند امری قابل انجام است.

مراجع:

- [1]. M. Namazkhan, C. Albers, and L. Steg, “A decision tree method for explaining household gas consumption, The role of building characteristics, socio-demographic variables, psychological factors and household behaviour,” *Renew. Sustain. Energy Rev.* 119, (2019), p 109542.
- [2]. H. Karimi and J. Dastranj, “Artificial neural network-based genetic algorithm to predict natural gas consumption,” *Energy Syst.* 5, no. 3, (2014), p 571–581.
- [3]. Ferreira MA, Marco AR, Lee HK. “Multiscale modeling: a Bayesian perspective.” *Springer Science Business Media*, (2007).
- [4]. Humeau-Heurtier, Anne. “The multiscale entropy algorithm and its variants: A review.” *Entropy* 17, no. 5, (2015), p 3110-3123.
- [5]. Costa, M; Goldberger, A.L.; Peng, C.K. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series. *Phys. Rev. Lett.* 2002, 89, 068102.
- [6]. Costa, M; Goldberger, A.L.; Peng, C.K. Multiscale entropy analysis of biological signals. *Phys. Rev. E* 2005, 71, 021906.
- [7]. Valencia, J.F.; Porta, A.; Vallverdu, M.; Claria, F.; Baranowski, R.; Orłowska-Baranowska, E.; Caminal, P. Refined multiscale entropy: Application to 24-h Holter recordings of heart period variability



- [24]. Asgharpour, H., Behboudi, D., & Ghazvinian, M.H. Structural Failure: Case of Natural Gas Consumption and Economic Growth in Iran. Quarterly Journal of Quantitative Economic 5, (2009), p 105-121, (in Persian).
- [25]. Lin, W., Chen, B., Luo, S., & Liang, L. Factor analysis of residential energy consumption at the provincial level in China. Sustainability, 6, (2014), p 7710-7724.
- [26]. Marziali, Andrea, Emanuele Fabbiani, and Giuseppe De Nicolao. "Short-term forecasting of Italian residential gas demand." arXiv, (2019).
- [27]. Potočnik, Primož, Jurij Šilc, and Gregor Papa. "A comparison of models for forecasting the residential natural gas demand of an urban area." Energy 167, (2019), p 511-522.
- [28]. Bezdek, James C., Robert Ehrlich, and William Full. "FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm." Computers & Geosciences 10, no. 2-3 (1984), p 191-203.
- [29]. Emmanuel Gbenga Dada, David Opeoluwa Oyewola, Joseph Hurcha Yakubu and Ayotunde Alaba, "Fadale Predicting Protein Secondary Structure Based On Ensemble Neural Network." Journal of Engineering and Technology for Industrial Applications, (2021), p 49-56.
- [30]. Thaler, Marko, Igor Grabec, and Alojz Poredoš. "Prediction of energy consumption and risk of excess demand in a distribution system." Physica A: Statistical mechanics and its applications 355, no. 1 (2005), p 46-53.
- [31]. Brabec, Marek, Ondřej Konár, Marek Malý, Emil Pelikán, and Jiří Vondráček. "A statistical model for natural gas standardized load profiles." Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics) 58, no. 1 (2009), p 123-139.
- [16]. Niu, Tong, Jianzhou Wang, Haiyan Lu, Wendong Yang, and Pei Du. "Developing a Deep Learning Framework with Two-Stage Feature Selection for Multivariate Financial Time Series Forecasting." Expert Systems with Applications, (2020), p 113237.
- [17]. Cui, Zhicheng, Wenlin Chen, and Yixin Chen. "Multi-scale convolutional neural networks for time series classification." arXiv, (2016).
- [۱۸]. مجتبی بهمنی، آرش جمشید نژاد، محمد صالح انصاری لاری. «بررسی عوامل مؤثر بر مصرف انرژی بخش خانگی استان‌های کشور» فصل‌نامه مطالعات اقتصاد انرژی، سال دهم شماره ۴۲، پاییز ۱۳۹۳.
- [۱۹]. عباسعلی ابونوری، هادی پرهیزی گشتی، تیمور محمدی. «تجزیه و تحلیل و بررسی عوامل مؤثر بر تقاضای گاز خانگی و تجاری در استان گیلان» فصل‌نامه علوم اقتصادی سال دوم شماره ۵، زمستان ۱۳۸۷.
- [20]. Timmer, Reed P., and Peter J. Lamb. "Relations between temperature and residential natural gas consumption in the Central and Eastern United States." Journal of applied meteorology and climatology 46, no. 11, (2007), p 1993-2013.
- [21]. Franco, Alessandro. "Natural gas consumption and correlation with the uses of thermal energy: Analysis of the Italian case." Journal of Natural Gas Science and Engineering 31, (2016), p 703-714.
- [22]. Liu, Lon-Mu, and Maw-Wen Lin. "Forecasting residential consumption of natural gas using monthly and quarterly time series." International Journal of Forecasting 7, no. 1, (1991), p 3-16.
- [۲۳]. صادقی، س. ک، موسویان، س.م، تحلیل آماری و برآورد فاصله‌ی اطمینان پیش‌بینی شبکه‌ی عصبی ARIMA: ترکیبی به منظور مقایسه با مدل خطی (مطالعه‌ی موردی مصرف ماهانه گاز طبیعی در بخش خانگی ایران، فصل‌نامه‌ی تحقیقات مدل‌سازی اقتصادی، صفحات ۱۰۶-۷۶، سال ۱۳۹۳.

Intelligent Prediction of Gas Consumption in Three-Hour Intervals, Using Data Recorded in Specific Time Periods

Iman Mohammadi^{1*}, Mohsen Taghavi²

1. Ph.D. in Mechanical Engineering, Khorasan Razavi Gas Company, Mashhad, Iran
2. B.Sc in Chemical Engineering, Khorasan Razavi Gas Company, Mashhad, Iran

ARTICLE INFO

ORIGINAL ARTICLE

Article History:

Received: 13 April 2024

Revised: 25 May 2024

Accepted: 09 June 2024

Keywords:

Periodic gas consumption
Intelligent prediction of gas consumption
Clustering algorithm
Deep neural network
Fuzzy logic

ABSTRACT

Gas consumption, as one of the most consumed energy carriers in the country, is very important in crisis management, production management, allocation and consumption, preventing wastage and reducing environmental pollution. However, due to the oldness of the measuring equipment, it is not possible to record data continuously, and the available information about gas consumption is usually limited to the periodic gas consumption reports of consumers. Therefore, real-time forecasting of gas consumption is associated with high uncertainty, and it is not possible to check the accuracy of the forecast due to the lack of real-time data. The aim of this research is to intelligently predict gas consumption in three-hour intervals based on its periodic consumption information. The method presented in this research includes three steps. In the first step, using the fuzzy clustering algorithm, the gas consumption data of household consumers are divided into three categories: low consumption, balanced and high consumption. In the second step, using a deep neural network, the temperature is predicted in three-hour intervals. In the third step, using a system based on fuzzy logic, the three-hour gas consumption of household consumers is estimated based on the predicted temperature, day of the year and time of day. The implementation of the proposed method on the data of the city of Birjand shows that the total instantaneous consumption predicted for all three low-consumption, balanced and high-consumption clusters follows the average periodic consumption of the consumers of those clusters with an acceptable error. Also, the presence of a strong negative correlation between temperature and gas consumption, especially for balanced consumers in cold seasons, confirms the influence of gas consumption on temperature.

DOR: [20.1001.1.25885251.1403.00.00](https://doi.org/10.1001.1.25885251.1403.00.00)

How to cite this article

I. Mohammadi, M. Taghavi, Intelligent Prediction of Gas Consumption in Three-Hour Intervals, Using Data Recorded in Specific Time Periods. *Iranian Journal of Gas Engineering*. 2024; 11(1): 46-70. (https://www.ijge.irangi.org/article_722819.html)

* Corresponding Author.

E-mail address: iman2960@gmail.com, (I. Mohammadi).

Available online 01 September 2024

25885-5251/© 2014 The Authors. Published by Iranian Gas Institute.

This is an open access article under the CC BY license. (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>)

