

استفاده از رهیافت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و سری زمانی در پیش‌بینی میزان مصرف انرژی الکتریکی در بخش کشاورزی

مهرزاد ابراهیمی^۱

تاریخ دریافت: ۹۰/۰۸/۱۷ تاریخ پذیرش: ۹۰/۱۲/۱۲

چکیده

هدف اصلی این مطالعه پیش‌بینی میزان مصرف انرژی الکتریکی در بخش کشاورزی است. برای این منظور از روش‌های سری زمانی خود توضیح جمعی میانگین متحرک (ARIMA) و شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده شد. به منظور انجام بررسی، از داده‌های سالانه‌ی دوره‌ی ۱۳۴۶ تا ۱۳۸۳ برای برآورد و آموزش مدل‌ها و از داده‌های دوره‌ی ۱۳۸۴ تا ۱۳۸۷ به منظور بررسی قدرت پیش‌بینی مدل‌های مختلف استفاده شد. در این مطالعه معیارهای ارزیابی مختلفی شامل میانگین قدر مطلق خطا (MAE)، میانگین مجذور خطا (MSE) و درصد میانگین مطلق خطا (MAPE) مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج مطالعه نشان داد که شبکه‌ی عصبی پرسپترون سه لایه با روش آموزش الگوریتم پس انتشار دارای MAPE معادل ۱/۰۲ درصد می‌باشد که کمتر از مقدار این آماره برای مدل سری زمانی است (۱/۱۳ درصد). سایر معیارهای خطا نیز نتایج یکسانی دارند و بر این اساس شبکه‌ی عصبی قادر است میزان مصرف برق در بخش کشاورزی را بهتر از مدل ARIMA پیش‌بینی نماید. لذا پیشنهاد می‌شود وزارت نیرو جهت پیش‌بینی‌های آتی خود از این روش استفاده نماید.

طبقه‌بندی JEL: C53, N75

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، مصرف انرژی، شبکه عصبی مصنوعی، بخش کشاورزی.

۱- عضو هیئت علمی دانشکده اقتصاد و مدیریت دانشگاه آزاد اسلامی واحد شیراز.

* نویسنده‌ی مسئول مقاله: mebrahimi46@gmail.com

پیشگفتار

امروزه سطح انرژی مصرفی معرف درجه توسعه‌ی کشورهاست و در بسیاری از کشورهای توسعه یافته، مقادیر مصرف انرژی بالاتر از کشورهای در حال توسعه است (شکیبی و خالوزاد، ۲۰۰۹). چرا که در کشورهای در حال توسعه، تقاضای انرژی به‌منظور برآورد کردن نیاز به تکنولوژی مدرن به سرعت در حال رشد است و دسترسی به انرژی مناسب و مطلوب هم قابل توجه تولیدکنندگان و هم مصرف‌کنندگان است. لذا حامل‌های انرژی به دو صورت مستقیم و غیرمستقیم رفاه جامعه را تحت تأثیر قرار می‌دهند. بخشی از انرژی به‌عنوان یکی از اقلام مصرفی خانوارها به مصرف نهایی می‌رسد و در نتیجه، به‌طور مستقیم رفاه جامعه را افزایش می‌دهد. بخش دیگری از انرژی در چرخه‌ی تولید کالای دیگر به‌کار گرفته می‌شود و از طریق کالای تولید شده در افزایش رفاه جامعه سهمیه هستند.

در ایران حامل‌های اصلی انرژی شامل فرآورده‌های نفتی، گاز طبیعی، سوخت‌های جامد و انرژی الکتریکی می‌باشند. اما از میان انواع حامل‌های انرژی، انرژی الکتریکی از اهمیت خاصی برخوردار است. سادگی تبدیل آن به سایر انرژی‌ها و انتقال سریع آن به نقاط مختلف بر اهمیت استفاده از آن در زندگی بشر افزوده است. همچنین انرژی الکتریسته یکی از کالاهای ضروری جامعه است که تمام فعالیت‌های کشور به‌طور مستقیم و غیرمستقیم به آن مرتبط است و بررسی مصرف آن همواره مورد توجه سیاستگذاران بوده است (امینی‌فرد، ۱۳۸۰).

در بخش کشاورزی، برق به‌عنوان یک نهاده‌ی تولیدی به مصرف می‌رسد. از این نظر تأمین به‌موقع، مطمئن و ارزان انرژی الکتریکی مورد نیاز این بخش، می‌تواند باعث افزایش تولیدات کشاورزی، افزایش صادرات غیرنفتی و در نهایت تسریع نرخ رشد اقتصادی کشور گردد (اسماعیلی و طرازکار، ۱۳۸۴).

بررسی مصرف انرژی در بخش کشاورزی، نشان می‌دهد که طی سال‌های مختلف همراه با افزایش تولید، مصرف انواع حامل‌های انرژی تغییرات شگرفی داشته است (زیبایی و طرازکار، ۱۳۸۳). به‌ویژه طی سال‌های اخیر مصرف انرژی الکتریکی در این بخش روندی افزایشی و مصرف گازوئیل روندی نسبتاً نزولی داشته است. در شکل (۱) روند تغییر مصرف انواع حامل‌های انرژی در بخش کشاورزی ارایه شده است.

بخش اعظمی از انرژی الکتریکی مصرفی در بخش کشاورزی در زیر بخش زراعت و در الکتروپمپ‌های مورد استفاده جهت پمپاژ آب چاه‌های کشاورزی، به مصرف می‌رسد. درصد کمتری از برق مصرفی این بخش به مصارف گرمایی، جهت گرم نمودن فضای گلخانه‌ها، دامداری‌ها و مرغداری‌ها، اختصاص می‌یابد. قسمت دیگری از برق مصرفی در بخش کشاورزی نیز جهت

سرمایش محیط و روشنایی مصرف می‌شود. در سال ۱۳۸۷ بخش کشاورزی با مصرف ۲۱۱۸۵ میلیون کیلووات ساعت در حدود ۱۳/۲ درصد از کل برق مصرفی را به خود اختصاص داده و در مقایسه با سال ۱۳۸۶ حدود ۱۹/۹ درصد رشد داشته است. حال آنکه مصرف گازوئیل روندی کاهشی داشته است. چرا که در پایان سال ۱۳۸۶ بیش از ۱۴۷۳۶۶ حلقه چاه کشاورزی به پمپ برق مجهز شده‌اند (ترازنامه انرژی، ۱۳۸۷).

با توجه به اهمیت مصرف انرژی و همچنین اهمیت پیش‌بینی میزان مصرف انرژی، مطالعات متعددی در این زمینه در داخل و خارج کشور انجام گرفته است. از جمله اسلام و همکاران (۱۹۹۵)، میزان مصرف انرژی الکتریکی را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای ۲۴ ماه آینده پیش‌بینی نمودند. ورودی مدل در این مطالعه، متغیرهای آب و هوایی بودند. نتایج مطالعه نشان داد که شبکه‌های عصبی دارای خطایی در حدود ۶ تا ۱۰ درصد بوده و بهتر از سایر روش‌های موجود، میزان مصرف برق را پیش‌بینی می‌نمایند.

داربلی و سلاما (۲۰۰۰)، میزان مصرف کوتاه مدت برق در جمهوری چک را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش ARIMA پیش‌بینی نموده‌اند. آنها به این نتیجه رسیدند که در مدل‌های تک متغیره تفاوت معنی‌داری بین مدل‌های خطی و غیر خطی (شبکه‌های عصبی مصنوعی) وجود ندارد. با این حال در مدل‌های چند متغیره، روش شبکه عصبی مصنوعی برتر از مدل خطی عمل می‌نماید.

سوزن و همکاران (۲۰۰۵)، میزان مصرف خالص انرژی در کشور ترکیه را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی نموده‌اند. در این مطالعه از دو مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی انرژی استفاده شد. مدل اول با متغیرهای ورودی جمعیت، ظرفیت اسمی، تولید ناخالص و سال و مدل دوم با متغیر ورودی منابع انرژی طراحی گردید. همچنین میزان مصرف خالص انرژی نیز به‌عنوان متغیر وابسته در لایه‌ی خروجی قرار گرفت. نتایج مطالعه نشان داد که ضریب تعیین (R^2) مدل اول برای داده‌های آزمایشی و آموزشی به ترتیب برابر با ۰/۹۹۹۴۴ و ۰/۹۹۹۱۳ می‌باشد. همچنین ضریب تعیین مدل دوم برای داده‌های آزمایشی و آموزشی نیز به ترتیب ۰/۹۹۷۳۸۶ و ۰/۹۹۹۵۵۸ به دست آمد. این محققین بر این باورند که شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزار مفیدی برای برنامه‌ریزان و سیاست‌گذاران بخش انرژی می‌باشد.

مورات و سیلان (۲۰۰۶)، با استفاده از شبکه‌ی عصبی پیش‌خور، میزان تقاضای انرژی بخش حمل و نقل را پیش‌بینی نموده‌اند. متغیرهای ورودی شامل متغیرهای اقتصادی-اجتماعی از جمله جمعیت، تولید ناخالص داخلی، مسافت طی شده و متغیر میزان مصرف انرژی در بخش حمل و نقل می‌باشند. داده‌های مورد استفاده‌ی مطالعه شامل دوره‌ی ۱۹۷۰ تا ۲۰۰۱ می‌باشند. در نهایت

مقایسه‌ی نتایج پیش‌بینی‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و داده‌های واقعی مربوط به داده‌های آزمایشی نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی مناسب برای پیش‌بینی میزان مصرف انرژی در بخش حمل و نقل می‌باشند.

شکیبایی و کوچک زاده (۲۰۰۹)، میزان مصرف انرژی در بخش کشاورزی ایران را با استفاده از روش سری زمانی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی پیش‌بینی نمودند. نتایج مطالعه نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی بالاتری در مقایسه با مدل‌های سری زمانی در پیش‌بینی میزان مصرف انرژی دارند.

کاواکلی اوقلو و همکاران (۲۰۰۹)، میزان مصرف انرژی الکتریکی را در کشور ترکیه مدل‌سازی نموده و با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌بینی نموده‌اند. در این مطالعه از شبکه‌ی عصبی چندلایه‌ی پرسپترون استفاده شد و الگوریتم آموزشی نیز BP می‌باشد. همچنین تابع تانژانت زیگموئید در لایه‌ی مخفی و تابع خطی در لایه‌ی خروجی به کار گرفته شد. نتایج مطالعه نشان داد که با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی، می‌توان میزان مصرف برق را مدل‌سازی و پیش‌بینی نمود.

در داخل کشور نیز مطالعات محدودی در زمینه‌ی پیش‌بینی میزان مصرف برق صورت گرفته است. پورکاظمی و همکاران (۱۳۸۴)، تقاضای اشتراک گاز خانگی شهر تهران را با استفاده از روش خطی ARIMA و روش غیرخطی شبکه‌های عصبی فازی بررسی نموده و نتایج به دست آمده را از لحاظ شش معیار ارزیابی عملکرد با یکدیگر مقایسه نموده‌اند. نتایج تحقیق بیان گر این حقیقت است که برای پیش‌بینی تقاضای اشتراک گاز شهری، شبکه‌های عصبی فازی بر روش ARIMA برتری دارد.

اصفهانیان و امین ناصری (۱۳۸۷)، به ارایه‌ی یک مدل شبکه‌ی عصبی جهت پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت نفت خام پرداخته‌اند. در این تحقیق با استفاده از یادگیری «هدایت شده» یک مدل شبکه‌ی عصبی برای پیش‌بینی ماهانه‌ی قیمت نفت خام، ارایه داده شده است. در فرآیند توسعه‌ی این مدل، تاثیر انواع متغیرهای فنی و بنیادی، تعداد نرون‌های لایه‌ی ورودی، تعداد لایه‌ها و نرون‌های پنهان، توابع تبدیل لایه‌ها، پیش پردازش مناسب داده‌ها، تقسیمات مختلف داده‌ها برای انتخاب مجموعه‌های آموزش و آزمایش، انواع الگوریتم‌های یادگیری بهبود یافته و انواع شبکه با انجام آزمایش‌های فراوان بررسی شده است. در نهایت یک شبکه‌ی پیشخور سه لایه با میانگین خطای مطلق ۷۴ سنت در مجموعه آموزش و ۷۱ سنت در مجموعه آزمایش، به عنوان بهترین مدل انتخاب گردیده است.

امین ناصری و کوچک‌زاده (۱۳۸۵)، مصرف ماهانه بنزین کشور را با استفاده از روش‌های سری زمانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌بینی نمودند و در نهایت نتایج به‌دست آمده را با استفاده از معیار MSE مقایسه نمودند. در این مطالعه، داده‌های ماهانه مصرف بنزین طی دوره‌ی ۱۳۷۱ تا ۱۳۸۳ به‌کار گرفته شد. از داده‌های دوره‌ی ۱۳۷۱ تا ۱۳۸۲ به‌عنوان داده‌های آموزشی و داده‌های ماهانه سال ۱۳۸۳ به‌عنوان داده‌های آزمایشی استفاده شد. نتایج نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی بالایی در پیش‌بینی میزان مصرف بنزین در کشور داشته و خطای این روش کمتر از مدل‌های سری زمانی است.

سروش و همکاران (۱۳۸۸) با استفاده از خوشه‌بندی، شبکه‌ی عصبی را در پیش‌بینی اوج مصرف انرژی الکتریکی ماهانه به‌کار برده‌اند. آنالیز و مقایسه نتایج پیش‌بینی با روش رگرسیون با انجام خوشه‌بندی به‌وسیله‌ی شبکه‌های عصبی مصنوعی، نشان می‌دهد که دقت مدل ارایه شده بسیار خوب است و خوشه‌بندی داده‌ها موجب بهبود پیش‌بینی شده است.

با توجه به اهمیت انرژی الکتریکی در بخش کشاورزی و همچنین افزایش روزافزون میزان مصرف برق در کشور، در این مطالعه میزان مصرف برق در بخش کشاورزی با استفاده از روش‌های سری زمانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌بینی شد. داده‌های مورد استفاده در این مقاله میزان مصرف سالانه‌ی برق طی دوره‌ی ۱۳۴۶ تا ۱۳۸۷ می‌باشد که از ترازنامه‌ی انرژی جمع‌آوری شد.

مواد و روش‌ها

پیشگویی وقایع آینده نقش عمده‌ای در فرآیند تصمیم‌گیری دارد و لذا پیش‌بینی نمودن که در واقع به‌صورت پیشگویی شرایط و حوادث آینده تعریف می‌شود، برای تمام سازمان‌ها، نهادها و بخش‌های اقتصادی حائز اهمیت است. روش‌های پیش‌بینی بسیاری وجود دارند که می‌توانند در پیشگویی وقایع مورد استفاده قرار گیرند. از میان انواع روش‌های پیش‌بینی، روش‌های خودرگرسیون میانگین متحرک (ARMA) از جمله کاربردی‌ترین روش‌های پیش‌بینی هستند. همچنین امروزه روش‌های جدیدی با عنوان شبکه‌ی عصبی مصنوعی نیز برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار می‌گیرند که در ادامه مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

فرآیند ARMA و ARIMA

در یک فرآیند $ARIMA(p, d, q)$ ، p, d, q به‌ترتیب بیانگر تعداد جملات خودرگرسیون (درجه خودرگرسیون)، درجه تفاضل‌گیری و تعداد جملات میانگین متحرک می‌باشند. در صورتی که d برابر با صفر گردد، فرآیند $ARIMA$ به فرآیند $ARMA$ تبدیل می‌شود. معمولاً برای تخمین الگوی

$ARIMA$ و $ARMA$ ، از روش باکس-جنکینز استفاده می‌شود که دارای چهار مرحله‌ی شناسایی، تخمین، تشخیص دقت پردازش و پیش‌بینی می‌باشد. فرآیند $ARIMA(p, d, q)$ برای متغیر x را می‌توان به صورت رابطه‌ی (۱) نشان داد (گرین، ۲۰۰۰).

$$y_t = f(t) + \Phi_1 y_{t-1} + \Phi_2 y_{t-2} + \dots + \Phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

که در آن، $y_t = \Delta^d x_t = (1-L)^d x_t$ و $f(t)$ روند زمانی را (در صورت وجود) در y_t برآورد می‌کند. در بیشتر متغیرهای اقتصادی، $d = 0$ می‌باشد و لذا $f(t) = \alpha + \delta t$ و یا $d = 1$ بوده و در نتیجه $f(t) = \mu$ (پسران و پسران، ۱۹۹۷).

روش‌های متنوعی برای تعیین مقدار p و q پیشنهاد شده است، اما پسران و پسران (۱۹۹۷) برای تعیین مقدار p و q روشی جدید را پیشنهاد می‌کنند. در این روش پس از تعیین مقدار d ، تعداد جملات خودتوضیح و تعداد جملات میانگین متحرک تعیین می‌شود. برای این منظور درجات مختلف (p, q) که به صورت $(0, 0)$ ، $(0, 1)$ ، $(0, 2)$ ، ...، $(0, q)$ ، $(1, 0)$ ، $(1, 1)$ ، ...، (p, q) می‌باشند، برای مدل‌های مختلف تخمین زده می‌شود که هر مدل یک معیار آکائیک (AIC) و یک معیار شوارتز بیزین (SBC) دارد. درجات خودرگرسیون (p) و میانگین متحرکی (q) که بزرگترین معیار آکائیک یا شوارتز بیزین را دارد، به عنوان مقادیر بهینه p و q انتخاب می‌شود (پسران و پسران، ۱۹۹۷).

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی، همانند مغز انسان عمل کرده و ساختاری شبیه به آن دارند. مغز به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات از عناصر اصلی ساختاری بنام نرون^۱ تشکیل شده است. در شکل (۲) ساختار یک نرون تک ورودی که در آن عدهای p و a ، به ترتیب ورودی و خروجی نرون هستند، آورده شده است.

میزان تاثیر p روی a به وسیله‌ی مقدار عدد w تعیین می‌شود. ورودی دیگر مقدار ثابت ۱ است که در جمله اریب b ضرب شده و سپس با wp جمع می‌شود. این حاصل جمع ورودی خالص^۲ n ، برای تابع تبدیل یا فعال‌سازی (محرک)^۳ f است. بدین ترتیب خروجی نرون به صورت معادله‌ی (۲) تعریف می‌شود.

$$a = f(wp + b) \quad (2)$$

1 Neuron

2 Net Input

3 Transfer or Activation Function

پارامترهای w و b قابل تنظیم می‌باشند و تابع محرک f نیز توسط طراح انتخاب می‌شود. براساس انتخاب f و نوع الگوریتم یادگیری، پارامترهای w و b تنظیم می‌گردند. در حقیقت یادگیری به این معنی است که w و b طوری تغییر کنند که رابطه ورودی و خروجی نرون با هدف خاصی مطابقت نماید. شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز شامل مجموعه‌ای از نرون‌های به هم متصل می‌باشند که به هر مجموعه از این نرون‌ها یک لایه گفته می‌شود. نرون یا گره کوچک‌ترین واحد پردازش اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد.

شبکه‌های عصبی علی‌رغم تنوع، از ساختار مشابهی برخوردار می‌باشند. یک شبکه‌ی عصبی معمولاً از سه لایه‌ی ورودی^۱، پنهان^۲ و خروجی^۳ تشکیل شده است. لایه‌ی ورودی فقط اطلاعات را دریافت می‌کند و مشابه متغیر مستقل عمل می‌کنند. لایه‌ی خروجی نیز همانند متغیر وابسته عمل کرده و تعداد نرون‌های آن بستگی به تعداد متغیر وابسته دارد. لایه‌های پنهان یا میانی، لایه‌هایی هستند که بین لایه ورودی و خروجی قرار می‌گیرند و بر خلاف واحدهای ورودی و خروجی، واحدهای پنهان هیچ مفهومی را نشان نمی‌دهند، اما از اهمیت بسیاری برخوردارند (نجفی و طرازکار، ۱۳۸۵). در شکل (۳) ساختار استاندارد یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی با سه ورودی، یک لایه مخفی و یک خروجی نشان داده شده است.

بر اساس شکل (۳)، در هر مرحله داده‌ها وزن دار شده و به لایه‌ی بعد فرستاده می‌شوند که به آن فرآیند آموزشی گفته می‌شود.

بررسی قدرت پیش‌بینی

به منظور مقایسه قدرت پیش‌بینی و انتخاب بهترین روش پیش‌بینی، از معیاری مختلف از جمله، میانگین قدرمطلق خطا (MAE)، میانگین مجذور مربعات خطا (RMSE) و درصد میانگین مطلق خطا (MAPE) استفاده شد. این معیارها را می‌توان به صورت روابط (۳) تا (۵) نشان داد.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |e_i|}{n} \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n}} \quad (4)$$

-
- 1 Input Layer
 - 2 Hidden Layer
 - 3 Output Layer

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{e_i}{Y_i} \right| \times 100 \quad (5)$$

در این روابط: n ، تعداد پیش‌بینی‌ها و e_i خطای پیش‌بینی است که از تفاوت مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی به دست می‌آید. به منظور مقایسه‌ی توانایی مدل‌های سری زمانی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی، داده‌ها به دو مجموعه داده‌های آموزشی و آزمایشی تقسیم شدند. اکثر محققین نمونه‌های آموزشی و آزمایشی را با یکی از قاعده‌های ۹۰٪ در برابر ۱۰٪، ۸۰٪ در برابر ۲۰٪ درصد و یا ۷۰٪ در برابر ۳۰٪ درصد، انتخاب نموده‌اند. البته انتخاب هر قاعده بستگی به نوع مسئله دارد (ژانگ و همکاران، ۱۹۹۸). به منظور انجام بررسی از داده‌های سالانه دوره‌ی ۱۳۴۶ تا ۱۳۸۷ استفاده شد و اطلاعات مورد نظر از ترازنامه‌ی انرژی جمع‌آوری گردید. همچنین از داده‌های دوره‌ی ۱۳۴۶ تا ۱۳۸۳ برای برآورد و آموزش مدل‌ها و از داده‌های دوره‌ی ۱۳۸۴ تا ۱۳۸۷ به منظور بررسی قدرت پیش‌بینی مدل‌های مختلف استفاده شد.

نتایج و بحث

به کارگیری روش‌های سنتی در اقتصادسنجی، مبتنی بر فرض ایستایی (پایایی) متغیرها می‌باشد. بنابراین ضروری است تا نسبت به بررسی ایستایی یا نایستایی متغیرها، اطمینان حاصل گردد. برای این منظور از دو آزمون ریشه واحد دیک‌ی فولر و دیک‌ی فولر تعمیم یافته در قالب روش گام به گام و آزمون ایستایی فیلیپس-پرون استفاده شد (صدیقی و همکاران، ۲۰۰۰). آزمون ایستایی برای متغیر مصرف برق در بخش کشاورزی توسط نرم‌افزار Eviews انجام پذیرفت که نتایج آن در جدول (۱) آورده شده است.

نتایج بررسی ایستایی متغیرها حاکی از آن است که میزان مصرف برق در بخش کشاورزی نایستا بوده و با یک‌بار تفاضل‌گیری، ایستا شد. بر این اساس جهت پیش‌بینی میزان مصرف برق در بخش کشاورزی از رهیافت ARIMA استفاده شد. در مطالعه‌ی جاری برای تعیین درجه‌ی خودرگرسیون (p) و میانگین متحرک (q)، بر اساس روش پیشنهادی پسران و پسران (۱۹۹۷)، ابتدا مدل‌هایی با مرتبه‌های مختلفی از p و q تخمین و سپس با استفاده از آماره‌های آکائیک و شوارتز-بیزین به دست آمده، بهترین مرتبه (p و q)، برحسب بزرگ‌ترین مقدار این معیارها انتخاب شد. در جدول (۲) مقادیر آکائیک برای لگاریتم مصرف برق در بخش کشاورزی آمده است.

بر اساس نتایج جدول (۲)، بیشترین مقدار آکائیک برابر با ۲۹/۷۹ می‌باشد که مربوط به فرآیندی با تعداد جملات خودرگرسیو برابر با ۱ و میانگین متحرک برابر با صفر می‌باشد. لذا براساس معیار آکائیک، فرآیند $AR(1)$ به عنوان بهترین حالت برای پیش‌بینی مصرف برق در بخش

کشاورزی انتخاب گردید. در جدول (۳) مقادیر معیار شوارتز-بیزین برای لگاریتم مصرف برق در بخش کشاورزی ارایه شده است.

براساس نتایج جدول (۳)، بیشترین مقدار آماره شوارتز-بیزین برابر با $28/08$ می باشد که مربوط به فرآیندی با تعداد جملات خودرگرسیو برابر با یک و میانگین متحرک برابر با صفر می باشد و تاییدکنندهی نتایج آماره آکائیک است، پس بر اساس نتایج معیار شوارتز-بیزین و آکائیک فرآیند $AR(1)$ به عنوان بهترین حالت برای پیش بینی مصرف برق در بخش کشاورزی انتخاب گردید.

به منظور مقایسهی توانایی مدل های سری زمانی و شبکهی عصبی مصنوعی با توجه به تعداد اندک داده ها و براساس نتایج مطالعات پیشین و همانند روش های معمول پیش بینی، از حدود ۹۰ درصد داده ها (داده های دوره ۱۳۴۶ تا ۱۳۸۳) به عنوان داده های درون نمونه (آموزشی) و از ۱۰ درصد مابقی (۱۳۸۳ تا ۱۳۸۷)، به عنوان داده های برون نمونه (آزمایشی) استفاده شد. نتایج محاسبه معیارهای دقت برای مدل های مختلف سری زمانی در پیش بینی میزان مصرف برق در بخش کشاورزی در جدول (۴) آمده است.

به منظور طراحی و آموزش شبکهی عصبی مصنوعی و همچنین امکان مقایسه توانایی مدل های سری زمانی و شبکهی عصبی مصنوعی، همانند مدل های سری زمانی داده ها به دو مجموعه داده های آموزشی و آزمایشی تقسیم شدند. بر این اساس از داده های دوره ی ۱۳۴۶ تا ۱۳۸۳ به عنوان داده های آموزشی و از داده های دوره ی ۱۳۸۳ تا ۱۳۸۷، به عنوان داده های آزمایشی استفاده شد. اما قبل از آموزش و آزمایش شبکه، داده ها بر اساس روش نرمال سازی آماری، نرمال سازی شدند. همچنین به منظور جلوگیری از انطباق بیش از حد روش هرس به کار گرفته شد و حداکثر تعداد تکرار برابر با ۱۰۰۰ دور در نظر گرفته شد.

در این مطالعه شبکهی پرسپترون با یک لایه مخفی طراحی گردید و برای تعیین تعداد نرون های لایه ورودی و مخفی از روش آزمون و خطا استفاده شد. تعداد نرون های لایه ورودی که معادل مرتبه بردار خود رگرسیو در روش ARMA هستند، یک تا سه و تعداد نرون های لایه مخفی این شبکه نیز از ۵ تا ۳۰ در نظر گرفته شد. از توابع لوجستیک و تانژانت زیگموئیدی در لایه مخفی و از تابع خطی با یک نرون نیز در لایه خروجی استفاده گردید. در نهایت با بهره گیری از الگوریتم پس انتشار خطا شبکه آموزش داده شد. در نهایت با استفاده از معیارهای دقت، بهترین شبکه جهت پیش بینی مصرف برق در بخش های مختلف، انتخاب شد که نتایج آن در جدول (۵) ارایه شده است. نتایج جدول (۵) حاکی از آن است که برای پیش بینی میزان مصرف برق در بخش کشاورزی شبکه عصبی با ۱ نرون در لایه ورودی و ۵ نرون در لایه مخفی به همراه تابع تانژانت زیگموئیدی بهترین عملکرد را دارد. مقایسه نتایج جدول (۴) با جدول (۵) حاکی از آن است که شبکه عصبی مصنوعی

دارای خطای پایین‌تری جهت پیش‌بینی میزان مصرف برق در بخش کشاورزی است. چرا که کلیه آماره‌های محاسباتی MAE، RMSE و MAPE شبکه عصبی کمتر از مدل‌های سری زمانی است. برای نمونه، مقادیر این آماره‌ها برای پیش‌بینی میزان مصرف برق در بخش کشاورزی توسط روش‌های سری زمانی ۰/۰۶۱، ۰/۰۵۶ و ۱/۱۳ است. حال آنکه این مقادیر بر اساس پیش‌بینی‌های شبکه‌ی عصبی به ترتیب ۰/۰۴۸، ۰/۰۴۲ و ۱/۰۲ می‌باشد. بر این اساس می‌توان گفت که شبکه‌ی عصبی مصنوعی توانایی بالایی در پیش‌بینی میزان مصرف برق در بخش‌های کشاورزی دارد. در ادامه میزان مصرف برق در بخش کشاورزی تا سال ۱۴۰۴ با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی پیش‌بینی شد که نتایج آن به صورت شکل (۴) آورده شده است. همان‌طور که از شکل (۴) نیز مشخص است، روند نزولی کاهش مصرف برق تا سال ۱۳۹۱ نیز ادامه خواهد یافت. پس از آن میزان مصرف برق روندی صعودی خواهد داشت. البته در سال‌های ۱۳۹۶ و ۱۴۰۰ میزان مصرف برق در بخش کشاورزی نسبت به سال ما قبل خود، مقداری کاهش را نشان می‌دهد.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مطالعه میزان مصرف انرژی الکتریکی در بخش کشاورزی با استفاده از روش‌های سری زمانی در قالب مدل ARIMA و شبکه‌ی عصبی مصنوعی پیش‌بینی شد. به منظور انجام بررسی از داده‌های سالانه دوره‌ی ۱۳۴۶ تا ۱۳۸۳ برای برآورد و آموزش مدل‌ها و از داده‌های دوره ۱۳۸۴ تا ۱۳۸۷ به منظور بررسی قدرت پیش‌بینی مدل‌های مختلف استفاده شد. نتایج مطالعه نشان داد که برای پیش‌بینی میزان مصرف برق در بخش کشاورزی شبکه‌ی عصبی با ۱ نرون در لایه ورودی و ۵ نرون در لایه مخفی به همراه تابع تانژانت زیگموئیدی بهترین عملکرد را دارد. همچنین مقایسه‌ی مدل ARIMA و شبکه‌ی عصبی مصنوعی نشان داد که عصبی مصنوعی توانایی بالایی در پیش‌بینی میزان مصرف برق در بخش‌های کشاورزی دارد. در نهایت نیز مصرف برق در بخش کشاورزی تا سال ۱۴۰۴ با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی پیش‌بینی شد. بر این اساس پیشنهاد می‌شود که سیاست‌گذاران از نتایج مطالعه‌ی حاضر جهت تامین برق مورد نیاز بخش کشاورزی بهره‌گیرند. چرا که نتایج مطالعه می‌تواند وزارت نیرو را در برنامه‌ریزی‌های بلندمدت بخش کشاورزی یاری رساند.

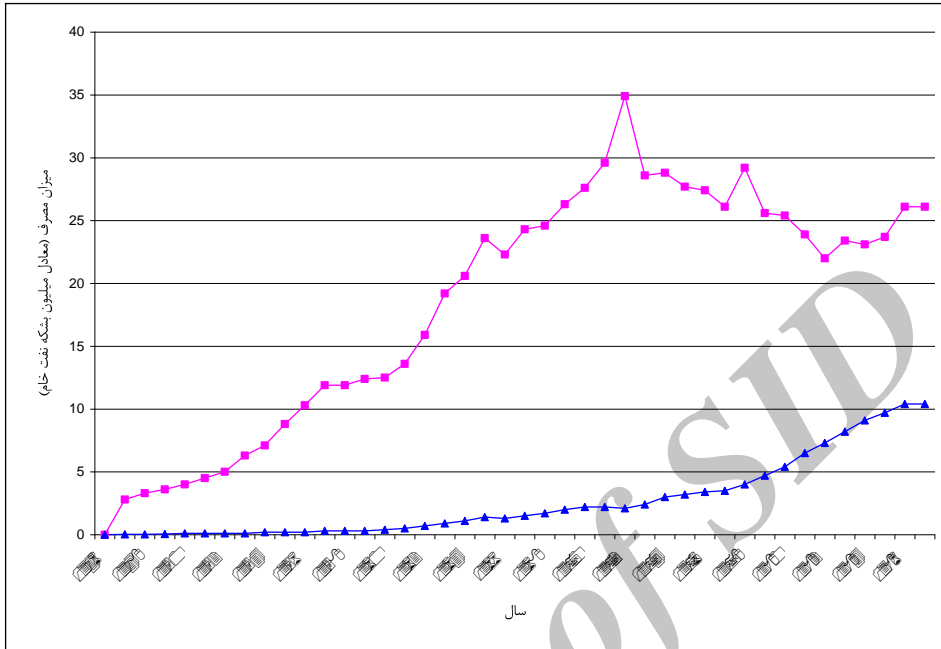
References:

1. Amini Fard, A. 2001, Estimate of electricity demand in residential sector, M.S. thesis. Faculty of Economics and Management, Shiraz University. (in Persian)
2. Amin Naseri, M. R., and Kochak Zadeh, A. 2006, Study of ARIMA linear method and fuzzy-artificial neural network non linear method in prediction of urban gas demand, Journal of Economic research, , 71: 133-146. (in Persian)
3. Darbelly, G. S. and M. Slama 2000. Forecasting the short-term demand for electricity, do neural networks stand a better chance?, International Journal Of Forecasting, 16: 71-83.
4. Esfehanyan, M. and Amin Naseri, M. R., 2008. Provide an artificial neural network for short run prediction of petroleum price, International Journal of Engineering Science, 19: 27-35. (in Persian)
5. Esmaeili, A., and Tarazkar, M. H. 2005. Estimate of electricity demand in agricultural sector, Case Study: Fars Province, 5th Iranian Conference on Agricultural Economics, Iran, Zahedan. (in Persian)
6. Greene W.H. 2000. Econometric analysis, 3th edition. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
7. Islam, S. M., Al-Alawi, S. M. and K. A. Ellithy 1995. Forecasting monthly electric load and energy for a fast growing utility using an artificial neural network, Electric Power Systems Research, 34(1): 1-9.
8. Kavaklioglu K., Ceylan H., Ozturk H.K., Canyurt, O.E. 2009. Modeling and prediction of Turkey's electricity consumption using Artificial Neural Networks, Energy Conversion and Management, 50: 2719-2727.
9. Ministry of Energy, 2008. Energy Balance Sheet, Deputy for Power and Energy Affairs, Power and Energy Planning Department, Iran. (in Persian)
10. Murat YS, Ceylan H. 2006. Use of artificial neural networks for transport energy demand modeling. Energy Policy, 34: 3165-72.
11. Pesaran, H.M. and B. pesaran 1997. Working With Microfit 4.0: An Introduction to Econometrics, Oxford University Press, Oxford.

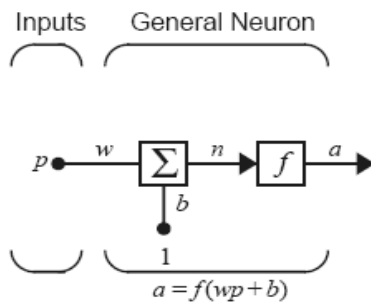
12. Seddighi, H. R, Law ler, K. A. and A. V. Katos 2000. Econometrics: A Practical Approach, Sunderland Business School, UK.
13. Shakibai, A. R. and Koochekzadeh, S. 2009. Modeling and predicting agricultural energy consumption in Iran, American-Eurasian J. Agric. & Environ. Sci., 5:308-312.
14. Sourosh, A., Baradaran Kazemzadeh, R. V. and Bahreyni Nejad, A. 2009. Improvement of regression model by artificial neural network clustering for prediction of monthly electricity consumption, Journal of Sharif, 25: 73-83. (in Persian)
15. Sozen A, Arcaklioglu E, Ozkaymak M. 2005. Modelling of the Turkey's net energy consumption using artificial neural network. Int. J. Comput. Appl. Technol., 22(2/3):130-6.
16. Tarazkar, M. H., Najafi, B. 2005. Application of artificial intelligence in price forecasting Case study: price of rice in Fars Province, Scientific & Research Quarterly Journal of Bank Keshavarzi, 9: 181-209. (in Persian)
17. Zibaei, M. and Tarazkar, M. H., 2004. Study of short- and long-run relationship between energy consumption and value added in agricultural sector: separately energy component, Scientific & Research Quarterly Journal of Bank Keshavarzi,6: 157-171. (in Persian)
18. Zhang, G., Patuwo B. E. and M. Y. Hu 1998, Forecasting With Artificial Neural Network: The State of Art, International Journal of Forecasting, 14: 35-62.

Archived at SID

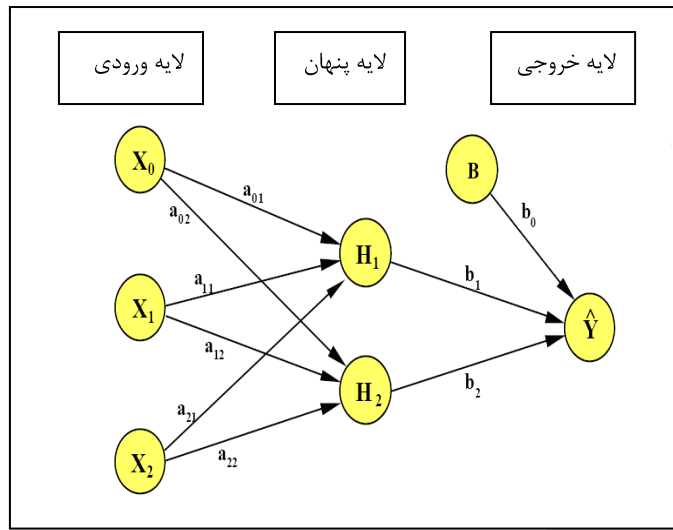
پیوست ها:



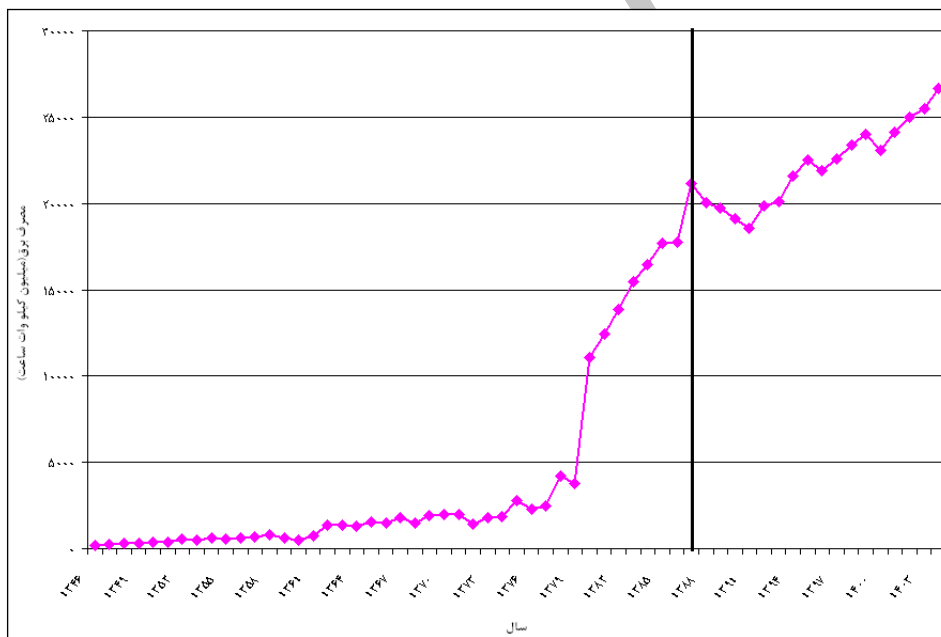
شکل (۱): روند تغییر مصرف انرژی در بخش کشاورزی



شکل (۲): مدل نرون تک ورودی



شکل (۳): نمایش استاندارد شبکه عصبی مصنوعی



شکل (۴): نمایش استاندارد شبکه عصبی مصنوعی

جدول ۱- نتایج آزمون ایستایی مصرف برق در بخش های مختلف

نام متغیر	آماره محاسبات (دیکی فولر)	آماره محاسباتی (فیلیپس-پرون)	درجه ایستایی
ELEC مقدار برق مصرفی بخش کشاورزی	-۶/۷۵۶***	-۶/۷۶۶***	I(1)

* و ** و *** به ترتیب نمایانگر معنی دار بودن در سطح ۱۰، ۵ و ۱ درصد
مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۲- مقادیر ضابطه آکائیک درجات مختلف p و q برای مصرف برق در بخش کشاورزی

p	q	۰	۱	۲	۳	۴
۰	-۳۶/۹۴	-۱۵/۲۱	-۴/۱۷	۴/۸۹	۵/۸۸	
۱	۲۹/۷۹	۲۹/۷۱	۲۸/۷۲	۲۸/۱۵	۲۷/۷۴	
۲	۲۷/۵۶	۲۹/۰۲	۲۶/۸۸	۲۷/۷۳	۲۶/۷۳	
۳	۲۵/۶۳	۲۵/۶۲	۲۶/۰۳	۲۵/۵۱	۲۵/۴۸	
۴	۲۳/۴۳	۲۳/۷۰	۲۲/۸۰	۲۳/۳۸	۲۳/۴۵	

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۳- مقادیر ضابطه شوارتز-بیزین درجات مختلف p و q برای مصرف برق در بخش

کشاورزی

p	q	۰	۱	۲	۳	۴
۰	-۳۷/۸۱	-۱۶/۹۵	-۶/۷۸	۱/۴۲	۱/۵۳	
۱	۲۸/۰۸	۲۷/۱۴	۲۵/۲۹	۲۳/۸۷	۲۲/۶۰	
۲	۲۴/۹۹	۲۵/۶۴	۲۲/۶۶	۲۱/۶۷	۲۰/۸۲	
۳	۲۲/۲۱	۲۱/۴۶	۲۱/۰۴	۱۹/۶۸	۱۸/۸۲	
۴	۱۹/۱۵	۱۸/۷۹	۱۷/۰۷	۱۶/۸۳	۱۶/۰۸	

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۴- نتایج پیش‌بینی مصرف برق با استفاده از مدل های سری زمانی

نام متغیر	مدل	RMSE	MAE	MAPE(%)	معیار دقت
مصرف برق در بخش کشاورزی	AR(1)	۰/۰۶۱	۰/۰۵۶	۱/۱۳	

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۵- نتایج پیش‌بینی مصرف برق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

نام متغیر	n_H	n_I	تابع لایه مخفی	معیار دقت		
				MAPE(%)	MAE	RMSE
مصرف برق در بخش کشاورزی	۵	۱	تانژانت زیگموئید	۱/۰۲	۰/۰۴۲	۰/۰۴۸

مأخذ: یافته‌های تحقیق

Archive of SID