فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی/ سال نهم / شماره‌ی ۳۴/ پاییز ۱۳۹۱/ صفحات ۷۰-۴۹

پیش‌بینی تقاضا و ذخیره‌سازی فصلی گاز طبیعی در طول برنامه‌ی پنجم توسعه با استفاده از روش‌های شبکه‌ی عصبی و ARIMA

افشین جوان

عضو هیأت علمی مؤسسه‌ی مطالعات بین المللی انرژی af_javan@yahoo.co.uk

مهرزاد زمانی

کارشناس ارشد اقتصاد انرژی و بازاریابی، مؤسسه‌ی مطالعات بین المللی انرژی
mehrzad_zamani@yahoo.com

علیرضا قنبری*

کارشناس ارشد اقتصاد، مؤسسه‌ی مطالعات بین المللی انرژی ghanbarister@gmail.com

لیلی بیاری

کارشناس ارشد اقتصاد وزارت نیرو l.bayari@gmail.com

تاریخ دریافت: ۹۰/۱۱/۷ تاریخ پذیرش: ۹۱/۶/۱۹

چکیده

یکی از مشکلات کشور مصرف بالای گاز طبیعی در داخل و تغییر بسیار زیاد میزان مصرف در فصول سرد و گرم سال است. فصلی بودن مصرف گاز مشکلات گوناگون را برای انجام تعهدات صادرات گاز کشور، تزریق به میادین نفتی و مصرف‌کنندگان داخلی به‌وجود آورده است. این امر لزوم ذخیره‌سازی گاز طبیعی در فصول گرم و استفاده از آن برای فصول سرد را در داخل دیکته می‌کند. ولی تحقق این مسأله بدون اطلاع از میزان تقاضای فصلی در آینده ممکن نیست.

این مقاله با هدف پی بردن به میزان تقاضای آینده‌ی گاز در کشور و ظرفیت لازم برای ذخیره‌سازی آن تدوین شده است. بدین منظور میزان مصرف ماهانه‌ی گاز تا پایان برنامه‌ی پنجم توسعه با استفاده از دو روش باکس جنکینز (ARIMA) و شبکه‌های عصبی پیش‌بینی شده و با محاسبه‌ی اختلاف مصرف داخلی در فصول سرد و گرم سال، ظرفیت‌های لازم برای ذخیره‌سازی گاز طبیعی به‌دست آمده است. نتایج نشان می‌دهد که مدل شبکه‌ی عصبی نسبت به روش ARIMA توان بیش‌تری در پیش‌بینی تقاضای گاز طبیعی دارد و ویژگی فصلی بودن مصرف داخلی گاز هم‌چنان طی سال‌های آینده ادامه خواهد داشت. بر اساس محاسبات مقاله پیشنهاد می‌شود که علاوه بر ۴ میلیارد ظرفیت برنامه‌ریزی شده برای ذخیره‌ی گاز، سالانه ۱۰ میلیارد متر مکعب ظرفیت ذخیره‌سازی جدید جهت پاسخ به تقاضای فصلی گاز برای مدیریت عرضه و تقاضای گاز انجام شود.

طبقه بندی JEL : Q30,E37,C53,Q41

کلید واژه: تقاضای گاز، شبکه‌ی عصبی، پیش‌بینی، ذخیره‌سازی گاز، مدل اقتصادسنجی ARIMA

---

*- نویسنده‌ی مسئول

Archive of SID

www.SID.ir

۱- مقدمه

امروزه گاز طبیعی به عنوان یک سوخت پاک و بهترین جایگزین برای نفت خام, بخش قابل توجهی از تقاضای انرژی جهانی را پوشش می‌دهد. ولی گاز طبیعی همانند سایر منابع انرژی که هر کدام محدویت‌های خاص خود را در بهره‌برداری و استفاده دارند با دو چالش عمده و بزرگ مواجه می‌باشد. اول بحث انتقال و جابه‌جایی آن است که به دلیل پرحجم بودن, تنها امکان انتقال آن در یک منطقه و آن‌هم از طریق خط لوله وجود دارد و برای جابه‌جایی به نقاط دور باید به مایع تبدیل (LNG)[1] و با کشتی منتقل شود که این فرآیند به هزینه‌های زیادی نیاز دارد. دومین مسأله ماهیت تقاضای فصلی برای این منبع انرژی است. بدین معنی که در فصول سرد سال تقاضای گاز طبیعی برای مصارف گرمایشی افزایش و در فصول گرم سال کاهش می‌یابد. این مسأله مشکلات فنی و غیر فنی را در تولید و مصرف این منبع انرژی در فصول سرد و گرم سال به‌وجود می‌آورد، لذا بسیاری از کشورهای مصرف کننده و تولیدکننده‌ی گاز طبیعی در نقاط مختلف جهان اقدام به ذخیره‌سازی آن می‌کنند.

در ایران نیز ذخیره‌سازی گاز طبیعی به دو دلیل اهمیت دارد. اول این‌که منابع بزرگ تولید گاز کشور در مناطق جنوبی ایران متمرکز است و طول مسیر انتقال گاز از این منابع به مناطق شمالی و مبادی مصرفی و صادراتی آن، در هر خط انتقال متجاوز از ۱۰۰۰ کیلومتر است؛ لذا در صورتی که هر مشکلی در سیستم خطوط انتقال اتفاق بیفتد، تأمین گاز مصرفی در مناطق شمالی و مبادی صادراتی کشور دچار مشکل می‌شود. ولی اگر امکانات ذخیره‌سازی گاز در مناطق مرکزی و شمالی کشور فراهم باشد، در صورت بروز هر حادثه‌ای در فرآیند تولید و یا انتقال گاز، امکان استفاده از منابع گاز ذخیره‌سازی شده تا برطرف شدن مشکل وجود دارد. دلیل دیگر این‌که مصرف گاز در کشور به‌شدت نوسانی و به‌صورت فصلی است و در طول زمان روندی سینوسی دارد. در فصل‌های سرد سال به‌دلیل افزایش مصرف گاز طبیعی در بخش خانگی، مصرف گاز به میزان بسیار زیادی افزایش می‌یابد و کمبودگاز برای بخش‌های صنعتی و نیروگاه‌ها ایجاد می‌شود. در این حالت نیز چنان‌چه امکان ذخیره‌سازی گاز طبیعی وجود داشته باشد، در فصول گرم سال که میزان مصرف گاز کم‌تر از ایام سرد سال است گاز برای فصول سرد ذخیره شده و بدین ترتیب علاوه بر این‌که امکان استفاده از تمام

1- Liquid Natural Gas.

Archive of SID

www.SID.ir

ظرفیت تولید به‌وجود می‌آید، کشور قادر به تأمین تمام تقاضای گاز طبیعی در تمامی فصول سال بدون هیچ‌گونه مشکل و کمبودی خواهد بود. به عبارت دیگر چنان‌چه امکان ذخیره‌سازی گاز طبیعی در مخازن زیرزمینی و برداشت از آن در فصول سرما یا دیگر مواقع مورد لزوم برقرار شود، ضمن این‌که می‌توان بخشی از کمبود گاز مصرفی در ایام سرد سال را جبران کرد، می‌توان تا حد بسیار زیادی از بروز مشکلات ناگهانی در انتقال و یا تولید گاز نیز کاست. اما سئوال این است که ظرفیت ذخیره‌سازی گاز طبیعی در کشور چه‌مقدار باید باشد تا این اهداف محقق شود؟ پاسخ به این سئوال بدون پیش‌بینی میزان تقاضای فصلی گاز طبیعی در آینده ممکن نیست.

در این مقاله تلاش می‌شود با پیش‌بینی مصرف فصلی گاز طبیعی طی برنامه‌ی پنجم توسعه‌ی اقتصادی- اجتماعی و فرهنگی، ظرفیت لازم برای ذخیره‌سازی گاز طبیعی در این بازه‌ی زمانی محاسبه شود.

مقاله در هشت بخش تدوین شده است. در بخش بعدی، ادبیات موضوع مربوط به ذخیره‌سازی گازطبیعی ارایه می‌شود. بخش سوم، به توضیح مطالعات انجام شده اختصاص دارد. در بخش چهارم، روش انجام تحقیق و مدل پیش‌بینی تقاضای گاز تخمین زده شده و نتایج ارایه می‌شود. پس از آن در بخش پنجم دو مدل برآورد می‌شود و در بخش بعدی قدرت پیش‌بینی آن‌ها با مقایسه‌ی خطای پیش‌بینی درون نمونه‌ای هر مدل محاسبه شده و مدل بهتر برای پیش‌بینی آینده، انتخاب و برآورد می‌شود. در بخش هفتم به کمک نتایج پیش‌بینی مدل بهینه، میزان ظرفیت لازم برای ذخیره‌سازی به‌دست می‌آید و سرانجام در آخر نتایج و دستاوردهای مطالعه بیان و توصیه‌های سیاستی مستند به نتایج مقاله ارایه می‌گردد.

۲- ادبیات موضوع

در کشورهای مختلف معمولا میانگین مصرف روزانه در ماه‌های به نسبت سرد سال به میزان قابل توجهی (۴۰-۲۵ درصد) بیش‌تر از میانگین مصرف در ماه‌های گرم و معتدل سال است. این اختلاف چشم‌گیر بین مصارف تابستانی و زمستانی با توجه به دوری مبادی تولید تا نواحی عمده مصرف در زمستان، ایجاب می‌کند که شبکه‌ی توزیع گاز تنها به سیستم تولید و انتقال و تأمین گاز به صورت مستقیم متکی نباشد و ایجاد ذخایر نزدیک به مراکز عمده‌ی مصرف را ضروری می‌نماید. در اصطلاح به چنین

Archive of SID

www.SID.ir

فرآیندی اوج زدایی[1] گفته می‌شود که با دو هدف مقابله با شرایط اضطرار و تأمین نیاز در نقاط اوج مصرف انجام می‌شود.

فرآیند اوج زدایی تقاضای گاز طبیعی به سه صورت تزریق در مخازن زیر زمینی، فرآیند ترزیق پروپان و فرآیند تبدیل بهLNG انجام می‌گیرد. فرآیند ذخیره‌سازی در ساختارهای مناسب زیرزمینی، مناسب ترین نوع، از نظر حجم گاز قابل ذخیره برای اوج زدایی فصلی[2] بوده و نقش بسیار مهم و استراتژیکی در مقابله با نوسان و اختلال در سیستم انتقال و توزیع گاز ایفا می‌کند. ذخیره‌سازی زیر زمینی گاز دارای دو محدودیت عدم انتخاب دلخواه محل ذخیره‌سازی گاز و در اختیار نبودن حجم مورد نظر مخزن برای بهره‌بردار است که به عنوان معایب آن محسوب می‌شوند. فرآیند دیگر، تزریق پروپان است که LPG[3] ذخیره شده در دوره‌های سرد سال تبخیر و با قسمت‌های تقریبا مساوی از هوا مخلوط شده و به خطوط لوله‌ی گاز طبیعی تزریق شده و به مصرف‌کنندگان تحویل داده می‌شود. در روش سوم گاز طبیعی در طول فصول گرم، مایع‌سازی و ذخیره و سپس در طول فصول سرد تبخیر می‌شود تا برای برآورده کردن اوج تقاضای گاز، به ظرفیت خط لوله افزوده شود. بهبود فنی در تجهیزات مایع سازی و ذخیره‌سازی در دمای پایین، موازنه‌ی اقتصادی را به نفع این روش تغییر داده است. در این فرآیند، واحدهای کوچک تولید LNG[4] احداث و گاز طبیعی مایع در مخازن مربوط به آن در مجاورت نواحی پرمصرف ذخیره می‌شود و در مواقع مورد نیاز مورد بهره‌برداری قرار می‌گیرد. این روش برای اوج زدایی مصرف روزانه در زمستان[5] مناسب است. در این مجتمع‌های کوچک، در طول ماه‌های گرم سال می‌توان گاز را به مایع تبدیل و به هنگام ضرورت در روزهای سرد زمستان تبخیر و به شبکه‌ی گازرسانی تزریق کرد. البته این واحدها می‌توانند حتی در مواقعی از فصل زمستان، که میزان مصرف نسبت به تولید و عرضه از مبادی اصلی کاهش نسبی می‌یابد، مازاد گاز را از خطوط لوله، دریافت و به مایع تبدیل و ذخیره کنند و بدین ترتیب ذخیره‌ی مخازن LNG حتی المقدور بازسازی و حفظ شود. کشورهای مختلف با توجه به شرایط عرضه و تقاضای گاز و هم‌چنین

1- Peak shaving.
2- Winter Peak Shaving.
3- Liquefied Petroleum *Gas*.
4- Liquid natural Gas.
5- Daily Peak Shaving.

Archive of SID

www.SID.ir

برخورداری از سطوح تکنولوژیکی خاص خود، معمولاً ترکیبی از این فرآیندها را برای ذخیره‌سازی گاز و مقابله با بحران در شرایط اضطرار استفاده می‌کنند (رحیمی، ۱۳۹۱).

۳- پیشینه‌ی تحقیق

به‌طورکلی مطالعات تقاضای انرژی را بر اساس مدل‌ها و روش‌های مورد استفاده به دو دسته تقسیم می‌شوند: دسته‌ی اول مطالعاتی هستند که از یک مدل تقاضای مجزاسازی شده (مدل شکل ساختاری) استفاده کرده‌اند. مبنای کاربرد این مدل‌ها، تقاضای اشتقاقی[1] است، یعنی تقاضای انرژی تقاضا برای خدمات آن هم‌چون روشنایی، گرما و قدرت است، نه تقاضا برای خود آن. در این مدل تقاضای انرژی به چند معادله‌ی تقاضا تقسیم شده و به صورت غیر مستقیم تابعی از قیمت و درآمد واقعی در نظر گرفته می‌شود. پیندیک[2] (۱۹۷۹)، ساختار این مدل را به‌طور کامل تشریح کرده است. این روش به متغیرهای بسیار زیاد و گسترده‌ای نیاز دارد و به نسبت در مطالعات کم‌تر استفاده می‌شود. دسته‌ی دوم مطالعاتی هستند که در آن‌ها تقاضای انرژی به‌طور مستقیم تابعی از عواملی چون قیمت و درآمد در نظر گرفته می‌شود و به مدل‌های فرم حل شده مشهور هستند. کوریس[3] (۱۹۸۱) و درولاس[4] (۱۹۸۴) از این مدل در مطالعات خود برای برآورد تابع تقاضای انرژی استفاده کرده‌اند. دسته‌ی دوم مطالعات, خود بر اساس روش‌های اقتصادسنجی به سه گروه تقسیم می‌شوند. گروه اول، مطالعاتی هستند که روش هم انباشتگی و تصحیح خطا را برای بررسی تأثیر متغیرهای قیمت‌های حامل‌های انرژی و درآمد در تقاضای حامل‌های انرژی به‌کار برده‌اند. از جمله‌ی آن‌ها می‌توان به مطالعه‌ی کلمنتس و مادلنر[5] (۱۹۹۹) و مطالعه لستر[6]، جاج[7]، جاج[7]، نیوما[8] (۲۰۰۳) اشاره کرد. گروه دوم، مطالعاتی هستند که از روش معادلات هم‌زمان و داده‌های تابلویی استفاده می‌کنند، مانند مطالعه‌ی پیترو بالسترا و مارس

1- Derived demand.
2- Pindyck.
3- Kouris.
4- Drollas.
5- Clements, Madlener.
6- Lasseter.
7- Judge.
8- Pneuma.

Archive of SID

www.SID.ir

نیرلوی[1] (۱۹۶۶). و گروه سوم، که طی سال‌های اخیر نیز به‌طور گسترده در مقالات مختلف مورد استفاده قرار گرفته است، شامل روش مدل ساختار سری زمانی است که به عنوان روشی برای بررسی همزمان روند اصلی و نوسانات فصلی تقاضای انرژی در بخش‌های مختلف به‌کار می‌رود. از جمله پژوهش‌های انجام گرفته در این گروه می‌توان به مطالعه‌ی هانت و همکاران[2] (۲۰۰۳) اشاره کرد (کشاورز و میرباقری‌جم، ۱۳۸۲).

در این جا به برخی از مطالعات مهم در زمینه‌ی تقاضا و پیش‌بینی انرژی گاز طبیعی اشاره می‌شود. اکمل و اشترن[3] (۲۰۰۱)، تقاضا برای انواع حامل‌های انرژی در استرالیا را را با استفاده از مدل تقاضای تقریباً ایده‌ال، محاسبه و کشش‌های درآمدی، قیمتی و متقاطع را به‌دست آوردند. ادیگر و آکار[4] (۲۰۰۹)، به پیش‌بینی تقاضای انواع حامل‌های انرژی از جمله گاز طبیعی در ترکیه پرداخته‌اند. آن‌ها از مدل‌های ARIMA [5] و مدل فصلی ARIMA منسوب به (SARIMA[6])، برای پیش‌بینی تقاضا بهره برده و به آن وسیله مقدار تقاضای انواع حامل‌های انرژی در ترکیه را تا سال ۲۰۲۰ پیش‌بینی کرده‌اند. نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که پیش‌بینی کل تقاضای انرژی به‌وسیله‌ی مدل ARIMA نتایج قابل اطمینان‌تری نسبت به مجموعه‌ی تک تک پیش‌بینی‌ها از منابع انرژی دارد. هم‌چنین آن‌ها یافته‌اندکه همه‌ی حامل‌های انرژی به استثنای انرژی‌های زیست توده[7] در آینده رشد مثبت خواهند داشت.

در داخل نیز چندین مطالعه در رابطه با تقاضای گاز طبیعی و میزان مصرف آینده‌ی آن انجام شده است که از آن جمله می‌توان به موارد زیر اشاره کرد. لطفعلی‌پور و باقری (۱۳۸۲)، در مقاله‌ای به تخمین تابع تقاضای گاز طبیعی در بخش خانگی شهر تهران پرداخته‌اند. آن‌ها توابع تقاضای کل گاز طبیعی و متوسط مصرف گاز طبیعی هر خانوار در شهر تهران را با استفاده از اطلاعات آماری سال‌های ۱۳۷۸-۱۳۷۴ که به‌صورت فصلی بوده، تخمین زده و کشش‌های درآمدی و قیمتی گاز را محاسبه کرده‌اند. اشراق نیا و ابقایی (۱۳۸۷)، در مقاله‌ای با عنوان «مدل‌سازی مصرف گاز طبیعی و فرآورده‌های

1- Pietro Balestra and Marc Nerlove.
2- Hunt & et all.
3- Akmal & Stern.
4- Edigera & Akar.
5- Auto Regressive Integrated Moving Average.
6- Seasonal *Auto* Regressive Integrated Moving Average.
7- Biomass.

Archive of SID

www.SID.ir

نفتی و بررسی امکان جانشینی گاز طبیعی به جای فرآورده‌های نفتی در ایران» و به کمک دو روش تلفیق داده‌های سری زمانی و روش توابع ترانسلوگ به تخمین تابع تقاضای انرژی در سه بخش خانگی، صنعت و حمل و نقل پرداخته و نتیجه گرفته‌اند که گاز طبیعی و فرآورده‌های نفتی در ایران جانشین یکدیگر هستند. کشاورز و میرباقری (۱۳۸۶)، تابع تقاضای گاز طبیعی را با استفاده از مدل ساختار سری زمانی (STSM[1]) و هم‌چنین روش فیلتر کالمن در بخش خانگی و تجاری برآورد و کشش‌های قیمتی و درآمدی را محاسبه کرده‌اند، مشیری و شاهمردای (۱۳۸۵)، ساختار مصرف گاز طبیعی و برق خانوارهای شهری کشور را با تأکید بر الگوی مصرفی دو استان تهران و اصفهان بررسی کرده و کشش‌های مربوطه را به‌دست آورده‌اند.

۴- مدل‌های پیش‌بینی

چندین رویکرد در پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی وجود دارد. اولین رویکرد، هوش مصنوعی است که روش‌هایی مانند شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک را شامل می‌شود. دومین رویکرد، مدل‌های اقتصادسنجی و سری زمانی هم‌چون سیستم معادلات، مدل‌های تک معادله‌ای، مدل خودرگرسیونی، مدل تصحیح خطا و مدل‌های معادلات همزمان هستند. در این رویکرد بر اساس تئوری‌های اقتصادی، روابط بین متغیرهای توضیحی و مستقل، تصریح و به کمک روش‌های سری زمانی برآورد و پیش‌بینی می‌شوند. آخرین رویکرد، مدل‌های سری زمانی صرف است که براساس خصوصیات آماری متغیرها امکان پیش‌بینی به‌وسیله‌ی آن‌ها فراهم می‌آید. از مهم‌ترین روش‌های پیش‌بینی مدل‌های سری زمانی می‌توان به مدل‌های خود توضیح جمعی میانگین متحرک (ARIMA)[2]، مدل خودرگرسیونی با واریانس ناهمسانی شرطی (ARCH)[3] و مدل خود رگرسیونی با واریانس ناهمسانی شرطی تعمیم یافته (GARCH)[4] اشاره کرد.

در رویکرد دوم برای برآورد و پیش‌بینی متغیر وابسته باید ابتدا متغیرهای توضیحی برآورد شوند تا بتوان مقدار متغیر وابسته را پیش‌بینی کرد. انجام چنین کاری در

1- Structural Time Series Model.
2- Autoregressive Integrated Moving Average.
3- Autoregressive Conditionally Heteroscedastic.
4- General Autoregressive Conditionally Heteroscedastic.

Archive of SID

www.SID.ir

بسیاری از موارد مشکل‌تر از برآورد خود متغیر وابسته است، زیرا در چنین حالتی نیاز به برآورد و پیش‌بینی چندین متغیر توضیحی می‌باشد که با توجه به خطای موجود در هر پیش‌بینی احتمال خطای پیش‌بینی متغیر وابسته بالا می‌رود، اما در بسیاری از پیش‌بینی‌ها به روش هوش مصنوعی و مدل‌های سری زمانی نیازی پیش‌بینی متغیر یا متغیرهای دیگر نیست و از این منظر این دو روش می‌توانند برتری داشته باشند. لذا در این مقاله و با توجه به موضوع مورد مطالعه و محدودیت‌های خاص در استفاده از سایر مدل‌ها مانند مدل‌های ساختاری، از روش‌های شبکه‌ی عصبی و خود توضیح جمعی میانگین متحرک (ARIMA) که در مباحث پیش‌بینی اقتصادی زیاد کاربرد داشته و رواج زیادی در مقالات دارند استفاده می‌شود. در زیر به‌طور اجمالی روش شبکه‌ی عصبی و ARIMA برای پیش‌بینی سری‌های زمانی در اقتصاد توضیح داده می‌شود.

فرآیند خود توضیح جمعی میانگین متحرک (ARIMA)

مدل ARIMA توسط باکس جنکیز[1] در سال ۱۹۷۰ مطرح شده و از معمولی‌ترین رویکردها برای پیش‌بینی متغیرها در اقتصاد است. یک مدل ARIMA ترکیب خطی از خطاهای گذشته و مقادیر گذشته‌ی یک سری زمانی پایاست که به‌صورت ARIMA(p,d,q) نشان داده می‌شود. در این رابطه p وقفه‌های گذشته‌ی متغیر وابسته و یا همان جملات خودتوضیحی، d تعداد دفعاتی است که سری زمانی باید تفاضل‌گیری شود تا پایا گردد و q تعداد جمله‌های خطاهای گذشته و یا همان جملات میانگین متحرک است. اگر یک سری زمانی با y_t نشان داده شود، مدل ARIMA آن پس از تشکیل سری زمانی پایای آن به‌صورت زیر است:

$$Y_t = \sum_{p=1}^{p} \varphi_p Y_{t-p} + \sum_{q=1}^{q} \theta_q U_{t-q} + U_t$$

در این معادله Y_{t-p} وقفه‌های p ام متغیر وابسته، U_{t-q} وقفه‌ی qام خطای گذشته و U_t خطای مدل رگرسیونی است. φ_p و θ_q نیز به ترتیب ضرایب جملات خود توضیحی به تعداد p و ضرایب جملات میانگین متحرک به تعداد q می‌باشند.

1 – Box-Jenkins.

Archive of SID

www.SID.ir

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی [1](ANN)، روش ریاضی‌ای هستند که با استفاده از شبیه‌سازی ساختار نرون‌های مغز انسان، اطلاعات و داده‌های آماری را تجزیه و تحلیل کرده و برای پیش‌بینی یا طبقه‌بندی مورد استفاده قرار می‌دهند. مدل‌های شبکه‌ی عصبی انواع مختلفی دارند، ولی همگی آن‌ها ساختار مشابهی دارند. یک شبکه‌ی عصبی به‌طور معمول از سه لایه‌ی ورودی، میانی و خروجی تشکیل شده است. لایه‌ی میانی در برخی از شبکه‌های عصبی وجود دارد، اما همه‌ی شبکه‌ها لایه‌ی ورودی و خروجی را دارند. اولین یا پایین‌ترین لایه در شبکه‌ی عصبی لایه‌ی ورودی است که دریافت‌کننده‌ی آمار و اطاعات خارج از سیستم می‌باشد و اطلاعات ورودی از طریق این لایه در اختیار شبکه قرار می‌گیرد. لایه‌ی ورودی در حقیقت مشابه متغیرهای مستقل در مدل‌های اقتصادسنجی می‌باشد. تعداد نرون‌ها در این لایه به تعداد متغیرهای ورودی (متغیرهای توضیحی) برای یک مدل بستگی دارد. در حال حاضر راه حل سیستماتیک پذیرفته شده‌ای برای تعیین تعداد نرون‌های ورودی وجود ندارد و بهترین حالت برای انتخاب آن روش آزمون و خطاست.

دومین لایه که در بیش‌تر شبکه‌های عصبی وجود دارد، لایه‌ی میانی است که از طریق نرون‌های این لایه‌ی ارتباطات میان داده‌های ورودی و خروجی به‌وجود می‌آید. این لایه بین لایه‌های ورودی و خروجی قرار دارد و خود شامل چندین لایه است. روش اثبات شده‌ی بهینه‌ای برای تعیین تعداد بهینه‌ی لایه‌ی میانی وجود ندارد، اما معمولاً در مطالعات تنها یک یا دو لایه‌ی میانی در طراحی شبکه منظور می‌شود، زیرا تعداد بسیار کم آن‌ها، هرچند سرعت یادگیری را افزایش می‌دهد، اما سبب ایجاد یادگیری ناقص از الگوی ورودی به خروجی می‌شود و در نتیجه پیش‌بینی صحیحی به‌وجود نمی‌آید. هم‌چنین تعداد بسیار زیاد لایه‌ها هرچند ممکن است نتیجه‌ی خوبی در فرآیند یادگیری مدل داشته باشد، اما سبب به‌وجود آمدن مسأله‌ی انطباق بیش از حد می‌شود. به علاوه زمان انجام محاسبات، افزایش و توانایی تعمیم شبکه کاهش می‌یابد. این بدان معنی است که تعداد زیاد نرون در لایه‌ی میانی به طور نسبتاً کامل می‌تواند الگوی سری‌های زمانی گذشته را طراحی کند، اما قادر به تولید یک پیش‌بینی معتبر نمی‌باشد (گالوو همکاران[2]، ۲۰۰۶).

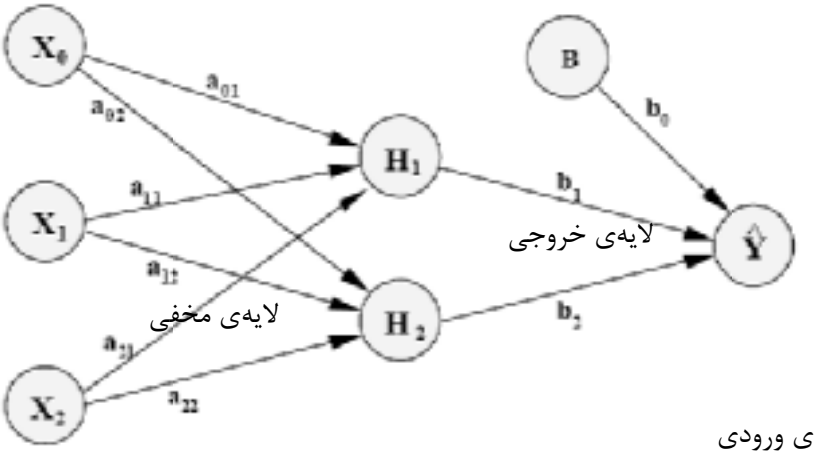
1- Artificial Neural Networks.
2- GAallo et all.

Archive of SID

www.SID.ir

لایه‌ی خروجی، آخرین لایه در یک شبکه‌ی عصبی است که شامل مقادیر پیش‌بینی شده‌ی متغیرهای وابسته پس از آموزش شبکه است. این لایه همانند متغیر وابسته در مدل‌های اقتصادسنجی عمل کرده و تعداد نرون‌های آن بستگی به تعداد متغیر وابسته دارد. تعیین تعداد نرون‌های خروجی به نسبت آسان و به طور مستقیم به مسأله‌ی تحت بررسی بستگی دارد. در یک پیش‌بینی سری زمانی تعداد نرون‌ها در لایه‌ی خروجی در بیش‌تر موارد با افق پیش‌بینی رابطه دارد. در پیش‌بینی‌های سری زمانی دو روش پیش‌بینی یک گام به جلو و پیش بینی چند گام به جلو وجود دارد. در روش اول شبکه دارای یک نرون در لایه‌ی خروجی است. روش دوم خود به دو نوع پیش‌بینی تکرار شونده و پیش‌بینی مستقیم تقسیم می‌شود. در نوع تکرار شونده مقدار پیش‌بینی شده، همانند مدل ARIMA به عنوان ورودی برای پیش‌بینی‌های بعدی مورد استفاد قرار می‌گیرد و تنها یک نرون در لایه‌ی خروجی نیاز است، اما در نوع مستقیم شبکه‌ی نرون‌ها خروجی متفاوتی را برای پیش‌بینی مستقیم هر مرحله نیاز دارد، لذا افق پیش‌بینی عامل مؤثر بر تعداد نرون‌های لایه‌ی خروجی است.

نمودار زیر یک شبکه‌ی عصبی با یک لایه‌ی پنهان و سه نرون در لایه‌ی ورودی، دو نرون در لایه‌ی میانی و یک نرون در لایه‌ی خروجی را نشان می‌دهد. از آن‌جایی که در این شبکه اطلاعات از ورودی‌ها به خروجی جریان دارد، به آن شبکه‌ی پیش‌خور[1] گفته می‌شود.



شکل ۱- شکل معمول شبکه‌ی عصبی پیشخور با یک لایه‌ی میانی

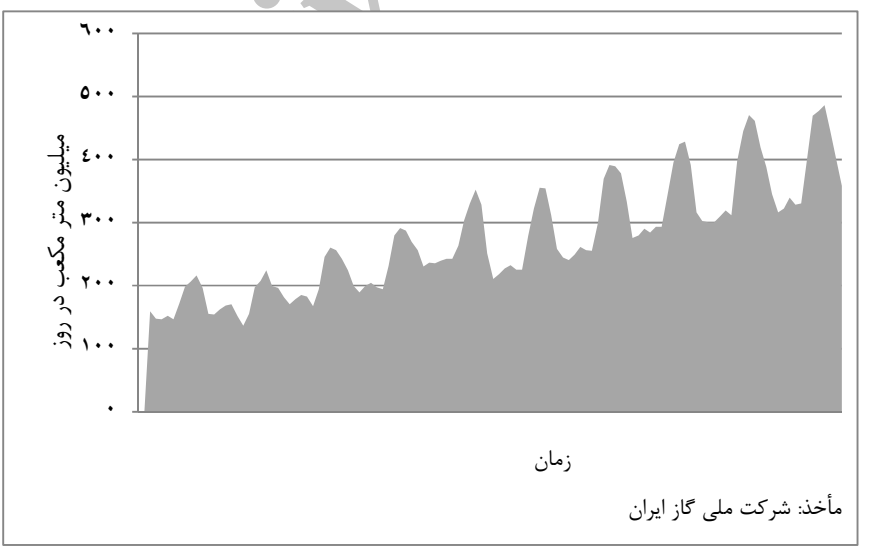
1- Feed Forward.

www.SID.ir

در شکل بالا ارتباط بین لایه‌ها با پیکان‌ها مشخص شده است و هر یک از مؤلفه‌های روی هر پیکان، وزن ارتباطی را نشان می‌دهد. در تخمین و محاسبه‌ی شبکه‌های عصبی در هر مرحله داده‌ها وزن‌دار شده و به لایه‌ی بعد فرستاده می‌شوند. در حقیقت در فرآیند حل شبکه‌های عصبی ابتدا در هر نرون داده‌ها با توجه به تابع فعال‌سازی وزن‌دار شده و سپس مجموع آن‌ها دسته‌بندی و به لایه‌ی بعدی ارسال می‌شود.

۵- یافته های تحقیق

متغیر مورد نیاز برای برآورد مدل، سری زمانی میزان مصرف گاز طبیعی است. بازه‌ی زمانی مورد بررسی سال‌های ۱۳۸۹-۱۳۷۹ و به‌صورت ماهیانه می‌باشد. نمودار ۱، روند مصرف گاز طبیعی در این بازه‌ی زمانی ده ساله را نشان می‌دهد. همان‌طوری که مشاهده می‌شود، در فصول سرد سال شامل ماه‌های آذر، دی، بهمن و اسفند میزان مصرف گاز طبیعی در کل کشور به دلیل برودت هوا و لذا رشد تقاضای بخش خانگی و تجاری به‌طور چشم‌گیری افزایش می‌یابد و مصرف گاز در این چهار ماه از سال نسبت به بقیه‌ی ماه‌های سال بیش‌تر می‌شود. که این مسأله فصلی بودن تقاضای گاز طبیعی در ایران را نشان می‌دهد.



نمودار ۱- روند مصرف گاز طبیعی در کشور طی سال‌های ۱۳۸۹-۱۳۷۹

www.SID.ir

به منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی مصرف گاز، از مدل باکس جنکینز و هم چنین تکنیک شبکه‌های عصبی به عنوان روش رقیب استفاده می‌شود. در روش باکس جنکینز ابتدا باید وجود و یا عدم وجود ریشه ی واحد در سری زمانی مورد بررسی قرار گیرد. بدین منظور از آزمون دیکی فولر تعمیم یافته استفاده می‌شود. نتایج آزمون ریشه‌ی واحد نشان می‌دهد مصرف گاز در سطح ناایستا می‌باشد و با یک‌بار تفاضل‌گیری ایستا می‌شود که در مدل از تقاضل مرتبه‌ی آن استفاده می‌شود. در جدول ۱، نتایج آزمون ریشه‌ی واحد همراه با آماره‌های آزمون آورده شده است.

جدول ۱- نتایج آزمون دیکی فولر

متغیر	در سطح		در سطح		تفاضل اول		تقاضل اول	
	با عرض مبدا		با عرض از مبدا و روند		با عرض از مبدا		با عرض از مبدا و روند	
	آماره‌ی t *	مککینون	آماره‌ی t	مککینون	آماره‌ی t	مککینون	آماره‌ی t	مککینون
مصرف گاز	۰.۹۷	-۲.۸۸	-۲/۳۶	۳.۴۵	-۱۳/۲۶	-۲.۸۸	-۱۳/۳۵	-۳/۴۵

* با معنی در سطح ۵ درصد مأخذ: نتایج تحقیق

برای برآورد مدل باید به این نکته توجه شود که مصرف گاز در کشور فصلی بوده و در فصول سرد و گرم سال متفاوت می‌باشد، از این رو مدل باکس جنکیز فصلی باید استفاده شود. برای برآورد مدل، آزمون ها و بررسی‌های لازم جهت تعیین تعداد وقفه‌های جملات خودرگرسیونی، فصلی و میانگین متحرک انجام گرفته و مدل بهینه انتخاب شده که نتایج آن در جدول ۲ آمده است. الگوی برآورد شده دارای خودرگروسیونی مرتبه‌ی اول، میانگین متحرک اول، دوم و سوم، خودرگرسیونی فصلی مرتبه‌ی ۱۲ و میانگین متحرک فصلی مرتبه‌ی ۶ است. به منظور بررسی پایداری مدل و حصول نتیجه، از نتایج مدل آزمون ضریب لاگرانژ[1] برای بررسی وضعیت وجود خودهمبستگی و از آزمون ARCH برای تشخیص ناهمسانی واریانس استفاده می‌شود. نتایج این

1- Breush-Godfrey.

Archive of SID

www.SID.ir

آزمون‌ها نشان می‌دهد که مشکل خودهمبستگی و ناهمسانی واریانس در مدل برآورده شده وجود ندارد و مدل برازش شده از نیکویی برازش برخوردار است. نتایج مربوط به این آزمون‌ها در قسمت پایینی نمودار ۲ نشان داده شده است.

جدول ۲- مدل برآورد شده به روش باکس جنکینز

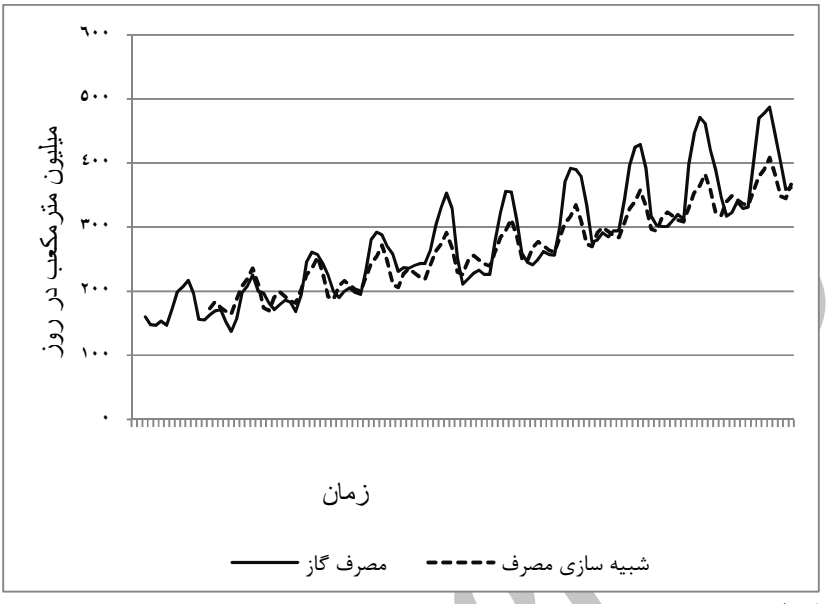
متغیر	ضریب	آماره -t	سطح احتمال
C	۱۱,۶۵۸	۰/۰۰۳	۰/۹۹۷۶
AR(1)			۰/۰۰
SAR(12)	۰/۹۹۱	۳۴/۵۰	۰/۰۰
MA(1)	۰/۹۰۳	۱۴/۰۱	۰/۰۰
MA(2)	-۰/۴۶	-۴/۴۰	۰/۰۰
MA(3)	-۰/۸۰۸	-۱۳/۱۴	۰/۰
SMA(6)	-۰/۹۲	-۳۳/۰۷۸	۰/۰۰
آزمون‌های نیکویی برازش			
نوع آزمون	آماره‌ی آزمون	احتمال	نتیجه
ناهمسانی واریانس ARCH	۰/۰۳۷	۰/۸۵	عدم وجود اثر ARCH
خودهمبستگی- ضریب لاگرانژ	۰/۰۹۳	۰/۹۱۱	عدم وجودخود همبستگی

مأخذ: نتایج تحقیق

بعد از تخمین مدل، شبیه‌سازی داخل نمونه به منظور ارزیابی مدل در پیش‌بینی آینده انجام شده که نتایج به‌دست آمده، همراه با سری واقعی مصرف گاز در نمودار ۲ ترسیم شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، مقادیر شبیه‌سازی شده‌ی مصرف گاز با مقادیر واقعی متفاوت بوده و در هیچ کدام از بازه‌های زمانی مورد استفاده حتی در دوره‌های آخر، مدل قادر به ارایه‌ی مقادیر شبیه‌سازی نزدیک با مقادیر واقعی نبوده، ولی با توجه دقیق به مقادیر شبیه‌سازی شده مشخص می‌شود که مدل، توانایی لازم در تشخیص روند فصلی مصرف را داشته است.

Archive of SID

www.SID.ir



مأخذ: نتایج تحقیق

نمودار ۲- مصرف گاز و مقادیر شبیه‌سازی شده توسط باکس جنکینز

بعد از تخمین مدل باکس جنکیز، مدل شبکه‌ی عصبی تخمین زده می‌شود. در مدل‌سازی شبکه‌های عصبی موارد مهمی باید در نظر گرفته شود تا بهترین الگو انتخاب گردد. این موارد شامل تابع فعال سازی، تعداد لایه‌های پنهانی، تعداد نرون‌ها، تعداد داده‌های آموزش و آزمایش و اعتبارسنجی[1]، تابع آموزش[2] و انتقال[3] و نحوه‌ی توقف فرآیند آموزش است. طبق جدول ۳ تلاش‌ها برای به‌دست آوردن بهترین مدل شبکه‌ی عصبی بر مبنای تابع چند لایه‌ی پیشخور[4]، و بررسی تعداد نرون و لایه‌ی مناسب بر مبنای کم‌ترین MSE[5] و طی تکرار مداوم انجام پذیرفته است.

1- Validation.
2- Training function.
3- Transfer function.
4- Multi layer feed forward.
5- Mean square error.

Archive of SID

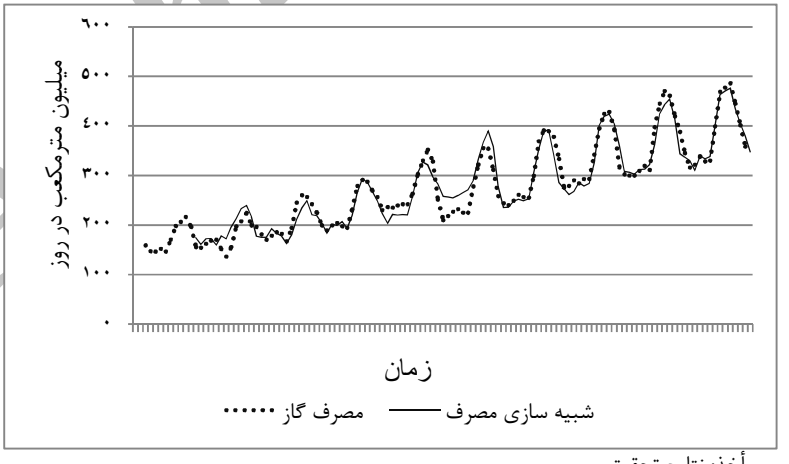
www.SID.ir

جدول ۳- مشخصات شبکه‌ی عصبی تدوینی

عنوان	مشخصات
شبکه	چند لایه‌ی پیشخور
تابع آموزش	trainlm
تابع انتقال	Tansig & purelin
تعداد نرون	بر مبنای کم‌ترین MSE
داده‌های آموزش	۷۰ درصد
داده‌های اعتبار سنجی	۱۵ درصد
داده‌های آزمایش	۱۵ درصد
توقف آموزش	Early stop
تابع عملکرد	MSE

مأخذ: نتایج تحقیق

برنامه‌ی مدل شبکه‌ی عصبی با توجه به خصوصیات تابع بالا در قالب نرم افزار مطلب تهیه شده است. این برنامه تعداد نرون‌های مختلف با تعداد لایه‌های پنهان مختلف را آزمون کرده و در نهایت الگویی که دارای کم‌ترین آماره‌ی MSE را داراست انتخاب می‌کند. نتایج برآورد مدل و مقادیر شبیه‌سازی شده ی دورن نمونه‌ای خروجی نرم افزار مطلب در نمودار ۳ نشان داده شده است.



مأخذ: نتایج تحقیق

نمودار ۳- مصرف گاز و مقادیر شبیه‌سازی شده توسط شبکه‌های عصبی

Archive of SID
www.SID.ir

همان‌گونه که در نمودار بالا مشخص است در ماه‌های پایانی دوره‌ی زمانی مورد مطالعه، مقادیر شبیه‌سازی شده‌ی روش شبکه‌ی عصبی نزدیک به مقادیر واقعی بوده به گونه‌ای که سبب انطباق سطحی دو نمودار در ماه‌های پایانی دوره‌ی زمانی مورد بررسی شده است. این مسأله نشان می‌دهد که یادگیری شبکه با افزایش تعداد مشاهدات ورودی بهبود یافته، به گونه‌ای که در پایان دوره به مقادیر شبیه‌سازی خوبی منجر شده است.

۶- انتخاب مدل بهینه و نتایج پیش‌بینی

همان‌طورکه به‌طور ضمنی بیان شده و از مقایسه‌ی نمودارهای ۲ و ۳ نیز قابل مشاهده است، مدل شبکه‌ی عصبی توانایی بهتری در پیش‌بینی روند آینده به دلیل خطای درون نمونه‌ای کم‌تر نسبت به روش باکس جنکیز دارد. به منظور بررسی و مقایسه‌ی توانایی دو مدل، دوره‌ی زمانی به دو قسمت تفکیک شده و مدل برای دوره‌ی اول برآورد و سپس پیش بینی برای دو دوره‌ی دوم یعنی دو سال آخر انجام شده و با محاسبه‌ی شاخص‌های آماری این برتری نیز آزمون می‌شود. بدین منظور از معیارهای میانگین مربعات خطا (MSE[1]) و ریشه‌ی میانگین مربعات خطا (RMSE[2])، میانگین قدر مطلق خطا (MAE[3]) و درصد میانگین قدر مطلق خطا (MAPE[4]) استفاده می‌شود. معیار میانگین مربعات خطا (MSE) از کاربردی‌ترین شاخص‌های ارزیابی عملکرد روش‌های مختلف پیش‌بینی است و در بیش‌تر مطالعات برای ارزیابی میزان خطای پیش‌بینی‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. این شاخص متوسط میزان خطا را به ازاء هر مشاهده به‌دست می‌آورد که از معادله‌ی زیر محاسبه می‌شود:

$$MSE = \frac{1}{T}\sum (P - A)^2$$

در این جا P مقدار پیش بینی و A مقدار واقعی است.

معیارمیانگین مجذور مربعات خطا (RMSE) برابر با ریشه‌ی دوم معیار MSE و معیار میانگین قدر مطلق خطا (MAE) نیز قدر مطلق این معیار است. اشکال این سه

1- Mean Square Error.
2- Root Mean Square Error.
3- Mean Absolute Error.
4- Mean Absolute Percentage Error.

Archive of SID

www.SID.ir

معیار آن است که بدون واحد نیست و نسبت به مشاهدات دور افتاده غیر قابل اطمینان است. این اشکال با کمک معیار درصد میانگین قدر مطلق خطا (MAPE) قابل حل است. معیار درصد میانگین قدر مطلق خطا از جمله معیارهای خطای درصدی است که بدون واحد بوده وکاربرد فراوانی دارد و از رابطه‌ی زیر به‌دست می‌آید:

$$MAPE = \frac{1}{T}\sum\left|\frac{P-A}{A}\right|$$

جدول ۴، نتایج هر چهار روش اندازه‌گیری خطای پیش‌بینی در داخل نمونه را برای هر دو روش شبکه‌ی عصبی و باکس جنکیز نشان می‌دهد. طبق جدول در همه معیارها خطای پیش‌بینی روش شبکه‌ی عصبی بسیار کم‌تر از روش ARIMA است، ولی جهت بررسی برتری نتایج مدل شبکه‌ی عصبی نسبت به مدل ARIMA از آزمون آماری برابری معیار خطا برای هرکدام از آن‌ها استفاده می‌شود. نتایج مربوط به این آزمون در جدول ۵ نشان داده شده است. همان‌گونه که از اعداد جدول مشخص است در تمامی معیارها فرض صفر مبنی بر برابری معیار خطا رد و اثبات می‌شود از نظر آماری معیارهای خطای روش شبکه‌ی عصبی کم‌تر از معیارهای خطای روش ARIMA است. از این رو مدل شبکه‌ی عصبی عملکرد بهتر و خطای کم‌تری را در شبیه‌سازی داخل نمونه داشته است و قدرت بیش‌تری در پیش‌بینی دارا می‌باشد.

جدول ۴- نتایج مقایسه قدرت پیش بینی مدل‌ها

مدل	MSE	RMSE	MAE	MAPE
شبکه‌ی عصبی	۳۵۸	۱۸	۱۳.۵	۰.۰۵
مدل باکس جنکینز	۱۳۲۵	۳۲	۲۶.۲	۰.۰۸۷

مأخذ: نتایج تحقیق

جدول ۵- آزمون برابری میانگین معیارهای خطاهای پیش‌بینی مدل‌ها

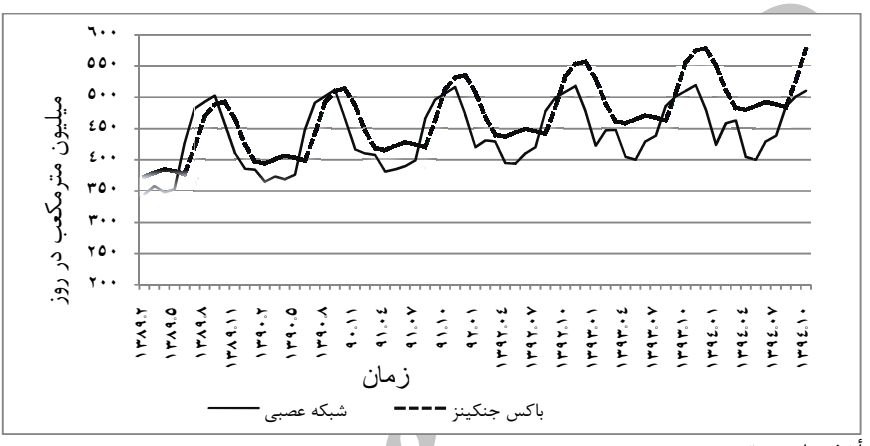
مدل	MSE	RMSE	MAE	MAPE
آماره‌ی F	۱۵/۷	۱۸/۴۵	۲۳/۷۴	۱۷/۸۵
Probability	۰/۰۰۲	۰/۰۰۱	۰/۰	۰/۰۰۱۴

مأخذ: نتایج تحقیق

Archive of SID

www.SID.ir

در نمودار ۴ نتایج پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی طی سال‌های آینده ارایه شده است. هرچند در بخش‌های قبلی اثبات شده که روش شبکه‌ی عصبی خطای کم‌تری نسبت به روش باکس جنکیز دارد، اما پیش‌بینی مصرف گاز با استفاده از هر دو روش انجام شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود هر دو الگو از روند مشابهی برخوردارند. از خصوصیات اصلی مشابهت آن‌ها الگوسازی روند فصلی مصرف است.



مأخذ: نتایج تحقیق

نمودار ۴- پیش بینی انجام شده توسط الگوهای شبکه‌ی عصبی و باکس جنکینز

۷- پیش‌بینی میزان ذخیره‌سازی مورد نیاز

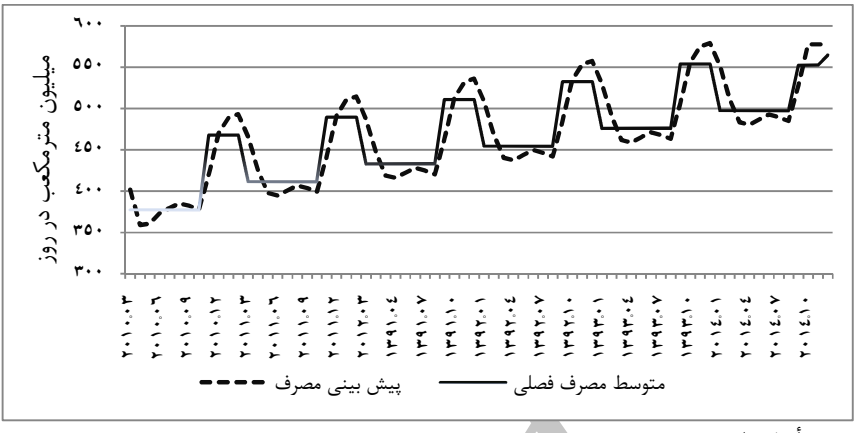
روند فصلی مصرف گاز طی سال های گذشته و نتایج پیش‌بینی مصرف در آینده که حکایت از ادامه ی روند گذشته و فصلی بودن مصرف دارد، لزوم ذخیره‌سازی گاز در فصول گرم برای استفاده در فصول سرد سال به منظور استفاده ی بهینه از ظرفیت ایجاد شده‌ی تولید گاز و پاسخ‌گویی مصرف در تمام فصول سال را ایجاب می‌کند. برای محاسبه‌ی میزان ذخیره‌سازی مورد نیاز از نتایج پیش‌بینی روش شبکه‌ی عصبی برای تقاضای گاز که در بخش قبل برآورد شد استفاده می‌شود.

بر اساس میزان مصرف گاز در ماه‌های مختلف سال، می‌توان سال را به دو فصل سرد شامل ۴ ماه متوالی سرد و فصل گرم شامل ۸ ماه متوالی گرم تعریف کرد. برنامه‌های شرکت ملی گاز برای تزریق و برداشت گاز طبیعی نیز بر مبنای همین دو فصل است. نمودار ۵، میزان مصرف گاز به‌صورت میانگین فصول سرد و گرم را نشان می‌دهد. تفاوت میان میانگین فصل سرد و گرم سال نشان دهنده‌ی میزان ذخیره‌سازی لازم جهت

Archive

www.SID.ir

جبران تأمین به موقع گاز برای مصارف بخش‌های مختلف کشور می‌باشد. همان‌طور که مشاهده می‌شود تفاوت بین دو میانگین قابل توجه است.



مأخذ: نتایج تحقیق

نمودار ۵- میانگین فصلی مصرف گاز در مقابل سطوح مصرفی در فصول گرم و سرد

برنامه‌هایی توسط شرکت ملی گاز ایران برای ایجاد و افزایش حجم ذخیره‌سازی‌های گاز در حال انجام است. اهم پروژه‌ها و فعالیت‌های در حال اجرا در این زمینه در جدول ۶ آورده شده است. سه مخزن سراجه، شورجه و یورتشا، از مهم‌ترین آن‌ها می‌باشد که در مجموع ظرفیت ذخیره‌سازی ۴ میلیارد مترمکعب گاز در سال را دارند. طبق برنامه، تزریق به این مخازن در طی ۸ ماه سال و برداشت از آن‌ها در ۴ ماه سال انجام می‌گیرد.

جدول ۶- مشخصات تزریق و برداشت مخازن ذخیره‌سازی گاز در ایران سال ۱۳۸۸

نام مخزن	مدت زمان ترزیق در سال	حداکثر تزریق جهت ذخیره‌سازی	حداکثر حجم ذخیره‌سازی در هر سال (میلیارد متر مکعب)	مدت زمان برداشت در سال	حداکثر قابلیت برداشت مقطعی (میلیون متر مکعب در روز)
سراجه	۸ ماه در سال	۷/۳ میلیون متر مکعب در روز	۱/۵ در فاز اول	۴ ماه	۹/۸ در فاز اول
شورجه	۸ ماه در سال	۱۰ میلیون متر مکعب در روز	۲/۴ در فاز اول	۴ ماه	۲۰ در فاز اول
یورنشا	۷- ۶ ماه در سال	۱/۶ میلیون متر مکعب در روز	۱۹۲ میلیون متر مکعب	۳ ماه	۵

مأخذ: شرکت ملی گاز ایران

Archive of SID
www.SID.ir

بر مبنای اجرای برنامه‌های فوق می‌توان سه سناریو را بنا نهاد. در سناریوی اول عدم بهره‌برداری از حجم ذخیره‌سازی که در اصل به معنی عدم تحقق برنامه‌های شرکت ملی گاز برای ذخیره‌سازی ۴ میلیارد متر مکعب گاز در سال است. سناریوی دوم با در نظر گرفتن تحقق نیمی از برنامه‌های ذخیره‌سازی گاز و در دسترس بودن حجمی برابر با ۲ میلیارد متر مکعب در سال جهت ذخیره‌سازی است. سناریوی سوم، تحقق کل برنامه‌های ذخیره‌سازی و استفاده از حداکثر میزان ۴ میلیارد متر مکعب ذخیره‌سازی در سال است. لذا بر اساس انتظار تحقق برنامه‌های شرکت ملی گاز ایران برای ذخیره‌سازی گاز طبیعی، پتانسیل‌های ذخیره‌سازی در سه سناریوی اول، دوم و سوم به ترتیب برابر با صفر، ۲ و ۴ میلیارد متر مکعب در سال در نظر گرفته می‌شود. بر این اساس ظرفیت‌های جدید لازم برای ذخیره‌سازی گاز طبیعی برای سناریوی اول ۱۸/۷، سناریوی دوم ۱۶/۷ و برای سناریو سوم ۱۴/۷ میلیارد متر مکعب تا پایان برنامه‌ی پنجم توسعه نیاز می‌باشد. لذا باید برنامه‌ریزی‌ها برای ذخیره‌سازی حداقل ۱۰ میلیارد مترمکعب گاز طبیعی تا پایان برنامه‌ی پنجم توسعه انجام و سرمایه‌گذاری‌های لازم در این زمینه انجام پذیرد.

۸- نتیجه‌گیری و ارایه‌ی پیشنهادات

در جهان صنعتی امروزی، گاز طبیعی به عنوان یک سوخت پاک و قابل اطمینان از مهم‌ترین منابع تأمین منابع انرژی در بخش‌های مختلف است. با افزایش تقاضای انرژی در جهان و حاد شدن مباحث زیست‌محیطی، انتظار می‌رود طی سال‌های آینده بر میزان تقاضای گاز به مقدار زیادی افزوده شود و سهم آن در سبد مصرف انرژی کشورهای مختلف بالا رود. این مقاله با هدف پیش‌بینی میزان تقاضای آینده‌ی گاز طبیعی در ایران به منظور برنامه‌ریزی و انجام سرمایه‌گذاری‌های لازم برای پاسخ‌گویی به میزان تقاضای داخلی آتی تدوین شده است. برای پیش‌بینی تقاضا از دو روش شبکه‌ی عصبی و باکس جنکیز (ARIMA) استفاده شده است که بر اساس آزمون‌های اندازه‌گیری خطای مقادیر شبیه‌سازی شده داخل نمونه‌ای، برتری نتایج پیش‌بینی روش شبکه‌ی عصبی نتیجه شده است. براساس نتایج پیش‌بینی، تقاضای گاز در آینده نیز همانند سال‌های قبل به‌صورت فصلی و به شدت نوسانی بوده و روند سینوسی گذشته‌ی آن ادامه می‌یابد. تقاضای فصلی به دلیل تقاضای بالای بخش خانگی در فصول سرد سال و هم‌چنین سهم بالای آن از کل مصرف است. از آن‌جایی که روند تقاضای فصلی

Archive of SID

www.SID.ir

گاز پیامدهای منفی اجتماعی و اقتصادی را برای کشور در برداشته و سبب اختلال عرضه‌ی گاز به بخش خانگی و صنعتی در فصول سرد به ویژه در روزهای سرد سال می‌شود، اتخاذ راهکارهایی برای کاهش تقاضای بخش خانگی و هم‌چنین ذخیره‌سازی گاز پیشنهاد می‌شود. بر اساس محاسبات انجام گرفته در مقاله، تا پایان برنامه‌ی پنجم توسعه سالانه به بیش از ۱۴ میلیارد متر مکعب ذخیره‌سازی برای پاسخ به تقاضا در ماه‌های سرد سال (۴ ماه سال) نیاز است که با توجه به برنامه‌های اجرایی شرکت ملی گاز برای ذخیره‌سازی ۴ میلیارد متر مکعب گاز، برنامه‌ریزی و سرمایه‌گذاری جهت ایجاد ۱۰ میلیارد متر مکعب دیگر گاز در سال نیاز است.

باید این مسئله مد نظر قرار گیرد که ذخیره‌سازی گاز دارای پیچیدگی‌های فراوانی است و باید ابعاد اقتصادی این مسئله نیز مد نظر قرار گیرد. در این مطالعه فقط جنبه ی تئوریک موضوع مورد تحلیل قرار گرفته است و سایر ابعاد آن می‌تواند موضوع مطالعات بعدی باشد.

فهرست منابع

رحیمی، غلامعلی. (۱۳۹۱)." تکنولوژی مینی LNG و کاربردهای آن" . مؤسسه‌ی مطالعات بین‌المللی انرژی. در دست چاپ.

صمدی، سعدی و همکاران. (۱۳۸۷). "تحلیل تقاضای برق در ایران با استفاده از مفهوم هم‌جمعی و مدل ARIMA (۱۳۸۸-۱۳۶۳) ". مجله دان شو توسعه. سال پانزدهم شماره‌ی ۲۵.

کشاورز حداد، غلامرضا و میرباقری‌جم، محمد. (۱۳۸۶). بررسی تابع تقاضای گاز طبیعی (خانگی و تجاری) در ایران. فصل‌نامه‌ی پژوهش‌های اقتصادی ایران. شماره‌ی ۳۲.

لطفعلی‌پور، محمدرضا و باقری، احمد. (۱۳۸۲). تخمین تابع تقاضای گاز طبیعی مصارف خانگی شهر تهران. فصل‌نامه‌ی پژوهش‌های اقتصادی ایران. شماره‌ی ۱۶.

مشیری، سعید و شاهمرادی، اکبر. (۱۳۸۵). برآورد تقاضای گاز طبیعی و برق خانوارهای کشور: مطالعه خرد مبتنی بر بودجه‌ی خانوار. مجله‌ی تحقیقات اقتصادی. شماره‌ی ۷۲.

Archive of SID

www.SID.ir

اشراق‌نیای، عبدالحمید و ابقایی، روح الله. (۱۳۸۷). مدل سازی مصرف گاز طبیعی و فرآورده‌های نفتی، و بررسی امکان جانشینی گاز طبیعی به جای فرآورده‌های نفتی در ایران.

نوفرستی، محمد. (۱۳۷۷). ریشه‌ی واحد و هم‌جمعی در اقتصادسنجی. تهران. انتشارات رسا.

Akmal, Mohammad, and David Stern, (2001), "Reseidential Energy Demand in Australia: An Application of Dynamic OLS", Australian Bureau of Agricultural and Resource Economics, Australian National University, WP 0101.

Balestra, P. and M. Nerlove, (1966), "Pooling Cross Section and Time Series Data in the Estimation of a Dynamic Model: The Demand for Natural Gas", *Econometrica*, 34, 585-612.

Clements, M.p Madlener,R. (1999). Seasonality, Cointegration, and Forecasting UK Residential Energy Demand. Scottish J, polit. Econ. 46, pp 185-206.

Dargay, J.M., Gately, D., (1995a). The Response of World Energy and Oil Demand to Income Growth and Changes in Oil Prices. Annual Review of Energy and The Environmen 20, 145-178.

Drollas, L.P., (1984). The Demand for Gasoline: Further Evidence. Energy Economics 6 (1), 71-82.

Erdogdu, Erkan. (2009). Natural Gas Demand in Turkey. MPRA. http://mpra.ub.uni-muenchen.de/19091.

Hunt, L.C, Judge, G., Ninomiya, Y,. (2003). Underlying Trend and Seasonality in UK Energy Demand: a Sectoral Analysis. Energy Economics. Pp 93-118.

Kouris, G., (1981). Elasticities - Science or Fiction? Energy Economics 3 (2), 66–126.

Pindyck, RS., (1979), "The Structure of World Energy Demand", MIT Press, Cambridge, Massachusetts.

Traill, B., Colman, D., Young, T., (1978). Estimating Irreversible Supply Functions. The American Journal of Agricultural Economics 60 (3),528–531.

Wolffram, R., (1971). Positivistic Measures of Aggregate Supply Elasticities: Some New Approaches—Some Critical Notes. The American Journal of Agricultural Economics 53 (2), 356–359.

Archive of SID

www.SID.ir