Archive of SID

فصل‌نامه مطالعات اقتصاد انرژی/ سال پانزدهم / شماره ۶۲/ پاییز ۱۳۹۸/ صفحات ۱۳۰-۹۷

استفاده از تکنیک درون‌یابی کریجینگ به‌منظور پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی و بهینه‌سازی آن با الگوریتم نلدر- مید

ابراهیم مشرقی[۱]
دانشجوی دکتری مدیریت مالی پردیس البرز دانشگاه تهران، ایران،
ebimashreghi@ut.ac.ir

رضا تهرانی
استاد گروه مدیریت، دانشگاه تهران، ایران، rtehrani@ut.ac.ir

عزت‌اله اصغری زاده
دانشیار گروه مدیریت، دانشگاه تهران، ایران، asghari@ut.ac.ir

عزت‌اله عباسیان
دانشیار گروه اقتصاد، دانشگاه بوعلی سینا همدان، ایران، abbasian@basu.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۸/۱۲ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۹/۱۷

چکیده

پیش‌بینی سری‌های اقتصادی با نوسانات زیاد و عدم قطعیت بالا – همچون قیمت گاز طبیعی - همواره یکی از چالش‌های اساسی در مدل‌های اقتصادسنجی به شمار می‌رود؛ زیرا نمی‌توان از مدل‌های ساختار خطی سنتی برای پیش‌بینی سری‌های زمانی پیچیده و غیرخطی استفاده نمود. در خصوص پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی، یافته‌ها از برتری شبکه عصبی در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی حکایت دارد. با این وجود، چالش اصلی این روش (امکان هم‌پوشانی و نیز عدم خروج داده‌های پرت از سیستم) فضای تحقیقاتی در این حوزه را کماکان باز نگه داشته است. در این پژوهش از تکنیک درون‌یابی کریجینگ به‌منظور پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی استفاده شده است. برای این منظور، پس از شناسایی پارامترهای مؤثر؛ نمونه‌گیری و نرمال‌سازی آنها؛ توابع پیش‌بینی کریجینگ را ایجاد و با تکنیک بهینه‌سازی نلدر - مید آنها را بهبود بخشیدیم. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که متامدل کریجینگ پیش‌بینی دقیق‌تری نسبت به مدل پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌دهد. همچنین یافته‌های تحقیق حاکی از این است که الگوریتم بهینه‌سازی نلدر - مید تا حدی موجب بهتر شدن نتایج پیش‌بینی گشته است؛ هرچند مقدار این بهبود چندان قابل ملاحظه نمی‌باشد.

طبقه‌بندی JEL: L95, C53,G17

کلید واژه‌ها: قیمت گاز طبیعی، پارامترهای تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی، فرآیند تحلیل سلسله مراتبی، تکنیک درون‌یابی کریجینگ

---

۱. نویسنده مسئول، این مقاله برگرفته از رساله دکتری ابراهیم مشرقی می باشد.

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

اهمیت نفت‌خام در اقتصاد جهانی به حدی است که نقش خون در بدن را ایفا می‌نماید (مهرآرا و همکاران[1]، ۲۰۱۴). با این وجود، در سال‌های اخیر نقش نفت‌خام در سبد انرژی جهان کمرنگ شده است، به‌طوری‌که سهم ۴۸ درصدی آن در سال ۱۹۷۷ به ۳۵ درصد در سال ۲۰۱۶ رسیده و پیش‌بینی می‌شود تا سال ۲۰۳۵ به کمترین میزان خود یعنی ۳۱ درصد برسد (چشم‌انداز انرژی بریتیش پترولیوم[2]، ۲۰۱۶).

یکی از حوادث مهم در بازار انرژی در طی دهه‌های اخیر، جایگزین شدن تدریجی گاز طبیعی به جای نفت‌خام در سبد انرژی می‌باشد. اگرچه نفت‌خام بزرگ‌ترین منبع انرژی مصرفی در آمریکا به شمار می‌رود، اما به نظر می‌رسد که گاز طبیعی به‌تدریج در حال کنار زدن نفت‌خام بوده و نقش آن در اقتصاد جهانی در حال پررنگ‌تر شدن است (کمیسیون تنظیم مقررات انرژی فدرال[3]، ۲۰۱۵). گاز طبیعی در بین منابع مختلف انرژی بالاترین نرخ رشد را داشته و به دلیل پاک بودن نسبت به سوخت‌هایی همچون نفت‌خام و زغال‌سنگ، انتظار می‌رود که در آینده‌ای نزدیک به‌عنوان سوخت برگزیده معرفی گردد (لیم و یو[4]، ۲۰۱۲).

پیش‌بینی اداره اطلاعات انرژی آمریکا[5] در سال ۲۰۱۶ نشان می‌دهد که سهم سوخت‌های فسیلی در سبد انرژی از ۸۱ درصد در سال ۲۰۱۶ به ۷۸ درصد تا سال ۲۰۳۵ خواهد رسید. با این وجود، گاز طبیعی تنها سوخت فسیلی است که سهم آن در سبد انرژی افزایش خواهد یافت.

افزایش جمعیت جهان و در نتیجه افزایش تقاضا برای انرژی، افزایش رشد اقتصادی کشورهای در حال توسعه، تلاش برای کاهش دی‌اکسیدکربن و نگرانی‌ها پیرامون حفاظت از محیط‌زیست، استفاده از گاز طبیعی به‌عنوان سوخت اول نیروگاه‌های تولید برق در دهه‌های اخیر، پیشرفت‌های تکنولوژیک در استخراج گاز طبیعی از منابع نامتعارف، احتراق‌پذیری بالا و محتوای انرژی بالاتر در مقایسه با سایر سوخت‌های فسیلی، کشف منابع گازی نامتعارف و افزایش برداشت از آنها و در نتیجه کاهش قیمت گاز طبیعی، دستیابی به تکنولوژی مایع نمودن گاز طبیعی و امکان انتقال آسان آن،

1. Mehrara et al.
2. BP Energy Outlook
3. Federal Energy Regulatory Commission
4. Lim & Yoo
5. Energy Information Administration (EIA)

www.SID.ir

Archive of SID

توسعه خطوط انتقال گاز طبیعی و انعطاف‌پذیری بالا و کاربردهای متنوع آن، برخی از مهم‌ترین دلایل افزایش تقاضا برای گاز طبیعی به شمار می‌روند (یه و همکاران[1]، ۲۰۱۶؛ مسترانگلو[2]، ۲۰۰۷؛ لوین و همکاران[3]، ۲۰۱۴؛ کولومبو و همکاران[4]، ۲۰۱۶؛ لیم و یو، ۲۰۱۲؛ وایتمن و بیدلی[5]، ۲۰۱۱).

افزایش سهم گاز طبیعی در سبد انرژی، ضرورت پیش‌بینی قیمت‌های آتی را برای کشورهای صادرکننده و واردکننده دوچندان می‌کند. پیش‌بینی و کسب آگاهی از قیمت‌های آتی گاز طبیعی به کشورهای تولیدکننده کمک می‌کند که توجیه‌پذیری طرح‌های سرمایه‌گذاری در این حوزه را ارزیابی نمایند. همچنین کشورهای واردکننده گاز طبیعی با پیش‌بینی قیمت‌های آتی می‌توانند برنامه‌ریزی مناسبی برای تأمین مالی آن داشته باشند.

از سوی دیگر، صنعت گاز طبیعی در دهه اخیر تحت تأثیر مقررات‌زدایی شدیدی قرار گرفته است. اگرچه این مقررات‌زدایی موجب ظهور محیطی رقابتی گشته، اما تا حد زیادی باعث افزایش نوسان قیمت شده که در نتیجه آن توسعه مدل‌های کمّی برای کمک به پیش‌بینی قیمت‌های گاز طبیعی را به همراه داشته است (ریتر و اکانامیدز[6]، ۱۹۹۹). مقایسه نوسان قیمت گاز طبیعی با سایر منابع انرژی نشان می‌دهد که این منبع انرژی پس از برق در بالاترین رتبه قرار می‌گیرد (مسترانگلو، ۲۰۰۷). به دلیل پیچیدگی‌های ذاتی و عدم‌اطمینان محیط خارجی، تحلیل نوسان و پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی بینهایت دشوار می‌باشد، به‌طوری‌که مطالعات زیادی سعی در بررسی مکانیسم‌هایی برای پوشش پویایی‌های قیمت آن و بهبود عملکرد پیش‌بینی داشته‌اند (فان و لی[7]، ۲۰۱۵).

در گذشته مطالعات در حوزه پیش‌بینی، محدود به همبستگی بین قیمت‌های نفت‌خام و گاز طبیعی بوده و صرفاً در پی قیمت‌گذاری گاز طبیعی براساس قیمت‌های نفت‌خام بودند. با این وجود، از ابتدای سال ۲۰۰۰ ارتباط بین قیمت گاز طبیعی و

1. Yeh et al.
2. Mastrangelo
3. Levine et al.
4. Colombo et al.
5. Whitman & Bradley
6. Reiter & Economides
7. Fan & Li

www.SID.ir

Archive of SID

نفت‌خام به‌تدریج ضعیف شده است (تُن و همکاران[1]، ۲۰۱۰؛ بچمیر و گریفین[2]، ۲۰۰۶). لذا نمی‌توان از مدل‌ها و پیش‌بینی‌های قیمت نفت‌خام برای گاز طبیعی استفاده نمود؛ زیرا سیاست‌های تجارت گاز طبیعی ساختاری متفاوت با سیاست‌های تجارت در بازار جهانی نفت‌خام پیدا نموده است؛ بنابراین ضرورت طراحی و شناسایی مدل‌های منحصربه‌فرد برای پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی در آینده‌ای نزدیک احساس می‌شود و بایستی تحقیقاتی به‌طور خاص در حوزه پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی صورت پذیرد.

از آنجایی که شرکت انگلیسی بریتیش پترولیوم[3] در گزارش سال ۲۰۱۶، از ایران به‌عنوان بزرگ‌ترین دارنده ذخایر گازی جهان (۳۴ تریلیون مترمکعب معادل با ۱۸/۲ درصد ذخایر گازی دنیا) یاد کرده، لذا شناسایی مدل‌های منحصربه‌فرد به‌منظور پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی برای ایران اهمیت دوچندان پیدا می‌یابد. چرا که پیش‌بینی صحیح قیمت گاز طبیعی برای حمایت از تصمیمات سرمایه‌گذاری، چانه‌زنی قراردادهای واردات و صادرات و خط‌مشی‌های سبد انرژی، مطلوب و ضروری به نظر می‌رسد. در این تحقیق پس از مروری بر ادبیات موضوع در بخش دوم، در بخش سوم روش تحقیق ارائه می‌شود. در ادامه نیز یافته‌های تحقیق در بخش چهارم و سپس نتیجه‌گیری در بخش پنجم آورده شده است.

۲- مروری بر ادبیات موضوع

صاحب‌نظران اقتصاد انرژی، گاز طبیعی را به منزله پلی برای دستیابی به توسعه پایدار مبتنی بر انرژی‌های نو وگذار از دوره سوخت‌های فسیلی به دوره فراگیر شدن انرژی‌های تجدیدپذیر تلقی می‌کنند. در این شرایط، شناخت دقیق رفتار قیمت گاز طبیعی از اهمیت دوچندانی برخوردار می‌باشد. این شناخت رفتار می‌تواند به‌صورت پیش‌بینی روند تغییرات آنها در آینده باشد. اگرچه در خصوص مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت نفت‌خام تحقیقات بسیار زیادی صورت گرفته و مدل‌های مناسبی ارائه شده (مهرآرا و همکاران، ۲۰۱۴؛ بهمیری و پریس مانسو[4]، ۲۰۱۳؛ فان و همکاران[5]، ۲۰۱۶؛ فان و لی، ۲۰۱۵)، ولی در حوزه گاز طبیعی - با توجه به نوظهور بودن این بازار و

1. Tonn et al.
2. Bachmeier & Griffin
3. British Petroleum
4. Behmiri & Pires Manso
5. Fan et al.

www.SID.ir

Archive of SID

منطقه‌ای بودن آن - تحقیقات چندانی صورت نگرفته است. در معدود تحقیقات صورت گرفته نیز (تُن و همکاران، ۲۰۱۰)، محققان به بررسی همبستگی میان قیمت‌های نفت‌خام و گاز پرداخته و از این طریق سعی در پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی نموده‌اند. فقدان تحقیقات کافی در این حوزه، موجب شده که مدل‌های منحصربه‌فردی برای پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی وجود نداشته باشد؛ بنابراین برای رسیدن به مدل مناسبی برای پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی، چاره‌ای جز مرور مدل‌های پیش‌بینی قیمت نفت‌خام نداریم.

در ادبیات پیش‌بینی قیمت نفت‌خام دو روش اصلی وجود دارد: روش‌های کمّی و کیفی. روش‌های کمّی شامل رویکردهای اقتصادسنجی[1] و محاسباتی بوده و ارائه‌دهنده متغیرهای کمّی و مدل‌های ریاضی است که روی قیمت‌های نفت‌خام تأثیرگذارند. تمرکز این روش‌ها روی پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت و میان‌مدت می‌باشد. روش‌های کمّی شامل دو طبقه کلی می‌باشند: ۱) روش‌های اقتصادسنجی و ۲) روش‌های هوش مصنوعی[2] یا مدل‌های غیراستاندارد. در این میان، مدل‌های اقتصادسنجی خود به سه دسته تقسیم می‌شوند: مدل‌های سری زمانی، مدل‌های مالی و مدل‌های ساختاری. همچنین مهم‌ترین روش‌های هوش مصنوعی که به‌طور متداول در پیش‌بینی قیمت نفت‌خام به کار می‌رود، شبکه‌های عصبی مصنوعی و ماشین‌های بردار پشتیبان می‌باشند (بهمیری و پریس مانسو، ۲۰۱۳؛ آبرامسون و فینیزا[3]، ۱۹۹۱).

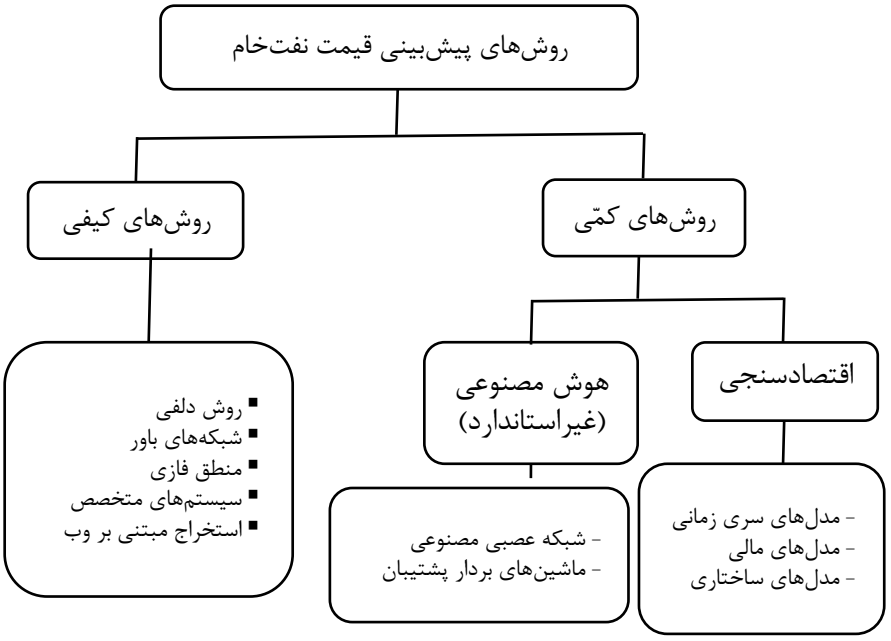
روش‌های کیفی، اثر حوداث نادر همچون جنگ و حوداث طبیعی را روی قیمت نفت‌خام تخمین می‌زنند. این رویکردها اخیراً محبوبیت زیادی در ادبیات پیش‌بینی پیدا کرده‌اند. با این وجود، در بین انواع مختلف روش‌های پیش‌بینی کیفی، تعداد کمی از آنها برای پیش‌بینی قیمت نفت‌خام به کار می‌روند. برخی از این روش‌ها عبارتند از: روش دلفی[4]، شبکه‌های باور[5]، منطق فازی[6] و سیستم‌های متخصص[7] و روش استخراج مبتنی بر وب[8] (فان و لی، ۲۰۱۵؛ بهمیری و پریس مانسو، ۲۰۱۳).

1. Econometrics
2. Artificial Intelligence
3. Abramson & Finizza
4. Delphi Method
5. Belief Networks
6. Fuzzy Logic
7. Expert Systems
8. Web Text Mining Method

www.SID.ir

Archive of SID

با مرور روش‌های پیش‌بینی مشاهده می‌شود که رویکردهای سنتی پیش‌بینی مانند روش‌های اقتصادسنجی، فرض می‌کنند که سری زمانی تحت بررسی از فرآیندی خطی تبعیت می‌نماید (اسیلوا و همکاران[1]، ۲۰۱۰). از آنجایی که نوسانات قیمت نفت‌خام و گاز طبیعی تحت تأثیر پارامترهای متعددی می‌باشند، لذا غیرخطی بوده و با مدل‌های خطی امکان پیش‌بینی آنها وجود ندارد (جامازی و آلویی[2]، ۲۰۱۲). مدل‌های هوش مصنوعی (و به‌طور خاص شبکه‌های عصبی مصنوعی) راه‌حل‌های قدرتمندتری برای پیش‌بینی غیرخطی فراهم می‌سازند. فان و لی (۲۰۱۵) با مرور جامعی بر مدل‌های پیش‌بینی قیمت نفت‌خام، دریافتند که ترکیب مدل‌های سری زمانی با مدل‌های هوش مصنوعی می‌تواند عملکرد پیش‌بینی را بهبود بخشد. شکل (۱) طبقه‌بندی مدل‌های پیش‌بینی قیمت نفت‌خام را نشان می‌دهد.



شکل ۱. طبقه‌بندی مدل‌های پیش‌بینی قیمت نفت‌خام

منبع: بهمیری و پریس مانسو، ۲۰۱۳

1. E Silva et al.
2. Jammazi & Aloui

www.SID.ir

Archive of SID

پس از آشنایی با مدل‌های پیش‌بینی قیمت نفت‌خام، در ادامه مروری بر تحقیقات صورت گرفته پیرامون پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی خواهیم داشت.

- جین و کیم[1] (۲۰۱۵) سعی در مقایسه ابزارهای مختلف پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی نمودند. در این مقاله از تبدیل موجک، مدل‌های آریما، گارچ و شبکه عصبی برای پیش‌بینی قیمت‌های آنی شاخص هنری‌هاب استفاده شده است. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق، قیمت‌های هفتگی هنری هاب در فواصل سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۳ می‌باشد. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که ترکیب تبدیل موجک[2] با مدل‌های شبکه عصبی، آریما و گارچ، مدل پیش‌بینی بهتری برای قیمت‌های گاز طبیعی ارائه داده و عملکرد پیش‌بینی را بهبود می‌بخشد. همچنین در بین مدل‌های مختلف پیش‌بینی، عملکرد مدل ترکیبی تبدیل موجک و شبکه عصبی نسبت به سایر روش‌ها برتری دارد.

- میشرا[3] (۲۰۱۲) به دنبال پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی بود. در این تحقیق قیمت گاز طبیعی آمریکا به‌عنوان متغیر وابسته و قیمت نفت‌خام و میانگین قیمت طلا به‌عنوان متغیرهای مستقل مدنظر قرار گرفت. داده‌ها به‌صورت ماهانه و از سال ۱۹۷۶ تا ۲۰۱۱ بود. در این تحقیق از روش رگرسیون ناپارامتریک و مدل‌های سری زمانی با استفاده از آریما برای ایجاد رابطه عملکردی بین متغیر وابسته و متغیرهای مستقل استفاده شد. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که تمام مدل‌های سری زمانی به‌جز گارچ می‌تواند مقادیر مناسب و قابل مقایسه‌ای در برابر مقادیر واقعی مشاهده شده پیش‌بینی نمایند.

مرور ادبیات نشان می‌دهد که اگرچه مدل‌های ساختاری و سری‌های زمانی در حوزه‌های مختلف پیش‌بینی به‌طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرند، اما مدل‌های هوش مصنوعی و به‌طور خاص شبکه عصبی - با توجه به امکان ورود پارامترهای مؤثر به‌عنوان لایه‌های ورودی در شبکه و بررسی روابط غیرخطی آن‌ها با استفاده از لایه‌های میانی - همچنان به‌عنوان یکی از محبوب‌ترین روش‌های پیش‌بینی قیمت نفت‌خام و گاز طبیعی مورد استفاده قرار می‌گیرد؛ اما چالش اصلی این روش، امکان هم‌پوشانی[4] و نیز

1. Jin & Kim
2. Wavelet transform
3. Mishra
4. Overfit

www.SID.ir

Archive of SID

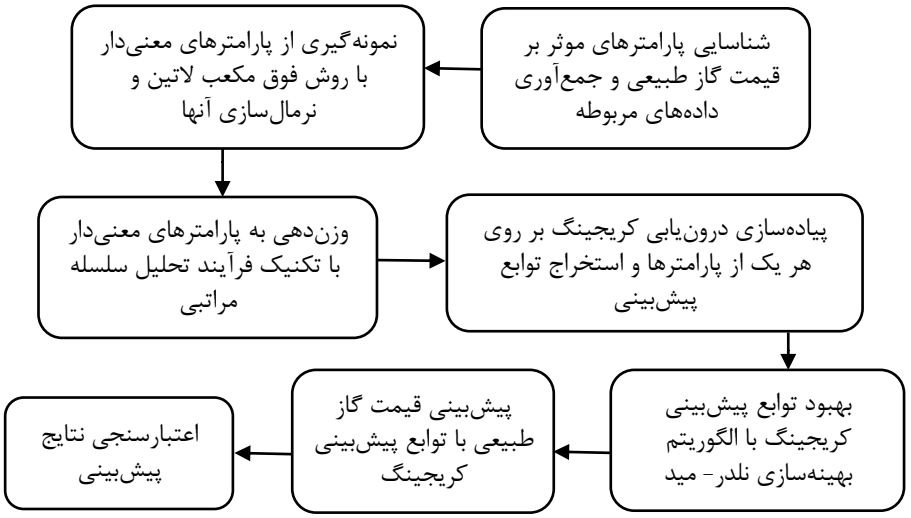
عدم خروج داده‌های پرت از سیستم می‌باشد که به دفعات مورد ارزیابی قرار گرفته و می‌تواند نتایج تحقیق را از لحاظ آماری دچار چالش نماید. وجود این نقاط ضعف، فضای تحقیقاتی در این حوزه را کماکان باز نگه داشته و همچنان اجماعی روی بهترین روش پیش‌بینی قیمت نفت‌خام و گاز طبیعی وجود ندارد. با مشاهده روند مدل‌سازی قیمت‌های نفت‌خام و گاز طبیعی، درمی‌یابیم که اگرچه مدل‌های پیش‌بینی به‌تدریج پیچیده‌تر می‌شوند، اما در قابلیت این مدل‌ها بهبود مستمر حاصل می‌گردد. هر مدلی دارای نقاط قوت و ضعف خاص خود بوده و هیچ یک به‌عنوان مدل برتر قابل انتخاب نمی‌باشد؛ بنابراین، منطقی است که از نقاط قوت مدل‌های مختلف استفاده نموده و با ترکیب این مدل‌ها، به دنبال دستیابی به مدل‌های پیش‌بینی بهتری باشیم.

چالش‌های موجود در مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت در حوزه انرژی - همچون بازگشت به میانگین، جهش‌های قیمتی، تلاطم شدید و رفتارهای پیچیده دوره‌ای - باعث دشوار شدن پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی شده است. در سال‌های اخیر، ضرورت نگاه سیستماتیک به پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی، به‌منظور تحلیل پارامترهای مؤثر بر قیمت آن، توجه بسیاری از نظریه‌پردازان را به خود جلب نموده است؛ تا جایی که صِرف پیش‌بینی قیمت از بُعد زمان، دستاورد چندانی برای مدیران بازار انرژی به همراه ندارد. لذا در این تحقیق از تکنیک درون‌یابی کریجینگ[1] به‌منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی استفاده می‌کنیم. شکل (شماره ۲) چارچوب مفهومی تحقیق حاضر را نشان می‌دهد. توضیحات کامل در خصوص مدل مفهومی تحقیق در بخش سوم – روش‌شناسی تحقیق - ارائه می‌گردد.

1. Kriging interpolation

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۲. چارچوب مفهومی تحقیق

منبع: یافته‌های تحقیق

۳- روش‌شناسی تحقیق

جامعه آماری این تحقیق بازار انرژی، بورس و طلای آمریکا می‌باشد. طبق گزارشات شرکت انگلیسی بریتیش پترولیوم در سال ۲۰۱۵، آمریکا بزرگ‌ترین واردکننده نفت‌خام در دنیا بوده و ۲۵ درصد از تقاضای جهانی را به خود اختصاص داده است. همچنین این کشور بزرگ‌ترین تولیدکننده گاز طبیعی جهان شناخته می‌شود؛ بنابراین طبیعی است که داده‌های مربوط به این جامعه آماری از اعتبار بسیار بالایی برخوردار باشد.

قلمرو زمانی این تحقیق از ابتدای سال ۲۰۰۰ تا پایان سال ۲۰۱۷ می‌باشد. از داده‌های سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۶ به‌منظور آموزش مدل و شناسایی توابع پیش‌بینی کریجینگ (مراحل اول تا پنجم تحقیق) و از داده‌های سال ۲۰۱۷ به‌منظور تست مدل پیش‌بینی (مراحل ششم و هفتم تحقیق) استفاده شده است. کلیه داده‌های مورد استفاده در این تحقیق، واقعی بوده که از منابع معتبری همچون اداره اطلاعات انرژی آمریکا[1]، بانک جهانی[2] و بورس نیویورک[3] استخراج شده است. لازم به توضیح است که

1. www.eia.gov
2. www.worldbank.org
3. www.nyse.com

www.SID.ir

Archive of SID

کلیه گام‌های مربوط به فرآیند تحقیق در قالب نرم‌افزار متلب[1] کدنویسی شده است. تنها به‌منظور محاسبه وزن پارامترهای تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی - گام سوم تحقیق - از نرم‌افزار اکسپرت چویس[2] استفاده شده است. روش تحقیق این پژوهش در قالب هفت گام اصلی پیاده‌سازی می‌شود. در ادامه توضیح کاملی در خصوص هر یک از گام‌های تحقیق ارائه می‌گردد.

شناسایی پارامترهای مؤثر بر قیمت گاز طبیعی و جمع‌آوری داده‌های مربوطه

اولین گام در پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی، شناسایی پارامترهای تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی می‌باشد. مطالعات زیادی (نایک و تووینز[3]، ۲۰۱۴؛ برون و یوسل[4]، ۲۰۰۸؛ میو[5]، ۲۰۰۷؛ دیلاور و همکاران[6]، ۲۰۱۴) سعی در شناسایی پارامترهای مؤثر بر قیمت گاز طبیعی نموده و تأثیر این پارامترها بر قیمت گاز طبیعی را مورد تحلیل قرار داده‌اند. برای این منظور پس از مرور ادبیات، کلیه پارامترهای تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی شناسایی شده و داده‌های مربوط به آنها در بازه زمانی سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۶ جمع‌آوری می‌گردد. سپس با استفاده از آزمون همبستگی پیرسون[7] پارامترهایی که تأثیر ناچیزی روی قیمت گاز طبیعی دارند را حذف نموده و پارامترهای تأثیرگذار را شناسایی می‌نماییم.

نمونه‌گیری از پارامترها با روش نمونه‌گیری فوق مکعب لاتین[8] و نرمال‌سازی آنها

در این تحقیق - با توجه به تنوع پارامترهای تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی و حجم زیاد داده‌های مربوط به هر پارامتر - با مجموعه گسترده‌ای از داده‌ها مواجه هستیم. لذا طراحی یک سیستم نمونه‌گیری در فضای پارامتریک حائز اهمیت است. در این تحقیق برای نمونه‌گیری از داده‌های مربوط به متغیرهای مستقل (پارامترهای تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی) و متغیر وابسته مسئله (قیمت گاز طبیعی)، از روش نمونه‌گیری فوق

1. Matlab
2. Expert Choice
3. Nick & Thoenes
4. Brown & Yücel
5. Mu
6. Dilaver et al.
7. Pearson Correlation Test
8. Latin hypercube sampling

www.SID.ir

Archive of SID

مکعب لاتین استفاده شده است. این تکنیک اولین بار در سال ۱۹۷۵ توسط کانور[۱] مطرح شد و در ادامه در سال ۱۹۷۹ توسط مک‌کی[۲] و در نهایت در سال ۱۹۸۹ توسط ایوب و لای[۳] توسعه یافت. روش نمونه‌گیری فوق مکعب لاتین دارای حافظه بوده و توانایی یادگیری دارد. در واقع این رویکرد مکان قرار گرفتن (سطر و ستون) نقاط نمونه قبلی را به خاطر سپرده و نقاط نمونه جدید را متناسب با آن می‌چینند (ورچوسکی[۴]، ۲۰۱۰؛ ایسون و فنتون[۵]، ۱۹۷۴؛ دالبی و کاریستینوز[۶]، ۲۰۱۰). با این وجود، مهم‌ترین مزیت روش نمونه‌گیری فوق مکعب لاتین این است که نمونه‌گیری به‌گونه‌ای صورت می‌پذیرد که ماتریس همبستگی نمونه با ماتریس همبستگی داده‌های اصلی یکسان خواهد بود. این موضوع بیانگر این است که نمونه‌ها نماینده شایسته‌ای از داده‌های واقعی مسئله خواهند بود (شیلد و ژانگ[۷]، ۲۰۱۶).

رویکرد نمونه‌گیری فوق مکعب لاتین، دارای الگوریتمی است که پس از بررسی و شناسایی منطق چیدمان داده‌ها در کنار یکدیگر، داده‌هایی را که از این منطق پیروی نمی‌کنند را حذف می‌نماید. تحلیل‌گران شبیه‌سازی اغلب از تکنیک نمونه‌گیری فوق مکعب لاتین برای ایجاد داده‌های شبیه‌سازی ورودی/خروجی به‌منظور برازش درون‌یابی کریجینگ استفاده می‌نمایند (کلاینن[۸]، ۲۰۰۹؛ دلینو و همکاران[۹]، ۲۰۰۹؛ چنگ و درودزل[۱۰]، ۲۰۰۰؛ ویانا[۱۱]، ۲۰۱۳).

مطالعات صورت گرفته نشان می‌دهد که تکنیک درون‌یابی کریجینگ زمانی مؤثر است که نمونه‌گیری از پارامترهای ورودی توسط تکنیک نمونه‌گیری فوق مکعب لاتین انجام پذیرد (ذاکری فر و همکاران[۱۲]، ۲۰۰۹؛ ذاکری فر و همکاران، ۲۰۱۱). کاوازوتی[۱۳]

1. Conover
2. McKay
3. Ayyub and lai
4. Vorechovsky
5. Eason & Fenton
6. Dalbey & Karystinos
7. Shields & Zhang
8. Kleijnen
9. Dellino et al.
10. Cheng & Druzdzel
11. Viana
12. Zakerifar et al.
13. Cavazzutvii

www.SID.ir

Archive of SID

(۲۰۱۲) پس از بررسی تجربیات محققان مختلف پیرامون تکنیک‌های متنوع طراحی آزمایش، اعتقاد دارد که تکنیک طراحی آزمایش فوق مکعب لاتین همواره عملکرد بالاتری نسبت به سایر تکنیک‌ها دارد.

پس از نمونه‌گیری از داده‌ها، بایستی آنها را نرمال نماییم. نرمال‌سازی یا بی‌مقیاس‌سازی داده‌ها را (زمانی که در یک دامنه نیستند) در دامنه مشابه قرار می‌دهد. از آنجایی که هر یک از پارامترهای تحقیق دارای معیارهای اندازه‌گیری متفاوتی بوده و داده‌های مربوط به آنها در دامنه‌های (محدوده‌های) مختلفی می‌باشند، لذا نمونه‌های گرفته شده از آنها نیز دارای مقیاس‌های مختلفی بوده و بایستی قبل از ورود به مدل پیش‌بینی، نرمال‌سازی شوند. نرمال‌سازی امکان مقایسه داده‌ها با معیارهای سنجش متفاوت را میسر می‌سازد.

برای نرمال‌سازی بایستی ابتدا حداقل و حداکثر نمونه‌های هر پارامتر را به‌دست آورد و سپس با استفاده از معادله (شماره ۱) هر یک از نمونه‌ها را در بازه صفر تا یک نرمال نمود.

$$X_{0,1} = \frac{x_i - \min}{\max - \min} \qquad (۱)$$

دامنه در نظر گرفته شده در این تحقیق، ۰/۱ تا ۰/۹ می‌باشد؛ بنابراین بایستی کلیه نمونه‌های نرمال شده در این دامنه قرار گیرند. برای این منظور از معادله (شماره ۲) کمک می‌گیریم. دلیل انتخاب دامنه مورد نظر این است که تأثیر پارامتری که مقدار حداقل دارد، صفر نشود (۰/۱ شود) و همچنین تأثیر پارامتری که مقدار حداکثر دارد، یک نشود (۰/۹ شود).

$$X_{0.1,0.9} = 0.8\frac{x_i - \min}{\max - \min} + 0.1 \qquad (۲)$$

وزن‌دهی به پارامترهای معنی‌دار با تکنیک فرآیند تحلیل سلسله مراتبی[1]

در گام سوم تحقیق به وزن‌دهی پارامترها می‌پردازیم. تکنیک فرآیند تحلیل سلسله مراتبی یکی از تکنیک‌های پرکاربرد تصمیم‌گیری چند شاخصه محسوب شده و متداول‌ترین تکنیک وزن‌دهی به پارامترها به شمار می‌رود (وارگاس[2]، ۱۹۹۰). اساس این روش وزن‌دهی بر مقایسه‌های زوجی استوار است. گام اول در این تکنیک، ایجاد

1. Analytic hierarchy process (AHP)
2. Vargas

www.SID.ir

Archive of SID

درخت سلسله مراتبی تصمیم می‌باشد؛ که عوامل مورد مقایسه و گزینه‌های رقیب مورد ارزیابی در تصمیم را نشان می‌دهد. سپس یک سری مقایسه‌های زوجی انجام می‌گیرد. این مقایسه‌ها وزن هر یک از پارامترها را در راستای گزینه‌های رقیب مورد ارزیابی در تصمیم نشان می‌دهد. در نهایت منطق فرآیند تحلیل سلسله مراتبی به‌گونه‌ای ماتریس-های حاصل از مقایسه‌های زوجی را با یکدیگر ترکیب می‌کند که تصمیم بهینه حاصل گردد (ساعتی[1]، ۲۰۰۸).

پیاده‌سازی متامدل کریجینگ بر روی هر یک از پارامتر و استخراج توابع پیش‌بینی

در این گام به دنبال مدل‌سازی و استخراج توابع پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی هستیم. در این پژوهش به‌منظور رسیدن به جواب سریع‌تر و مطمئن‌تر، از تکنیک‌های درون‌یابی[2] استفاده شده است. درون‌یابی نوعی تحلیل ریاضی- آماری است که با استفاده از آن می‌توان برای نقاطی که هیچ‌گونه برداشت اطلاعاتی در مورد آنها وجود ندارد، مقادیری برآورد نمود. در بسیاری از مطالعات، تعدادی از نقاط در دسترس است – مانند داده‌های به‌دست آمده از آزمایش یا نمونه‌برداری- در چنین مواردی سعی می‌شود با تکنیک درون‌یابی، تابعی پیش‌بینی شود که تا حد امکان به داده‌ها نزدیک باشد. وجه مشخصه تابع شناسایی شده این است که از تمامی نقاط داده شده عبور می‌کند. در واقع توابع درون‌یاب‌کننده[3] متامدل‌هایی (مدل‌های جانشینی) از مدل‌های شبیه‌سازی پایه محسوب می‌شوند (ون بیرس[4]، ۲۰۰۵).

از بین روش‌های درون‌یابی آماری، کریجینگ مهم‌ترین و گسترده‌ترین روش درون‌یابی محسوب می‌شود. کریجینگ ارائه‌دهنده بهترین پیش‌بینی‌های خطی نااریب از مقادیر میانی می‌باشد؛ زیرا اولاً فاقد خطای سیستماتیک بوده و ثانیاً واریانس تخمین آن حداقل می‌باشد. تکنیک کریجینگ اولین بار در دهه ۱۹۵۰ توسط یک مهندس معدن از آفریقای جنوبی به‌نام دنی ج کریج[5] و برای کاربردهای زمین شناسی[6] معرفی شد. ایده

1. Saaty
2. Interpolation
3. Interpolating
4. Van Beers
5. Danie G. Krige
6. Geostatistical applications

www.SID.ir

Archive of SID

اصلی تکنیک کریجینگ عبارت است از: پیش‌بینی مقدار یک تابع در نقطه‌ای معین به‌وسیله محاسبه میانگین وزن‌دهی شده از مقادیر شناخته شده تابع پیرامون آن نقطه (پیرسون و اولواندر[1]، ۲۰۱۳). در حقیقت درون‌یابی کریجینگ مجموعه‌ای تعمیم یافته از تکنیک‌های رگرسیون می‌باشد. در مقایسه با حوزه‌های کوچکی که برای رگرسیون چندجمله‌ای مرتبه پایین مورد استفاده قرار می‌گیرد، مدل‌های کریجینگ عموماً برای داده‌هایی برازش می‌شوند که از حوزه‌های آزمایشی بزرگ‌تر به‌دست می‌آیند (سیم و دن هرتونگ[2]، ۲۰۰۷).

دو تفاوت مهم بین کریجینگ و رگرسیون خطی کلاسیک وجود دارد: اول، فرض استقلال متغیرها و توزیع احتمال آنها در کریجینگ ضرورت ندارد. دوم، در کریجینگ نمونه‌گیری غیرتصادفی جانشین نمونه‌گیری تصادفی در آمار کلاسیک می‌شود. فرض اصلی کریجینگ این است که هرچه مشاهدات شبیه‌سازی قدیمی به نقاط جدید پیش-بینی شده نزدیک‌تر باشند، بایستی وزن بیشتری به آنها تخصیص داد. این فرض از طریق فرآیندی با کوواریانس ثابت فرموله می‌شود، بدین صورت که به موازات افزایش فاصله بین ورودی‌های مشاهدات، همبستگی‌ها کاهش می‌یابد (ذاکری فر و همکاران، ۲۰۱۱؛ آکنمن و همکاران[3]، ۲۰۱۰). تحقیقات صورت گرفته نشان می‌دهد که پیش‌بینی کریجینگ در مقایسه با پیش‌بینی رگرسیون (تحلیل رگرسیون می‌تواند برای اهداف دیگری مانند غربال‌گری و اعتبارسنجی سودمند باشد) مناسب‌تر است (ون بیرس و کلاینن[4]، ۲۰۰۸؛ کروسلبرینک و همکاران[5]، ۲۰۱۰).

برای توضیح بیشتر در مورد نحوه عملکرد مدل کریجینگ، فرض کنید که با استفاده از روش طراحی آزمایش فوق مکعب لاتین، n نقطه به‌عنوان نقاط نمونه انتخاب شده است ($z(X_i)$). حال می‌خواهیم با استفاده از مدل کریجینگ، خروجی نقطه X_0 که با $Z(X_0)$ نمایش داده می‌شود را تخمین بزنیم. در مدل کریجینگ این تخمین بر منطق میانگین متحرک وزن‌دار استوار می‌باشد:

1. Persson & Ölvander
2. Siem & Den Hertog
3. Ankenman et al.
4. Van Beers & Kleijnen
5. Kruisselbrink et al.

www.SID.ir

Archive of SID

$$\hat{z}(x_0) = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i z(x_i) \qquad (۳)$$

- در معادله (۳) λ_i وزن خروجی نقطه نمونه i ام می‌باشد. برای تعیین ضرایب مجهول مدل می‌بایست معادله ماتریسی (شماره ۴) را حل نمود:

$$\begin{bmatrix} C(x_1,x_1) & \cdots & C(x_1,x_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C(x_n,x_1) & \cdots & C(x_n,x_n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C(x_1,x_0) \\ \vdots \\ C(x_1,x_0) \end{bmatrix} \qquad (۴)$$

در معادله (۴)، $C(x_i,x_j)$ کوواریانس بین دو نقطه i و j و مقدار آن تابعی از فاصله بین این دو نقطه می‌باشد.

$$C(x_i,x_j) = \exp\left(-\sum_{j=1}^{n} \theta_j \left|x_j^{(i)} - x_j^{(l)}\right|^{p_j}\right) \qquad (۵)$$

طبق معادله (۵) برای اینکه مقدار کوواریانس در هر فاصله دلخواه را داشته باشیم، باید یک تابع کوواریانس مکان محور طراحی نماییم. این تابع از برازش یک تابع کوواریانس از پیش تعیین شده بر مقادیر کوواریانس تجربی به دست می‌آید.

برای ساخت تابع کوواریانس و تشکیل سیستم معادلات کریجینگ، احتیاج به یک سری نقاط اولیه داریم. این نقاط بایستی به‌گونه‌ای انتخاب شوند که تا حد امکان به‌طور یکنواخت در فضای متغیرهای ورودی توزیع شده باشند. برای این کار از طراحی آزمایشات چند بُعدی لاتین استفاده می‌نماییم. با استفاده از نقاط نمونه به‌دست آمده مدل کریجینگ را می‌سازیم. مقادیر به‌دست آمده از معیار ریشه میانگین مربعات خطا، تعیین‌کننده مرتبه رگرسیونی است که دقت محاسباتی مدل کریجینگ را به حداکثر می‌رساند (پیرسون و اولواندر[1]، ۲۰۱۳).

در تحقیق حاضر، نمونه‌های نرمال شده مربوط به قیمت گاز طبیعی و هر یک از پارامترهای تأثیرگذار بر آن به‌صورت جداگانه وارد مدل پیش‌بینی کریجینگ می‌شود. خروجی این مرحله توابعی (به تعداد پارامترهای تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی) هستند که هر یک از این توابع بیانگر رابطه بین آن پارامتر با قیمت گاز طبیعی می‌باشد.

1. Persson & Ölvander

www.SID.ir

Archive of SID

بهبود توابع پیش‌بینی کریجینگ با الگوریتم بهینه‌سازی نلدر - مید[1]

فرآیند بهینه‌سازی را می‌توان به‌عنوان جزء جدانشدنی مسائل پیش‌بینی در نظر گرفت. بهینه‌سازی موجب هموار سازی شکل تابع کریجینگ، جلوگیری از تأثیر نویزهای ایجاد شده در فرآیند پیش‌بینی و همچنین مقابله با اثر پارامترهای مؤثر بر متامدل کریجینگ - که در تکرارهای متعدد کریجینگ قابل تغییر است - می‌گردد. برای این منظور، بایستی ابتدا متامدل را بر روی داده‌های اصلی برازش نموده و سپس بهینه‌سازی استوار را روی متامدل پیاده نماییم.

در سال‌های اخیر، استفاده از روش‌های بهینه‌سازی ابتکاری در حل مسائل مختلف فنی و مهندسی، اقتصادی و مالی رونق زیادی گرفته است. از آنجایی که روش‌های ابتکاری به جستجوی جامع تصادفی دست می‌زنند، لذا در دام پاسخ‌های بهینه محلی نیافتاده و به دنبال شناسایی پاسخ بهینه جامع و کلی هستند (لاگاریاس[2]، ۱۹۹۸). یکی از الگوهای ابتکاری بهینه‌سازی، الگوریتم نلدر- مید می‌باشد که در این پژوهش به‌منظور استوارسازی متامدل مورد استفاده قرار می‌گیرد.

الگوریتم بهینه‌سازی نلدر - مید توسط جان نلدر و راجر مید[3] در سال ۱۹۶۵ مطرح شد. روش نلدر- مید یا روش سیمپلکس سراشیبی[4] - به‌عنوان یکی از الگوریتم‌های ابتکاری - روش عددی رایجی در شناسایی حداقل یا حداکثر تابع هدف در فضای بهینه‌سازی چندبُعدی می‌باشد. از آنجایی که این الگوریتم به هیچ گونه اطلاعات مشتق تابع هدف نیاز ندارد، در بهینه‌سازی توابع غیرهموار و مشتق ناپذیر از کارآیی بالایی برخوردار است. علاوه بر این، تحقیقات صورت گرفته نشان می‌دهد که این الگوریتم در حل پارامتری مسائلی که تابع هدفشان در برابر شرایط عدم‌اطمینان و نویز قرار دارد (همچون پارامترهای مختلف تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی)، عملکرد خوبی از خود ارائه می‌دهد (کلدا و همکاران[5]، ۲۰۰۳)

الگوریتم نلدر- مید، ابتدا برآوردی از یکی از بهینه‌های محلی مسئله‌ای با n بُعد را به دست آورده، سپس تابع هدف را به آرامی و به‌صورت هموار در این بخش تغییر می‌دهد.

1. Nelder-mead Optimization algorithm
2. Lagarias
3. John Nelder & Roger Mead
4. Downhill simplex method
5. Kolda et al.

www.SID.ir

Archive of SID

در ادامه با استفاده از برون‌یابی رفتار تابع هدف در هنگام اجـرای روش سـیمپلکس، بـه تولید نقاط آزمون جدید پرداخته و آنگاه براساس عملگرهای درونی‌اش تصمیم می‌گیـرد که یکی از نقاط مورد آزمون در سیمپلکس را با نقطه آزمون تولیدی جدید جابجا نمایـد و به همین شیوه الگوریتم را ادامه می‌دهد. این الگوریتم پـس از هـر مرحلـه، شـروط را آزمون نموده و در صورت تحقق آنها، پایان کار اعلام و پاسخ نهـایی مشـخص مـی‌شـود. شرط پایان، شامل همگرایی تابع هدف در سیمپلکس، دقت پاسـخ و یـا تعـداد تکـرار از پیش تعیین شده توسط کاربر می‌باشد (وانگ و شاپ[1]، ۲۰۱۱).

در تحقیق حاضر، پس از شناسایی توابـع پـیش‌بینـی کریجینـگ بـرای هـر پـارامتر تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی (گام پنجم)، اقدام به بهینه‌سازی این توابع بـا اسـتفاده از الگوریتم نلدر – مید می‌نماییم. از آنجایی که ممکن است برخی از داده‌ها و بـه تبـع آن نمونه‌های مسئله دارای نویز و نوسانات غیرطبیعی باشند، بهینه‌سازی کریجینگ باعث از بین رفتن این نوسانات شده و باعث شناسایی توابع دقیق‌تر و واقعی‌تـر بـین هـر یـک از پارامترهای معنی‌دار و قیمت گاز طبیعی می‌گردد.

پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی با توابع پیش‌بینی کریجینگ

پس از آنکه توابع پیش‌بینی هر پارامتر با قیمت گاز طبیعی با اسـتفاده از درون‌یـابی کریجینگ استخراج گردید (گام چهارم) و با استفاده از الگوریتم نلدر – مید بهینه شدند (گام پنجم)، می‌توان نسبت به پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی با مدل پیش‌بینی کریجینگ اقدام نمود. برای این منظور، ابتدا داده‌های واقعی پارامترهای تأثیرگـذار بـر قیمـت گـاز طبیعی مربوط به ۱۲ ماهه سال ۲۰۱۷ را نرمال‌سازی کرده و سـپس آنهـا را وارد توابـع پیش‌بینی کریجینگ نموده و قیمت گاز طبیعی (در ارتباط با هر پـارامتر) را پـیش‌بینـی می‌نماییم. تا اینجا به ازای هر پـارامتر معنـی‌دار، ۱۲ قیمـت گـاز طبیعـی داریـم. بـرای رسیدن به قیمت نهایی گاز طبیعـی بـرای ۱۲ ماهـه سـال ۲۰۱۷، بایسـتی قیمـت گـاز طبیعی مربوط به هر پارامتر معنی‌دار را (به‌صورت ماهانه) در وزن آن پـارامتر (خروجـی گام چهارم) ضرب نموده و با یکدیگر جمع نماییم. خروجی این مرحله قیمت ماهانه گـاز طبیعی در سال ۲۰۱۷ می‌باشد که توسط متامدل کریجینگ پیش‌بینی شده است.

1. Wang & Shoup

www.SID.ir

Archive of SID

اعتبارسنجی نتایج پیش‌بینی

در گام نهایی تحقیق به اعتبارسنجی نتایج پیش‌بینی می‌پردازیم. روش‌های مختلفی برای این منظور وجود دارد که در این پژوهش از دو معیار خطای جذر میانگین مربعات[1] و معیار میانگین خطای مطلق[2] استفاده می‌نماییم. این ابزارها از متداول‌ترین معیارهایی هستند که به‌منظور اندازه‌گیری تفاوت بین مقادیر پیش‌بینی شده به‌وسیله یک مدل و مقادیر واقعی مشاهده شده از محیطی که مدل در آن وجود دارد، مورد استفاده قرار می‌گیرند. به این تفاوت‌ها نویز یا خطای پیش‌بینی گفته می‌شود و این معیارها می‌توانند قدرت مدل پیش‌بینی را مورد سنجش قرار داده و با سایر مدل‌های پیش‌بینی مقایسه نمایند. معیار خطای جذر میانگین مربعات طبق معادله (۶) محاسبه می‌شود:

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_{obs,i} - X_{model,i})^2}{n}} \qquad (۶)$$

در معادله (۶)، $X_{obs,i}$ مقادیر مشاهده شده در زمان/مکان i و $X_{model,i}$ مقادیر مدل‌سازی شده (پیش‌بینی شده) در زمان/مکان i می‌باشد.

همچنین معیار میانگین خطای مطلق نیز طبق معادله (شماره ۷) محاسبه می‌شود:

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|X_{obs,i} - X_{model,i}\right| \qquad (۷)$$

هر چه معیار خطای جذر میانگین مربعات کمتر باشد، بیانگر بهتر بودن پیش‌بینی و کمتر بودن میزان خطا می‌باشد. اگر مقدار این شاخص کوچک‌تر از ۰/۱ باشد، برازندگی مدل بسیار عالی؛ اگر بین ۰/۱ و ۰/۵ باشد، برازندگی مدل خوب؛ و اگر بین ۰/۵ و ۰/۸ باشد، برازندگی مدل متوسط می‌باشد (چای و دراکسلر[3]، ۲۰۱۴).

۴- یافته‌های تحقیق

در این تحقیق، پنج پارامتر از جانب عرضه و چهار پارامتر از جانب تقاضا، به‌عنوان پارامترهای اولیه تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی شناسایی (جدول ۱) و داده‌های مربوط

1. Root-mean-square error (RMSE)
2. Mean absolute error (MAE)
3.Chai & Draxler

www.SID.ir

Archive of SID

به آنها در بازه زمانی مورد نظر جمع‌آوری گردید. لازم به ذکر است که داده‌های مربوط به کلیه پارامترها به‌صورت ماهانه می‌باشد.

جدول ۱. پارامترهای اولیه تأثیرگذار (از جانب عرضه و تقاضا) بر قیمت گاز طبیعی

پارامترهای تأثیرگذار از جانب عرضه	پارامترهای تأثیرگذار از جانب تقاضا
۱. میزان تولیدات نفت‌خام	۱. میزان مصرف گاز طبیعی
۲. میزان تولید گاز طبیعی	۲. قیمت نفت‌خام
۳. میزان واردات گاز طبیعی	۳. قیمت جهانی طلا
۴. میزان صادرات گاز طبیعی	۴. شاخص بورس نیویورک
۵. ظرفیت ذخیره‌سازی گاز طبیعی	

منبع: یافته‌های تحقیق

از آنجایی که ممکن است تأثیر برخی از این پارامترها بر قیمت گاز طبیعی ناچیز بوده و از لحاظ آماری معنی‌دار نباشند، با پیاده‌سازی آزمون همبستگی پیرسون بر روی داده‌های خام، به سنجش همبستگی بین پارامترهای مربوطه و قیمت گاز طبیعی پرداختیم. نتایج آزمون همبستگی پیرسون در سطح اطمینان ۹۹٪ نشان می‌دهد که پارامترهای «*شاخص بورس نیویورک*» و «*میزان مصرف گاز طبیعی*» همبستگی معنی‌داری با «*قیمت گاز طبیعی*» نداشته و حذف می‌شوند.

پس از مشخص شدن پارامترهای معنی‌دار تحقیق، بایستی از آنها نمونه‌گیری صورت پذیرد. هر یک از هشت پارامتر اصلی مسئله (هفت متغیر مستقل و یک متغیر وابسته) دارای ۲۰۴ داده (داده‌های ماهانه مربوط به ۱۷ سال) بوده که $n = 50$ نمونه به روش فوق مکعب لاتین از آنها گرفته شده است. برای این منظور بایستی ابتدا ۵۰ عدد تصادفی در بازه صفر و یک ایجاد و سپس نمودار توزیع تجمعی هر یک از پارامترهای مسئله را ترسیم نماییم. در این نمودار محور x مقادیر پارامتر مورد نظر و محور y مقادیر صفر تا یک می‌باشد. حال محور x نمودار توزیع تجمعی هر پارامتر را به ۵۰ فاصله یکسان تقسیم نموده و از هر فاصله مقداری را به‌صورت تصادفی انتخاب می‌کنیم. سپس احتمال تجمعی نمونه گرفته شده را طبق معادله (۸) محاسبه می‌نماییم.

$$\mathrm{Prob_i} = \left(\frac{1}{N}\right) r_u + (i-1)/N \qquad (۸)$$

www.SID.ir

Archive of SID

در نهایت با استفاده از معکوس تابع توزیع F^{-1}، طبق معادله (۹) مقادیر احتمال نمونه گرفته شده را به مقدار x تبدیل می‌کنیم.

$$x = F^{-1}(Prob) \quad (۹)$$

پس از مشخص شدن نمونه‌های مسئله، با استفاده از معادلات (۱ و ۲) نرمال‌سازی روی آنها صورت می‌پذیرد. کلیه نمونه‌های نرمال شده در بازه ۰/۱ و ۰/۹ می‌باشند. نکته قابل توجه در خصوص نمونه‌های نرمال شده این است که ماتریس همبستگی آنها دقیقاً مشابه با ماتریس همبستگی داده‌های اصلی می‌باشد.

به‌منظور تعیین وزن پارامترهای تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی از تکنیک فرآیند تحلیل سلسله مراتبی و مقایسات زوجی در قالب نرم‌افزار اکسپرت چویس کمک می‌گیریم. برای این منظور بعد از ایجاد مدل، با طراحی پرسشنامه مقایسه‌های زوجی مشخص می‌شود که تعداد مقایسه‌های زوجی این مدل ۲۱ عدد می‌باشد. پس از طراحی پرسشنامه مقایسه‌های زوجی، این پرسشنامه توسط ۱۰ نفر از خُبرگان صنعت نفت و گاز[۱] تکمیل گردید. بعد از تکمیل پرسشنامه‌ها توسط خُبرگان، نرخ ناسازگاری آن‌ها محاسبه شد. نتایج محاسبات نشان می‌دهد که نرخ ناسازگاری برای تمام پرسشنامه‌ها کمتر از ۰/۱ بوده که بیانگر مطلوب بودن مقایسه‌ها و وجود سازگاری در آنها می‌باشد. در گام بعدی، مقایسه‌های زوجی به روش میانگین هندسی ادغام شده و سپس وارد نرم‌افزار اکسپرت چویس می‌شوند.

جدول (۲) وزن پارامترهای تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی را نشان می‌دهد. همان‌گونه‌که مشاهده می‌شود، «*میزان تولید گاز طبیعی*» با اختلاف بسیار زیاد بیشترین تأثیر و «*قیمت طلا*» تأثیر بسیار ناچیزی روی قیمت گاز طبیعی دارند.

پس از نرمال‌سازی نمونه‌ها و مشخص نمودن وزن هر پارامتر، اکنون زمان وارد نمودن نمونه‌ها به متامدل کریجینگ به‌منظور استخراج توابع پیش‌بینی برای هر پارامتر می‌باشد. برای پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی بایستی از کریجینگ گسسته استفاده نماییم.

---

۱. تکمیل‌کنندگان پرسشنامه متشکل از مدیران سطوح بالای سازمان (اعم از مدیر عامل، مدیر عملیات، مدیر مهندسی و مدیر برنامه‌ریزی و توسعه) بوده که پس از ارائه توضیحاتی در خصوص هدف تحقیق و پارامترهای آن، شیوه تکمیل پرسشنامه مقایسه‌های زوجی به آنها آموزش داده شد.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۲. وزن پارامترهای تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی

پارامتر	وزن
میزان تولید گاز طبیعی	۰.۴۰۶
میزان واردات گاز طبیعی	۰.۱۴۱
قیمت نفت‌خام	۰.۱۳۰
ظرفیت ذخیره‌سازی گاز طبیعی	۰.۱۲۵
میزان صادرات ماهانه گاز طبیعی	۰.۱۲۰
میزان تولید نفت‌خام آمریکا	۰.۰۵۷
قیمت طلا	۰.۰۲۲

منبع: یافته‌های تحقیق

در نرم‌افزار متلب جعبه‌ابزاری با نام «طراحی و تحلیل آزمایشات کامپیوتری[1]» وجود دارد که شناخته‌شده‌ترین جعبه‌ابزار کریجینگ به شمار می‌رود. مرور تحقیقات صورت گرفته نشان می‌دهد که این چارچوب در مقایسه با سایر جعبه‌ابزارها از جامعیت بیشتری برخوردار بوده و انعطاف‌پذیری بالاتری دارد (اولاگاناتان و همکاران[2]، ۲۰۱۵)؛ بنابراین در این تحقیق نیز از جعبه‌ابزار «طراحی و تحلیل آزمایشات کامپیوتری» به‌منظور پیاده‌سازی متامدل کریجینگ استفاده شده است.

برای این منظور، نمونه‌های مربوط به قیمت گاز طبیعی به همراه نمونه‌های مربوط به هفت پارامتر معنی‌دار مسئله را به‌صورت جداگانه وارد متامدل کریجینگ گسسته نموده و برای هر پارامتر یک تابع پیش‌بینی ایجاد می‌شود؛ بنابراین خروجی کریجینگ گسسته، استخراج هفت تابع پیش‌بینی بین قیمت گاز طبیعی و هر یک از پارامترهای معنی‌دار مسئله می‌باشد. توابع پیش‌بینی کریجینگ همچون معادله (۳) بر منطق میانگین متحرک وزن‌دار استوار می‌باشد. معادلات ایجاد شده به‌وسیله کریجینگ به هر یک از ۵۰ نقاط نمونه وزنی را اختصاص می‌دهد. با وارد نمودن قیمت هر یک از پارامترهای تأثیرگذار به تابع پیش‌بینی مربوط به آن پارامتر، می‌توان قیمت گاز طبیعی (صرفاً) برای آن پارامتر پیش‌بینی نمود.

1. Design and Analysis of Computer Experiments (DACE)
2. Ulaganathan et al.

www.SID.ir

Archive of SID

اگرچه مطالعات زیادی (ون‌بیرس و کلاینن، ۲۰۰۸؛ ذاکری فر و همکاران، ۲۰۰۹؛ گاسپار و همکاران[1]، ۲۰۱۴؛ چو و همکاران[2]، ۲۰۱۵؛ کلاینن، ۲۰۰۹؛ آکنمن و همکاران، ۲۰۱۰) از روش درون‌یابی کریجینگ به‌منظور پیش‌بینی در حوزه‌های مختلف استفاده کرده‌اند، اما استفاده از تکنیک درون‌یابی کریجینگ به‌منظور پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی - که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته - جدید بوده و تاکنون تحقیقی مشابه آن صورت نگرفته است.

البته بایستی به این نکته توجه داشت که متامدل کریجینگ زمانی مؤثر است که نمونه‌گیری از پارامترهای ورودی توسط تکنیک نمونه‌گیری فوق مکعب لاتین انجام پذیرد. تحقیقات صورت گرفته توسط ذاکری‌فر و همکاران (۲۰۱۱ و ۲۰۰۹) نشان می‌دهد، هنگامی‌که با محیط بهینه‌سازی با اهداف چندگانه مواجه‌ایم، متامدل کریجینگ دارای نیروی بالقوه‌ای برای شناسایی راه‌حل‌هایی برتر از آن چیزی است که توسط رویکردهای کلاسیک مانند رگرسیون‌های چندجمله‌ای مرتبه پایین یا شبکه‌های عصبی به‌دست می‌آید. این برتری به دو دلیل حاصل می‌گردد: اول، ویژگی پُر کردن فضا توسط تکنیک نمونه‌گیری فوق مکعب لاتین و دوم، پیش‌بینی‌های با صحت بالاتر که به‌وسیله رویکرد کریجینگ پیشنهاد می‌گردد. در تحقیق دیگری، چو و همکاران (۲۰۱۵) این ادعا را تأیید کرده و بیان می‌دارند که دستیابی به مزایای صرفه‌جویی در زمان و دقت پیش‌بینی هنگامی توسط متامدل کریجینگ قابل دستیابی است که نمونه‌های ورودی به آن با تکنیک فوق مکعب لاتین استخراج شده باشند.

پس از استخراج هفت تابع پیش‌بینی کریجینگ مربوط به پارامترهای تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی، با استفاده از الگوریتم نلدر - مید آنها را بهینه نمودیم. اکنون می‌توان قیمت گاز طبیعی برای سال ۲۰۱۷ را پیش‌بینی نمود. برای این منظور داده‌های واقعی مربوط به هفت پارامتر تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی برای سال ۲۰۱۷ را جمع‌آوری کرده و پس از نرمال‌سازی، وارد توابع پیش‌بینی نمودیم.

جدول (۳) فرآیند پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی برای ۱۲ ماهه سال ۲۰۱۷ با استفاده از متامدل کریجینگ و بدون بهینه‌سازی توسط الگوریتم نلدر - مید را نشان داده‌ایم.

1. Gaspar et al.
2. Chu et al.

www.SID.ir

Archive of SID

همان‌گونه‌که مشاهده می‌شود، برای به‌دست آوردن قیمت ماهانه گاز طبیعی بایستی «*مقدار*» (خروجی تابع پیش‌بینی کریجینگ برای پارامتر مربوطه) هر پارامتر را در «*وزن*» آن پارامتر (خروجی فرآیند تحلیل سلسله مراتبی) ضرب کرده و با یکدیگر جمع نماییم.

از آنجایی که مقادیر ورودی به متامدل کریجینگ، مقادیر نرمال شده می‌باشند، بنابراین خروجی مدل پیش‌بینی نیز به‌صورت مقادیر نرمال می‌باشند. بایستی توجه نمود که از حالت نرمال خارج نمودن خروجی متامدل کریجینگ و تبدیل آنها به قیمت‌های واقعی، موجب مخدوش شدن نتایج می‌شود؛ بنابراین به‌منظور مقایسه قیمت‌های گاز طبیعی پیش‌بینی شده با مقادیر واقعی، بایستی ابتدا قیمت‌های واقعی گاز طبیعی در سال ۲۰۱۷ را نرمال‌سازی نموده و سپس با مقادیر پیش‌بینی شده مقایسه کرد.

جدول (۴) فرآیند پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی برای ۱۲ ماهه سال ۲۰۱۷ با استفاده از متامدل کریجینگ و پس از بهینه‌سازی توسط الگوریتم نلدر - مید را نشان می‌دهد. مربع‌های تیره رنگ مربوط به مقادیری است که توسط الگوریتم نلدر - مید بهینه‌سازی شده‌اند. همان‌گونه‌که مشاهده می‌شود، بهینه‌سازی در تابع پیش‌بینی پارامتر «میزان تولید گاز طبیعی» بیش از سایر پارامترها می‌باشد. همچنین در توابع پیش‌بینی دو پارامتر «میزان صادرات گاز طبیعی» و «قیمت طلا» هیچ‌گونه بهینه‌سازی صورت نگرفته است.

حال می‌توان قیمت گاز طبیعی پیش شده توسط متامدل کریجینگ را با مقادیر واقعی گاز طبیعی در سال ۲۰۱۷ مقایسه نموده و میزان انحراف آنها را شناسایی نماییم. این مقایسه به ما کمک می‌کند تا میزان اعتبار مدل پیش‌بینی را بسنجیم.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۳. قیمت‌های گاز طبیعی پیش‌بینی شده توسط متامدل کریجینگ (قبل از بهینه‌سازی) در سال ۲۰۱۷

پارامتر / ماه	تولید نفت‌خام		قیمت نفت‌خام		تولید گاز طبیعی		واردات گاز طبیعی		صادرات گاز طبیعی		قیمت طلا		ظرفیت ذخیره‌سازی گاز		قیمت گاز طبیعی
	مقدار	وزن	مقدار	وزن	مقدار	وزن	مقدار	وزن	مقدار	وزن	مقدار	وزن	مقدار	وزن	
ژانویه	۰/۳۶۶	۰/۰۵۷	۰/۸۲۸	۰/۱۳	۰/۴۴۹	۰/۴۰۶	۰/۶۴۱	۰/۱۴۱	۰/۲۴۴	۰/۱۲	۰/۶۳۲	۰/۰۲۲	۰/۷۳۳	۰/۱۲۵	۰/۵۳۶
فوریه	۰/۹	۰/۰۵۷	۰/۵۶۹	۰/۱۳	۰/۷۸۹	۰/۴۰۶	۰/۵۵۶	۰/۱۴۱	۰/۵۳۴	۰/۱۲	۰/۵۹۱	۰/۰۲۲	۰/۷۳۳	۰/۱۲۵	۰/۶۹۳
مارس	۰/۷۹۲	۰/۰۵۷	۰/۳۷۳	۰/۱۳	۰/۵۶۳	۰/۴۰۶	۰/۴۴۰	۰/۱۴۱	۰/۲۲۹	۰/۱۲	۰/۲۱۸	۰/۰۲۲	۰/۸۰۴	۰/۱۲۵	۰/۵۱۷
آوریل	۰/۵۷۹	۰/۰۵۷	۰/۶۹۹	۰/۱۳	۰/۵۹۷	۰/۴۰۶	۰/۳۸۵	۰/۱۴۱	۰/۷۶۱	۰/۱۲	۰/۵۳۹	۰/۰۲۲	۰/۲۴۶	۰/۱۲۵	۰/۵۵۵
مه	۰/۴۲۲	۰/۰۵۷	۰/۲۸۵	۰/۱۳	۰/۷۶۰	۰/۴۰۶	۰/۳۵۰	۰/۱۴۱	۰/۶۳۶	۰/۱۲	۰/۳۳۷	۰/۰۲۲	۰/۲۴۶	۰/۱۲۵	۰/۵۳۴
ژوئن	۰/۵۸۴	۰/۰۵۷	۰/۴۸۶	۰/۱۳	۰/۳۶۸	۰/۴۰۶	۰/۳۸۰	۰/۱۴۱	۰/۷۰۲	۰/۱۲	۰/۴۴۶	۰/۰۲۲	۰/۱۳۶	۰/۱۲۵	۰/۴۱۱
ژوئیه	۰/۲۶۶	۰/۰۵۷	۰/۵۲۹	۰/۱۳	۰/۴۱۴	۰/۴۰۶	۰/۳۲۷	۰/۱۴۱	۰/۸۳۸	۰/۱۲	۰/۵۶۵	۰/۰۲۲	۰/۴۲۷	۰/۱۲۵	۰/۴۶۵
اوت	۰/۴۶۲	۰/۰۵۷	۰/۴۹۲	۰/۱۳	۰/۳۷۸	۰/۴۰۶	۰/۶۹۶	۰/۱۴۱	۰/۷۴۳	۰/۱۲	۰/۲۲۲	۰/۰۲۲	۰/۲۸۷	۰/۱۲۵	۰/۴۷۲
سپتامبر	۰/۵۰۳	۰/۰۵۷	۰/۳۱۸	۰/۱۳	۰/۲۹۶	۰/۴۰۶	۰/۱۷۰	۰/۱۴۱	۰/۹۰۴	۰/۱۲	۰/۴۸۱	۰/۰۲۲	۰/۳۸۷	۰/۱۲۵	۰/۳۸۱
اکتبر	۰/۴۷۲	۰/۰۵۷	۰/۵۶۲	۰/۱۳	۰/۲۳۰	۰/۴۰۶	۰/۳۴۱	۰/۱۴۱	۰/۴۸۰	۰/۱۲	۰/۱۷۲	۰/۰۲۲	۰/۳۶۷	۰/۱۲۵	۰/۳۴۹
نوامبر	۰/۳۴۳	۰/۰۵۷	۰/۸۹۲	۰/۱۳	۰/۳۷۰	۰/۴۰۶	۰/۴۸۲	۰/۱۴۱	۰/۳۵۱	۰/۱۲	۰/۵۲۰	۰/۰۲۲	۰/۴۰۳	۰/۱۲۵	۰/۴۵۸
دسامبر	۰/۲۸۱	۰/۰۵۷	۰/۵۱۵	۰/۱۳	۰/۲۶۷	۰/۴۰۶	۰/۶۳۶	۰/۱۴۱	۰/۲۵۳	۰/۱۲	۰/۷۲۵	۰/۰۲۲	۰/۱۸۱	۰/۱۲۵	۰/۳۵۰

منبع: یافته‌های تحقیق

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۴. قیمت‌های گاز طبیعی پیش‌بینی شده توسط متامدل کریجینگ (پس از بهینه‌سازی) در سال ۲۰۱۷

پارامتر / ماه	تولید نفت‌خام		قیمت نفت‌خام		تولید گاز طبیعی		واردات گاز طبیعی		صادرات گاز طبیعی		قیمت طلا		ظرفیت ذخیره‌سازی گاز		قیمت گاز طبیعی
	مقدار	وزن	مقدار	وزن	مقدار	وزن	مقدار	وزن	مقدار	وزن	مقدار	وزن	مقدار	وزن	
ژانویه	۰/۳۶۶	۰/۰۵۷	۰/۸۲۸	۰/۱۳	۰/۳۵۰	۰/۴۰۶	۰/۶۴۱	۰/۱۴۱	۰/۲۴۴	۰/۱۲	۰/۶۳۲	۰/۰۲۲	۰/۷۳۳	۰/۱۲۵	۰/۴۹۶
فوریه	۰/۹	۰/۰۵۷	۰/۵۶۹	۰/۱۳	۰/۷۸۹	۰/۴۰۶	۰/۳۶۱	۰/۱۴۱	۰/۵۳۴	۰/۱۲	۰/۵۹۱	۰/۰۲۲	۰/۷۳۳	۰/۱۲۵	۰/۶۶۵
مارس	۰/۷۹۲	۰/۰۵۷	۰/۳۷۳	۰/۱۳	۰/۴۱۹	۰/۴۰۶	۰/۴۴۰	۰/۱۴۱	۰/۲۲۹	۰/۱۲	۰/۲۱۸	۰/۰۲۲	۰/۸۰۴	۰/۱۲۵	۰/۴۵۹
آوریل	۰/۵۷۹	۰/۰۵۷	۰/۶۹۹	۰/۱۳	۰/۳۷۳	۰/۴۰۶	۰/۳۸۵	۰/۱۴۱	۰/۷۶۱	۰/۱۲	۰/۵۳۹	۰/۰۲۲	۰/۲۴۶	۰/۱۲۵	۰/۴۶۴
مه	۰/۴۲۲	۰/۰۵۷	۰/۲۸۵	۰/۱۳	۰/۳۹۳	۰/۴۰۶	۰/۳۵۰	۰/۱۴۱	۰/۶۳۶	۰/۱۲	۰/۳۳۷	۰/۰۲۲	۰/۲۴۶	۰/۱۲۵	۰/۳۸۵
ژوئن	۰/۴۱۳	۰/۰۵۷	۰/۴۸۶	۰/۱۳	۰/۳۶۸	۰/۴۰۶	۰/۳۸۰	۰/۱۴۱	۰/۷۰۲	۰/۱۲	۰/۴۴۶	۰/۰۲۲	۰/۱۳۶	۰/۱۲۵	۰/۴۰۱
ژوئیه	۰/۲۶۶	۰/۰۵۷	۰/۵۲۹	۰/۱۳	۰/۲۶۵	۰/۴۰۶	۰/۳۲۷	۰/۱۴۱	۰/۸۳۸	۰/۱۲	۰/۵۶۵	۰/۰۲۲	۰/۴۲۷	۰/۱۲۵	۰/۴۰۴
اوت	۰/۴۶۲	۰/۰۵۷	۰/۴۹۲	۰/۱۳	۰/۳۷۸	۰/۴۰۶	۰/۴۳۱	۰/۱۴۱	۰/۷۴۳	۰/۱۲	۰/۲۲۲	۰/۰۲۲	۰/۲۸۷	۰/۱۲۵	۰/۴۳۴
سپتامبر	۰/۵۰۳	۰/۰۵۷	۰/۳۱۸	۰/۱۳	۰/۲۲۷	۰/۴۰۶	۰/۱۷۰	۰/۱۴۱	۰/۹۰۴	۰/۱۲	۰/۴۸۱	۰/۰۲۲	۰/۳۸۷	۰/۱۲۵	۰/۳۵۴
اکتبر	۰/۴۷۲	۰/۰۵۷	۰/۵۶۲	۰/۱۳	۰/۲۳۰	۰/۴۰۶	۰/۳۴۱	۰/۱۴۱	۰/۴۸۰	۰/۱۲	۰/۱۷۲	۰/۰۲۲	۰/۲۳۶	۰/۱۲۵	۰/۳۳۲
نوامبر	۰/۳۴۳	۰/۰۵۷	۰/۸۹۲	۰/۱۳	۰/۳۷۰	۰/۴۰۶	**۰/۳۶۵**	۰/۱۴۱	۰/۳۵۱	۰/۱۲	۰/۵۲۰	۰/۰۲۲	۰/۴۰۳	۰/۱۲۵	۰/۴۴۱
دسامبر	۰/۲۸۱	۰/۰۵۷	**۰/۰۷۲**	۰/۱۳	۰/۲۶۷	۰/۴۰۶	۰/۶۳۶	۰/۱۴۱	۰/۲۵۳	۰/۱۲	۰/۷۲۵	۰/۰۲۲	۰/۱۸۱	۰/۱۲۵	۰/۲۹۲

منبع: یافته‌های تحقیق

www.SID.ir

Archive of SID

به‌منظور سنجش میزان عملکرد مدل پیش‌بینی کریجینگ بهینه شده، قیمت‌های گاز طبیعی پیش‌بینی شده در جدول (۴) را با قیمت‌های واقعی گاز طبیعی (به‌صورت نرمال شده) در سال ۲۰۱۷ مورد مقایسه قرار داده و میزان انحراف آنها را اندازه‌گیری می‌نماییم.

جدول ۵. قیمت‌های واقعی و پیش‌بینی شده گاز طبیعی توسط کریجینگ (پس از بهینه‌سازی) مربوط به سال ۲۰۱۷

ماه	مقادیر واقعی	مقادیر واقعی (نرمال شده)	مقادیر پیش‌بینی شده
ژانویه	۳/۳	۰/۹	۰/۴۹۶
فوریه	۲/۸۵	۰/۱۵	۰/۶۶۵
مارس	۲/۸۸	۰/۲	۰/۴۵۹
آوریل	۳/۱	۰/۵۶۶	۰/۴۶۴
مه	۳/۱۵	۰/۶۵	۰/۳۸۵
ژوئن	۲/۹۸	۰/۳۶۶	۰/۴۰۱
ژوئیه	۲/۹۸	۰/۳۶۶	۰/۴۰۴
اوت	۲/۹	۰/۲۳۳	۰/۴۳۴
سپتامبر	۲/۹۸	۰/۳۶۶	۰/۳۵۴
اکتبر	۲/۸۸	۰/۲	۰/۳۳۲
نوامبر	۳/۰۱	۰/۴۱۶	۰/۴۴۱
دسامبر	۲/۸۲	۰/۱	۰/۲۹۲

منبع: یافته‌های تحقیق

با محاسبه معیار خطای جذر میانگین مربعات برای داده‌های جدول (۵)، درمی‌یابیم که مقدار این معیار برای متامدل کریجینگ بهینه شده ۰/۲۳۷۱ می‌باشد. همچنین مقدار معیار میانگین خطای مطلق نیز ۰/۱۸۲۰ می‌باشد.

به‌منظور سنجش میزان اثربخشی الگوریتم بهینه‌سازی نلدر - مید، بایستی با استفاده از قیمت‌های واقعی گاز طبیعی نرمال شده مربوط به سال ۲۰۱۷ و مقادیر پیش‌بینی شده توسط جدول (۳)، معیار خطای جذر میانگین برای متامدل کریجینگ

www.SID.ir

Archive of SID

بهینه نشده را محاسبه نموده و با متامدل کریجینگ بهینه شده مقایسه نمود. مقایسه معیار خطای جذر میانگین مربعات بین متامدل کریجینگ بهینه شده (۰/۲۳۷۱) و متامدل کریجینگ بهینه نشده (۰/۲۴۱۱) نشان می‌دهد که الگوریتم بهینه‌سازی نلدر - مید تا حدی موجب بهتر شدن نتایج پیش‌بینی گشته است. هرچند مقدار این بهبود چندان قابل ملاحظه نمی‌باشد. مطالعه صورت گرفته توسط لاگاریاس و همکاران (۱۹۹۸) نیز نشان می‌دهد که با وجود استفاده گسترده از الگوریتم بهینه‌سازی نلدر – مید در مطالعات، به صراحت در خصوص مؤثر بودن این روش صحبت نشده است. همچنین مقدار معیار میانگین خطای مطلق برای متامدل کریجینگ بهینه شده (۰/۱۸۲۰) و متامدل کریجینگ بهینه نشده (۰/۱۸۲۶) می‌باشد که چندان قابل ملاحظه نمی‌باشد.

از آنجایی که در این تحقیق از متامدل کریجینگ به‌منظور پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی استفاده شده، لذا شایسته است مقایسه‌ای بین نتایج پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی با استفاده از متامدل کریجینگ و روش شبکه عصبی مصنوعی - به‌عنوان یکی از متداول‌ترین روش‌های پیش‌بینی در حوزه نفت‌خام و گاز طبیعی - انجام دهیم. در این تحقیق از الگوریتم پرسپترون چندلایه[1] کمک گرفته شده است. این الگوریتم مشهورترین مدل شبکه عصبی مصنوعی بوده که دارای سه لایه ورودی، پنهان و خروجی می‌باشد. در این تحقیق از چهار لایه ورودی، سه لایه پنهان و دو لایه خروجی در سطح خطای ۰/۱ استفاده شده است.

برای پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، ابتدا بایستی شبکه آموزش داده شود. برای آموزش شبکه عصبی، داده‌های مربوط به هشت متغیر تحقیق (هفت پارامتر تأثیرگذار روی قیمت گاز طبیعی به همراه داده‌های مربوط به قیمت گاز طبیعی) در فواصل سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۶ را وارد شبکه عصبی مصنوعی نموده و شبکه را آموزش دادیم. پس از آموزش شبکه عصبی مصنوعی، می‌توان اقدام به پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی با شبکه عصبی نمود. برای این منظور، داده‌های مربوط به هفت پارامتر تأثیرگذار روی قیمت گاز طبیعی در سال ۲۰۱۷ را وارد شبکه عصبی مصنوعی نموده و قیمت گاز طبیعی را برای سال ۲۰۱۷ پیش‌بینی کردیم. حال می‌توان

1. Multi Layer Perceptron (MLP)

www.SID.ir

Archive of SID

مقایسه‌ای بین قیمت‌های گاز طبیعی پیش‌بینی شده توسط متامدل کریجینگ و شبکه عصبی مصنوعی انجام داده و میزان انحراف آنها از قیمت‌های واقعی گاز طبیعی را محاسبه نمود.

جدول (۶) قیمت‌های گاز طبیعی نرمال شده و مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی برای سال ۲۰۱۷ را نشان می‌دهد.

جدول ۶. قیمت‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مربوط به سال ۲۰۱۷

ماه	مقادیر واقعی (نرمال شده)	مقادیر پیش‌بینی شده
ژانویه	۰/۹	۰/۶۵۴۵
فوریه	۰/۱۵	۰/۶۲۶۳
مارس	۰/۲	۰/۳۶۸۱
آوریل	۰/۵۶۶	۰/۲۸۴۹
مه	۰/۶۵	۰/۲۱۲۸
ژوئن	۰/۳۶۶	۰/۲۰۶۰
ژوئیه	۰/۳۶۶	۰/۱۹۶۳
اوت	۰/۲۳۳	۰/۱۸۳۹
سپتامبر	۰/۳۶۶	۰/۲۰۲۲
اکتبر	۰/۲	۰/۲۰۵۷
نوامبر	۰/۴۱۶	۰/۲۶۱۵
دسامبر	۰/۱	۰/۲۴۷۷

مقایسه معیار خطای جذر میانگین مربعات بین مدل پیش‌بینی کریجینگ بهینه شده (۰/۲۳۷۱) و شبکه عصبی مصنوعی (۰/۲۸۴۴) نشان می‌دهد که مقدار این معیار برای مدل پیش‌بینی کریجینگ به مراتب کمتر بوده و بنابراین متامدل کریجینگ پیش‌بینی دقیق‌تری نسبت به مدل پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌دهد. همچنین مقدار معیار میانگین خطای مطلق بین مدل پیش‌بینی کریجینگ بهینه شده (۰/۱۸۲۰) و شبکه عصبی مصنوعی (۰/۲۰۴۸) بیانگر دقت بالاتر مدل پیش‌بینی

www.SID.ir

Archive of SID

کریجینگ نسبت به شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. جدول (۷) خلاصه‌ای از اعتبارسنجی نتایج پیش‌بینی را نشان می‌دهد.

جدول ۷. خلاصه‌ای از اعتبارسنجی نتایج پیش‌بینی

مبنای اعتبارسنجی / معیار ارزیابی	متامدل کریجینگ بهینه شده	متامدل کریجینگ بهینه نشده	شبکه عصبی مصنوعی
خطای جذر میانگین مربعات	۰/۲۳۷۱	۰/۲۴۱۱	۰/۲۸۴۴
میانگین خطای مطلق	۰/۱۸۲۰	۰/۱۸۲۶	۰/۲۰۴۸

منبع: یافته‌های تحقیق

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در خصوص پیش‌بینی قیمت نفت‌خام، مطالعات زیادی صورت گرفته و مدل‌های پیش‌بینی متنوعی مطرح شده است؛ اما در خصوص پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی، مطالعات چندانی صورت نگرفته است. لذا مدل‌های منحصربه‌فردی برای آن وجود ندارد. در سال‌های اخیر، ضرورت نگاه سیستماتیک به پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی، به‌منظور تحلیل پارامترهای مؤثر بر قیمت گاز طبیعی، توجه بسیاری از نظریه‌پردازان را به خود جلب نموده است؛ تا جایی که صِرف پیش‌بینی قیمت از بُعد زمان، دستاورد چندانی برای مدیران بازار انرژی به همراه ندارد. در این پژوهش، پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی با متامدل کریجینگ در قالب هفت گام اصلی انجام شد.

نتایج تحقیق نشان می‌دهد که در سطح اطمینان ۹۹٪، پارامترهای "*شاخص بورس نیویورک*" و "*میزان مصرف گاز طبیعی*" همبستگی معنی‌داری با "*قیمت گاز طبیعی*" ندارند. همچنین وزن‌دهی به پارامترهای تأثیرگذار بر قیمت گاز طبیعی با تکنیک فرآیند تحلیل سلسله مراتبی حاکی از این است که پارامتر "*میزان تولید گاز طبیعی*" با اختلاف بسیار زیاد بیشترین تأثیر و "*قیمت طلا*" تأثیر بسیار ناچیزی روی قیمت گاز طبیعی دارند.

مقایسه معیار خطای جذر میانگین مربعات بین مدل پیش‌بینی کریجینگ بهینه شده (۰/۲۳۷۱) و شبکه عصبی مصنوعی (۰/۲۸۴۴) نشان می‌دهد که مقدار این معیار

www.SID.ir

Archive of SID

برای مدل پیش‌بینی کریجینگ بـه مراتـب کمتـر بـوده و بنـابراین متامـدل کریجینـگ پیش‌بینی دقیق‌تری نسبت به مدل پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌دهد.

همچنین مقایسه معیار خطای جذر میانگین مربعات بین متامدل کریجینـگ بهینـه شده (۰/۲۳۷۱) و متامدل کریجینگ بهینه نشده (۰/۲۴۱۱) نشان می‌دهد که الگـوریتم بهینه‌سازی نلدر - مید تا حدی موجب بهتر شدن نتایج پیش‌بینی گشته اسـت. هرچنـد مقدار این بهبود چندان قابل ملاحظه نمی‌باشد.

منابع

Abramson, B., & Finizza, A. (1991). Using belief networks to forecast oil prices. *International Journal of Forecasting, 7(3), 299-315.*

Ankenman, B., Nelson, B. L., & Staum, J. (2010). Stochastic kriging for simulation metamodeling. *Operations research*, *58*(2), 371-382.

Bachmeier, L. J., & Griffin, J. M. (2006). Testing for market integration crude oil, coal, and natural gas. *The Energy Journal*, 55-71.

Batten, J. A., Ciner, C., & Lucey, B. M. (2017). The dynamic linkages between crude oil and natural gas markets. *Energy Economics*, *62*, 155-170.

Behmiri, N. B., & Pires Manso, J. R. (2013). Crude oil price forecasting techniques: a comprehensive review of literature. *CAIA Alternative Investment Analyst Review*, 2(3), 30-48.

Brown, S. P., & Yücel, M. K. (2008). What drives natural gas prices?. *The Energy Journal*, 45-60.

Cavazzutvii, M. (2012). Optimization methods: from theory to design scientific and technological aspects in mechanics. Springer Science & Business Media.

Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?–Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific model development*, *7*(3), 1247-1250.

Cheng, J., & Druzdzel, M. J. (2000, May). Latin hypercube sampling in Bayesian networks. In FLAIRS Conference (pp. 287-292).

Chu, L., De Cursi, E. S., El Hami, A., & Eid, M. (2015). Application of Latin Hypercube Sampling Based Kriging Surrogate Models in Reliability Assessment, *Science Journal of Applied Mathematics and Statistics*. Vol. 3, No. 6, pp. 263-274.

www.SID.ir

Archive of SID

Colombo, S., El Harrak, M., & Sartori, N. (2016). The Future of Natural Gas: Markets and Geopolitics. *Books & Reports*.

Dalbey, K. R., & Karystinos, G. N. (2010, September). Fast generation of space-filling latin hypercube sample designs. In *Proc. of the 13th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference* (p. 26).

Dellino, G., Lino, P., Meloni, C., & Rizzo, A. (2009). Kriging metamodel management in the design optimization of a CNG injection system. *Mathematics and Computers in Simulation*, *79*(8), 2345-2360.

Dilaver, Ö., Dilaver, Z., & Hunt, L. C. (2014). What drives natural gas consumption in Europe? Analysis and projections. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, *19*, 125-136.

E Silva, E. G. D. S., Legey, L. F., & e Silva, E. A. D. S. (2010). Forecasting oil price trends using wavelets and hidden Markov models. *Energy economics*, *32*(6), 1507-1519.

Eason, E. D., & Fenton, R. G. (1974). A comparison of numerical optimization methods for engineering design. Journal of Engineering for Industry, 96(1), 196-200.

Energy Information Administration (2016). Energy Consumption By Primary Fuel. Retrived at 2016, December. from www.eia.gov.

Fan, L., & Li, H. (2015). Volatility analysis and forecasting models of crude oil prices: a review. *International Journal of Global Energy Issues*, 38(1-3), 5-17.

Fan, L., Pan, S., Li, Z., & Li, H. (2016). An ICA-based support vector regression scheme for forecasting crude oil prices. *Technological Forecasting and Social Change*.

Federal Energy Regulatory Commission. (2015). Energy Primer, a Handbook of Energy Market Basics. *Federal Energy Regulatory Commission: A staff report of The Division of Energy Market Oversight*.

Gaspar, B., Teixeira, A. P., & Soares, C. G. (2014). Assessment of the efficiency of Kriging surrogate models for structural reliability analysis. *Probabilistic Engineering Mechanics*, *37*, 24-34.

Jammazi, R., & Aloui, C. (2012). Crude oil price forecasting: Experimental evidence from wavelet decomposition and neural network modeling. *Energy Economics*, *34*(3), 828-841.

www.SID.ir

Archive of SID

Jin, J., & Kim, J. (2015). Forecasting Natural Gas Prices Using Wavelets, Time Series, and Artificial Neural Networks. *PloS one*, 10(11), e0142064.

Kleijnen, J. P. (2009). Kriging metamodeling in simulation: A review. *European journal of operational research*, *192*(3), 707-716.

Kolda, T. G., Lewis, R. M., & Torczon, V. (2003). Optimization by direct search: New perspectives on some classical and modern methods. *SIAM review*, *45*(3), 385-482.

Kruisselbrink, J. W., Emmerich, M. T., Deutz, A. H., & Bäck, T. (2010, July). A robust optimization approach using Kriging metamodels for robustness approximation in the CMA-ES. In *Evolutionary Computation (CEC), 2010 IEEE Congress on* (pp. 1-8). IEEE.

Lagarias, J. C., Reeds, J. A., Wright, M. H., & Wright, P. E. (1998). Convergence properties of the Nelder-Mead simplex method in low dimensions. *SIAM Journal on optimization*, *9*(1), 112-147.

Levine, S., Carpenter, P., & Thapa, A. (2014). Understanding Natural-Gas-Markets. *Washington DC*.

Lim, H. J., & Yoo, S. H. (2012). Natural gas consumption and economic growth in Korea: a causality analysis. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, 7(2), 169-176.

Mastrangelo, E. (2007). An analysis of price volatility in natural gas markets. *US Energy Information Administration*.

Mehrara, M., KhojastehNeghad, M., & Hosseini, R. (2014). Forecasting Oil Price based on Neural Network and Evolutionary Algorithm. *International Journal of Applied, 2(2)*.

Mishra, P. (2012). Forecasting natural gas price-time series and nonparametric approach. *Lecture Notes in Engineering and Computer Science*, 2197.

Mu, X. (2007). Weather, storage, and natural gas price dynamics: Fundamentals and volatility. *Energy Economics*, *29*(1), 46-63.

Nick, S., & Thoenes, S. (2014). What drives natural gas prices?—A structural VAR approach. *Energy Economics*, 45, 517-527.

Persson, J., & Ölvander, J. (2013). Comparison of different uses of metamodels for robust design optimization. American Institute of Aeronautics and, 1039.

Petroleum, B. (2016). BP energy outlook 2035. *BP Statistical Review*.

www.SID.ir

Archive of SID

Ramberg, D. J., & Parsons, J. E. (2012). The weak tie between natural gas and oil prices. *The Energy Journal*, 13-35.

Reiter, D. F., & Economides, M. J. (1999, January). Prediction of short-term natural gas prices using econometric and neural network models. In *SPE Hydrocarbon Economics and Evaluation Symposium*. Society of Petroleum Engineers.

Saaty, T. L. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process. *International journal of services sciences*, *1*(1), 83-98.

Shields, M. D., & Zhang, J. (2016). The generalization of Latin hypercube sampling. *Reliability Engineering & System Safety*, *148*, 96-108.

Siem, A. Y. D., & Den Hertog, D. (2007). Kriging models that are robust with respect to simulation errors.

Tonn, V. L., Li, H. C., & McCarthy, J. (2010). Wavelet domain correlation between the futures prices of natural gas and oil. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, *50*(4), 408-414.

Ulaganathan, S., Couckuyt, I., Deschrijver, D., Laermans, E., & Dhaene, T. (2015). A Matlab toolbox for Kriging metamodelling. *Procedia Computer Science*, *51*, 2708-2713.

Van Beers, W. (2005, December). Kriging metamodeling in discrete-event simulation: an overview. In *Proceedings of the 37th conference on Winter simulation* (pp. 202-208). Winter Simulation Conference.

Van Beers, W. C., & Kleijnen, J. P. (2008). Customized sequential designs for random simulation experiments: Kriging metamodeling and bootstrapping. *European journal of operational research*, *186*(3), 1099-1113.

Vargas, L. G. (1990). An overview of the analytic hierarchy process and its applications. *European journal of operational research*, *48*(1), 2-8.

Viana, F. A. (2013, May). Things you wanted to know about the Latin hypercube design and were afraid to ask. In 10th World Congress on Structural and Multidisciplinary Optimization (pp. 1-9). sn.

Vorechovský, M. (2010). Extension of sample size in Latin Hypercube Sampling with correlated variables. In *REC 2010, proc. of 4th International Workshop on Reliable Engineering Computing, held in Singapore, Professional Activities Centre, National University of Singapore* (pp. 353-368).

www.SID.ir

Archive of SID

Wang, P. C., & Shoup, T. E. (2011). Parameter sensitivity study of the Nelder–Mead simplex method. *Advances in Engineering Software*, *42*(7), 529-533.

Whitman, A. F., & Bradley, M. J. (2011). Natural Gas Price Volatility: Lessons From Other Markets. *MJ Bradley & Associates LLC, January*, 26, 11.

Yeh, S., Cai, Y., Huppman, D., Bernstein, P., Tuladhar, S., & Huntington, H. G. (2016). North American natural gas and energy markets in transition: insights from global models. *Energy Economics*, 60, 405-415.

Zakerifar, M., Biles, W. E., & Evans, G. W. (2009, December). Kriging metamodeling in multi-objective simulation optimization. In *Simulation Conference (WSC), Proceedings of the 2009 Winter* (pp. 2115-2122). IEEE.

Zakerifar, M., Biles, W. E., & Evans, G. W. (2011). Kriging metamodeling in multiple-objective simulation optimization. *Simulation*, *87*(10), 843-856.

www.SID.ir

Archive of SID

Natural Gas Price Forecasting using Kriging Interpolation Technique and Neldar-Mead Optimization Algorithm

Ebrahim Mashreghi[1]
Ph.D. Student in Financial Management in University of Tehran Alborz Campus, ebimashreghi@ut.ac.ir

Reza Tehrani
Professor of Faculty of Management, University of Tehran, rtehrani@ut.ac.ir

Ezatollah Asgharizade
Associate Professor of Faculty of Management, University of Tehran, asghari@ut.ac.ir

Ezatollah Abasiyan
Associate Professor of Department of Economics University of Bu-Ali Sina, abbasian@basu.ac.ir

Received: 2018/10/07 Accepted: 2018/12/05

Abstract

The prediction of economic series with high volatility and high uncertainty - such as natural gas prices - is always a challenge in econometric models, because the use of traditional linear modeling models does not allow us to predict complex and nonlinear time series. Regarding the prediction of natural gas prices, findings point to superiority of the neural network compared to regression models. Nevertheless, the main challenge of this method - the possibility of overlapping and noise of data from the system - has kept the choice for an optimal method open.

In this study we use the Kriging interpolation to predict the price of natural gas. For this purpose, after identifying the effective parameters, sampling and normalizing them, we created a Kriging predicting functions and improved it with the Nelder-Mead optimization technique. The results of the study show that the Kriging metamodel provides a more accurate prediction than the artificial neural network prediction model. Our research findings also suggest that the Neldar-Mead optimization algorithm has somewhat improved the predicted results. However, theextent of this improvement is not remarkable.

JEL Classification: L95, C53,G17

Keywords: Natural gas prices, Parameters affecting the price of natural gas, Analytic Hierarchy Process, Kriging interpolation Technique

1. Corresponding Author

www.SID.ir