

پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل با استفاده از مدل

زنجیره مارکوف خاکستری: مطالعه‌ی موردی در ایران

عالیه کاظمی^۱، محمد مدرس^۲، محمدرضا مهرگان^۳

چکیده: هدف از این مقاله، ارائه یک مدل پیش‌بینی تقاضای انرژی برای بخش حمل و نقل در ایران است. مدل زنجیره مارکوف خاکستری برای پیش‌بینی تقاضای انرژی این بخش پیشنهاد شده است. نتایج پیش‌بینی با مدل گفته شده با نتایج پیش‌بینی با مدل خاکستری و مدل رگرسیون مقایسه شده است. همچنین تقاضای انرژی بخش حمل و نقل در ایران تا سال ۱۴۰۰ با استفاده از مدل زنجیره مارکوف خاکستری پیش‌بینی شده است.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، مدل رگرسیون، مدل خاکستری، مدل زنجیره مارکوف خاکستری، تقاضای انرژی بخش حمل و نقل.

۱. استادیار گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، ایران

۲. استاد دانشکده مهندسی صنایع دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران

۳. دانشیار گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، ایران

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۸۹/۱۰/۰۴

تاریخ پذیرش نهایی مقاله: ۱۳۹۰/۰۲/۱۴

نویسنده مسئول مقاله: عالیه کاظمی

E-mail: aliyehkazemi@ut.ac.ir

مقدمه

رشد و حتی بقای اکثر فعالیت‌های اقتصادی کشورهای در حال توسعه به مسئله تأمین انرژی وابسته است. از این رو دولتمردان آن کشورها سعی می‌کنند با پیش‌بینی هرچه دقیق‌تر مصرف انرژی و برنامه‌ریزی صحیح در هدایت مصرف، پارامترهای عرضه و تقاضای انرژی را به نحو مطلوب کنترل کنند. بخش حمل و نقل یکی از بزرگ‌ترین بخش‌های مصرف‌کننده انرژی در ایران است و سهم تقریباً ۲۸٪ از مصرف نهایی انرژی در سال ۱۳۸۷ دارد. بنابراین پیش‌بینی تقاضای انرژی این بخش امری ضروری در جهت اتخاذ تصمیمات مناسب برای برنامه‌ریزی‌های آتی است.

تئوری سیستم خاکستری که برای اولین بار در سال ۱۹۸۲ توسط دنگ ارائه شد روش بسیار مؤثری برای حل مسائل نامعلوم با اطلاعات ناقص و داده‌های گسسته است. در سال‌های اخیر چندین پژوهش، مدل‌های خاکستری را برای پیش‌بینی تقاضای انرژی توسعه داده‌اند [۵][۱۷][۲۶]. در سال ۲۰۰۱، ژانگ و هی مدل پیش‌بینی زنجیره مارکوف خاکستری را برای پیش‌بینی الزامات برق در بخش کشاورزی در شانگهای فرمولبندی کردند [۲۶]. آکای و آتک در سال ۲۰۰۶ مدل پیش‌بینی خاکستری را برای تخمین تقاضای برق در کشور ترکیه توسعه دادند [۵]. در سال ۲۰۰۷، هی و کن یک مدل پیش‌بینی مارکوف خاکستری را ارائه دادند. در این پژوهش با استفاده از داده‌های مربوط به مصرف برق در کشور چین طی سال‌های ۱۹۸۵ تا ۲۰۰۱، تقاضای برق این کشور تا سال ۲۰۲۰ پیش‌بینی شده است [۱۷]. کومار و جین در سال ۲۰۱۰ مدل مارکوف خاکستری را برای پیش‌بینی مصرف نفت خام در هند فرمولبندی کردند [۲۲]. برخی از مطالعات، ترکیبی از مدل‌های خاکستری و سایر مدل‌ها همچون الگوریتم ژنتیک را توسعه داده‌اند [۲][۱۹][۲۴][۲۵].

در پژوهش حاضر با استفاده از مدل زنجیره مارکوف خاکستری، تقاضای انرژی بخش حمل و نقل در ایران تا سال ۱۴۰۰ پیش‌بینی شده است. برای پیش‌بینی از داده‌های سال‌های ۱۳۷۰ تا ۱۳۸۶ استفاده شده است. همچنین نتایج اجرای مدل گفته شده با نتایج اجرای مدل خاکستری و مدل رگرسیون مقایسه شده است. در ادامه در بخش ۲، روش پژوهش ارائه شده است. جزئیات به‌کارگیری مدل‌های خاکستری، مارکوف خاکستری و رگرسیون برای پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل و نتایج عددی در بخش ۳ بیان شده است. تجزیه و تحلیل و مقایسه نتایج اجرای مدل‌های گفته شده در بخش ۴ و خلاصه‌ای از پژوهش و پیشنهادهای آتی در فصل ۵ ارائه شده است.

روش پژوهش

در سال‌های اخیر، تئوری سیستم خاکستری به‌عنوان یک روش مؤثر برای حل مسائل مختلف مطرح شده است [۲-۲۷]. این تئوری شامل پنج بخش اصلی است که عبارتند از: پیش‌بینی خاکستری، رابطه خاکستری، تصمیم خاکستری، برنامه‌ریزی خاکستری و کنترل خاکستری. اکثر روش‌های پیش‌بینی نیازمند تعداد زیادی داده‌های تاریخی هستند و برای بررسی خصوصیات سیستم از روش آماری استفاده می‌شود. علاوه بر این به دلیل آشفتگی ناشی از بیرون و روابط متقابل پیچیده بین سیستم و یا بین سیستم و محیطش، بررسی سیستم بسیار مشکل خواهد بود. مدل پیش‌بینی خاکستری به‌عنوان هسته تئوری سیستم خاکستری، مزایای ایجاد یک مدل با داده‌های کم و غیرقطعی را داشته و ابزاری مناسب برای پیش‌بینی سیستم‌های با ساختار پیچیده، نامطمئن و نامنظم است [۱۲]. در مقایسه با مدل‌های باکس-جنکینز و تکنیک‌های هوش مصنوعی که به تلاش و وقت زیادی برای مشخص کردن پارامترها و مدلسازی مراحل مختلف نیاز دارد، مدل‌های پیش‌بینی خاکستری بسیار کاربردی و ساده‌تر هستند. مدل پیش‌بینی خاکستری با استفاده از یک معادله دیفرانسیل برای توصیف یک سیستم نامشخص با داده‌های اندک استفاده می‌شود. این مدل بیشتر برای هموارسازی داده‌های ایستا مناسب است و نه داده‌هایی که تغییرات تصادفی زیاد دارند. از طرف دیگر مدل‌های پیش‌بینی زنجیره مارکوف برای پیش‌بینی سیستم‌های پویای تصادفی مناسب هستند، مدل پیش‌بینی زنجیره مارکوف خاکستری می‌تواند کاربرد مدل خاکستری را افزایش دهد [۱۷]. بنابراین برای افزایش دقت پیش‌بینی لازم است ترکیب این دو مدل استفاده شود. در زیر به بررسی مدل پیش‌بینی خاکستری و مارکوف خاکستری پرداخته شده است.

مدل پیش‌بینی خاکستری

مدل پیش‌بینی خاکستری سه عملگر اصلی دارد:

۱. اپراتور جمع‌کننده

۲. اپراتور معکوس جمع

۳. مدل خاکستری

مراحل اجرای یک مدل پیش‌بینی خاکستری به شرح زیر است:

• اپراتور جمع

سری زمانی اولیه $x^{(0)}$ با n نمونه را در نظر بگیرید:

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad \text{رابطه (۱)}$$

با استفاده از اپراتور جمع، سری نامنظم $x^{(0)}$ را به صورت یکنواخت افزایشی به سری زمانی زیر تبدیل می‌شود:

$$x^{(1)}(j) = \sum_{i=1}^j x^{(0)}(i) \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$x^{(1)} = \{\sum_{i=1}^1 x^{(0)}(i), \sum_{i=1}^2 x^{(0)}(i), \dots, \sum_{i=1}^n x^{(0)}(i)\} \quad \text{رابطه (۳)}$$

• اپراتور معکوس جمع

با استفاده از اپراتور معکوس جمع، $x^{(0)}(i)$ به راحتی قابل محاسبه است:

$$x^{(0)}(i) = x^{(1)}(i) - x^{(1)}(i-1) \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$x^{(0)}(1) = x^{(1)}(1), x^{(1)}(i) \in x^{(1)} \quad \text{در اینجا}$$

• مدل خاکستری

مدل خاکستری با استفاده از معادله دیفرانسیل خاکستری درجه ۱ زیر تشکیل داده می‌شود:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad \text{رابطه (۵)}$$

معادله سفیدشده معادله (۳) به صورت زیر است:

$$x^{(0)}(i) + az^{(1)}(i) = b \quad \text{رابطه (۶)}$$

در اینجا

$$z^{(1)}(i) = \frac{1}{2}(x^{(1)}(i) + x^{(1)}(i+1)) \quad \text{رابطه (۷)}$$

این روش هیچ اثبات ریاضی ندارد و آن را روش سفیدسازی می‌نامند. در اینجا i یک نقطه زمانی است، a را ضریب بهبود و b را ضریب کنترل خاکستری گویند [۱۴] که با استفاده از روش حداقل مربعات به صورت زیر قابل محاسبه هستند:

بر طبق معادله (۶) چنانچه

$$A = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(1) & 1 \\ -z^{(1)}(2) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad \text{رابطه ۸}$$

$$X_n = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad \text{رابطه ۹}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \quad \text{رابطه ۱۰}$$

در نتیجه:

$$X_n = A\beta \quad \text{رابطه ۱۱}$$

با استفاده از روش حداقل مربعات:

$$\sum_{i=1}^n e_i^2 = e'e = (X_n - A\beta)'(X_n - A\beta) = X_n'X_n - X_n'A\beta - \beta'A'X_n + \beta'A'A\beta = X_n'X_n - 2\beta'A'X_n + \beta'A'A\beta \quad \text{رابطه ۱۲}$$

$$\frac{\partial(e'e)}{\partial\beta} = -2A'X_n + 2A'A\beta = 0 \quad \text{رابطه ۱۳}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (A'A)^{-1}A'X_n' \quad \text{رابطه ۱۴}$$

پس از محاسبه ضرایب a و b معادله پیش‌بینی خاکستری به ترتیب زیر به دست می‌آید:
چنانچه از معادله (۵) تبدیل لاپلاس بگیریم معادله زیر را خواهیم داشت:

$$sx^{(1)}(s) - u(0) + ax^{(1)}(s) = \frac{b}{s} \quad \text{رابطه ۱۵}$$

بنابراین

$$x^{(1)}(s) = \frac{x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}}{s + a} + \frac{b}{a} \quad \text{رابطه (۱۶)}$$

چنانچه از معادله (۱۶) معکوس تبدیل لاپلاس بگیریم

$$\hat{x}^{(1)}(i+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{b}{a})e^{-ai} + \frac{b}{a} \quad \text{رابطه (۱۷)}$$

بنابراین مطابق با معادله (۴) خواهیم داشت:

$$\hat{x}^{(1)}(i+1) = \hat{x}^{(1)}(i+1) - \hat{x}^{(1)}(i) = (x^{(0)}(1) - \frac{b}{a})(1 - e^{-a})e^{-ai} \quad \text{رابطه (۱۸)}$$

بدین ترتیب سری داده‌های $\{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$ سری هموار شده و سری داده‌های $\{\hat{x}^{(0)}(n+1), \hat{x}^{(0)}(n+2), \dots, \hat{x}^{(0)}(n+k)\}$ سری پیش‌بینی خواهند بود.

مدل پیش‌بینی زنجیره مارکوف خاکستری

هنگامی که داده‌ها تغییرات تصادفی بالایی را نشان می‌دهند صحت مدل پیش‌بینی خاکستری رضایت‌بخش نیست. در این بخش زنجیره مارکوف را برای افزایش صحت پیش‌بینی مدل خاکستری به کار می‌گیریم. مدل جدید را مدل زنجیره مارکوف خاکستری می‌نامیم. ابتدا داده‌های اولیه به روش خاکستری مدل‌سازی می‌شوند، سپس خطای بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی برای داده‌های موجود محاسبه می‌شود. مدل زنجیره مارکوف خاکستری رفتار انتقال خطا را توسط ماتریس انتقال مارکوف مورد توجه قرار می‌دهد و اصلاحات لازم را برای مقادیر پیش‌بینی شده انجام می‌دهد.

• طبقه‌بندی حالت‌ها

اجرای مدل خاکستری و محاسبه خطا: با استفاده از مدل خاکستری مقادیر پیش‌بینی برای داده‌های اولیه را به دست آورید. سپس خطا را محاسبه کنید.

$$e(i) = x^{(0)}(i) - \hat{x}^{(0)}(i) \quad \text{رابطه (۱۹)}$$

طبقه‌بندی حالت‌ها با استفاده از زنجیره مارکوف: فرض کنید اطلاعات منظمی در سری خطای مدل خاکستری وجود دارد، اکنون می‌توان ماتریس انتقال حالت مارکوف را تشکیل داد. برای هر گام زمانی، r حالت تعریف می‌شود، بنابراین ابعاد ماتریس انتقال $r \times r$ است. خطاها به r قسمت مساوی که مراحل نام دارند تقسیم می‌شوند. هر مرحله فاصله‌ای است که عرض آن برابر با مقادیری مابین حداکثر و حداقل خطاست.

چنانچه S_{ij} ، j امین مرحله از i امین گام زمانی باشد، در این صورت:

$$S_{ij} \in [L_{ij}, U_{ij}], \quad j = 1, 2, \dots, r \quad (\text{رابطه } 20)$$

L_{ij} و U_{ij} حدود پایین و بالای مرحله j ام از گام زمانی i ام سری‌های خطا هستند و

$$L_{ij} = \min e(i) + \frac{j-1}{r} (\max e(i) - \min(i)) \quad (\text{رابطه } 21)$$

$$U_{ij} = \min e(i) + \frac{j}{r} (\max e(i) - \min(i)) \quad (\text{رابطه } 22)$$

• تشکیل ماتریس احتمال انتقال مراحل

احتمال انتقال مراحل به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$P_{ij}^{(m)} = \frac{M_{ij}^{(m)}}{M_i}, \quad j = 1, 2, \dots, r \quad (\text{رابطه } 23)$$

در اینجا $P_{ij}^{(m)}$ احتمال انتقال از مرحله i به مرحله j پس از m مرحله، $M_{ij}^{(m)}$ دفعات انتقال از مرحله i به مرحله j پس از m گام و M_i تعداد داده‌های متعلق به مرحله i ام است. سپس ماتریس احتمال انتقال مراحل برابر است با:

$$R^{(m)} = \begin{bmatrix} P_{11}^{(m)} & P_{12}^{(m)} & \dots & P_{1r}^{(m)} \\ P_{21}^{(m)} & P_{22}^{(m)} & \dots & P_{2r}^{(m)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{r1}^{(m)} & P_{r2}^{(m)} & \dots & P_{rr}^{(m)} \end{bmatrix} \quad (\text{رابطه } 24)$$

$R^{(m)}$ قانون انتقال سیستم را نشان می‌دهد و اساس پیش‌بینی با استفاده از ماتریس احتمال مارکوف است. از آنجایی که نحوه انتقال m داده آخر مشخص نیست، M_i تعداد داده‌های $n - m$ داده اول است.

• محاسبه مقادیر پیش‌بینی شده

پس از تقسیم سری‌های خطا به r مرحله، r بردار سطری احتمال انتقال خواهیم داشت. امکان ورود به یک مرحله‌ای از خطا در گام بعدی با استفاده از احتمالات بردارهای سطری r به دست می‌آید. بدین ترتیب مقادیر پیش‌بینی شده با استفاده از معادلات زیر قابل محاسبه است:

$$\tilde{x}^{(0)}(T+1) = \hat{x}^{(0)}(T+1) + \sum_{i=1}^r a_i(T)v_i \quad (\text{رابطه ۲۵})$$

در اینجا v_i ($i = 1, 2, \dots, r$) ها مراکز مراحل r را نمایندگی می‌کنند و داریم:

$$a^{(T)} = [a_1(T), a_2(T), \dots, a_r(T)] = a^{(T-1)} R^{(m)} \quad (\text{رابطه ۲۶})$$

$$\begin{cases} a^{(T+1)} = a^{(T)} R^{(m)} \\ a^{(T+2)} = a^{(T+1)} R^{(m)} \\ \vdots \\ a^{(T+k)} = a^{(T+k-1)} R^{(m)} \end{cases} \quad (\text{رابطه ۲۷})$$

در اینجا $m = 1$ است.

پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل در ایران

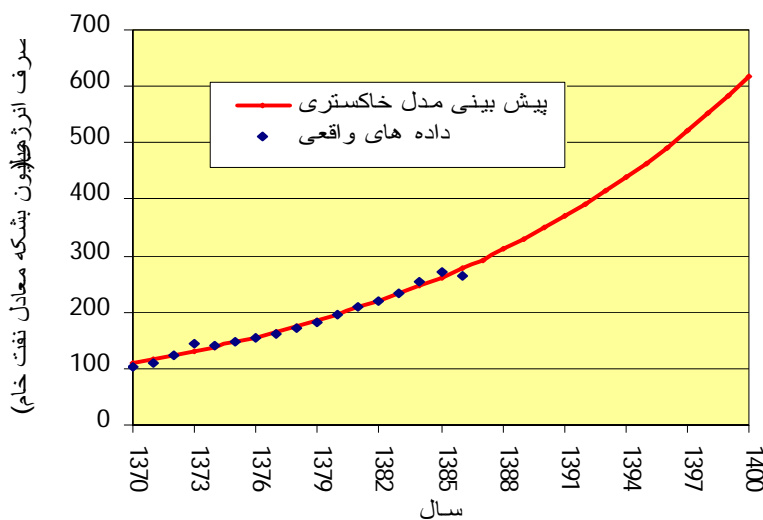
تاکنون روش‌های آماری و فنی مختلفی برای پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل استفاده شده است. با این حال هیچ‌کدام کاملاً موفق نبوده‌اند؛ زیرا عوامل مختلفی مثل شاخص اقتصاد ملی، تکنولوژی، درآمد افراد، سیاست‌های ملی و غیره در مصرف انرژی در این بخش مؤثرند. همانگونه که جدول (۱) در صفحه بعد نشان می‌دهد میزان مصرف انرژی در این بخش طی سال‌های ۱۳۷۰ تا ۱۳۸۶ در حال افزایش اما با نوساناتی نیز همراه بوده است. بنابراین روش زنجیره مارکوف خاکستری می‌تواند روش مؤثری برای پیش‌بینی تقاضای انرژی این بخش باشد.

• توسعه مدل پیش‌بینی خاکستری

با استفاده از داده‌های جدول (۱) و معادله (۱۸)، مدل پیش‌بینی خاکستری توسعه داده شده است. نمودار (۱) داده‌های هموار شده و پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل تا سال ۱۴۰۰ را با استفاده از روش گفته شده نشان می‌دهد.

جدول ۱. میزان مصرف انرژی بخش حمل و نقل طی سال‌های ۱۳۷۰ تا ۱۳۸۶ [۱]

سال	میزان مصرف انرژی (میلیون بشکه معادل نفت خام)	سال	میزان مصرف انرژی (میلیون بشکه معادل نفت خام)
۱۳۷۰	۱۰۴	۱۳۷۹	۱۸۳/۴۱
۱۳۷۱	۱۰۹/۵	۱۳۸۰	۱۹۴/۴۳
۱۳۷۲	۱۲۲/۱	۱۳۸۱	۲۰۸/۹۳
۱۳۷۳	۱۴۴/۶	۱۳۸۲	۲۲۰/۸۵
۱۳۷۴	۱۴۱/۹	۱۳۸۳	۲۳۳/۹
۱۳۷۵	۱۴۷/۹	۱۳۸۴	۲۵۴/۲
۱۳۷۶	۱۵۳/۲	۱۳۸۵	۲۷۰/۳
۱۳۷۷	۱۶۱/۲	۱۳۸۶	۲۶۵/۱
۱۳۷۸	۱۷۰/۳	۱۳۸۷	



نمودار ۱. پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل با استفاده از مدل خاکستری

• توسعه مدل پیش‌بینی زنجیره مارکوف خاکستری

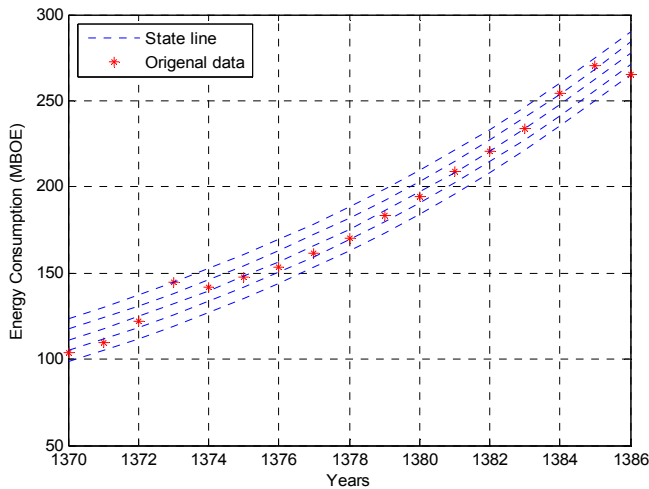
تقسیم‌بندی مراحل: با استفاده از نتایج حاصل از پیش‌بینی با مدل خاکستری و داده‌های اولیه می‌توان خطا را محاسبه کرد. جدول (۲) مقادیر خطا را نشان می‌دهد. در این پژوهش ۴ مرحله برای خطاهای محاسبه شده در نظر گرفته شده است که عبارتند از: $v_1 = [-11/79, -5/49]$

داده شده است. $v_2 = [-5/49, 0.81]$ ، $v_3 = [0/81, 7/12]$ و $v_4 = [7/12, 13/42]$ که در جدول (۲) نشان

جدول ۲. مراحل مدل زنجیره مارکوف خاکستری

سال	خطا	مرحله	سال	خطا	مرحله
۱۳۷۰	-۶/۴۱	۱	۱۳۷۹	-۱/۷۸	۲
۱۳۷۱	-۷/۴۴	۱	۱۳۸۰	-۱/۷۱	۲
۱۳۷۲	-۱/۷۵	۲	۱۳۸۱	۱/۱۹	۳
۱۳۷۳	۱۳/۴۲	۴	۱۳۸۲	۰/۸۲	۳
۱۳۷۴	۲/۹۶	۳	۱۳۸۳	۰/۸۵	۳
۱۳۷۵	-۰/۷۴	۲	۱۳۸۴	۷/۳۷	۴
۱۳۷۶	-۲/۶۶	۲	۱۳۸۵	۸/۸۷	۴
۱۳۷۷	-۳/۸۸	۲	۱۳۸۶	-۱۱/۷۹	۱
۱۳۷۸	-۴/۵۵	۲			

همچنین از $\{\hat{x}^{(0)}(i) + v_j \mid i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, 3, 4\}$ برای تقسیم داده‌ها استفاده شده است. نتایج در نمودار (۲) نشان داده شده است.

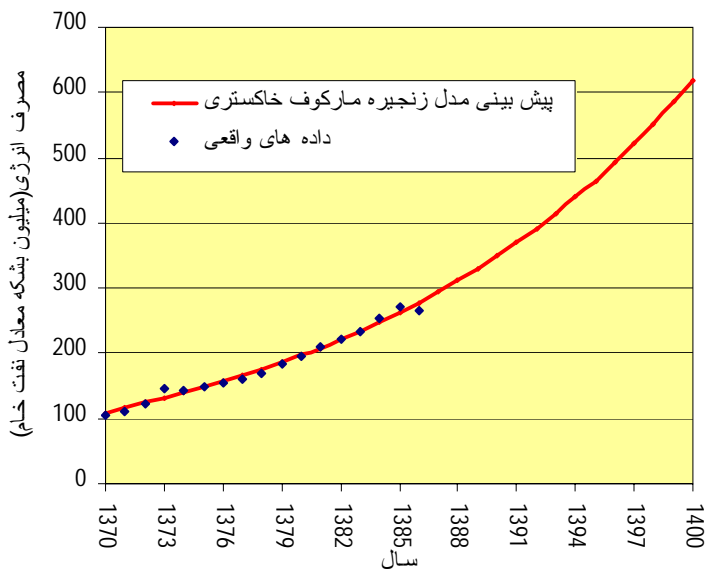


نمودار ۲. تقسیم‌بندی داده‌های اولیه مربوط به مصرف انرژی در بخش حمل و نقل

ماتریس احتمال انتقال مراحل: با توجه به مراحل مشخص شده در جدول (۲) ماتریس احتمال انتقال به دست می‌آید:

$$R = \begin{bmatrix} 0/5 & 0/5 & 0 & 0 \\ 0 & 0/71 & 0/14 & 0/14 \\ 0 & 0/25 & 0/5 & 0/25 \\ 0/33 & 0 & 0/33 & 0/33 \end{bmatrix} \quad \text{رابطه ۲۹}$$

محاسبه مقادیر پیش‌بینی: با توجه به مراحل چهارگانه مراکز مراحل برابر است با: $v_1 = -8/64$ ، $v_2 = -2/34$ ، $v_3 = 3/96$ و $v_4 = 10.27$. بدین ترتیب پیش‌بینی به روش زنجیره مارکوف خاکستری انجام می‌گیرد. نمودار (۳) داده‌های هموارشده و پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل تا سال ۱۴۰۰ را با استفاده از مدل زنجیره مارکوف خاکستری نشان می‌دهد.

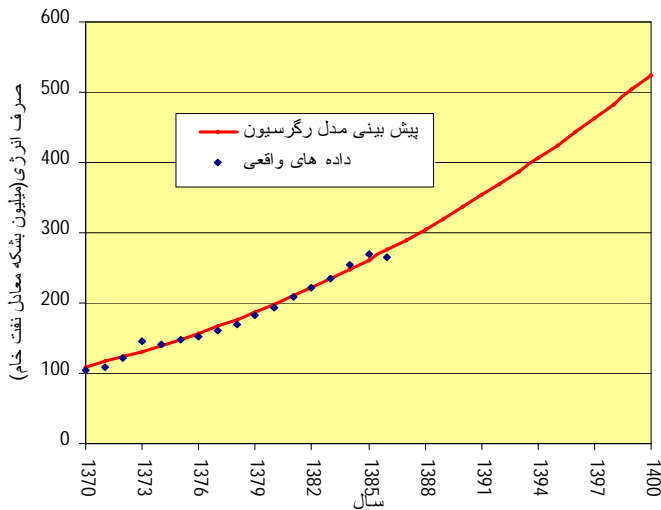


نمودار ۳. پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل با استفاده از مدل زنجیره مارکوف خاکستری

- توسعه مدل پیش‌بینی رگرسیون با توجه به داده‌های جدول (۱) معادله رگرسیون برای پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل به صورت زیر خواهد بود:

رابطه ۳۰) $\hat{x}(i) = 0/25x^2(i) + 676/72x(i) + 459305$

که در اینجا $x(i)$ داده‌های واقعی و $\hat{x}(i)$ داده‌های پیش‌بینی است. نمودار ۴ داده‌های هموارشده و پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل تا سال ۱۴۰۰ با استفاده از مدل رگرسیون را نشان می‌دهد.



نمودار ۴. پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل با استفاده از مدل رگرسیون

مقایسه نتایج اجرای مدل‌های زنجیره مارکوف خاکستری، خاکستری و رگرسیون

در بخش قبل، مدل‌های خاکستری، زنجیره مارکوف خاکستری و رگرسیون برای پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل اجرا شدند. در این بخش نتایج حاصل از پیش‌بینی با سه مدل گفته شده مقایسه شده است. سه معیار، میانگین مربعات خطا (MSE)، میانگین قدرمطلق خطا (AME) و درصد میانگین قدرمطلق خطا (AAEP) مورد توجه قرار گرفته‌اند.

رابطه ۳۱)
$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e^2(i)$$

$$AME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e(i)| \quad \text{رابطه ۳۲}$$

$$AAEP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{e(i)}{x(i)} \right| \times 100 \quad \text{رابطه ۳۳}$$

در اینجا $e(i) = x(i) - \hat{x}(i)$ است. نتایج مقایسه در جدول (۳) نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد در این مطالعه، مدل زنجیره مارکوف خاکستری دارای دقت بالاتری است.

جدول ۳. مقایسه نتایج پیش‌بینی با سه مدل

شاخص خطا	مدل	خاکستری	زنجیره مارکوف خاکستری	رگرسیون
میانگین مربعات خطا	۳۶/۰۴	۳۳/۷۵	۳۶/۲۲	
میانگین قدرمطلق خطا	۴/۶۰	۴/۳۵	۴/۸۳	
درصد میانگین قدرمطلق خطا	٪۲/۷۶	٪۲/۵۵	٪۲/۸۷	

تقاضای انرژی بخش حمل و نقل طی سال‌های ۱۳۸۷ تا ۱۴۰۰ در جدول (۴) نشان داده شده است. تقاضای انرژی این بخش به ۶۲۰ میلیون بشکه معادل نفت خام در سال ۱۴۰۰ خواهد رسید.

جدول ۴. تقاضای انرژی بخش حمل و نقل طی سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۰

سال	تقاضای انرژی (میلیون بشکه معادل نفت خام)	سال	تقاضای انرژی (میلیون بشکه معادل نفت خام)
۱۳۹۱	۳۷۰	۱۳۹۶	۴۹۳
۱۳۹۲	۳۹۲	۱۳۹۷	۵۲۲
۱۳۹۳	۴۱۵	۱۳۹۸	۵۵۲
۱۳۹۴	۴۳۹	۱۳۹۹	۵۸۵
۱۳۹۵	۴۶۵	۱۴۰۰	۶۲۰

نتیجه گیری

هدف از این مقاله اجرای مدل پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل در ایران بود. سه مدل خاکستری، زنجیره مارکوف خاکستری و رگرسیون برای پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل در ایران اجرا شدند. داده‌های مربوط به مصرف انرژی در این بخش طی سال‌های ۱۳۷۰ تا ۱۳۸۶ استفاده شده و نتایج پیش‌بینی با سه مدل مقایسه شده است. علاوه بر این تقاضای انرژی بخش حمل و نقل طی سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۰ پیش‌بینی شد. پیشنهاد می‌شود مدل زنجیره مارکوف خاکستری برای پیش‌بینی سایر مسائل سری زمانی استفاده شود.

منابع

۱. دفتر برنامه‌ریزی کلان برق و انرژی، معاونت امور برق و انرژی، وزارت نیرو (۱۳۸۷). ترازنامه انرژی سال ۱۳۸۶.
2. Bozidar Soldo (2012). Forecasting natural gas consumption, Applied Energy; 92: 26-37.
3. Chao-Hung Wang (2004). Predicting tourism demand using fuzzy time series and hybrid grey theory, Tourism Management; 367-374.
4. Deng JL (1990). Control problems of Grey System, Wuhang: Huazhong University of Science and Technology Press.
5. Diyar Akay, Mehmet Atak (2006). Grey prediction with rolling mechanism for electricity demand forecasting of Turkey, Energy.
6. G.D. Li, D. Yamaguchi, M. Nagai (2006). A grey-based approach to suppliers selection problem, Proc. Int. Conf. on Parallel, Distributed Processing Techniques and Applications.
7. G.D. Li, D. Yamaguchi, M. Nagai (2006). Application of improved grey prediction model to short term load forecasting, Proc. Int. Conf. on Electrical Engineering.
8. G.D. Li, D. Yamaguchi, M. Nagai (2004). New proposal and evaluation based on grey theory GM, IPSJ SIG Technical of Report; 93: 177-184.
9. G.D. Li, D. Yamaguchi, M. Nagai (2006). Non-equidistance grey model based on grey interval weighting accumulated generating operation,

- Proc. Int Conf on Machine Learning, Models, Technologies Applications; 818-824.
10. G.D. Li, D. Yamaguchi, M. Nagai (2006). The prediction of first typhoon using hybrid grey-based model, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Conf., Grey Systems Special Session.
 11. G.D. Li, D. Yamaguchi, H.S. Lin, K.L. Wen, M. Nagai (2006). A grey-based rough set approach to suppliers selection problem, Proc. Fifth Int. Conf. on Rough Sets and Current Trends in Computing.
 12. Guo-Dong Li, Daisuke Yamaguchi, Masatake Nagai (2006). A GM(1,1)-Markov chain combined model with an application to predict the number of Chinese international airlines, Technological Forecasting & Social Change.
 13. He Y, Bao YD (1992). Grey-Markov forecasting model and its application. Syst Eng (Theory Practice); 9(4): 59-63.
 14. Hsu, Li-Chang, Wang, Chao-Hung (2006). Forecasting the output of integrated circuit industry using a grey model improved by the Bayesian analysis, Technological Forecasting & Social Change.
 15. J. Xia (2000). Grey System Theory to Hydrology, Huazhong Univ. of Sci. and Technol. Press, China.
 16. Li-Chang Hsu (2003). Applying the Grey prediction model to the global integrated circuit industry, Technological Forecasting & Social Change; 563-574.
 17. Min Huang, Yong He, Haiyan Cen (2007). Predictive analysis on electric-power supply and demand in China, Renewable Energy; 1165-1174.
 18. Mingzhi Mao, E.C. Chirwa (2006) Application of grey model GM(1,1) to vehicle fatality risk estimation, Technological Forecasting & Social Change; 588-605.
 19. Na Tang, De-Jiang Zhang (2011). Application of a Load Forecasting Model Based on Improved Grey Neural Network in the Smart Grid, Energy Procedia; 12: 180-184.
 20. Q. Zhao, J. Gao, T.F. Wu, L. Lu (2004). The grey theory and the preliminary probe into information acquisition technology, Proc. Int. Conf. on Information Acquisition IEEE; 402-404.

21. T. Yong, S.F. Liu, Z.G. Fang (2004). Analysis of the grey matrix game model in stock speculation for immediate price-margin based on grey information, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Conf; 3: 2409-2414.
22. Ujjwal Kumar, V.K. Jain (2010). Time series models (Grey-Markov, Grey Model with rolling mechanism and singular spectrum analysis) to forecast energy consumption in India, Energy; 35:1709-1716.
23. X.Z. Zhi, X.P. Zhu, Y.S. Liu, Z.P. Gu (2004). The method of gray model control for the vibration of rotor system, Kybernetes; 33(2): 464-469.
24. Yi-Shian Lee, Lee-Ing Tong (2011). Forecasting energy consumption using a grey model improved by incorporating genetic programming, Energy Conversion and Management; 52:147-152
25. Yi Xue, Zhengzheng Cao, Lei Xu (2011). The Application of Combination Forecasting Model in Energy Consumption System, Energy Procedia; 5:2599-2603.
26. Zhang SJ, He Y (2001). A Grey–Markov forecasting model for forecasting the total power requirement of agricultural machinery in Shangxi Province. J Shanxi Agric Univ (Nat Sci Edi); 21(3):299-302.
27. Z.L. Wang, S.F. Liu (2005). Extension of grey superiority analysis, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Conf; 1:616-621.