

تعیین عوامل اجتماعی-اقتصادی موثر بر پیش‌بینی مصرف بنزین و نفت گاز (گازوئیل) در ایران توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی

سید محمد امین خاتمی، دانش آموخته کارشناسی ارشد، دانشکده مدیریت دانشگاه بین‌المللی امام خمینی (ره)، قزوین، ایران

سید مجید الهی، استادیار، دانشکده مدیریت دانشگاه بین‌المللی امام خمینی (ره)، قزوین، ایران

علی وطنی، استاد، دانشکده مهندسی شیمی دانشگاه تهران، تهران، ایران

مهدی زکی‌پور*، مربی، گروه مدیریت بازرگانی، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران

*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: Meh dizakipour@gmail.com

دریافت: ۹۶/۱۱/۲۰ - پذیرش: ۹۷/۰۴/۲۰

صفحه ۲۲۴-۲۱۳

چکیده

با توجه به ماهیت پیچیده‌ی داده‌های مربوط به تقاضا و مصرف حامل‌های انرژی به ویژه سوخت‌های فسیلی از قبیل بنزین و گازوئیل و اهمیت بررسی این موضوع، در پژوهش حاضر به تعیین اجتماعی-اقتصادی عوامل تاثیرگذار بر پیش‌بینی تقاضای بنزین و نفت گاز با داده‌های سالیانه‌ی موجود در دوره‌ی زمانی سال ۱۳۴۶ تا ۱۳۹۴ توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. برای این منظور از شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) استفاده شده است. نتایج حاصل بیانگر قابلیت پیش‌بینی بالای شبکه عصبی برای مصرف بنزین و نفت گاز دارد بدین‌ترتیب که در مصرف بنزین به ترتیب عوامل ۱- جمعیت ۲- قیمت ۳- نرخ شماره‌گذاری خودرو سبک ۴- تولید ناخالص داخلی ۵- فرهنگ رانندگی ۶- ناوگان حمل‌ونقل عمومی شامل مترو، راه‌آهن، اتوبوس و سایر خودروهای سنگین مسافری و باری ۷- نرخ مصرف CNG و در مصرف نفت‌گاز عوامل ۱- جمعیت ۲- قیمت ۳- نرخ شماره‌گذاری خودرو ۴- تولید ناخالص داخلی ۵- واردات و صادرات غیر نفتی ۶- همپوشانی مصرف با سایر سوخت‌ها (نفت کوره، گاز طبیعی و گازمایع) ۷- راه‌آهن قدرت تبیین بالاتری در پیش‌بینی مصرف سوخت دارند.

واژه‌های کلیدی: عوامل اجتماعی، اقتصادی، پیش‌بینی، مصرف، بنزین، نفت گاز، شبکه‌های عصبی مصنوعی

۱-مقدمه

هیچ یک از اعمال انسان، بازدهی صد درصد ندارد از این رو استفاده بهینه و ممانعت از هدررفتن امکانات امری اساسی است، این نکته هنگامی اهمیت بیشتری پیدا می‌کند که موضوع انرژی مطرح شود. منظور از بهینه‌سازی مصرف انرژی، انتخاب الگوها و اتخاذ و به‌کارگیری روش‌ها و سیاست‌های مصرف درست انرژی است، که از نقطه نظر اقتصاد ملی مطلوب باشد و استمرار وجود و دوام انرژی و ادامه‌ی حیات و حرکت را تضمین کند. به‌کارگیری پربازده‌ترین شیوه استفاده از آن‌ها که متضمن کاهش تخریب منابع انرژی و نیز کاهش تأثیرات سوء ناشی از استفاده ناصحیح از

انرژی، بر عوامل دیگر حیات و محیط زیست مدنظر است، این استفاده درست و به‌جا از انرژی، نه تنها متضمن استمرار حیات و توسعه پایدار جامعه است، بلکه منجر به بقاء انرژی برای همگان و نسل‌های آتی و مانعی برای تولید و گسترش آلودگی‌های زیست محیطی ناشی از مصرف نادرست انرژی خواهد بود. محدود بودن منابع انرژی و افزایش روز افزون جمعیت و تقاضا اهمیت موضوع نیاز برای ایجاد یک سامانه برنامه‌ریزی شده برای بهینه‌سازی مصرف انرژی را بیشتر می‌سازد (Assareh, Behrang, Assari, & Ghanbarzadeh, 2010). از دیگر سو، رشد و حتی بقای

اقتصادی، توسعه‌ی پایدار، مدیریت تحقیقات بازار و ضمانت تامین انرژی مورد تقاضا؛ تاثیرگذار و مفید خواهد بود. از دیگر سو در کشور ما نیز از پیش‌بینی استفاده‌های مختلفی در حوزه‌های متنوع انرژی و فرآورده‌های نفتی، شده است. در سال‌های اخیر مقالات و پایان‌نامه‌های دانشجویی گوناگونی در این زمینه ارائه شده است. اصفهانیان (۱۳۸۲) به تحلیل و پیش‌بینی قیمت نفت خام و پیش‌بینی شوک‌های نفتی توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته است. حیدری (۱۳۸۳) با استفاده از روش تجزیه به پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش‌های تولیدی (صنعت، کشاورزی خدمات و حمل‌ونقل) در اقتصاد ایران در یک افق ۲۰ ساله پرداخته است و پیشنهاد کرده‌است به شدت مصرف انرژی به عنوان عامل تعیین‌کننده در الگوی مورد استفاده؛ در پژوهش‌های آتی توجه بیشتری شود به علاوه پیش‌بینی کرده است که تقاضای مصرف فرآورده‌های نفتی با کاهش همراه باشد و یا با افزایشی ملایم به حداکثر تدریجی خود برسد اما در تقاضای گاز طبیعی و برق سیری افزایشی با نرخ تغییرات کاهنده را پیش‌بینی کرده است. احمدی قراچه (۱۳۸۵) با استفاده‌ی تلفیقی از شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و خوشه‌بندی به ارائه یک مدل هوش مصنوعی برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت (ماهانه) قیمت نفت خام پرداخته است. بغزیان و نصرآبادی (۱۳۸۵) با استفاده از سامانه معادلات همزمان و شبکه‌های عصبی عوامل موثر بر تقاضای فرآورده‌های نفتی را تحلیل کرده و تقاضای فرآورده‌های نفتی را طی دوره‌ی ۱۳۸۶ تا ۱۴۰۰ پیش‌بینی کردند که شبکه‌های عصبی نرخ رشد بیشتری را نشان داده‌اند. رضازاده (۱۳۸۷) به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی، به بررسی مدل‌های پیش‌بینی مصرف سوخت پرداخته است. در مدل اول از شاخص‌های سنتی استفاده شده است، یعنی جمعیت، ظرفیت نصب‌شده‌ی نیروگاهی، واردات، صادرات و تولید ناخالص داخلی (GDP). در مدل دوم از جمعیت، ظرفیت نصب‌شده‌ی نیروگاهی و تولید ناخالص ملی (GNP) استفاده کرده است و در مدل سوم از جمعیت، ظرفیت نصب‌شده‌ی نیروگاهی و GDP استفاده کرده است. برای این منظور از شبکه‌های عصبی مصنوعی با ورودی‌های هر یک از مدل‌های مذکور بهره گرفته است و در پایان به مقایسه‌ی نتایج مدل‌ها با یکدیگر پرداخته است. موسوی و همکاران (۱۳۸۹) با استفاده از الگوهای ARCH و ARIMA به پیش‌بینی مصرف حامل‌های انرژی در بخش کشاورزی پرداختند و نتیجه‌گیری کردند که الگوی ARIMA توان بیشتری برای پیش‌بینی برخوردار است. بابایی میبد (۱۳۹۰) به

اکثر فعالیت‌های اقتصادی کشورهای در حال توسعه به مسئله‌ی انرژی بستگی دارد. از این رو دولتمردان آن کشورها سعی می‌کنند با پیش‌بینی هرچه دقیق‌تر مصرف انرژی و برنامه‌ریزی صحیح در هدایت مصرف، پارامترهای عرضه و تقاضای انرژی را به‌نحو مطلوب کنترل کنند. اولین گام برای پیش‌بینی و بهینه‌سازی مصرف، شناخت الگوها و عوامل تاثیرگذار بر تقاضا و مصرف انرژی است؛ تا بتوان با سرمایه‌گذاری مالی و فرهنگی بر روی آن عوامل و ایجاد تغییرات در آنها، الگوهای ناصحیح مصرف را تغییر داده و مصرف را بهینه‌سازی کرد. بنابراین مسئله‌ی اصلی این پژوهش تحلیل عوامل تاثیرگذار بر مصرف بنزین و نفت‌گاز، جهت پیش‌بینی با دقت قابل قبول از تقاضای آنهاست. که این کار توسط مدل‌سازی با ابزار شبکه‌های عصبی مصنوعی صورت می‌گیرد. در سال‌های گذشته در کشورهای در حال توسعه و توسعه‌یافته، مطالعات گوناگونی در مورد مدل‌های پیش‌بینی و مقایسه‌ی آنها صورت گرفته‌است. سزن و آرکاکلی اوقلو (۲۰۰۷) با استفاده از شاخص‌های اقتصادی GNP و GDP به پیش‌بینی مصرف انرژی در ترکیه پرداختند (Sözen & Arcaklioglu, 2007). آنها برای این منظور از ۳ مدل استفاده کردند که جمعیت، واردات و صادرات، GNP و GDP از ورودی‌های اصلی مدل بوده‌اند و در هر ۳ مدل خروجی مصرف خالص انرژی الکتریکی بوده است. در یکی دیگر از موارد مشابه، لیمانوند و همکاران (۲۰۱۱) به پیش‌بینی تقاضای انرژی در بخش حمل‌ونقل، در یک افق ۲۰ ساله در تایلند پرداختند (Limanond, Jomnonkwo, & Srikaew, 2011). برای این منظور از مدل رگرسیون خطی-لگاریتمی و ANN استفاده کردند؛ که در آن داده‌های GDP، جمعیت و تعداد خودروهای ثبت شده، متغیرهای مستقل هستند. نتایج به دست آمده از این پژوهش نشان داد که رابطه‌ی قوی بین GDP و مصرف انرژی در حمل‌ونقل وجود دارد که نشان‌گر ارتباط قوی بین اقتصاد ملی و مصرف انرژی در تایلند بوده است. اکونومو (۲۰۱۰) به پیش‌بینی بلندمدت مصرف انرژی در یونان پرداخته است (Ekonomou, 2010)، او برای این منظور مدل ANN را با مدل رگرسیون خطی و SVM مقایسه کرده است که نتایج نشان دادند مدل شبکه‌های عصبی به مراتب بهتر از مدل رگرسیون خطی عمل کرده است ولی نتایج مدل SVM به مدل ANN نزدیک بوده است و در مجموع ANN کارایی بالاتر و پیش‌بینی دقیق‌تری داشته است. در ادامه نتیجه گرفته است که پیش‌بینی مصرف انرژی بر سرمایه‌گذاری‌های

مصرف بنزین و نفت‌گاز در دو مدل جداگانه‌ی پیش‌بینی توسط شبکه‌ی عصبی در این پژوهش GDP، جمعیت، صادرات و واردات بوده‌اند، به علاوه وی از ابزار ANN به تنهایی و رویکرد ترکیبی ANN و الگوریتم ژنتیک استفاده کرده و از نتایج حاصل این‌گونه نتیجه‌گیری کرده است که رویکرد ترکیبی اعتبار و دقت بالاتری دارد. (Ali Azadeh, Ghaderi, & Sohrabkhani, 2007)

۲- پیشینه تحقیق

۲-۱- قلمرو پژوهش

قلمرو موضوعی: از لحاظ موضوعی این پژوهش به مباحث و شاخص‌های مرتبط با مصرف سوخت بنزین و نفت‌گاز و پیش‌بینی تقاضای این دو حامل انرژی در ایران به کمک مدل ANN می‌پردازد.

قلمرو زمانی: بازه‌ی زمانی مورد بررسی در این پژوهش سال‌های ۱۳۴۷ تا ۱۳۹۰ بوده است.

قلمرو مکانی: قلمرو مکانی این پژوهش سازمان‌های دخیل در امر مصرف و عرضه حامل‌های انرژی مورد نظر هستند.

۲-۲- روش‌ها و ابزار گردآوری اطلاعات

در این پژوهش بخشی از اطلاعات با مراجعه به ادبیات موضوع و پژوهش‌های پیشین در سال‌های اخیر استفاده شده است؛ بخش دیگر مربوط به آمار و داده‌های تجربی و ثبت شده مربوط به مصرف و سایر عوامل اجتماعی بوده است که با مراجعه به سازمان‌های مربوطه جمع‌آوری شده است.

۲-۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)

شناسایی کارکرد مغز انسان و شبکه‌ی عصبی بیولوژیکی از سال ۱۹۱۱ توسط سگال که اعلام کرد مغز از عناصر اصلی ساختاری به نام نرون تشکیل یافته است آغاز شد (مهناج، ۱۳۸۹). با شناسایی کارکردها و قابلیت‌های ویژه‌ی مغز انسان و شبکه‌ی عصبی بیولوژیکی تلاش برای شبیه‌سازی این کارکرد همواره مورد توجه دانشمندان در حوزه‌های مختلف بوده است. نتیجه‌ی این تلاش‌ها مدل‌های ANN بوده است که پس از معرفی دیدگاه‌های جدید آن توسط وارن مک‌کلوث و والت‌پیتز در دهه‌ی ۴۰ قرن بیستم با فراز و نشیب‌های مختلفی مواجه بوده است. شاید یکی از مهمترین قابلیت‌های مغز انسان توانایی یادگیری باشد. یعنی مغز انسان می‌تواند براساس تجربیات گذشته مانند تشویق و تنبیه یا به طور کلی بازخورد عمل درمورد اعمال آینده‌ی خود تصمیم‌گیری کند. بنابراین یکی از منحصر به فردترین خواص شبکه‌های عصبی که آن را از سایر مدل‌ها و شبکه‌ها متمایز

پیش‌بینی مصرف انرژی در ایران پرداخته است، ورودی‌های مدل شبکه عصبی در این پژوهش GDP، جمعیت، صادرات و واردات بوده‌اند، به علاوه وی از ابزار ANN به تنهایی و رویکرد ترکیبی ANN و الگوریتم ژنتیک استفاده کرده و از نتایج حاصل این‌گونه نتیجه‌گیری کرده است که رویکرد ترکیبی اعتبار و دقت بالاتری دارد. (Ali Azadeh, Ghaderi, & Sohrabkhani, 2007) با تلفیق شبکه‌های عصبی، سری‌های زمانی و تحلیل ANOVA به پیش‌بینی مصرف الکتریسیته در ایران پرداختند. آنها برای این منظور ابتدا داده‌های موجود را با سری‌های زمانی و میانگین متحرک وزنی پیش پردازش کردند و پس از آن با شبکه‌ی عصبی، با داده‌های مصرف انرژی در ۱۲ ماه، به پیش‌بینی مصرف پرداخته و در آخر به کمک ANOVA به تحلیل و مقایسه‌ی داده‌های خروجی شبکه با داده‌های واقعی پرداختند که پیش‌بینی‌های انجام شده توسط شبکه را تایید می‌کرد. همچنین، (A Azadeh, Ghaderi, & Sohrabkhani, 2008) رویکردی ترکیبی از ANN و ANOVA برای پیش‌بینی مصرف ماهیانه‌ی برق در ایران ارائه کردند. (Assareh et al., 2010) با استفاده از ترکیب الگوریتم ژنتیک (GA) و PSO به تخمین تقاضای نفت در ایران پرداختند. برای این منظور از عوامل اجتماعی اقتصادی، در دو مدل خطی و نمایی استفاده کردند. (Assareh, Behrang, 2011) با استفاده از ترکیب ANN و تحلیل و پیش‌بینی مصرف انرژی الکتریکی در جهان پرداختند، در این پژوهش ابتدا توسط الگوریتم ژنتیک به تعیین عوامل اجتماعی اقتصادی پرداخته می‌شود، پس از آن شبکه عصبی با داده‌های موجود آموزش داده می‌شود و پس از آن به پیش‌بینی مصرف انرژی الکتریکی تا سال ۲۰۴۰ پرداخته می‌شود. صادقی و همکاران (۱۳۹۰) به مقایسه‌ی روش ANN و ARIMA در زمینه‌ی پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت سبد نفت ختم ایک پرداختند. نتایج حاصل نشان دادند که ANN برتری قابل توجهی نسبت به ARIMA داشته است.

با نظر به پژوهش‌های پیشین، در این پژوهش سعی شده است، با نگرشی نو به موضوع تقاضای حامل‌های انرژی و پیش‌بینی آن به شناخت عوامل اجتماعی و اقتصادی تاثیرگذار بر مصرف انرژی پرداخته شود. شناسایی این عوامل و الگوهای مصرف نقش به‌سزایی در پیش‌بینی تقاضا و طراحی سازوکارهای کنترل مصرف انرژی خواهد داشت. در این پژوهش به تعیین عوامل تاثیرگذار بر

پراکنده موجود با دقت قابل قبولی پیش‌بینی کند؛ به بیان دیگر ANN قابلیت انعطاف و کار با داده‌های فراوان و انطباق با محیط‌های به اصطلاح آشوبگونه را داراست؛ به همین دلیل می‌توان شبکه‌های عصبی را یکی از قوی‌ترین و پرکاربردترین ابزارهای پیش‌بینی به حساب آورد که در سال‌های اخیر بیشترین کاربرد را داشته است (Ekonomou, 2010). زیرا در مسائلی که پیچیدگی داده‌های موجود بالاست سامانه‌های خطی نمی‌توانند به خوبی با داده‌ها تجربی سازگار شوند و میزان خطای بالایی خواهند داشت (Assareh et al., 2010). بنابر دلایل ذکر شده، در این پژوهش ANN به عنوان ابزار مدل‌سازی و پیش‌بینی استفاده شده است.

۲-۳-۱- شبکه عصبی پرسپترون

بیشتر پژوهشگران، شبکه‌های عصبی چند لایه پیش‌خور و به ویژه شبکه‌های پرسپترون چندلایه را به عنوان تقریب‌زننده‌های قدرتمند می‌شناسند و معتقدند این شبکه‌ها در صورت وجود تعداد لایه و نرون کافی، قادرند هر نگاشت غیرخطی را با تقریب دلخواه تخمین بزنند. بنابراین می‌توان گفت این شبکه یکی از عمومی‌ترین و موفق‌ترین شبکه‌ها در پیش‌بینی بوده است شبکه عصبی پرسپترون چندلایه یا MLP از قاعده‌ی یادگیری «پس‌انتشار خطا» استفاده می‌کند. این روش یادگیری، تعمیمی از الگوریتم «حداقل مربعات خطا» است که مبتنی بر قانون یادگیری اصلاح خطا است. این الگوریتم از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود. یکی مسیر رفت و یکی مسیر بازگشت. در مسیر رفت، بردار ورودی به شبکه اعمال و اثرات آن از طریق لایه‌های میانی به لایه‌های خروجی انتشار می‌یابد. در مسیر بازگشت، پارامترهای شبکه تنظیم می‌شوند. این تنظیم مطابق قانون اصلاح خطا انجام می‌شود. بنابراین در این پژوهش از MLP با هدف مدل‌سازی و پیش‌بینی مصرف سوخت استفاده می‌شود.

۲-۴- معرفی عوامل اجتماعی-اقتصادی تأثیرگذار بر مصرف بنزین و نفت گاز

تقاضای حامل‌های انرژی و به دنبال آن مصرف حامل‌های انرژی، تحت تأثیر عواملی است که به صورت منفرد یا گروهی در پژوهش‌های پیشین مورد مطالعه و بررسی قرار گرفته‌است. در این پژوهش با توجه به سوابق پژوهشی این حوزه و نظرسنجی از خبرگان، سعی شده است نگرشی کلی و اجمالی به این عوامل

می‌سازد توانایی شبکه‌های عصبی در یادگیری است. قابلیت یادگیری در شبکه، یعنی توانایی تنظیم پارامترهای شبکه (وزن‌های سیناپتیکی) در مسیر زمان که محیط شبکه تغییر می‌کند و شرایط جدید را تجربه می‌کند، با این هدف که اگر شبکه برای یک وضعیت خاص آموزش دید و تغییر کوچکی در شرایط محیطی (وضعیت خاص) رخ داد، شبکه بتواند با آموزش مختصر برای شرایط جدید نیز کارآمد باشد (مهناج، ۱۳۸۹). آنچه که شبکه فرامی‌گیرد، در وزن‌های سیناپسی مستتر است. رابطه‌ی یک‌به‌یک بین ورودی‌ها و وزن‌های سیناپتیکی وجود ندارد. می‌توان گفت که هر وزن سیناپتیکی مربوط به همه‌ی ورودی‌هاست ولی به هیچ یک از آنها به طور منفرد و مجزا مربوط نیست. به عبارت دیگر هر نرون در شبکه، از کل فعالیت سایر نرون‌ها متأثر است. در نتیجه اطلاعات به صورت متن توسط شبکه‌های عصبی پردازش می‌شود. بر این اساس چنانچه بخشی از سلول‌های شبکه حذف شوند یا عملکرد غلط داشته باشند باز هم احتمال رسیدن به پاسخ صحیح وجود دارد. اگرچه این احتمال برای تمام ورودی‌ها کاهش یافته ولی از بین نرفته‌است (مهناج، ۱۳۸۹). بنابراین، این ویژگی در پردازش داده‌های تجربی مصرف حامل‌های انرژی که از پراکندگی بالایی برخوردارند، برای ANN امتیاز قابل توجهی نسبت به سایر مدل‌ها و ابزارهای پیش‌بینی به دنبال خواهد داشت. در یک ANN هر سلول به طور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه برآیند رفتارهای محلی سلول‌های متعدد است. این ویژگی باعث می‌شود تا خطاهای محلی از چشم خروجی نهایی دور بماند. به عبارت دیگر سلول‌ها در یک روند همکاری، خطای محلی یکدیگر را تصحیح می‌کنند. این خصوصیت باعث افزایش قابلیت مقاوم بودن (تحمل‌پذیری خطاها) در سامانه می‌گردد (مهناج، ۱۳۸۹). در مورد داده‌های تجربی مصرف حامل‌های انرژی که از الگوی خطی خاصی پیروی نمی‌کنند، ممکن است برخی تغییرات در داده‌های مصرف انرژی به عواملی بستگی داشته باشد که یا به طور کلی از دید مدل‌ساز پنهان مانده باشد و یا برای سادگی مدل از آن چشم‌پوشی شده‌باشد یا داده‌های صحیح و کافی در مورد آن وجود نداشته‌باشد. بنابراین اگر این ویژگی در شبکه‌های عصبی وجود نداشت، این امکان وجود داشت که تحت تأثیر این تغییرات، پیش‌بینی شبکه برای آینده دقت مورد نظر را نداشته باشد. علاوه بر این موارد شبکه عصبی با توانایی برقراری روابط غیرخطی بین ورودی‌ها یا همان عوامل تأثیرگذار بر مصرف که مورد نظر این پژوهش هستند، می‌تواند با داده‌های تجربی و

است که استفاده از این آمار حتی اگر به میزان کافی در دسترس باشند، به علت نداشتن دقت کافی، خطای پیش‌بینی را بالا خواهد برد. راه دیگر آن است که برای ساده‌تر شدن مسئله و دسترسی یافتن به داده‌های مورد نظر؛ تعداد خودروهای تولید یا وارد شده یا به بیان دیگر، تعداد خودروهایی که در سال وارد ناوگان حمل‌ونقل کشور می‌شوند، به عنوان عامل تاثیرگذار در نظر گرفته شود، در واقع در این حالت با فرض ثابت بودن تعداد کل خودروهای موجود در ناوگان حمل‌ونقل در سال پایه، از تاثیر آمار اسقاط خودرو در سال صرفه نظر می‌شود. برای این منظور از نرخ شماره‌گذاری انواع خودرو در سال استفاده شده است.

۵- مترو: در سال‌های اخیر، در کلانشهر تهران، مترو نقش به‌سزایی در کاهش بار ترافیکی شهر و به تبع آن کاهش مصرف سوخت و کاهش آلودگی هوا داشته است، چراکه حجم مسافرینی که توسط خودروهای سواری شخصی و تاکسی جابه‌جا می‌شوند، به هیچ وجه با مترو قابل رقابت نیست، علاوه‌براین مترو مانند سایر وسایل حمل و نقل عمومی سطحی از زمین را برای عبور و مرور اشغال نمی‌کند. بنابراین از آنجایی که حجم بالایی از خودروها و آمار مصرف سوخت در سالیان گذشته مربوط به تهران است، تاثیر مترو بر کاهش مصرف سوخت قابل چشم‌پوشی نیست. برای سنجش این عامل از تعداد مسافرین جابه‌جا شده در سال استفاده می‌شود.

۶- CNG: بدیهی‌ست که با گازسوز شدن برخی از خودروهای سبک شخصی و باری بخشی از تقاضای بنزین کاهش پیدا کرده است، معیار سنجش این عامل میزان مصرف سالانه CNG است.

۷- ناوگان حمل و نقل عمومی (اتوبوس و مینی‌بوس- کامیون- کشنده): یکی از دلایل اصلی مصرف بی‌رویه بنزین و ترافیک و به دنبال آن آلودگی هوا در کلانشهرها مشکل ازدیاد خودروهای شخصی و تک‌سرنشین است، که ریشه در مسائل فرهنگی دارد، بنابراین می‌توان گفت افزایش استفاده از وسایل نقلیه عمومی که به نوعی نشان‌دهنده تغییرات فرهنگی، کیفیت زیرساخت‌ها و میزان دسترسی به ناوگان حمل‌ونقل عمومی نیز هست؛ بر نرخ رشد مصرف بنزین تاثیرگذار است. علاوه بر آن خودروهای باری سنگین نیز به نوعی با ترافیک و تقاضای مصرف بنزین در ارتباط هستند. برای سنجش این عامل راه‌های مختلفی وجود دارد، ولی به علت محدودیت‌های موجود برای گردآوری اطلاعات که پیشتر به آن اشاره شد، برای سنجش این معیار، از نرخ شماره‌گذاری این خودروها استفاده می‌شود.

شود. بنابراین برای بنزین و نفت‌گاز دو مدل با ورودی‌های متفاوت در نظر گرفته شده است.

۲-۴-۱- بنزین

۱- قیمت: بدیهی است که قیمت یک محصول یا فرآورده بر میزان تقاضای آن تاثیر دارد. در مورد حامل‌های انرژی که در سالیان گذشته، از پارانه‌های دولتی برخوردار بودند این موضوع کمرنگ می‌نمورد. ولی در سال‌های اخیر، به دنبال کاهش پارانه‌های بخش انرژی و هدفمندسازی پارانه‌ها، قیمت بر میزان تقاضا و مصرف تاثیرگذار بوده است. بنابراین در اینجا از قیمت‌ها جاری هر سال بر مبنای ریال استفاده شده است.

۲- جمعیت: جمعیت بدون شک یکی از عوامل اصلی تاثیرگذار بر مصرف انرژی است، که در پژوهش‌های متعدد تاثیر آن بر مصرف انرژی در نظر گرفته شده و بررسی شده است (Sözen & Arcaklioglu, 2007). بنابراین جمعیت کل کشور با برآورد سالانه در مدل پیش‌بینی بنزین استفاده می‌شود.

۳- تولید ناخالص داخلی (GDP): تولید ناخالص داخلی در برگزیده ارزش مجموع کالاها و خدماتی است که طی یک دوران معین، معمولاً یک سال، در یک کشور تولید می‌شود. طبیعی‌ست هر چه رشد صنعت و میزان تولیدات صنعتی بالاتر باشد مصرف حامل‌های انرژی نیز بیشتر خواهد بود. برای این منظور از آمار مربوط به بانک مرکزی، بر مبنای میلیارد ریال به قیمت ثابت سال ۱۳۷۶ استفاده شده است.

۴- تعداد خودروهای بنزینی: به طور مشخص، میزان کارکرد خودروها بر تقاضا و مصرف سوخت تاثیر مستقیم دارد بنابراین، حالت نزدیک‌تر به واقعیت آن است که مسافت پیموده شده توسط خودروها موجود در ناوگان حمل‌ونقل به طور میانگین در یک زمان مشخص؛ برای این منظور در نظر گرفته شود (Limanond et al., 2011). یعنی باید ابتدا تعداد دقیق خودروها مشخص شود سپس مشخص کرد از این تعداد خودرو چقدر و چگونه استفاده می‌شود. اما در این راه مشکلات زیادی وجود دارد؛ چراکه از یک سو آمار دقیق و معتبر برای تولید و واردات از سال‌های دور در دسترس نیست و از سوی دیگر آمار اسقاط رسمی و غیر رسمی دقیق وجود ندارد از این گذشته، هیچ ارگانی آمار رسمی و معتبر در بازه‌ی زمانی مورد بررسی، در زمینه‌ی میزان مسافت طی شده یا کارکرد خودروها ارائه نکرده است و اگر داده‌هایی موجود است بر اساس برآورد یا مدل‌های پیش‌بینی بوده

- ۸- **حمل و نقل ریلی:** یکی دیگر از مواردی که حجم مسافرت‌های جاده‌ای را کاهش می‌دهد و به دنبال آن کاهش حوادث جاده‌ای و ترافیک خواهد بود، حمل و نقل ریلی است، بنابراین از آمار مسافریین جابه‌جا شده توسط خطوط ریلی کشور در سال بر مبنای نفر کیلومتر برای این منظور استفاده می‌شود.
- ۹- **فرهنگ رانندگی:** بسیاری از کارشناسان و خبرگان معتقدند که فرهنگ غلط رانندگی تأثیر به‌سزایی در مصرف بی‌رویه‌ی بنزین دارد. اندازه‌گیری عوامل فرهنگی، علاوه بر در دسترس نبودن اطلاعات کمی دقیق، به علت پیچیدگی و تأثیر متقابل عوامل تأثیرگذار، کار دشواریست؛ در این پژوهش برای سهولت کار، از میزان تصادفات، به عنوان عاملی که از یک سو از فرهنگ رانندگی تأثیرپذیر است و از سوی دیگر بر افزایش بار ترافیک و افزایش مصرف تأثیرگذار است، استفاده شده است. بنابراین از میزان تصادفات منجر به فوت، جرح و خسارت در سال به عنوان یکی از عوامل تأثیرگذار بر مصرف استفاده شده است.

۲-۴-۲- نفت‌گاز (گازوئیل)

- ۱- **جمعیت:** جمعیت کل کشور در سال. **قیمت:** همان‌طور که در مورد بنزین بحث شد، افزایش قیمت نفت‌گاز به ویژه در سال‌های اخیر بر میزان مصرف تأثیرگذار بوده است. از قیمت‌ها جاری هر سال بر مبنای ریال استفاده شده است.
- ۲- **صادرات و واردات:** عوامل کلان بازرگانی کشور، تأثیری دو سویه بر مصرف دارند، از یک سو رشد صادرات و واردات به صورت متعادل به نوعی نشان‌گر شکوفایی اقتصادی و صنعتی کشور است و از سوی دیگر جابه‌جایی کالاها به وسیله‌ی نقلیه و به تبع آن به سوخت نیازمند است. منظور از صادرات و واردات در اینجا صادرات و واردات کالای غیرنفتی است، چرا که نفت و فرآورده‌های نفتی یا از طریق خطوط لوله، یا از طریق خطوط کشتیرانی حمل و نقل می‌شوند و تأثیر کمتری بر میزان تقاضای مصرف نفت‌گاز خواهند داشت که در این بحث منظور پژوهش نبوده است. برای این منظور می‌توان یا از ارزش ریالی کالا، یا از میزان وزنی کالای صادر شده بهره برد. از آنجایی که وزن کالای جابه‌جا شده، تأثیر آشکارتری بر مصرف سوخت ناوگان حمل و نقل ترانزیت دارد؛ برای این عامل از میزان وزنی کل صادرات و واردات کالای غیرنفتی در سال بر مبنای هزار تن استفاده شده است.
- ۳- **تولید ناخالص داخلی (GDP):** برای این منظور از آمار مربوط به بانک مرکزی، بر مبنای میلیارد ریال به قیمت ثابت سال ۱۳۷۶ استفاده شده است.
- ۴- **نرخ تولید خودروه‌های سنگین گازوئیل‌سوز (اتوبوس و مینی‌بوس- کامیون و کشنده):** بر اساس توضیحاتی که در مورد مدل بنزین ذکر شد، از نرخ شماره‌گذاری خودروه‌های گازوئیلی به عنوان معیار سنجش این عامل استفاده می‌شود.
- ۵- **خطوط ریلی (راه‌آهن):** از آنجایی که در مورد مصرف نفت‌گاز، راه‌آهن نقش پررنگ‌تری دارد و به عنوان یکی از راه‌های اصلی حمل و نقل بار و مسافربری عمومی مطرح است، برای بررسی این عامل دو حالت در نظر گرفته شده است. **باربری:** میزان بار جابه‌جا شده در سال بر مبنای میلیون تن/کیلومتر. **مسافربری:** تعداد کل مسافریین جابه‌جا شده در سال؛ بر مبنای نفر کیلومتر.
- ۶- **میزان مصرف گاز طبیعی:** گاز طبیعی هم به لحاظ مصارف خانگی، تجاری و عمومی و هم به لحاظ مصارف صنعتی و نیروگاهی از رقبای اصلی نفت گاز محسوب می‌شود، که استفاده از آن در سال‌های اخیر با رشد شبکه‌ی گازرسانی کشور با رشد چشمگیری مواجه بوده است. بنابراین میزان مصرف گاز در دو حوزه بررسی شده است، یکی در حوزه‌ی صنعتی و نیروگاهی و دیگری کل مصرف گاز طبیعی در کشور که شامل مصارف خانگی، تجاری، عمومی، کشاورزی و حمل و نقل به غیر از صنعت می‌شود.
- مصرف گاز طبیعی در نیروگاه‌ها بر مبنای میلیون متر مکعب در سال
- کل مصرف گاز طبیعی غیر از مصارف صنعتی بر مبنای میلیون بشکه معادل نفت خام.
- ۷- **میزان مصرف گاز مایع:** یکی دیگر از سوخت‌هایی که ممکن است در برخی از موارد از جمله مصارف خانگی، عمومی یا حمل و نقل استفاده شود گاز مایع است که البته با روند رشد مصرف گاز طبیعی نرخ رشد مصرف گاز مایع کمتر شده است. معیار سنجش این عامل تن در روز است.
- ۸- **میزان مصرف نفت کوره:** نفت کوره یکی از سوخت‌های اصلی صنایع و نیروگاه‌ها محسوب می‌شود که در حوزه‌های صنایع و تولید برق یکی از رقبای اصلی مصرف گازوئیل محسوب می‌شود، به طور حتم ترکیب مصرف سوخت‌های نیروگاهی یا نسبت مصرف آنها بر کل مصرف گازوئیل تأثیرگذار خواهد بود؛ که

سعی شده از تمامی داده‌های تاریخی در دسترس، برای جامعه‌ی مورد مطالعه یعنی ایران استفاده شود و هیچ‌گونه روش نمونه‌گیری خاصی استفاده نشده است. اطلاعات مربوط به مصرف انرژی و حامل‌های انرژی از ترازنامه‌ها و آمارنامه‌های سازمان‌های مربوطه و سالنامه آماری کل کشور استخراج شده است.

۶-۲- پردازش داده‌ها در شبکه

به منظور پردازش داده‌ها شبکه با داده‌های مربوط به سالهای متفاوت آموزش داده می‌شود. آموزش شبکه یعنی تعیین وزن‌ها و توابع غیرخطی شبکه به صورتی که به ازای هر ورودی خروجی دلخواه با دقت قابل قبولی در خروجی قابل مشاهده باشد. اگر داده‌های ورودی نسبت به یکدیگر همبستگی (وابستگی ریاضی) داشته باشند، آنگاه ترتیب داده‌های آموزش می‌تواند شبکه را حساس به ترتیب خروجی کند، برای رفع این مشکل، در همه شرایط ورودی‌ها را در هر دوره بصورت تصادفی چیده می‌شود سپس به شبکه آموزش داده می‌شود. در هر دوره از آموزش، به ازای هر ورودی، خروجی شبکه را به مقدار واقعی مصرف سوخت رخ داده در هر سال سوق داده می‌شود. برای فرمول‌سازی، تابع هزینه به صورت تابعی از اختلاف مقدار واقعی (d_k) با مقدار پیش‌بینی شده (y_k) تعریف می‌شود.

اختلاف مقدار واقعی با مقدار پیش‌بینی شده در رابطه‌ی (۱) نمایش داده شده است:

$$e_k = d_k - y_k \quad (1)$$

تابع هزینه که بصورت مجموع مربعات خطا تقسیم بر تعداد مشاهدات است (MSE) با رابطه‌ی (۲) تعریف می‌شود:

$$E_k = e_k^2 / n \quad (2)$$

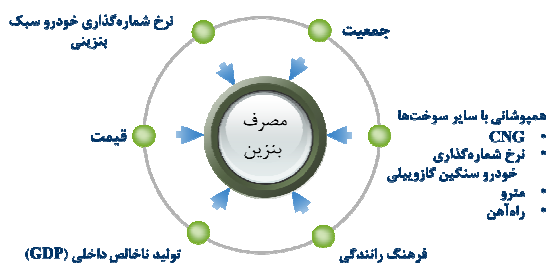
n در اینجا تعداد مشاهدات است.

حال تمامی پارامترهای شبکه (وزن‌ها و توابع غیرخطی) نسبت به خطا آموزش داده می‌شوند و برای این کار از رابطه بازگشتی نیوتن (۳) الهام گرفته شده است.

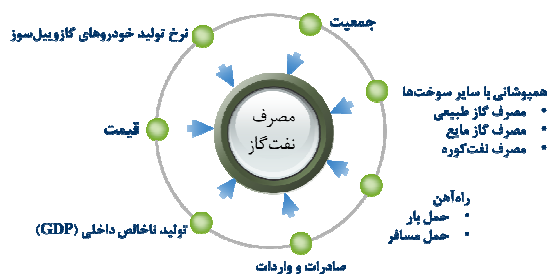
نفت‌کوره یکی از این سوخت‌هاست. بنابراین از میزان مصرف نفت‌کوره در نیروگاه‌ها بر مبنای میلیون لیتر در سال استفاده می‌شود.

۹- میزان مصرف نفت‌گاز در نیروگاه‌ها: همان‌طور که ذکر شد یکی از عمده مصارف گازوئیل، مصرف نیروگاهی به منظور تولید برق است. بنابراین به منظور مقایسه میزان مصرف نیروگاهی با سایر سوخت‌ها که در بخش قبلی بحث شد، این عامل در نظر گرفته شده است. این عامل بر مبنای میلیون لیتر در سال سنجیده می‌شود.

در شکل (۱) و (۲) به ترتیب ورودی‌ها و خروجی مدل پیش‌بینی بنزین و نفت‌گاز نمایش داده شده است.



شکل ۱. مدل پیش‌بینی مصرف بنزین



شکل ۲. مدل پیش‌بینی مصرف نفت‌گاز

۵-۲- جامعه آماری و روش گردآوری داده‌ها

برای آموزش و آزمون شبکه به دو سری از مجموعه داده‌ها یعنی داده‌های آموزش و داده‌های آزمون نیاز است. می‌توان گفت مجموعه‌ی بزرگ داده‌ها صحت یادگیری را افزایش می‌دهند که در نهایت منجر به بهبود عملکرد شبکه خواهد شد. از سوی دیگر در صورت کمبود تعداد نمونه‌ها، گاهی اطلاعات کافی برای آموزش شبکه وجود نخواهد داشت و بهتر است از یک مدل خطی استفاده شود (اصفهانیان، ۱۳۸۲). بنابراین با توجه به محدودیت‌های موجود در دسترسی به داده‌های صحیح و کافی در این پژوهش

به عکس، در صورتی که خروجی شبکه نسبت به یکی از ابعاد داده‌های ورودی (مثل پارامتر جمعیت) حساس باشد، به ازای وزن‌های ورودی، تابع در ناحیه خطی واقع می‌شود.

۸-۲- نرمال‌سازی داده‌ها

با توجه به بازه قرارگرفتن داده ورودی و خروجی تابع غیرخطی \tanh ، بایستی داده‌ها در بازه مشابه قرار گیرند، چنان‌که می‌دانیم رابطه خروجی لایه نخست برابر خواهد بود با:

$$y_i = \tanh(W_i x) \quad (4)$$

با انتخاب تصادفی (توزیع یکنواخت) وزن‌های ورودی و قرار دادن آن‌ها در بازه‌ی محدود $W_i \in [-1, 1]$ ، بایستی داده‌های ورودی نیز در بازه‌های کمتر از ۱ قرار داده شوند. برای این کار هر اندیس از داده ورودی نسبت به اندیس مشابه از دیگر ورودی‌ها مقایسه شده و با توجه به توزیع خطی در بازه بین ۱ و -۱ قرار می‌گیرد:

$$x_i(k)_{normalized} = 1.8 * \frac{x_i(k) - \min(x_i(k))}{|\Delta x_i(k)|} \quad (5)$$

به این ترتیب توزیعی خطی از داده‌ها در محدوده خطی تابع \tanh بدست خواهیم آورد، در این حالت آموزش شبکه با توجه به سرعت زیاد تغییرات خروجی تابع \tanh در بازه نزدیک صفر، سریع‌تر انجام خواهد شد.

۹-۲- تعداد نرون‌های لایه میانی (لایه پنهان)

به طور معمول در طراحی شبکه عصبی، تعداد لایه‌ها و سلول‌ها از زیاد به کم کاهش یافته و خروجی شبکه ارزیابی می‌شود. این کار تا جایی انجام می‌شود که شبکه قابلیت همگرا شدن با ابعاد کوچکتر را نداشته باشد، در این پژوهش تعداد سلول‌های لایه میانی در تعداد ۲۵ قرار داده شده است.

۱۰-۲- روابط آموزش وزن‌ها

حال روابط آموزش وزن‌ها را برای شبکه به دست می‌آوریم: x آرایه N -بعدی ورودی شبکه شامل پارامترهای مربوط به مصرف سوخت در هر سال

w_i وزن‌های لایه اول که دارای ابعاد $N * M$ می‌باشند.

y_i خروجی لایه اول که آرایه‌ای $1 * M$ می‌باشد.

w_0 وزن‌های لایه آخر که ابعاد آنها $M * J$ است.

y_0 خروجی لایه آخر که برابر آرایه‌ای J -بعدی ($J=1$) است.

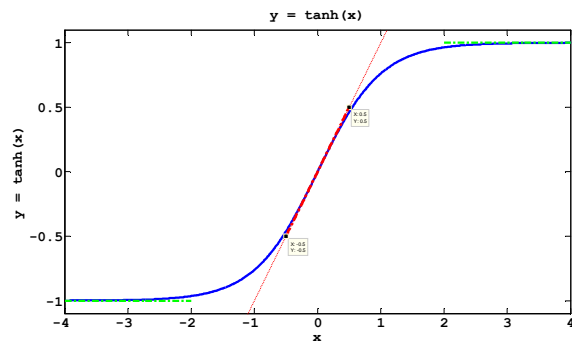
تابع هزینه به صورت MSE تعریف می‌شود.

$$x_{n+1} = x_n - \eta \frac{\partial E}{\partial x} \quad (3)$$

در رابطه فوق، x معادل هر پارامتری از شبکه است. در این پژوهش، شبکه با یک لایه میانی تشکیل شده است، بنابراین شامل دو دسته وزن لایه ورودی (W_i) و لایه خروجی (W_0) است.

۷-۲- تابع تبدیل

برای تابع غیرخطی سلول‌های شبکه از تابع $y = \tanh(x)$ استفاده شده است. تابع \tanh دارای خصوصیات لازم برای ایجاد شبکه عصبی است، نخست این‌که \tanh یک تابع یک‌به‌یک است، یعنی به ازای هر ورودی، خروجی در سطحی مشخص و منحصر به فرد قرار می‌گیرد. دوم این‌که خروجی تابع به ازای ورودی‌های مختلف می‌تواند مثبت و منفی باشد و سوم این‌که تابع در بازه‌هایی خطی و در بازه‌های دیگر غیرخطی است؛ یعنی در بازه $x \in [-0.5, 0.5]$ \tanh را می‌توان با خط $y=x$ تقریب زد که در شکل (۳) با خط قرمز رنگ نمایش داده شده است. بنابراین در این ناحیه، تابع رفتاری خطی از خود نشان می‌دهد. در بازه‌های $x \in [-2, -0.5]$ و $x \in [0.5, 2]$ رفتار تابع غیرخطی است و در این نواحی می‌توان با منحنی‌های $y = -(x+a)^2$ و $y = (x-a)^2$ تقریب با نسبت قابل قبولی از تابع بدست آورد. خارج از این بازه‌ها و در فضای $x > 2$ و $x < -2$ تابع رفتاری بی‌اثر از خود نشان می‌دهد یا به اصطلاح در ناحیه اشباع قرار می‌گیرد که در شکل (۳) با خطوط سبز رنگ تقریب زده شده است.



شکل ۳. منحنی تغییرات تابع \tanh نسبت به x

با توجه به توضیحات فوق، \tanh تابع مناسبی برای آموزش شبکه است، اگر تغییرات پارامتری زیاد باشد و تاثیر این تغییرات در خروجی ناچیز باشد، با آموزش شبکه وزن و پارامتر متناسب با آن طوری تعیین می‌شود که تابع همیشه در ناحیه اشباع واقع شود.

در رابطه فوق، مقدار $\frac{\partial E}{\partial y_o}$ چنانکه پیش تر ذکر شد برابر خواهد بود با:

$$\frac{\partial E}{\partial y_o} = 2e \frac{\partial e}{\partial y_o} = -2e \quad (16)$$

مشتق عبارت $\frac{\partial y_o}{\partial W_i}$ خواهد بود:

$$\frac{\partial y_o}{\partial W_i} = \frac{\partial y_o}{\partial y_i} \cdot \frac{\partial y_i}{\partial W_i} \quad (17)$$

$$= \frac{\partial(\tanh(W_o y_i))}{\partial y_i} \cdot \frac{\partial(\tanh(W_i x))}{\partial W_i}$$

$$= W_o (1 - \tanh^2(W_o y_i)) x (1 - \tanh^2(W_i x))$$

$$\frac{\partial y_o}{\partial W_i} = W_o (1 - y_o^2) x (1 - y_i^2) \quad (18)$$

بنابراین رابطه کلی آموزش وزن‌های ورودی بصورت زیر مشخص خواهد شد:

$$W_i|_{n+1} = W_i|_n - \eta \frac{\partial E}{\partial W_i} \quad (19)$$

$$= W_i|_n - \eta(-2e)W_o (1 - y_o^2) x (1 - y_i^2)$$

$$W_i|_{n+1} = W_i|_n + 2\eta x (1 - y_i^2) W_o e (1 - y_o^2) \quad (20)$$

با روابط فوق، وزن‌های مربوط به هر لحظه نسبت به لحظه قبل به‌روزرسانی خواهد شد، به این ترتیب که نخست آرایه ورودی (X) مربوط به یکی از سال‌ها به‌صورت تصادفی انتخاب شده، به شبکه وارد می‌شود و مقدار تصحیح وزن‌ها به‌صورت موقت ذخیره شده، با اعمال تمامی داده‌ها مقدار کلی تصحیح وزن مشخص شده و برای آن دوره اعمال می‌شود. این روش آموزش را آموزش دسته‌ای (یا Batch Update) می‌نامند. در حالت دیگر، مقدار تصحیح هر وزن مربوط به یک ورودی بلافاصله به وزن‌ها اعمال می‌شود، بنابراین در هر لحظه و با هر ورودی وزن‌ها در حال تصحیح شدن هستند.

۳- آموزش صحیح شبکه

چنانکه ذکر شد، معیار آموزش شبکه بر مجموع مربعات خطا قرار داده شده است، ضریب آموزش (η) باعث جلوگیری از واگرایی الگوریتم آموزش می‌شود، این ضریب در حالت کلی با توجه به تعداد داده‌ها و ابعاد داده‌های ورودی (N) عددی کوچکتر از یک انتخاب می‌شود. برای به‌دست آوردن مقدار مناسب، به‌طور معمول از مقادیر زیاد به کم این ضریب را تغییر

$$MSE = E(e * e') / n = (d - y_o)^2 / n \quad (6)$$

برای آموزش بایستی رابطه آموزش دو دسته وزن ورودی و خروجی (W_i و W_o) تعیین شود، پس داریم:

$$W_i|_{n+1} = W_i|_n - \eta \frac{\partial E}{\partial W_i} \quad (7)$$

$$W_o|_{n+1} = W_o|_n - \eta \frac{\partial E}{\partial W_o} \quad (8)$$

در روابط فوق، مقدار وزن مربوط به زمان n و $W_o|_{n+1}$ برابر مقدار وزن مربوط به لحظه بعدی (n+1) می‌باشد. مقادیر وزن‌های هر لحظه نسبت به وزن‌های مرحله قبل به‌روزرسانی می‌شوند و آموزش درست با همگرایی الگوریتم و با داده‌های تست مشخص خواهد شد.

که با استخراج $\frac{\partial E}{\partial W_o}$ خواهیم داشت:

$$\frac{\partial E}{\partial W_o} = \frac{\partial e^2}{\partial W_o} = 2e \frac{\partial e}{\partial W_o} = 2e \frac{\partial e}{\partial y_o} \frac{\partial y_o}{\partial W_o} \quad (9)$$

با توجه به این‌که $e = d - y_o$ ، آنگاه خواهیم داشت:

$$\frac{\partial e}{\partial y_o} = -1 \quad (10)$$

و با توجه به رابطه مربوط به خروجی ($y_o = \tanh(W_o y_i)$)، آنگاه رابطه مشتق آن نسبت به وزن‌های لایه خروجی به‌صورت زیر خواهد بود:

$$\frac{\partial y_o}{\partial W_o} = y_i (1 - \tanh^2(W_o y_i)) = y_i (1 - y_o^2) \quad (11)$$

در نهایت رابطه آموزش وزن‌های خروجی به‌صورت زیر تشکیل می‌شود:

$$W_o|_{n+1} = W_o|_n - \eta \frac{\partial E}{\partial W_o} \quad (12)$$

$$= W_o|_n - \eta \{ 2e(-1)y_i (1 - y_o^2) \}$$

$$W_o|_{n+1} = W_o|_n + 2\eta y_i e (1 - y_o^2) \quad (13)$$

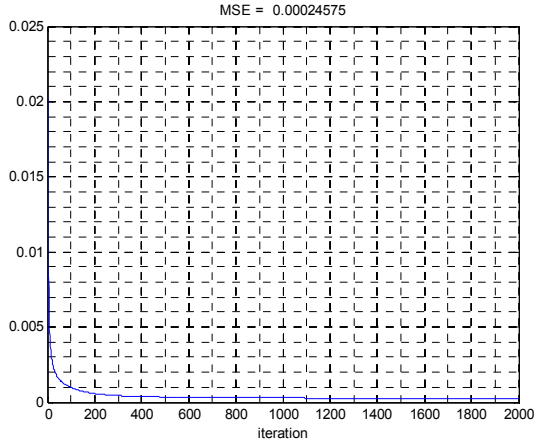
رابطه مربوط به آموزش وزن‌های ورودی به‌صورت زیر می‌باشد:

$$W_i|_{n+1} = W_i|_n - \eta \frac{\partial E}{\partial W_i} \quad (14)$$

که در آن رابطه $\frac{\partial E}{\partial W_i}$ به‌صورت زیر بدست می‌آید:

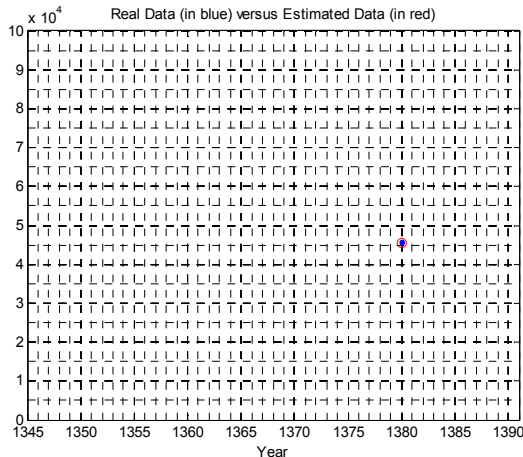
$$\frac{\partial E}{\partial W_i} = \frac{\partial E}{\partial y_o} \cdot \frac{\partial y_o}{\partial W_i} \quad (15)$$

شکل (۴) نمایش خروجی‌های نرمالیزه شده حاصل از آموزش شبکه با تعداد ۲۰۰۰ دوره، مقدار $MSE = 0.0089$ حاصل شده است. چنان‌که در شکل مشخص است، از داده مربوط به سال ۱۳۸۰ در آموزش صرف‌نظر شده است. منحنی خطای MSE بر حسب دوره در شکل (۵) نشان داده شده است.



شکل ۵. نمایش نمودار MSE بر حسب تعداد دوره مربوط به مدل پیش‌بینی مصرف بنزین

برای تست سامانه و صحت نتایج مدل‌سازی از داده‌ای که در آموزش استفاده نشده (داده مربوط به سال ۱۳۸۰) استفاده شده است، نتیجه تست در شکل ۶ نمایش داده شده است.



شکل ۶. سنجش عملکرد شبکه در برابر داده‌ی آموزش داده نشده مربوط به مدل پیش‌بینی بنزین

چنان‌که در شکل (۶) مشخص است، برای داده مربوط به سال ۱۳۸۰ که به شبکه آموزش داده نشده بود، مقدار خطای پیش‌بینی حدود ۰٫۷۶ درصد می‌باشد.

می‌دهند و در صورت عدم واگرایی منحنی خطای هر لحظه، ضریب آموزش بدست می‌آید.

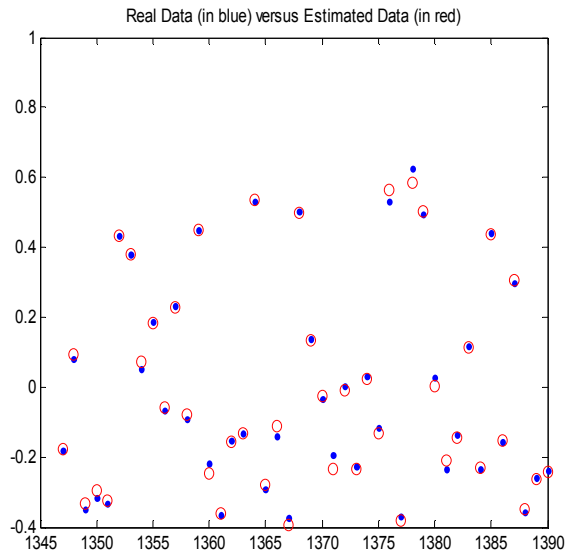
۴- تست شبکه

ضرایبی که در آموزش به دست می‌آیند، مدلی ریاضی و غیرخطی از رابطه ورودی و خروجی یک سامانه را توصیف می‌کنند، در صورت آموزش صحیح و اتخاذ مدل صحیح، شبکه بایستی به داده‌هایی مشابه پاسخی مناسب ارائه دهد.

بنابراین در تست شبکه، از داده‌ای استفاده می‌شود که در آموزش به کار نرفته باشد. به عنوان نمونه برای ارزیابی شبکه در حالی که با مصرف بنزین آموزش دیده باشد، از ۴۴ داده ورودی، چند تایی در محدوده بازه تعریف شبکه (بیشتر از کمینه و کمتر از بیشینه) انتخاب شده و مابقی برای آموزش استفاده شده است. با هر بار آموزش شبکه، وزن‌ها در مقادیری جدید قرار می‌گیرند و تعداد دوره آموزش $Epochs=2000$ برای تضمین همگرایی لحاظ شده است.

۵- نتیجه‌گیری

نتایج مدل پیش‌بینی مصرف بنزین



شکل ۴. نمایش مقایسه داده‌های پیش‌بینی شده و واقعی در مدل پیش‌بینی مصرف بنزین

خطای پیش‌بینی داده‌ی ناشناخته برای مدل نفت‌گاز ۰,۵۸ درصد است.

نتایج پژوهش

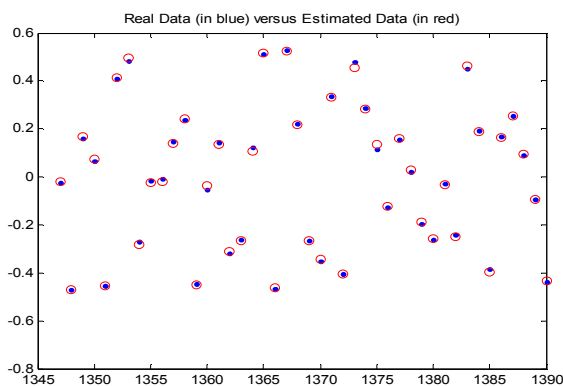
در این پژوهش با ارائه‌ی عوامل اجتماعی اقتصادی برای هر یک حامل‌های انرژی که مورد بررسی قرار گرفته‌اند، مدلی برای پیش‌بینی مصرف تقاضای حامل‌های انرژی با دقتی قابل قبول، ارائه شده است؛ در واقع هدف و یکی از نتایج اصلی مورد نظر پژوهش نگرش جدید در زمینه‌ی عوامل تاثیرگذار بر مصرف و بهینه‌سازی مصرف انرژی در مدل‌های پیش‌بینی است. عوامل تاثیرگذار بر مصرف حامل‌های انرژی به آن ترتیب که در فصل سوم معرفی شدند مورد استفاده قرار گرفته و نتایج قابل قبولی حاصل شده است. استفاده از عواملی که پیش از این یا تاثیر آنها به منظور سهولت کار نادیده گرفته شده است یا به طور کلی ارتباطی بین آنها و مصرف حامل‌های انرژی در نظر گرفته نشده است. که در نهایت به صورت زیر به اختصار بیان می‌شوند:

بنزین: ۱- جمعیت ۲- قیمت ۳- نرخ شماره‌گذاری خودرو سبک ۴- تولید ناخالص داخلی ۵- فرهنگ رانندگی ۶- ناوگان حمل‌ونقل عمومی شامل مترو، راه‌آهن، اتوبوس و سایر خودروهای سنگین مسافری و باری ۷- نرخ مصرف CNG.
نفت‌گاز: ۱- جمعیت ۲- قیمت ۳- نرخ شماره‌گذاری خودرو ۴- تولید ناخالص داخلی ۵- واردات و صادرات غیر نفتی ۶- همپوشانی مصرف با سایر سوخت‌ها (نفت‌کوره، گاز طبیعی و گازمایع) ۷- راه‌آهن.

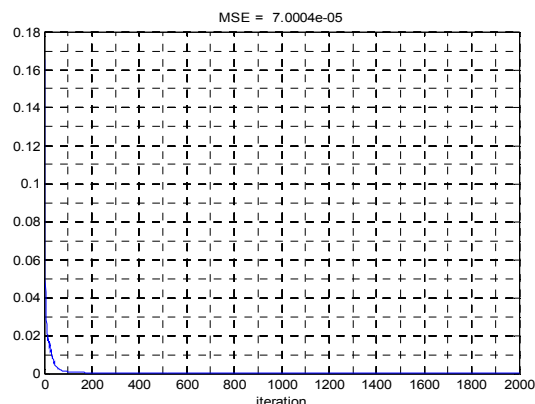
اثبات تاثیرگذاری این عوامل بر مصرف سوخت، می‌تواند شروعی برای ادامه‌ی کار در پژوهش‌های آتی باشد، همچنین معیاری برای سرمایه‌گذاری و فرهنگ‌سازی توسط دولت و مسئولین مربوط بر روی عواملی که نسبت به سایر عوامل قابلیت کنترل بیشتری دارند، مانند جمعیت یا فرهنگ رانندگی و به طور کلی فرهنگ عبور و مرور اعم از پیاده و سواره. هرچند که بررسی کنترل‌پذیری عوامل تاثیرگذار بر مصرف سوخت و روش‌ها و چگونگی آن، پژوهش‌های مفصل دیگر می‌طلبد. چرا که اهمیت موضوع کنترل مصرف سوخت نه تنها از نظر اقتصادی اهمیت بالایی دارد، از نظر زیست‌محیطی نیز در سال‌های اخیر در شهرهای بزرگ، به خصوص کلان‌شهرهایی مانند تهران، معضلی است که موضوع بحث محافل دانشگاهی و اجتماعی گوناگونی بوده است. امید است در سال‌های آینده با افزایش پژوهش‌های کاربردی در این بخش، شاهد تغییرات عمده در این زمینه باشیم.

نتایج مدل پیش‌بینی مصرف نفت‌گاز

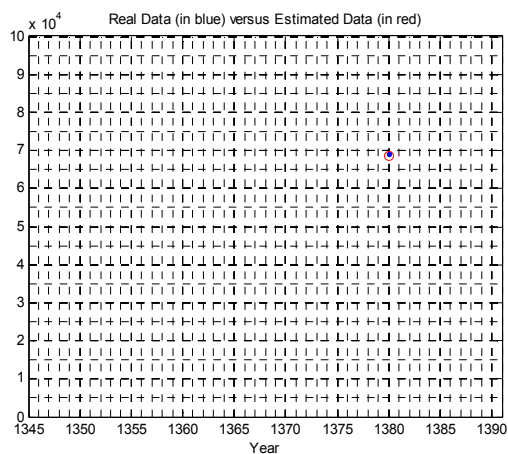
به طور مشابه با مدل بنزین برای مدل نفت‌گاز نتایج پیش‌بینی در شکل‌های (۷) و (۸) و (۹) نمایش داده شده است.



شکل ۷. نمایش مقایسه داده‌های پیش‌بینی شده و واقعی در مدل پیش‌بینی مصرف نفت‌گاز



شکل ۸. نمایش نمودار MSE بر حسب تعداد دوره مربوط به مدل پیش‌بینی مصرف نفت‌گاز



شکل ۹. سنجش عملکرد شبکه در برابر داده‌ی آموزش داده نشده مربوط به مدل پیش‌بینی نفت‌گاز

۶-مراجع

- اصفهانیان، م.، (۱۳۸۲)، "ارائه‌ی یک مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی قیمت نفت خام"، پایان‌نامه‌ی دوره‌ی کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده فنی مهندسی، بخش مهندسی صنایع.
- حیدری، الف.، (۱۳۸۴)، "پیش‌بینی تقاضای انرژی در اقتصاد ایران بر اساس روش تجزیه"، تحقیقات اقتصادی، شماره‌ی ۶۹، ص. ۲۷-۵۶.
- احمدی قراچه، الف.، (۱۳۸۵)، "ارائه یک مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی قیمت ماهانه نفت خام با در نظر گرفتن شوک‌های نفتی"، پایان‌نامه‌ی دوره‌ی کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده فنی مهندسی، بخش مهندسی صنایع.
- بغزیان، الف. و نصرآبادی، الف.، (۱۳۸۵)، «پیش‌بینی مصرف فرآورده‌های نفتی: مقایسه سامانه معادلات اقتصادسنجی و شبکه‌های عصبی»، فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی، سال سوم، شماره‌ی ۱۰، ص. ۴۷-۶۷.
- رضازاده، س.، (۱۳۸۷)، "انتخاب مدل مناسب برای پیش‌بینی مصرف سوخت فسیلی با استفاده از رویکرد شبکه‌های عصبی"، پایان‌نامه دوره‌ی کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران، دانشکده مدیریت، گروه مدیریت صنعتی.
- موسوی، س.ن.الف.، مختاری، ز. و فرج زاده، ذ.، (۱۳۸۹)، "پیش‌بینی مصرف حامل‌های انرژی در بخش کشاورزی ایران با الگوهای ARCH و ARIMA"، فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی، سال هفتم، شماره‌ی ۲۷، ص. ۱۸۱-۱۹۵.
- بابایی میبد، ح.، (۱۳۹۰)، "پیش‌بینی مصرف انرژی ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی"، پایان‌نامه دوره‌ی کارشناسی ارشد، دانشگاه یزد، گروه مدیریت صنعتی.
- صادقی، ح.، ذوالفقاری، م. و الهامی‌نژاد، م.، (۱۳۹۰)، "مقایسه‌ی عملکرد شبکه‌های عصبی و مدل ARIMA در مدل‌سازی و پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت سبده نفت خام اپک
- (با تاکید بر انتظارات تطبیقی)"، فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی، سال هشتم، شماره ۲۸، ص. ۲۵-۴۷.
- مهناج، م. ب.، (۱۳۸۹)، "مبانی شبکه‌های عصبی، جلد ۱، تهران، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، چاپ هفتم.
- Assareh, E., Behrang, M., Assareh, R., & Hedayat, N. (2011), "Integration of Artificial Neural Network and Intelligent optimization techniques on world electricity consumption estimation". World Academy of Science, Engineering and Technology, 73(1), pp.690-694 .
- Assareh, E., Behrang, M., Assari, M., & Ghanbarzadeh, A. (2010), "Application of PSO (particle swarm optimization) and GA (genetic algorithm) techniques on demand estimation of oil in Iran". Energy, 35(12), pp.5223-5229.
- Azadeh, A., Ghaderi, S., & Sohrabkhani, S. (2007), "Forecasting electrical consumption by integration of neural network, time series and ANOVA". Applied Mathematics and Computation, 186(2), pp.1753-1761.
- Azadeh, A., Ghaderi, S., & Sohrabkhani, S. (2008), "A simulated-based neural network algorithm for forecasting electrical energy consumption in Iran". Energy policy, 36(7), pp.2637-2644.
- Economou, L. (2010), "Greek long-term energy consumption prediction using artificial neural networks". Energy, 35(2), pp.512-517.
- Limanond, T., Jomnonkwao, S., & Srikaew, A. (2011), "Projection of future transport energy demand of Thailand". Energy policy, 39(5), pp.2754-2763.
- Sözen, A., & Arcaklioglu, E. (2007), "Prediction of net energy consumption based on economic indicators (GNP and GDP) in Turkey", Energy policy, 35(1) pp.4992-4981.

