

پیش بینی مصارف گاز خانگی و تجاری برای یک دوره پنج ساله شهر اصفهان با استفاده از شبکه‌های عصبی

الهام هنری^۱، مسعود یقینی^{۲*}، محمد حسین ندیمی^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی صنایع، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران؛

۲- استادیار، گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی راه آهن، دانشگاه علم و صنعت تهران، تهران، ایران؛

۳- استادیار، گروه کامپیوتر، دانشکده مهندسی کامپیوتر، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران؛

چکیده

بخش‌های خانگی و تجاری بیشترین سهم مصارف گاز طبیعی در کشور را به خود اختصاص داده‌است. بنابراین، پیش‌بینی میزان مصارف این دو بخش برای شرکت ملی گاز ایران بسیار حائز اهمیت است. در این مقاله، برای مصارف خانگی و تجاری گاز طبیعی شهر اصفهان ساختار مناسبی از مدل شبکه عصبی انتخاب و طراحی شده است. برای یافتن یک ساختار مناسب شبکه عصبی، سه ساختار متفاوت با نام‌های دینامیک، هرس کامل و شبکه شعاع براساس تابع بررسی شده است. داده‌های واقعی مصارف گاز ۱۰ سال (۱۳۸۱ تا ۱۳۹۰) برای پیش‌بینی مصارف (۱۳۹۱ تا ۱۳۹۵) استفاده شده است. به منظور پیش‌بینی مصارف خانگی و تجاری گاز طبیعی، متغیرهای مستقل جمعیت، دما، تعداد مشترکین و قیمت گاز انتخاب شده‌اند. ساختارهای شبکه عصبی با یکدیگر و با سایر روش‌های سنتی پیش‌بینی از جمله رگرسیون و سری‌های زمانی مقایسه گردید. نتایج حاکی از آن است که ساختار منتخب هرس کامل مدل شبکه عصبی برای این داده‌ها از سایر ساختارها و مدل‌های پیش‌بینی سنتی کارآمدتر و دقیق‌تر است و این مدل تا سال ۱۳۹۵ برای بخش خانگی افزایش مصرف و برای بخش تجاری کاهش در مصرف گاز طبیعی شهر اصفهان را پیش‌بینی کرده است. براساس بررسی‌های انجام شده، تاکنون پژوهشی برای پیش‌بینی مصارف گاز طبیعی خانگی و تجاری شهر اصفهان با مقایسه بین ساختارهای مختلف طراحی مدل شبکه عصبی و انتخاب بهترین ساختار، صورت نگرفته است.

واژه‌های کلیدی: مصارف گاز طبیعی بخش‌های خانگی و تجاری، پیش‌بینی، شبکه عصبی مصنوعی،

هرس کامل، دینامیک، شبکه شعاع براساس تابع

۱- مقدمه

امروزه انرژی گاز به علت دارا بودن مزایای فراوان به ویژه از نظر شاخص‌های زیست محیطی، مزیت عمده‌ای را نسبت به سایر حامل‌های انرژی دارد؛ همچنین به علت ارتباط با سایر بخش‌ها و نهادهای اقتصادی (در قالب نهاده یا کالای نهایی)، نقش قابل توجه‌ای در فرایند تصمیم‌گیری اقتصادی و پیشبرد اهداف توسعه‌ای کشورها ایفا می‌کند (ذوالفقاری، ۱۳۸۸). بنابراین، اطلاع از میزان تقاضای موجود در هر دوره از مباحثی است که شرکت ملی گاز در راه پاسخگویی به متقاضیان و مشترکین خود به آن نیاز دارد.

با توجه به تعدد عوامل موثر در بخش‌های مختلف مصرف‌کننده گاز طبیعی، ضروریست بررسی تقاضای این حامل به تفکیک در هر بخش صورت پذیرد. بیشترین سهم مصرف گاز طبیعی در بخش خانگی کشور است. عوامل موثر بر تقاضا در این بخش به دو دسته قابل مشاهده (نظیر قیمت حامل، درآمد مصرف‌کننده، دما) و عوامل غیر قابل مشاهده (نظیر عادات و سلايق مصرف‌کنندگان، تکنولوژی وسایل گازسوز) تقسیم‌بندی می‌شوند (پور کاظمی، ۱۳۸۴). مصرف گاز طبیعی در بخش خانگی در کشور از ۱۴۰۷۴ میلیون متر مکعب در سال ۱۳۷۷، به تنهایی بالغ بر ۴۰۸۶۷/۶ میلیون متر مکعب در سال ۱۳۸۹ بوده است. وابستگی زیاد بخش خانگی در تأمین انرژی خود به گاز طبیعی سبب شده که تأمین این بخش در فصول سرد سال به ویژه در مناطق سردسیر کشور با مشکلات زیادی روبرو گردد. این امر علاوه بر آن که تأمین انرژی بخش خانگی را دچار مشکل می‌نماید سبب می‌شود که

امنیت تأمین انرژی سایر بخش‌ها از جمله صنعت و خدمات (تجاری و عمومی) نیز به مخاطره افتد. بدین ترتیب ملاحظه می‌شود که تأمین انرژی بخش خانگی کشور بدون توجه به مباحث بهینه‌سازی و یا عدم تناسب تولید با مصرف، مشکلاتی را ایجاد می‌نماید (ترازنامه انرژی، ۱۳۸۹). استان اصفهان یکی از مهم‌ترین قطب‌های صنعتی کشور محسوب می‌شود، با رشد روزافزون صنایع و جمعیت استان به خصوص در شهر اصفهان پیش‌بینی مصارف گاز این شهر بسیار حائز اهمیت است. مباحث انرژی و هر یک از حامل‌های آن مورد توجه بسیاری از محققان هستند آن‌ها با استفاده از ابزارها و روش‌های گوناگون به بررسی کمی و کیفی تقاضای انرژی پرداخته‌اند. یکی از این روش‌ها شبکه‌های عصبی مصنوعی است شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)^۱ یکی از چندین روش استفاده شده است که نسبت به تکنیک‌های دیگر نظیر اقتصادسنجی و مدل‌های سری‌های زمانی (ARIMA)^۲ از عملکرد بهتری برخوردار بوده است. بزرگ‌ترین مزیت شبکه‌های عصبی، توانایی آن‌ها در مدل کردن روابط غیر خطی پیچیده می‌باشد. از قابلیت‌های این شبکه‌ها می‌توان به قابلیت آموزش (توانایی تنظیم وزن‌های شبکه با استفاده از داده‌های آموزشی) و قابلیت تعمیم (پس از آموزش شبکه با استفاده از داده‌های آموزشی و تنظیم وزن‌های شبکه، شبکه قادر است یک ورودی را بپذیرد و یک خروجی مناسب ارائه دهد) است (منهاج و همکاران، ۱۳۸۸).

در این پژوهش ابتدا با بررسی ادبیات موضوع در حوزه پیش‌بینی مصارف گاز طبیعی از ابتدا تاکنون، از بین مدل‌های پیش‌بینی پرکاربردترین آن‌ها انتخاب و

مقاله تشریح می‌گردد. در بخش چهارم داده‌ها مورد بررسی قرار گرفته و نحوه آماده‌سازی آنها برای مدل‌سازی بیان می‌شود. بخش پنجم به ارزیابی مدل‌ها اختصاص دارد. در بخش ششم نتایج پیش‌بینی مصرف گاز برای یک دوره پنج ساله ارائه و بخش آخر نیز به نتیجه‌گیری و پیشنهادات اختصاص داده شده است.

۲- پیشینه تحقیق

اهمیت مسایل انرژی بخصوص در بعد تقاضا، پژوهشگران را بر آن داشته است تا با استفاده از ابزارها و روش‌های گوناگون به بررسی کمی و کیفی تقاضای انرژی روی آورند در حوزه گاز طبیعی نیز مطالعات ارزشمندی صورت گرفته است از جمله مقاله‌ای از خوتانزاد^۳ (۲۰۰۰) که به پیش‌بینی روزانه مصارف گاز طبیعی با استفاده از شبکه‌های عصبی و رویکرد ترکیبی این شبکه‌ها پرداخته است. متغیرهای ورودی، دما، سرعت باد و مصارف گاز روزانه هستند. ساراکی و ساتمن^۴ (۲۰۰۳) مصارف گاز خانگی ترکیه را پیش‌بینی کرده‌اند. در این مقاله، متغیرهای به کارگرفته شده به منظور پیش‌بینی تقاضای گاز طبیعی تا سال ۲۰۲۳، تعداد خانوارها، درجه روز گرمایشی و داده‌های مصارف گاز سالیانه بوده‌اند. جیل و دفراری^۵ (۲۰۰۴) در مقاله خود با استفاده از مدل‌سازی ریاضی به پیش‌بینی مصارف گاز خانگی و تجاری به صورت روزانه، ماهیانه و سالیانه پرداخته‌اند. متغیرهای ورودی در این مقاله شامل روزهای کاری و تعطیلی، روزهای هفته، دما و مصارف گاز گذشته می‌باشد. ویت و مندزیک^۶ (۲۰۰۵) در مقاله‌ای با استفاده از شبکه‌های عصبی فازی به پیش‌بینی مصارف گاز طبیعی پرداخته‌اند، که

با یکدیگر مقایسه شده‌اند دومین علت انتخاب شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی مصارف گاز طبیعی مزیت عمده‌ی آنها، یعنی توانایی آنها در مدل کردن روابط غیرخطی پیچیده با در نظرگرفتن تاثیر متغیرهای مستقل بر متغیر وابسته است و وجه تمایز این پژوهش با سایر پژوهش‌ها در بررسی ساختارهای طراحی مدل شبکه عصبی و انتخاب بهترین ساختار شبکه عصبی برای داده‌های مصارف گاز طبیعی شهر اصفهان است. روند پژوهش بدین صورت است که مصارف سالیانه گاز شهر اصفهان در بخش‌های خانگی و تجاری طی سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۵ با استفاده از سه ساختار شبکه عصبی (دینامیک، هرس کامل و شعاع براساس تابع) و سایر روش‌های آماری رگرسیون و سری‌های زمانی پیش‌بینی خواهد شد و نتایج مدل‌های ساخته شده با یکدیگر مقایسه شده‌اند. برای ساختن مدل‌های پیش‌بینی داده‌های ۱۰ سال مصارف گاز دوره‌های قبلی (۱۳۸۱-۱۳۹۰) در هریک از بخش‌های مصرفی خانگی و تجاری جمع‌آوری شده است. برای پیش‌بینی مقادیر مصارف گاز به عنوان متغیر وابسته برای یک دوره پنج ساله از متغیرهای مستقل (جمعیت، تعداد مشترکین گاز، قیمت گاز و دمای هوای شهر اصفهان) استفاده گردیده و اهمیت هریک از آنها بر متغیر وابسته بررسی شده است. متغیرهای مستقل نامبرده با مطالعه‌ی ادبیات موضوع و بررسی میزان همبستگی بین آنها با متغیر وابسته انتخاب شدند.

مابقی مقاله به این صورت سازماندهی شده است. در بخش دوم مرور ادبیات پیش‌بینی مصارف گاز طبیعی ارائه شده است. در بخش سوم متدولوژی

در این مقاله از چندین رویکرد برای پیش‌بینی مصارف گاز طبیعی با شبکه‌های عصبی و عصبی فازی آنالیز و تست شده است. موسیلک^۷ و همکاران (۲۰۰۶) با استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی به پیش‌بینی بار گاز طبیعی پرداخته‌اند. داده‌های مورد استفاده مصارف روزانه گاز، روزهای هفته، تعطیلات، فصل‌های گرمایشی هستند. وندروک^۸ و همکاران (۲۰۰۸) یک رویکرد آماری برای تخمین مصارف گاز طبیعی مشترکین فردی خانگی و تجاری ارائه نمودند. رویکرد ارائه شده بر اساس رگرسیون غیر خطی است و پارامترهای برآورد شده از دو مجموعه داده واقعی سالیانه و ماهیانه به دست آمده‌اند. آرس^۹ (۲۰۰۸) به پیش‌بینی تقاضای کوتاه مدت (ماهیانه) گاز بخش خانگی ترکیه با استفاده از الگوریتم ژنتیک پرداخته است. وی به منظور تخمین پارامترهای مدل رگرسیون غیر خطی چند متغیره از یک الگوریتم ژنتیک که بیانگر رابطه ریاضی بین مصرف گاز طبیعی و متغیرهای موثر بر آن است، استفاده کرده است. کیزیلاسلان و کارلیک^{۱۰} (۲۰۰۹) چندین الگوریتم متفاوت شبکه عصبی را به منظور پیش‌بینی مصارف گاز طبیعی (روزانه و هفتگی) مورد آزمایش قرار دادند. متغیرهای ورودی به مدل‌های شبکه عصبی در این مقاله عبارتند از تعداد کل مشترکین، ماکزیمم و مینیمم دمای روزانه، روزهای سال، روزهای هفته و داده‌های مصارف گاز روزانه. بهروزنیا^{۱۱} و همکاران (۲۰۱۰) با استفاده از یک شبکه تطبیقی براساس سیستم استنتاجی فازی به پیش‌بینی مصارف گاز طبیعی (مطالعه موردی آمریکای جنوبی) پرداخته‌اند و از داده‌های سالیانه مصارف گاز طبیعی و تولید ناخالص داخلی استفاده شده است. دمبایسی^{۱۲} (۲۰۱۰) به پیش‌بینی مصارف گرمایشی براساس

شبکه‌های عصبی مصنوعی در دنیزلی ترکیه پرداخته است. افق پیش‌بینی مصارف گاز طبیعی در این مقاله با استفاده از شبکه‌های عصبی پیشخور به صورت ساعتی است. برای آموزش مدل شبکه عصبی از مقادیر مصارف انرژی گرمایشی استفاده نموده است. اردوغ^{۱۳} (۲۰۱۰) طی مطالعه‌ای به بررسی و پیش‌بینی تقاضای گاز طبیعی در کشور ترکیه پرداخت. مدلی که وی در مطالعه خود مورد استفاده قرار داد نوعی مدل پویا به فرم کاهش یافته موسوم به مدل تعدیل جزئی بود و پیش‌بینی مصرف گاز نیز با روش ARIMA صورت گرفت. وی با استفاده از داده‌های سری‌های زمانی فصلی مصرف گاز در بخش صنعت، خانگی و تولید الکتریسته را مورد بررسی قرار داد. فروزانفر^{۱۴} و همکاران (۲۰۱۰) میزان مصرف گاز طبیعی در بخش‌های خانگی و تجاری ایران را مدل‌سازی نموده‌اند. به همین منظور از یک الگوریتم ترکیبی مبتنی بر برنامه‌ریزی غیر خطی^{۱۵} و الگوریتم ژنتیک استفاده کرده‌اند. افق پیش‌بینی در این مقاله فصلی و سالیانه است. آزاده^{۱۶} و همکاران (۲۰۱۱) با استفاده از رویکرد تلفیقی^{۱۷}، به پیش‌بینی و آنالیز مصارف بلندمدت گاز طبیعی پرداخته‌اند. مدل‌های ارائه شده شامل دو متغیر ورودی جمعیت و تولید ناخالص داخلی هستند آزاده و همکاران (۲۰۱۲) با استفاده از الگوریتم ژنتیک و آنالیز مولفه‌های اصلی به پیش‌بینی بلندمدت مصارف گاز طبیعی پرداخته‌اند. شش مدل برای پیش‌بینی سالیانه تقاضای گاز طبیعی ارائه شده است. متغیرهای ورودی به مدل جمعیت و تولید ناخالص داخلی هستند. تاسپینار^{۱۸} و همکاران (۲۰۱۳) از مدل‌های شبکه عصبی و سری‌های زمانی برای پیش‌بینی کوتاه مدت گاز طبیعی استفاده نموده‌اند. در بین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی از

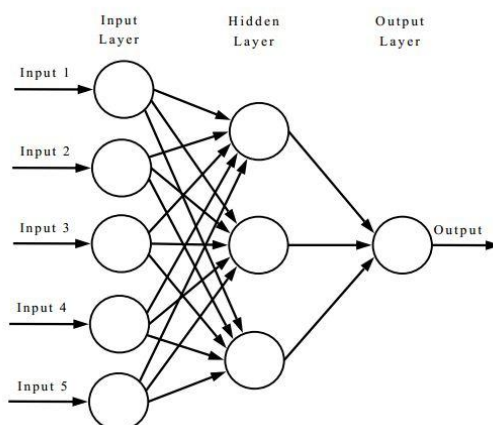
عصبی صورت نگرفته است و وجه تمایز این پژوهش با سایر پژوهش‌ها در بررسی ساختارهای طراحی مدل شبکه عصبی و انتخاب بهترین ساختار شبکه عصبی برای داده‌های مصارف گاز طبیعی شهر اصفهان است.

۳- متدولوژی

۳-۱- شبکه‌های عصبی مصنوعی

در این مقاله از شبکه‌های عصبی مصنوعی با توجه به مزایای فراوان آن نسبت به سایر مدل‌های پیش‌بینی استفاده شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی با قدرت فهم ساختارهای غیر منظم و ارتباطات غیرخطی چندگانه ما بین متغیرهای متعدد این امکان را فراهم می‌نماید تا برای پیش‌بینی تقاضای گاز طبیعی، پارامترهایی همچون دما، جمعیت، تعداد مشترکین و قیمت را به راحتی در نظر گرفته و تاثیر هر کدام را به سهولت بررسی نماید. در این مقاله، یک نوع شبکه عصبی پیشخور^{۲۰}، که پرسپترون چند لایه نام دارد و دارای سه لایه ورودی، پنهان و خروجی است، استفاده شده است (شکل ۱).

مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و در بین مدل‌های سری‌های زمانی از مدل ساریمکس استفاده شده است. برای ایجاد مدل‌ها از داده‌های هواشناسی (سرعت باد، رطوبت هوا، فشار اتمسفر، دما) و همچنین از داده‌های مصارف گاز طبیعی چهار سال گذشته استفاده شده است. سولدو^{۱۹} (۲۰۱۲) در مقاله مروری به بررسی مقاله‌های چاپ شده در حوزه گاز طبیعی پرداخته و آن‌ها را براساس انواع روش‌های مورد استفاده، افق‌های پیش‌بینی، حوزه‌های پیش‌بینی و متغیرهای ورودی به مدل‌های پیش‌بینی از ابتدا تاکنون تقسیم‌بندی نموده است. این دسته‌بندی به مقاله حاضر در انتخاب مدل‌های مورد نظر برای پیش‌بینی مصارف گاز طبیعی در حوزه شهری و انتخاب متغیرهای ورودی به مدل‌ها براساس افق پیش‌بینی کمک شایانی نموده است. با مرور ادبیات پژوهش از بین انواع مدل‌های پیش‌بینی مورد استفاده، مدل شبکه عصبی، مدل آماری رگرسیون و سری زمانی ARIMA دارای بیشترین کاربرد هستند. به نظر می‌رسد تاکنون پژوهشی برای پیش‌بینی مصارف گاز طبیعی خانگی و تجاری شهر اصفهان با مدل شبکه



شکل ۱- شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

وزن‌های ابتدایی مدل‌های شبکه‌های عصبی مقادیر تصادفی بین $-0.5 \leq w_{ij} \leq 0.5$ هستند. برای الگوی مجموعه داده‌های آموزشی، اطلاعات سرتاسر شبکه تا تولید یک پیش‌بینی اولیه جریان دارد. مقدار پیش‌بینی با مقدار واقعی مورد مقایسه قرار می‌گیرد.

۲-۳- روش‌های تعیین ساختار شبکه‌های عصبی

یافتن ساختار شبکه بر اساس داده‌های موجود یکی از مباحث بحث برانگیز در شبکه‌های عصبی است (یقینی^{۲۲} و همکاران، ۲۰۱۳a). سه روش متفاوت ساخت شبکه‌های عصبی در این مقاله ارائه شده است که بهترین روش ساخت شبکه براساس بیشترین دقت انتخاب گردیده است. این روش‌ها (روش دینامیک، روش شبکه‌ی شعاعی براساس تابع (RBFN) و مدل هرس کامل) نامیده می‌شوند.

در این روش‌ها Alpha و Eta پارامترهایی هستند که آموزش شبکه‌های عصبی را کنترل می‌کنند. (α) Alpha ضریبی بین صفر و یک است که سرعت یادگیری را تنظیم می‌کند. مقدار بالاتر آن باعث افزایش سرعت یادگیری می‌شود. به این طریق که به یادگیری جهت‌دهی می‌کند و از جستجو در فضاهاى مختلف جلوگیری می‌کند. مقدار کمتر آن سرعت یادگیری را پائین‌تر می‌آورد، اما در عوض جستجوی دقیق‌تری انجام می‌دهد. Eta (η) پارامتری است که تعیین می‌کند در هر دور یادگیری چقدر اوزان تغییر خواهند کرد. Initial eta مقداری است که بطور پیش فرض به η تعلق می‌گیرد و پس از آن به صورت سیکلی مقدار آن بین مقدار کم و مقدار زیاد تغییر می‌یابد.

همچنین، از الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا برای آموزش شبکه‌ها استفاده شده است. این الگوریتم در سال ۱۹۸۶ توسط دیوید راملهارت و جیمز مک‌کلند^{۲۱} مطرح گردید. نام پس انتشار خطا با توجه به اینکه خطای محاسبه شده از لایه خروجی به لایه میانی و نهایتاً به لایه ورودی بازگشت داده می‌شود انتخاب شده است. شاخص دقت این الگوریتم، میانگین مربعات خطاست. تابع فعال‌سازی برای لایه‌های پنهان و خروجی از نوع تابع سیگموئید استاندارد می‌باشد که در رابطه (۱) نشان داده شده است.

$$F(X) = 1 / (1 + e^{-x}) \quad (1)$$

ساختار شبکه‌های عصبی در این مقاله دارای پنج نرون ورودی شامل متغیرهای قیمت، جمعیت، مصارف دوره‌های گذشته گاز، دمای هوا و تعداد مشترکین گاز هستند و تنها یک نرون خروجی شامل مصارف گاز سال آتی دارد.

با استفاده از رابطه (۲) مقادیر متغیرهای ورودی مدل‌های شبکه‌های عصبی بی‌مقیاس می‌شوند. این عمل نرمال‌سازی داده‌های متغیرهای ورودی نامیده می‌شود. بدین ترتیب داده‌های متغیرهای x_i بی‌مقیاس می‌گردند و همگی مقادیری بین 1 و 0 پیدا می‌کنند. x_{\max} و x_{\min} به ترتیب حداقل و حداکثر مقادیر یک فیلد یا متغیر ورودی هستند.

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

آموزش نهایی شبکه براساس الگوریتم روند پس‌انتشار استاندارد ادامه می‌یابد و مقادیر نرخ یادگیری ابتدایی (η Initial) شبکه ۰/۰۲ و α مقدار ۰/۹ در نظر گرفته می‌شود.

$$M(t) = 2[W(t) - W(t-1)] \quad (3)$$

$$C(t) = 0.8 \cdot C(t-1) + M(t) \quad (4)$$

$$m(t) = \frac{\|M(t)\|}{\|C(t)\|} \quad (5)$$

روش شبکه تابعی 24 (RBFN) یک شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد که شامل سه لایه ورودی، پنهان و لایه خروجی است. لایه پنهان شامل نرون‌هایی هستند که خوشه‌های الگوی ورودی را ارائه می‌کند. این روش مشابه الگوریتم خوشه‌بندی K-means می‌باشد. این روش پارامتر K را به عنوان ورودی گرفته و مجموعه‌ی n شی را به K خوشه افراز می‌کند. بطوریکه سطح شباهت داخلی خوشه‌ها بالا بوده و سطح شباهت اشیاء بیرون خوشه‌ها پایین باشد. شباهت هر خوشه نسبت به متوسط اشیاء آن خوشه سنجیده می‌شود که این متوسط مرکز خوشه نامیده می‌شود.

روش هرس کامل 25 ساخت شبکه برعکس روش دینامیک عمل می‌کند و به جای شروع با یک شبکه کوچک با یک شبکه بزرگ شروع می‌نماید. در فرآیند یادگیری نرون‌های ضعیف‌تر را در لایه ورودی و در لایه پنهان هرس می‌کند. این فرآیند تا رسیدن به شرط توقف ادامه می‌دهند. این روش معمولاً کند می‌باشد، اما منجر به نتیجه خوبی می‌گردد. باید به این نکته توجه شود که این روش مخصوصاً در حجم

روش دینامیک 23 یک توپولوژی اولیه را در نظر می‌گیرد و آن را با اضافه کردن یا کم کردن تعداد لایه‌های پنهان در حین آموزش بهبود می‌دهد تا به یک توپولوژی شبکه با دقت مطلوب برسد. در مرحله‌ی اول، یک شبکه با دو لایه پنهان در حالی که در هر لایه پنهان دو نرون وجود دارد ساخته می‌شود. نرخ یادگیری اولیه (η Initial) شبکه ۰/۰۵ و ضریب شتاب (α) یا سرعت یادگیری ۰/۹ در نظر گرفته می‌شود.

روش دینامیک دو ساختار شبکه تولید می‌نماید. به شبکه اول در لایه پنهان دوم یک نرون اضافه می‌نماید. ابتدا هر دو شبکه را آموزش می‌دهد و مقدار خطا را برای هر دو شبکه اندازه‌گیری می‌کند. به همین ترتیب اگر شبکه دوم خطا کمتری داشته باشد آن را نگه می‌دارد و یک واحد به شبکه سمت راست اضافه می‌کند. اگر شبکه اول خطای کمتری داشته باشد، یک کپی از آن را جایگزین شبکه دوم می‌نماید. آموزش شبکه‌ها ادامه پیدا می‌کند تا زمانیکه با معیار توقف مواجه شود. برای تطبیق نرخ یادگیری در هر دوره دو بردار محاسبه می‌شود. اولین بردار بردار شتاب که در رابطه (۳) نشان داده شده است که مبتنی بر تغییرات وزن‌های هر دوره می‌باشد. بردار دوم بردار تغییر (۴) براساس شتاب دوره جاری می‌باشد. با تقسیم این دو مقدار به یکدیگر شاخص شتاب یادگیری (۵) محاسبه می‌شود. اگر شاخص شتاب کمتر از $1 + \|C(t)\|/10$ باشد نرخ یادگیری شبکه کند است، بنابراین نرخ یادگیری ۱/۲ افزایش داده می‌شود. اگر این شاخص بیشتر از ۵ باشد آموزش تند است و η با فاکتور $4/m(t)$ کاهش می‌یابد. بعد از اینکه یک توپولوژی خوب یافت شد،

داده شرکت گاز استان اصفهان موجود بوده است و برای پیش‌بینی متغیر مستقل قیمت تنها از مقادیر آن در بازه زمانی ۸۱ تا ۹۰ بدلیل پرت بودن مقادیر آن در سال‌های قبل از ۸۱، استفاده شده است. بنابراین در این مقاله از داده‌های مصارف گاز طبیعی برای سال‌های ۸۱ تا ۹۰، جمعیت ۷۵ تا ۹۰، قیمت گاز در هر دو بخش خانگی و تجاری از سال ۸۱ تا ۹۰، دمای هوای شهر اصفهان و تعداد مشترکین گاز در هر دو بخش از سال‌های ۷۵ تا ۹۰ استفاده شده است. قبل از هر گونه اقدامی بر روی داده‌ها، باید شناختی جامعی نسبت به آن‌ها کسب نمود. به همین منظور با استفاده از روش‌های آماری به تحلیل و توصیف داده‌ها پرداخته شده است. نتایج حاصل از توصیف داده‌های مصارف گاز طبیعی دو بخش خانگی و تجاری در جدول (۲) آورده شده است.

جدول ۲- نتایج حاصل از توصیف و بررسی داده‌های مصارف سالیانه خانگی و تجاری

واحد: میلیون متر مکعب (m^3)

متغیر	مینیمم	ماکزیمم	مجموع	دامنه	میانگین	انحراف استاندارد
مصارف خانگی	۱۲۶۸	۱۷۲۵۰	۱۴۹۴۸	۴۵۶	۱۴۹۴۸	۱۴۹
مصارف تجاری	۴۵	۷۰	۵۶۳	۲۴	۵۶۳۴	۹

مأخذ: واحد برنامه‌ریزی شرکت گاز استان اصفهان

در سال ۱۳۸۹ مصارف گاز در بخش خانگی رشد منفی ۳٪ نسبت به سال ماقبل خود ۱۳۸۸ داشته است و مصارف خانگی سال ۱۳۹۰ به نسبت سال ۱۳۸۹ دارای رشد مثبت ۳٪ است.

زیاد داده، زمان طولانی برای آموزش نیاز دارد. در جدول (۱) معیارهای توقف و مقادیر اولیه مدل هرس کامل نشان داده شده است.

جدول ۱- معیارهای توقف و مقادیر اولیه مدل هرس کامل

مقدار اولیه شبکه	معیار توقف
تعداد دو لایه پنهان	یک لایه پنهان
تعداد واحدها در لایه	آلفا=۰/۹
تعداد واحدها در لایه	اتای اولیه=۰/۴

۴- شناخت و آماده سازی داده‌ها

به منظور مدل‌سازی هرچه تعداد داده‌ها بیشتر باشد مدل‌ها، پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارائه خواهند داد. متأسفانه برای این پژوهش داده‌های مصارف گاز شهر اصفهان تنها برای یک دوره ۱۰ ساله در پایگاه

ماکزیمم مصارف بخش خانگی ۱۷۲۵۴۳۸۵۶۰ مترمکعب و در سال ۱۳۸۶ می‌باشد و مینیمم مقدار مصرف متعلق به سال ۱۳۸۱ و ۱۲۶۸۹۱۹۵۱۶ مترمکعب بوده است. میزان رشد مصارف نسبت به سال قبل از خود در جدول (۳) نشان داده شده است.

جدول ۳- روند تغییرات مصارف سالیانه گاز نسبت به سال پیشین

سال	بخش خانگی (درصد)	بخش تجاری (درصد)
۱۳۸۲	۱	-۷
۱۳۸۳	۱۱	۱۰
۱۳۸۴	-۲	-۸
۱۳۸۵	۱۲	۱۸
۱۳۸۶	۱۱	۱۲
۱۳۸۷	-۸	-۲
۱۳۸۸	۰	۵
۱۳۸۹	-۳	۱۰
۱۳۹۰	۳	۲

برای شناخت و درک بهتر متغیرهای مستقل و از شاخص‌های آمار توصیفی استفاده شده است و رابطه آنها با مصارف گاز دو بخش خانگی و تجاری نتایج آنها در جدول (۴) آورده شده است.

جدول ۴- توصیف متغیرهای ورودی منتخب

متغیر ورودی	مینیمم	ماکزیمم	میانگین	انحراف معیار	واریانس	همبستگی مصارف خانگی با	همبستگی مصارف تجاری با
متوسط دما	۱۵/۶	۱۷/۴	۱۶/۸	۰/۴۶۵	۰/۲۱۷	-۰/۳۸۸	۰/۰۳۲
جمعیت	۱۳۱۰۶۵۶	۱۷۵۶۱۲۶	۱۵۲۷۴۲۸	۱۴۲۲۱۵	۲۰۲۲۵	۰/۷۸۳	۰/۹۴۱
تعداد مشترکین خانگی	۲۱۵۹۲۳	۴۲۵۵۰۴	۳۰۴۶۳۳/۵	۶۷۳۱۰	۴۵۳۰۶	۰/۷۸۴	-
تعداد مشترکین تجاری	۲۵۵۰	۱۴۷۶۷	۶۴۹۲	۳۹۲۶	۱۵۴۱۶	-	۰/۹۶۳
متوسط قیمت خانگی (ریال)	۶۷	۷۰۰	۶۳/۷	۲۰۱	۴۰۵۱۳	۰/۳۲۱	-
متوسط قیمت بخش تجاری (ریال)	۱۶۲	۱۰۰۰	۳۲۶/۱	۲۶۵	۷۰۱۹۹	-	۰/۷۸۸

مأخذ: آمار رسمی استانداری، شهرداری و هواشناسی استان اصفهان

جدول ۵- نتایج حاصل از آماده‌سازی متغیرهای ورودی برای سال‌های ۸۱ تا ۹۵

سال	تعداد مشترکین خانگی	قیمت بخش خانگی	سالیانه متوسط درجه دما	جمعیت (نفر)	تعداد مشترکین تجاری	تجاری (ریال)	قیمت بخش
۸۱	۲۶۹۹۶۹	۶۷	۱۷/۱	۱۴۷۸۴۶۴	۴۲۸۳	۱۶۲	
۸۲	۲۷۸۷۹۸	۷۵	۱۶/۹	۱۵۰۸۴۵۱	۴۶۷۷	۱۷۳	
۸۳	۲۹۳۷۹۵	۸۰	۱۶/۹	۱۵۳۹۰۴۶	۵۵۹۶	۲۰۰	
۸۴	۳۱۳۷۱۲	۸۰	۱۷	۱۵۷۰۲۶۱	۶۲۳۳	۲۰۰	
۸۵	۳۳۵۱۰۰	۸۰	۱۶/۴	۱۶۰۲۱۱۰	۷۳۹۴	۲۰۰	
۸۶	۳۵۳۳۱۳	۱۱۲/۵	۱۶/۳	۱۶۳۱۷۳۹	۸۷۶۲	۲۵۰	
۸۷	۳۷۱۰۰۹	۱۱۲/۵	۱۷/۴	۱۶۶۲۰۲۵	۱۰۰۲۴	۲۵۰	
۸۸	۳۸۸۰۴۶	۸۱/۹	۱۶/۸	۱۶۹۲۸۱۸	۱۱۲۹۸	۲۵۰	
۸۹	۴۰۵۰۵۶	۳۲۹/۵	۱۷/۲	۱۷۲۴۱۸۲	۱۲۷۱۹	۵۷۵,۵	
۹۰	۴۲۵۵۰۴	۷۰۰	۱۶/۹	۱۷۵۶۱۲۶	۱۴۷۶۷	۱۰۰۰	
۹۱	۴۴۱۵۹۶	۷۰۰	۱۷	۱۷۸۸۶۶۲	۱۵۵۴۵	۱۰۰۰	
۹۲	۴۵۹۴۴۴	۸۳۴/۱	۱۷/۰۱	۱۸۲۱۸۰۱	۱۸۲۹۲	۱۵۰۶	
۹۳	۴۷۷۲۹۳	۹۷۵/۵	۱۷/۰۳	۱۸۵۵۵۵۴	۱۹۷۵۳	۱۷۱۵	
۹۴	۴۹۵۱۴۱	۹۸۰	۱۷/۰۴	۱۸۸۹۹۳۳	۲۰۸۷۳	۱۸۷۶	
۹۵	۵۱۲۹۸۹	۱۰۳۵	۱۷/۰۶	۱۹۲۴۹۴۸	۲۱۸۱۸	۲۰۱۲	

مأخذ داده‌ها تا سال ۱۳۹۰: آمار رسمی شرکت گاز استان، اداره هواشناسی و استانداری استان اصفهان

جدول (۴) ملاحظه می‌فرمایید مصارف گاز طبیعی با جمعیت همبستگی مثبت دارد بطوری‌که با افزایش جمعیت مصارف گاز طبیعی نیز افزایش پیدا خواهد کرد. به همین ترتیب مصارف با تعداد مشترکین نیز رابطه مستقیم و همبستگی قوی وبا دمای شهر اصفهان رابطه معکوس و همبستگی قوی دارد. مستقل به‌کار گرفته شده در این مقاله نشان داده شده است. در ادامه پس از شناخت نسبت به مجموعه

مقادیر جمعیت شهر اصفهان از سال ۱۳۷۵ تا کنون طبق آخرین سرشماری نفوس و مسکن که در سال ۱۳۹۰ صورت گرفته است. هر سال در حدود ۰/۰۱ درصد نسبت به سال قبل از آن رشد داشته است. این در حال است که در سال ۱۳۹۰ جمعیت شهر اصفهان ۱۷۵۶۱۲۶ میلیون بوده و طبق پیش‌بینی‌های صورت گرفته تا سال ۱۳۹۵ به ۱۹۲۴۹۴۸ میلیون خواهد رسید. همانطور که در

مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده متغیر وابسته) از مفهوم تابع زیان استفاده کرده و دو شاخص میانگین مربعات خطا^{۳۶} و میانگین قدرمطلق خطا^{۳۷} را برای سنجش خطای پیش‌بینی استفاده می‌گردد. در این روابط تعداد d مثال‌ها یا مشاهدات است.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^d (y_i - y_i')^2}{d} \quad (6)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - y_i'|}{d} \quad (7)$$

واضح است که برای بالا بردن دقت یک روش پیش‌بینی، لازم است که مقادیر شاخص‌های یاد شده تا حد مقدور کوچک باشد (غضنفری و همکاران، ۱۳۸۷). در این پژوهش از مصارف گاز سال ۹۰ در بخش‌های خانگی و تجاری برای تست مدل‌های پیش‌بینی طراحی شده استفاده گردیده است. نتایج حاصل از مقایسه مدل‌های پیش‌بینی براساس این دو معیار ارزیابی در جدول (۶) برای بخش خانگی و جدول (۷) برای بخش تجاری نشان داده شده است

داده‌ها باید مقادیر آنها را برای ورود به مدل پیش‌بینی آماده‌سازی نمود. بنابراین، مقادیر متغیرهای مستقل برای سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۵ پیش‌بینی شده است. در این مقاله به منظور پیش‌بینی متغیرهای مستقل از مدل رگرسیون خطی تک متغیره استفاده شده است و پس از پیش‌بینی مقادیر آن‌ها برای سال‌های ۹۱ تا ۹۵، برای همسانی بین متغیرهای مستقل و وابسته در هریک از مدل‌های شبکه‌های عصبی، رگرسیون و ARIMA تنها از مقادیر سال‌های ۸۱ تا ۹۰ و مقادیر پیش‌بینی ۹۱ تا ۹۵ هریک از آنها استفاده می‌شود.

۵- ارزیابی

در این گام اعتبار مدل بررسی شده و مدل با دقت و کارایی بالاتر انتخاب می‌شود. به منظور ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی، رگرسیون و ARIMA از دو معیار ارزیابی زیر استفاده شده است. براساس این دو معیار مدل با خطای کمتر برای این مجموعه از داده‌ها انتخاب گردید. در بخش بعدی مدل‌سازی و سناریویی جهت پیش‌بینی و نتایج حاصل از آن برای هریک از دو بخش خانگی و تجاری آورده می‌شود. برای ارزیابی صحت روش‌های پیش‌بینی (اختلاف بین

جدول ۶- نتایج مقایسه مدل‌های پیش‌بینی برای بخش خانگی واحد: میلیون متر مکعب

سال	مقدار واقعی	هرس کامل	RBFN	دینامیک	رگرسیون	ARIMA
۱۳۹۰	۱۵۹۳	۱۵۹۱	۱۵۵۲	۱۶۰۱	۱۶۵۴	۱۶۱۰
MSE		۱	۴۰	۹	۶۲	۱۸
MSE		۲	۱۶۱۵	۷۵	۳۸۲۰	۳۱۴

جدول ۷- نتایج مقایسه مدل‌های پیش‌بینی برای بخش تجاری واحد: میلیون متر مکعب

سال	مقدار هرس واقعی	مقدار هرس کامل	RBFN	دینامیک	رگرسیون	ARIMA
۱۳۹۰	۷۰	۷۲	۶۸	۷۲	۷۵	۷۳
MSE	۱	۱	۴	۴	۳	۲
MSE	۲	۲	۱۵	۱۹	۹	۴

۶- پیش‌بینی مصرف گاز

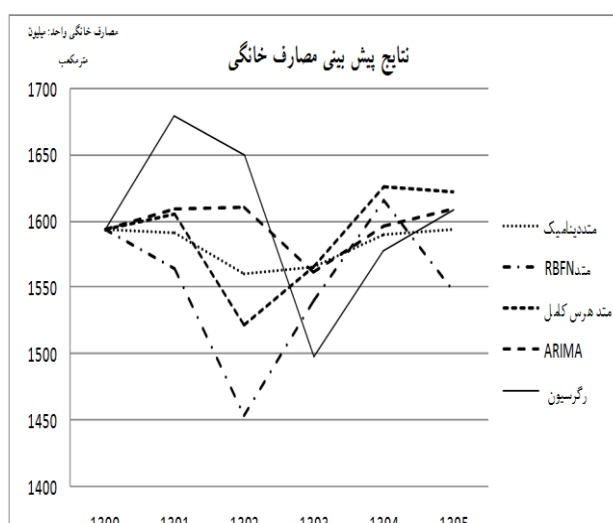
برای ساختن مدل‌های شبکه عصبی در این پژوهش از داده‌های مصارف گاز ۸۱ تا ۸۹ برای ساختن و آموزش شبکه‌ها استفاده شده است و بمنظور تست مدل‌ها از مصارف واقعی سال ۹۰ استفاده گردید. ارزیابی و مقایسه مدل‌ها در بخش پنج آورده شده است. در ادامه برای پیش‌بینی یک دوره‌ی پنج ساله مصرف گاز با مدل‌های ساخته شده سناریو

عملکرد بدین گونه بوده است که مقادیر هر سالی که پیش‌بینی شده است به مقادیر مصارف سال‌های قبلی اضافه می‌شود و مصارف سال بعدی پیش‌بینی می‌گردد. بطور مثال برای پیش‌بینی سال ۹۵ از مقادیر پیش‌بینی سال ۹۴ در مدل‌ها استفاده شده و مصارف بصورت سال‌به‌سال پیش‌بینی گردید. نتایج حاصل از پیش‌بینی برای بخش خانگی در جدول (۸) نشان داده شده است.

جدول ۸- نتایج پیش‌بینی مصارف بخش خانگی شهر اصفهان با روش‌های شبکه عصبی، رگرسیون و ARIMA واحد: مصارف گاز میلیون متر مکعب

سال	RBFN	روش رگرسیون	روش شبکه عصبی	ARIMA
۱۳۹۱	۱۵۶۴	۱۶۰۵	۱۶۸۰	۱۶۰۹
۱۳۹۲	۱۴۵۳	۱۵۲۱	۱۶۵۰	۱۶۱۱
۱۳۹۳	۱۵۴۰	۱۵۶۵	۱۴۹۶	۱۵۶۱
۱۳۹۴	۱۶۱۵	۱۶۲۶	۱۵۷۸	۱۵۹۶
۱۳۹۵	۱۵۴۷	۱۶۲۲	۱۶۰۹	۱۶۰۹

در شکل (۲) روند پیش‌بینی با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی، رگرسیون و ARIMA برای بخش خانگی شهر اصفهان نشان داده شده است.



شکل ۲- نتایج پیش‌بینی با روش‌های شبکه‌های عصبی، رگرسیون و ARIMA طی سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۵ مصارف خانگی شهر اصفهان (واحد: میلیون مترمکعب)

در جدول (۹) نتایج پیش‌بینی مصارف گاز طبیعی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون و سری بخش تجاری برای سال‌های ۹۱ تا ۹۵ با استفاده از زمانی ARIMA نشان داده شده است.

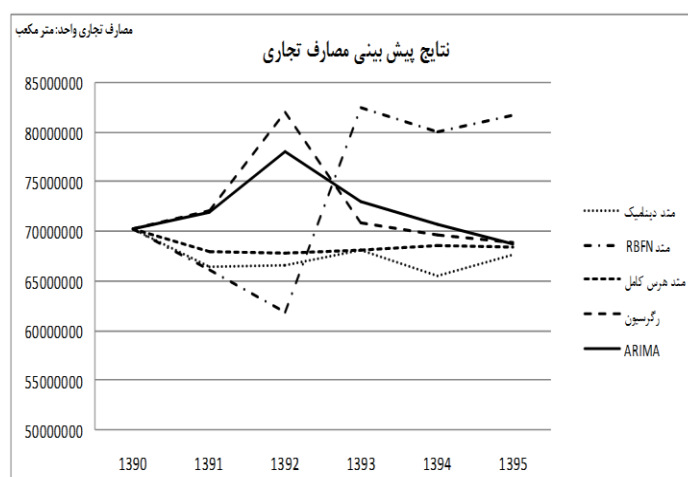
جدول ۹- نتایج پیش‌بینی سالیانه بخش تجاری شهر اصفهان برای پنج سال ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۵

واحد: میلیون مترمکعب

سال	روند	RBFN	روند کامل	رگرسیون	ARIMA
۱۳۹	۶۶	۶۶	۶۸	۷۲	۷۲
۱۳۹	۶۷	۶۲	۶۸	۸۲	۷۸
۱۳۹	۶۸	۸۳	۶۸	۷۱	۷۳
۱۳۹	۶۶	۸۰	۶۹	۷۰	۷۱
۱۳۹	۶۸	۸۲	۶۸	۶۸	۶۹

نتایج حاکی از آن است که مصارف پیش‌بینی با هر سه روش شبکه‌های عصبی و ARIMA تا سال ۹۵ در این بخش تجاری در حال کاهش هستند.

در شکل (۳) روند مقادیر پیش‌بینی شده با روش‌های مذکور برای مصارف گاز طبیعی سال‌های ۹۱ تا ۹۵ برای بخش تجاری نشان داده شده است و



شکل ۳- نتایج پیش‌بینی مصارف بخش تجاری با استفاده از روش‌های شبکه عصبی، رگرسیون و ARIMA طی سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۵ (واحد: متر مکعب)

۷- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

مصارف خانگی و تجاری در کشور بیشترین سهم مصرفی را به خود اختصاص داده‌اند بنابراین، اطلاع از میزان تقاضای موجود در هر دوره یکی از مباحثی است که شرکت ملی گاز در راه پاسخگویی به متقاضیان و مشترکین خود به آن نیاز دارد. در این پژوهش ابتدا با بررسی ادبیات موضوع در حوزه پیش‌بینی مصارف گاز طبیعی از ابتدا تاکنون، از بین مدل‌های پیش‌بینی پر کاربردترین آن‌ها انتخاب و با یکدیگر مقایسه شده‌اند. هدف از این پژوهش پیش‌بینی میزان مصرف گاز طبیعی خانگی و تجاری شهر اصفهان در بازه پنج ساله بوده است. از متغیرهای مستقل جمعیت شهر اصفهان، تعداد مشترکین گاز در هر دو بخش خانگی و تجاری، قیمت گاز در هر دو بخش خانگی و تجاری و دمای شهر اصفهان در ساخت مدل‌های پیش‌بینی استفاده شده‌اند. از مصارف گاز طبیعی سال‌های ۸۱ تا ۹۰ به منظور آموزش و تست مدل‌ها استفاده شده است. برای ساختن مدل‌های شبکه عصبی سه ساختار طراحی (دینامیک، هرس کامل و RBFN) استفاده و

بررسی شده است و این سه مدل شبکه عصبی طراحی شده با دو مدل پیش‌بینی سنتی رگرسیون و ARIMA مقایسه گردید. مدل‌های شبکه عصبی طراحی شده براساس این ساختارها برای این مجموعه داده‌ها دارای خطای کمتری نسبت به دو روش سنتی رگرسیون و ARIMA هستند. در این مقاله، از بین این سه ساختار طراحی مدل شبکه عصبی، روش هرس کامل برای داده‌های مصارف گاز طبیعی دو بخش خانگی و تجاری شهر اصفهان دارای دقت بالاتری است و نتایج حاصله از این پیش‌بینی‌ها حاکی از آن است که در بخش خانگی با مدل هرس کامل طی بازه زمانی پنج ساله مصارف گاز طبیعی بطور متوسط سالیانه ۵/۹ میلیون متر مکعب افزایش در مصرف پیش‌بینی شده و برای بخش تجاری بطور متوسط سالیانه ۰/۴ میلیون متر مکعب کاهش در مصارف گاز طبیعی شهر اصفهان پیش‌بینی شده است. از جمله پیشنهادات برای تحقیقات آتی می‌توان به استفاده از سایر متغیرهای مستقل کیفی و کمی اثرگذار نظیر تکنولوژی وسایل گازسوز بر مصارف گاز و تحلیل هریک از آن‌ها به‌منظور پیش‌بینی

- algorithms. *Energy Exploration and Exploitation*. 26(4), 241-66.
- Azadeh, A. Asadzadeh, SM. Saberi, M. Nadimi, V. Tajvidi, A. Sheikalishahi, M. (2011). A Neuro-fuzzy-stochastic frontier analysis approach for long-term natural gas consumption forecasting and behavior analysis: The cases of Bahrain, Saudi Arabia, Syria, and UAE. *Applied Energy*. 88(11), 3850-9.
- Azadeh, A. Asadzadeh, SM. Saberi, M. Khoshmashgham, S. (2012). An integrated genetic algorithm-principal component analysis for improvement and estimation of gas consumption in Finland, Hungary, Ireland, Japan and Malaysia. *International Journal of Operational Research*. 01/01/;13(2), 147-73.
- Behrouznia, A. Saberi, M. Azadeh, A. Asadzadeh, SM. Pazohehshfar, P. (2010). An adaptive network based fuzzy inference system-fuzzy data envelopment analysis for gas consumption forecasting and analysis: the case of South America", *International conference on intelligent, and advanced systems, ICIAS*, Article number. 5716160.
- Dombaycı, ÖA. (2010). The prediction of heating energy consumption in a model house by using artificial neural networks in Denizli-Turkey. *Advances in Engineering Software*, 2, 41(2), 141-147.
- Erdogdu, E. (2010). Natural gas demand in Turkey. *Applied Energy*. 1;87(1), 211-9.
- Gil, S. & Deferrari, J. (2004). Generalized Model of Prediction of Natural Gas Consumption. *Energy Resources Technology*, 126, 90-98.
- Khotanzad, A., Elragal, H. , & Lu, T. (2000). Combination of Artificial Neural Network Forecasters for Prediction of Natural Gas Consumption. *IEEE Transaction of Neural Networks*, 11, 464-473.
- Kizilaslan, R., & Karlik, B. (2009). Combination of Neural Networks Forecasters for Monthly Natural Gas Consumption Prediction. *Neural Network world*, 19, 191-199.
- Musilek, P. Pelikan, E. Brabec, T. Simunek, M. (2006). Recurrent neural network based
- دقیق‌تر، اشاره نمود. استفاده از مدل‌های فراابتنکاری از جمله الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی تقاضای گاز طبیعی در سایر بخش‌های مصرفی نظیر صنعتی، حمل و نقل، کشاورزی و پتروشیمی این روش‌ها با سرعت بیشتری ممکن است به جواب بهینه دست یابند.
- ### تقدیر و تشکر
- این پژوهش با حمایت و پشتیبانی شرکت گاز استان اصفهان صورت پذیرفته است، در اینجا از کلیه مسئولین این شرکت به خصوص (واحد پژوهش) تشکر و سپاس گذاری می‌نمایم.
- ### منابع
- پور کاظمی، م. ح، افسر، الف؛ و نهایندی، ب. (۱۳۸۴). «مطالعه تطبیقی روش‌های خطی ARIMA و غیرخطی شبکه‌های عصبی فازی در پیش‌بینی تقاضای اشتراک گاز شهری» مجله‌ی تحقیقات اقتصادی: ۷۱، ۱۷۵-۱۵۱.
- دفتر برنامه ریزی کلان برق و انرژی. (۱۳۸۹). وزارت نیرو معاونت امور برق و انرژی.
- ذوالفقاری، م. صادقی، ح. (۱۳۸۸). «طراحی روشی نوین برای پیش بینی تقاضای کوتاه مدت گاز طبیعی در بخش خانگی» فصل‌نامه مطالعات اقتصاد انرژی: ۲۳، ۴۳-۷۰.
- غضنفری، م. علیزاده، س. تیمورپور، ب. (۱۳۸۷). داده کاوی و کشف دانش، تهران: انتشارات دانشگاه علم و صنعت ایران.
- منهاج، م. (۱۳۸۴). مبانی شبکه‌های عصبی، تهران: دانشگاه صنعتی امیر کبیر.
- Aras, N. (2008). Forecasting residential consumption of natural gas using genetic

- Energy and Buildings. (Economic Growth And Natural Gas Consumption In Turkey: A Bound Test Approach(1977-2008)), 56, 23-31.
- Viet, N.H. & Mandziuk, J. (2005). Neural and fuzzy neural networks in prediction of natural gas consumption. , *Neural Parallel Scientific Computing*, 13, 265–86.
- Vondráček, J. Pelikán, E. Konár, O. Čermáková, J. Eben, K. Malý, M. et al. (2008). A statistical model for the estimation of natural gas consumption. *Applied Energy*, 5, 85(5), 362-70.
- Yaghini, M. Khoshraftar, M.M. Seyedabadi, M. (2013a). Railway passenger train delay via neural network model, *Journal of Advanced Transportation*, 43, 355–36.
- gating for natural gas load prediction system. IEEE international conference on neural networks – conference proceedings, No. 1716612, 3736–41.
- Soldo, B. (2012). Forecasting natural gas consumption. *Applied Energy*, 92, 26-37.
- Sarak, H. Satman, A. (2003). The degree-day method to estimate the residential heating natural gas consumption in Turkey: a case study. *Energy*, 7, 28(9), 929-39.
- Siemek, J. Nagy, S. Rychlicki, S. (2003). Estimation of natural-gas consumption in Poland based on the logistic-curve interpretation. *Applied Energy*, 5, 75(1–2), 1-7.
- Taşpınar, F. Çelebi, N. Tutkun, N. (2013). Forecasting of daily natural gas consumption on regional basis in Turkey using various computational methods.

پی نوشت

- 1 Artificial Neural Network
- 2 Auto-Regressive Integrated Moving Average
- 3 Khotanzad
- 4 Sarak and Satman
- 5 Gil and Deferrari
- 6 Viet and Mandziuk
- 7 Musilek
- 8 Vondracek
- 9 Aras
- 10 Kizilaslan and Karlik
- 11 Behrouznia
- 12 Dombayci
- 13 Erdogdu
- 14 Forouzanfar
- 15 Neuro-linguistic programming
- 16 Azadeh
- 17 Stochastic frontier analysis
- 18 Taspınar
- 19 Soldo
- 20 Feed forward
- 21 James Mcland
- 22 Yaghini
- 23 Dynamic
- 24 Radial Basis Function Network
- 25 Exhaustive Prune
- 26 Mean Squared Error(MSE)
- 27 Mean Absolute Error(MAE)