

Short-term Forecast of Hourly Electricity Demand in Iran Using a Forecast Combination Method

Seyed Farshad Fatemi Ardestani¹ | ffatemi@sharif.ir
Seyed Mahdi Barakchian² | m.barakchian@imps.ac.ir
Hamideh Shokoohian³

Abstract The aim of this study is to present two time-series forecasting models and combine these models to provide a short-term prediction for hourly electricity demand, using daily electricity consumption data for the period 2006-2011. The first model is based on the decomposition of the electricity load into deterministic and stochastic components and the second model is based on the assumption that the electricity load is a stochastic time series. Once the hourly demand for electricity load is predicted using the above-mentioned models, the performance of the combined model is compared with the two time-series models and also with the dispatching unit model (a multi-variable model in which the weather variable is also included). The results show that the use of the combined model leads to an increase in prediction accuracy over the two time-series models. Moreover, the accuracy of the combined model is as good as the dispatching unit model for most of the time during the day, and even better during the consumption peak hours.

Keywords: Electricity Demand, Short-term Forecast, Forecast Combination, Time-series Modeling, Time-series Decomposition.

JEL Classification: L94, C53, C32.

1. Assistant Professor, Faculty of Management and Economics, Sharif University of Technology, Tehran, Iran. (Author Corresponding).
2. Assistant Professor, Institute for Management and Planning Studies, Tehran, Iran.
3. M.A. in Economics, Faculty of Management and Economics, Sharif University of Technology, Tehran, Iran.

پیش‌بینی کوتاه‌مدت تقاضای برق به تفکیک ساعات شبانه‌روز در ایران با استفاده از ترکیب مدل‌های سری زمانی

ffatemi@sharif.ir

سیدفرشاد فاطمی اردستانی

استادیار دانشکده مدیریت و اقتصاد دانشگاه صنعتی شریف،
تهران، ایران. (نویسنده مسئول)

m.barakchian@imps.ac.ir

سیدمهدی برکچیان

استادیار موسسه عالی آموزش و پژوهش مدیریت و
برنامه‌ریزی، تهران، ایران.

حمیده شکوهیان

کارشناس ارشد علوم اقتصادی دانشکده اقتصاد و مدیریت
دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران.

مقاله پژوهشی

پذیرش: ۱۳۹۹/۰۶/۱۹

دریافت: ۱۳۹۸/۰۲/۰۴

چکیده: هدف از پژوهش حاضر ارائه دو مدل پیش‌بینی سری زمانی و همچنین، ترکیب دو مدل برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت تقاضای ساعتی برق کشور ایران است. برای این منظور از داده‌های مصرف برق به تفکیک ساعت - روز در بازه زمانی ۱۳۸۵-۱۳۹۰ استفاده می‌شود. مدل اول بر پایه تجزیه سری زمانی بار الکتریکی به دو مولفه قطعی و تصادفی، و مدل دوم بر اساس فرض تصادفی بودن روند سری زمانی بار الکتریکی شکل می‌گیرد. پس از پیش‌بینی تقاضای ساعتی بار الکتریکی با استفاده از دو مدل اشاره‌شده، با ساختن مدل ترکیبی، عملکرد این مدل ترکیبی با دو مدل اصلی و مدل واحد دیسپاچینگ (که یک مدل چندمتغیره است که در آن متغیر آب‌وهوا نیز وارد می‌شود) مقایسه می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که بکار بردن روش ترکیب پیش‌بینی سبب افزایش دقت پیش‌بینی نسبت به دو مدل اولیه می‌شود. علاوه بر این، دقت مدل ترکیبی - که در آن از حجم کم‌تر اطلاعات استفاده می‌شود - در بیش‌تر ساعات به خوبی مدل واحد دیسپاچینگ، و در برخی از ساعات (ساعات اوج مصرف)، بهتر از مدل واحد دیسپاچینگ است.

کلیدواژه‌ها: تقاضای برق، پیش‌بینی کوتاه‌مدت، ترکیب پیش‌بینی، مدلسازی سری زمانی، تجزیه سری زمانی.

طبقه‌بندی JEL: C32, C53, L94.

مقدمه

پیرامون پیش‌بینی سری زمانی بار الکتریکی پژوهش‌های دانشگاهی و کاربردی گسترده‌ای وجود دارد (Moghram & Rahman, 1989; Ramanathan *et al.*, 1997; Taylor & McSharry, 2007). وجود روند، الگوهای روزانه، فصلی، و سالانه اثرگذاری متغیرهای بیرونی، و همچنین امکان غیرخطی بودن داده‌های بار الکتریکی از جمله موارد مورد توجه پژوهش‌های دانشگاهی است. پژوهش‌های کاربردی نیز بیش‌تر به صرفه‌جویی‌های ناشی از دقت پیش‌بینی مصرف برق برای شرکت‌های تولیدکننده می‌پردازند. برای نمونه بان و فارمر^۱ (۱۹۸۵)، نشان می‌دهند که افزایش یک درصد خطای پیش‌بینی بار الکتریکی در کانادا سبب افزایش ده میلیون دلار هزینه عملیاتی سالانه می‌شود. از این‌رو، شرکت‌های برق به منظور کارآمدتر کردن میزان تولید، انتقال، و توزیع برق همواره به مدلسازی این سری زمانی علاقه‌مند هستند.^۲ در طول سالیان متمادی روش‌های مختلفی به منظور مدلسازی سری زمانی بار الکتریکی در ادبیات آماری و شبکه‌های عصبی توسعه پیدا می‌کند. در روش‌های آماری، میزان تقاضا با استفاده از ارتباط بین میزان بار از راه عوامل موثر بر آن به‌دست می‌آید، ولی در روش شبکه عصبی سعی می‌شود که از توانایی مغز انسان در فکر کردن و یادگیری از تجربه‌های گذشته تقلید شود. مدل‌های استفاده‌شده در روش‌های آماری مانند مدل رگرسیون، هموارسازی نمایی، و مدل‌های سری زمانی هستند. از جمله پژوهش‌هایی که از این روش‌های آماری برای پیش‌بینی میزان بار الکتریکی استفاده می‌کنند، می‌توان به بان و فارمر (۱۹۸۵)، ال‌کیب و همکاران^۳ (۱۹۹۵)، تیلور و همکاران^۴ (۲۰۰۶)، تیلور (۲۰۰۸)، و سوارس و مدیروس^۵ (۲۰۰۸) اشاره نمود. رویکرد دوم در پیش‌بینی میزان بار، شبکه‌های عصبی است. سیستم‌های خبره و سیستم منطق فازی از جمله مدل‌هایی هستند که در این رویکرد جای می‌گیرند. دا سیلوا و همکاران^۶ (۲۰۰۸)، و هیپرت و همکاران^۷ (۲۰۰۱)، از پژوهشگرانی هستند که

1. Bunn & Farmer

۲. با تصویب آیین‌نامه‌ای توسط هیئت تنظیم بازار برق در سال ۱۳۸۸ این‌گونه هزینه‌ها در بازار برق ایران نیز موضوعیت بیش‌تری یافته است. طبق این آیین‌نامه، هزینه خرید برق در بازار عمده‌فروشی بر اساس درصد انحراف پیش‌بینی خریداران از نیاز مصرف واقعی محاسبه می‌شود. در این آیین‌نامه، نرخ‌های جریمه خریداران در مقابل درصدهای مختلف خطای پیش‌بینی به‌طور کامل آمده است.

3. El-Keib *et al.*4. Taylor *et al.*

5. Soares & Medeiros

6. Da Silva *et al.*7. Hippert *et al.*

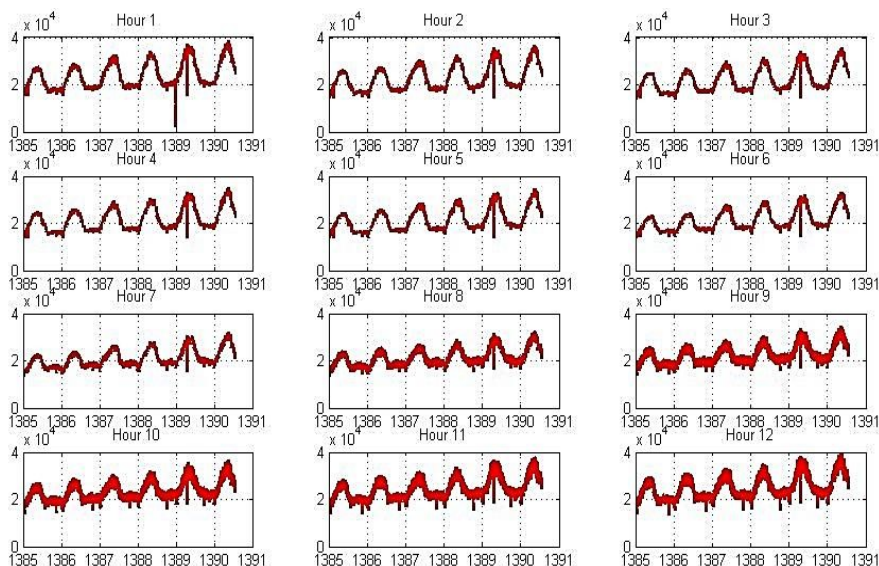
از این رویکرد استفاده می‌کنند (همچنین برای مطالعه پیش‌بینی میزان بار الکتریکی نگاه کنید به Feinberg & Genethliou, 2005; Alfares & Nazeeruddin, 2002). روش بکاررفته در این پژوهش برای پیش‌بینی تقاضای ساعتی بار الکتریکی مبتنی بر ادبیات سری زمانی است. در این پژوهش، میزان مصرف بار الکتریکی هر ساعت از روز با استفاده از سه مدل خودرگرسیون فصلی دو سطحی^۱، مدل ARIMA فصلی تعدیل‌شده با متغیرهای مجازی^۲، و در نهایت مدل ترکیبی، که با ترکیب نتایج پیش‌بینی دو مدل پیش‌گفته ایجاد می‌شود، پیش‌بینی می‌شود. با توجه به این که رفتار مصرف برق در هر ساعت از شبانه‌روز با رفتار مصرف در دیگر ساعات متفاوت است، در این جا هر ساعت به عنوان یک سری زمانی جداگانه در نظر گرفته می‌شود و با استفاده از هر سه مدل ذکرشده پیش‌بینی صورت می‌گیرد. در مرحله بعد، با استفاده از مقایسه نتایج پیش‌بینی هر سه مدل، مدل برتر انتخاب می‌شود و در نهایت، نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل برتر با مدل معیار (پیش‌بینی واحد دیسپاچینگ) سنجیده می‌شود. اگرچه تاکنون پژوهش‌های متعددی در ایران به موضوع پیش‌بینی بار الکتریکی می‌پردازند (آقاابراهیمی و همکاران، ۱۳۹۳؛ خاشعی و چاهکوتاهی، ۱۳۹۷؛ رستمی و همکاران، ۱۳۹۷؛ صادقی و ذوالفقاری، ۱۳۸۹؛ وهابی و همکاران، ۱۳۸۷)، اما پژوهش حاضر نخستین پژوهشی است که به پیش‌بینی بار الکتریکی به تفکیک ساعات شبانه‌روز می‌پردازد و عملکرد ترکیب مدل‌های سری زمانی را در پیش‌بینی بار الکتریکی ایران ارزیابی می‌کند. نتایج حاکی از آن است که بکار بردن روش ترکیب پیش‌بینی سبب افزایش دقت پیش‌بینی مصرف برق نسبت به دو مدل اصلی سری زمانی می‌شود. همچنین، نتایج پژوهش نشان می‌دهد که پیش‌بینی مصرف برق به صورت مجزا برای هر یک از ساعات شبانه‌روز توسط دو مدل سری زمانی - که از حجم داده به نسبت اندکی استفاده می‌کنند - و ترکیب آن‌ها در قالب یک مدل ترکیبی ساده - که در آن از روش حداقل عناصر خطا برای تخمین وزن‌های مدل ترکیبی استفاده می‌شود - می‌تواند پیش‌بینی‌های دقیق‌تری نسبت به مدل دیسپاچینگ، به‌ویژه در ساعات اوج مصرف تولید کند. سهم اشاره‌شده مهم‌ترین دستاورد این پژوهش برای ادبیات موجود پیش‌بینی مصرف برق در ایران محسوب می‌شود. در نتیجه، بهره‌گیری از نتایج این پژوهش می‌تواند در عمل به کاهش هزینه‌های تولید برق منجر شود.

در بخش بعد به معرفی داده‌های مورد استفاده و توضیح مدل‌های پیش‌بینی پرداخته می‌شود. مقایسه نتایج پیش‌بینی سه مدل با یکدیگر و با نتایج پیش‌بینی واحد دیسپاچینگ در بخش سوم بیان می‌شود. بخش آخر نیز به بحث و نتیجه‌گیری می‌پردازد.

1. Two Level Seasonal Autoregressive
2. Dummy Adjusted Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average

معرفی داده‌ها و مدل‌های پیش‌بینی

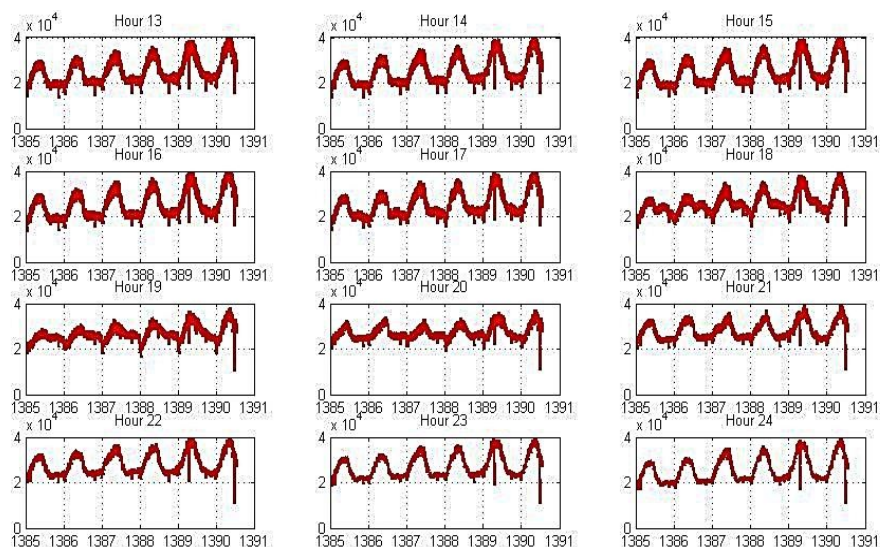
در این پژوهش از داده‌های ساعتی تقاضای بار الکتریکی کشور از تاریخ ۱۳۸۵/۰۱/۰۱ تا ۱۳۹۰/۰۶/۲۷ استفاده می‌شود.^۱ در نمودار (۱)، رفتار تقاضای برق به تفکیک ساعت برای سال‌های مورد بررسی رسم می‌شود. داده‌های دوره ۱۳۸۵/۰۱/۰۱ تا ۱۳۸۹/۰۱/۰۱ برای تخمین (درون نمونه) مدل خودرگرسیون فصلی دو سطحی (TLSAR)، و مدل فصلی تعدیل‌شده با متغیرهای مجازی (DASARIMA)، و داده‌های دوره ۱۳۸۹/۰۱/۰۱ تا ۱۳۹۰/۰۶/۲۷ برای پیش‌بینی (خارج نمونه) استفاده می‌شوند. به منظور ساختن مدل ترکیبی نیز از نتایج پیش‌بینی دو مدل در بازه ۱۳۸۹/۰۱/۰۱ تا ۱۳۹۰/۰۱/۰۱ استفاده می‌شود و داده‌های باقیمانده دوره نیز به منظور پیش‌بینی (خارج نمونه) بکار می‌روند.



۱. داده‌های مربوط به تقاضای برق و همچنین پیش‌بینی‌های واحد دیسپاچینگ روی سایت شرکت مدیریت

شبکه موجود است:

<https://www.igmc.ir/electronic-services/power-market/reports/grid-load-forecast-report>



نمودار ۱: داده‌های مصرف روزانه برق به تفکیک ساعت ۱۳۹۰-۱۳۸۵ (واحد مگاوات ساعت)

مدل TLSAR

رویکرد بکاررفته در مدل TLSAR مبتنی بر تجزیهٔ دومرحله‌ای سری زمانی بار الکتریکی است. در مرحله اول، یک روند خطی (برای مدلسازی رشد ثابت مصرف)، سری فوریه (برای الگوهای فصلی سالانه)، و متغیرهای مجازی (برای اثر روزهای مختلف هفته و مناسبت‌های تقویمی) تخمین زده می‌شود. متغیرهای مجازی مورد استفاده در جدول (۱) معرفی می‌شوند. در مرحله دوم، معادله خودرگرسیون مناسب برای مدلسازی بخش تصادفی سری زمانی تخمین زده می‌شود (Temraz *et al.*, 1996).

جدول ۱: متغیرهای مجازی بکاررفته در مدل TLSAR

توصیف	متغیر مجازی
روزهای هفته	$\delta_1 \delta_2 \dots \delta_7$
تعطیلات رسمی و مذهبی	δ_8
۱۳ روز اول فروردین	δ_9
تعطیلات بیش‌تر از دو روز	δ_{10}
تعطیلات خاص	δ_{11}

سری زمانی L_{ht} که در آن $h = 1.2.3. \dots .24$ نشان‌دهنده ساعت و t روز است از مدل TLSAR پیروی می‌کند، اگر روابط (۱) برقرار باشد:

$$\begin{aligned} L_{ht} &= L_{ht}^P + L_{ht}^I \\ L_{ht}^P &= \rho t + \sum_{r=1}^H [\alpha_r \cos(\omega r t) + \beta_r \sin(\omega r t)] + \sum_{i=1}^K \mu_i \delta_i \\ L_{ht}^I &= \Phi' L_{ht-i} + \varepsilon_{ht} \end{aligned} \quad (1)$$

در معادله‌های (۱)، L_{ht} میزان کل بار، L_{ht}^P روند قطعی، و L_{ht}^I روند تصادفی است. $\alpha_r \cos(\omega r t) + \beta_r \sin(\omega r t)$ بیان‌کننده r امین هارمونی روند نوسانی است که در آن $\omega = \frac{2\pi}{365}$. همچنین، δ_i ($i=1, \dots, k$) نشان‌دهنده متغیرهای مجازی و $\mu_i \cdot \rho \cdot \alpha_r \cdot \beta_r$ پارامترهای مدل هستند. مراحل تخمین مدل را می‌توان در چند مرحله خلاصه نمود. ابتدا روند قطعی برای هر ساعت از شبانه‌روز با استفاده از روش بیشینه درست‌نمایی تخمین زده می‌شود. در این‌جا برای هر ساعت تعداد هارمونی‌های تجزیه فوریه^۱ با کمینه کردن معیار شوارتز^۲ به‌دست می‌آید. سپس بخش تصادفی سری زمانی بار از طریق کم کردن روند قطعی، که در مرحله پیشین تخمین زده می‌شود، از میزان کل بار به صورت معادله‌های (۲) و (۳) به‌دست می‌آید:

$$\hat{L}_{ht} = L_{ht} - \hat{L}_{ht}^P \quad (2)$$

که در آن:

$$\hat{L}_{ht}^P = \hat{\rho} t + \sum_{r=1}^H [\hat{\alpha}_r \cos(\omega r t) + \hat{\beta}_r \sin(\omega r t)] + \sum_{i=1}^K \hat{\mu}_i \delta_i \quad (3)$$

در انتها میزان بار نامنظم (تصادفی) را با استفاده از یک الگوی مناسب خودرگرسیون مدلسازی می‌کنیم. تعیین این الگو از طریق نمودارهای خودهمبستگی^۳ و خودهمبستگی جزئی^۴ صورت می‌گیرد. تعداد وقفه‌های بهینه مدل نیز از طریق معیار شوارتز محاسبه می‌شود. پس از تعیین وقفه‌های مناسب، پارامترهای مدل با استفاده از روش بیشینه درست‌نمایی تخمین زده می‌شود.

1. Fourier Decomposition
2. Schwartz
3. Autocorrelation
4. Partial Autocorrelation

مدل DASARIMA

در این پژوهش از مدل DASARIMA برای در نظرگرفتن روزهای تعطیل و خاص استفاده می‌شود. این مدل در بسیاری از پژوهش‌ها مانند سوارس و سوزا^۱ (۲۰۰۶)، به عنوان مدل پایه در نظر گرفته می‌شود. مهم‌ترین تفاوت این است که در مدل DASARIMA برخلاف مدل TLSAR فرض می‌شود روند سری زمانی بار الکتریکی، تصادفی است. سری زمانی L_{ht} که در آن $h = 1, 2, 3, \dots, 24$ نشان‌دهنده ساعت روز است، از مدل DASARIMA پیروی می‌کند اگر:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) \Delta_7 \Delta_1 \bar{L}_{ht} = (1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q)(1 + \beta B^7) \varepsilon_{h,t} \quad (۴)$$

که در آن:

$$\Delta_7 \Delta_1 \bar{L}_{ht} = \Delta_7 \Delta_1 L_{ht} - \sum_{i=1}^M \alpha_i \delta_{it} - \sum_{i=1}^M \lambda_i \delta_{i,t-1} - \sum_{i=1}^M \gamma_i \delta_{i,t-7} \quad (۵)$$

$\lambda_i, \alpha_i, \beta, (k = 1, \dots, q), \theta_k, (l = 1, \dots, p), \phi_l$ و B اپراتور وقفه هستند. $\Delta_j = (1 - B)^j$ و $(j = 1, \dots, 7)$ پارامترهای مدل و δ_i متغیرهای مجازی هستند که روزهای تعطیل و روزهای خاص را نشان می‌دهند. $\varepsilon_{h,t}$ نیز نشان‌دهنده خطای مدل است که میانگین صفر دارد. تفاضل مرتبه اول (Δ_1) برای حذف روند بلندمدت داده‌ها مهم است. با این تفاضل اثر فصل‌های مختلف سال نیز حذف می‌شود. در این جا لحاظ کردن تفاضل مرتبه هفتم برای حذف چرخه‌های هفتگی است. متغیرهای مجازی در نظر گرفته شده در این مدل همانند متغیرهای مجازی مدل TLSAR هستند، با این تفاوت که در این جا برای روزهای مختلف هفته متغیر مجازی در نظر گرفته نمی‌شود، زیرا اثر آن‌ها با تفاضل مرتبه هفتم از بین می‌رود. انتخاب وقفه‌های بهینه مانند مدل قبل بر اساس تحلیل همبستگی و همبستگی جزئی و معیار شوارتز انجام می‌گیرد.

ترکیب پیش‌بینی

مفهوم ترکیب پیش‌بینی، که هدف از آن بهبود دقت پیش‌بینی است، به معنای تشکیل سبدهای از پیش‌بینی‌های مختلف است که وزن بهینه هر پیش‌بینی در این سبد با توجه به ماتریس واریانس - کواریانس پیش‌بینی‌ها به دست می‌آید. این مفهوم اولین بار توسط بیتس و گرنجر^۲ (۱۹۶۹) معرفی می‌شود. به منظور ترکیب پیش‌بینی‌های مختلف و تعیین وزن بهینه هر پیش‌بینی در سبد پیش‌بینی‌ها راه‌های متفاوتی وجود دارد که در این پژوهش از روش حداقل عناصر خطا برای تخمین وزن‌های مدل ترکیبی استفاده می‌شود.

1. Soares & Souza
2. Bates & Granger

نتایج تجربی

روش پیش‌بینی بکاررفته در این پژوهش پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای است. به این معنا که هر روز با گذشت زمان و اضافه شدن اطلاعات جدید به مجموعه اطلاعات قبلی، ضرایب مدل به‌روز رسانده می‌شوند. برای بررسی دقت پیش‌بینی‌های انجام‌گرفته توسط مدل‌های مختلف از معیار $RMSFE^1$ استفاده می‌شود:

$$L(e_{t+h|t}^i) = (\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (e_{t+h|t}^i)^2)^{1/2} \quad (۶)$$

در جداول زیر معیار $RMSFE$ برای پیش‌بینی مصرف برق در ساعت‌های مختلف و برای افق‌های یک تا سه روز جلوتر^۲ گزارش می‌شود.

جدول ۲: $RMSFE$ پیش‌بینی برای افق یک روز جلوتر

مدل	ساعت	یک	دو	سه	چهار	پنج	شش ^۳	هفت	هشت	نه	ده	یازده	دوازده
DASARIMA	۱/۹۶	۱/۶۹	۱/۶۱	۱/۶۱	۱/۶۱	۱/۶۴	۱/۵۹	۱/۷۳	۲/۱۳	۲/۶۶	۲/۹۷	۳/۱۵	۳/۱۴
TLSAR	۲/۲۳	۱/۹۶	۱/۶۰	۱/۹۰	۱/۹۹	۱/۵۹	۱/۹۲	۲/۰۶	۲/۶۴	۲/۸۹	۳/۰۳	۳/۰۰	
ترکیب	۲/۲۳	۱/۶۸	۱/۸۸	۱/۶۰	۱/۶۳	۱/۸۹	۱/۷۲	۲/۱۸	۲/۵۷	۲/۸۷	۳/۰۴	۳/۰۲	
دیسپاچینگ	۱/۷۶	۱/۸۶	۱/۷۷	۱/۷۴	۱/۷۳	۸/۸۳	۱/۶۴	۱/۶۴	۱/۷۵	۱/۸۸	۲/۰۳	۲/۰۹	

مدل	ساعت	سیزده	چهارده	پانزده	شانزده	هفده	هجده	نوزده	بیست	بیست و یک	بیست و دو	بیست و سه	بیست و چهار
DASARIMA	۳/۱۶	۲/۹۸	۳/۰۸	۲/۹۶	۲/۸۳	۲/۵۰	۲/۲۲	۲/۲۲	۱/۹۶	۱/۹۶	۱/۹۶	۱/۸۷	۱/۹۷
TLSAR	۲/۹۹	۲/۸۴	۲/۸۸	۲/۷۸	۲/۶۷	۲/۴۳	۲/۱۷	۲/۱۷	۱/۸۹	۱/۹۴	۱/۸۶	۱/۹۵	
ترکیب	۳/۰۲	۲/۸۶	۲/۹۳	۲/۸۲	۲/۷۲	۲/۴۲	۲/۲۲	۲/۱۶	۱/۸۹	۱/۹۱	۱/۸۳	۱/۹۲	
دیسپاچینگ	۲/۱۹	۲/۲۷	۲/۲۸	۲/۱۹	۲/۲۷	۲/۲۸	۲/۲۱	۲/۰۳	۲/۰۱	۲/۰۶	۲/۲۰	۲/۴۰	

1. Root Mean Square Forecast Error

۲. در این پژوهش، عملکرد مدل‌ها در ماه‌های مختلف سال و روزهای مختلف هفته نیز مورد بررسی قرار می‌گیرد، اما به دلیل محدودیت فضای مقاله، تنها نتایج ساعت‌های مختلف شبانه‌روز گزارش می‌شود. سایر نتایج در نزد نویسندگان موجود است.

۳. به دلیل وجود داده‌های مشکوک (چند پیش‌بینی با خطای بسیار زیاد)، در داده‌های پیش‌بینی واحد دیسپاچینگ معیار $RMSFE$ برای مدل دیسپاچینگ در این ساعت بسیار زیاد است، اما نتایج بررسی نشان می‌دهد که نتایج حاصل از آزمون دیبلد و ماریانو (۱۹۹۵)، با حذف این داده‌ها تغییر نمی‌کند.

جدول ۳: RMSFE پیش‌بینی برای افق دو روز جلوتر

مدل	ساعت											
	یک	دو	سه	چهار	پنج	شش	هفت	هشت	نه	ده	یازده	دوازده
DASARIMA	۲/۷۱	۲/۴۲	۲/۳۲	۲/۳۳	۲/۳۵	۲/۲۲	۱/۷۳	۲/۴۶	۲/۸۵	۳/۰۹	۳/۳۵	۳/۴۲
TLSAR	۲/۸۳	۲/۶۰	۲/۵۱	۲/۵۳	۲/۶۴	۲/۴۳	۲/۴۵	۲/۷۳	۲/۷۳	۲/۹۵	۳/۱۳	۳/۱۶
ترکیب	۲/۷۰	۲/۳۹	۲/۲۸	۲/۲۸	۲/۲۸	۲/۱۹	۲/۱۴	۲/۳۲	۲/۶۸	۲/۹۳	۲/۱۵	۳/۲۱
دیسپاچینگ	۲/۳۷	۲/۳۱	۲/۲۰	۲/۲۰	۲/۲۰	۲/۱۶	۸/۹۶	۱/۹۶	۲/۱۵	۲/۳۵	۲/۵۴	۲/۶۹

ساعت	سیزده	چهارده	پانزده	شانزده	هفده	هجده	نوزده	بیست	بیست و یک	بیست و دو	بیست و سه	چهار
مدل												
DASARIMA	۳/۴۸	۳/۳۶	۳/۴۶	۳/۳۹	۳/۳۹	۳/۴۲	۳/۱۵	۲/۸۳	۲/۶۲	۲/۶۷	۲/۶۹	۲/۷۷
TLSAR	۳/۱۷	۳/۰۷	۳/۱۰	۳/۰۵	۳/۰۸	۳/۱۲	۳/۰۳	۲/۶۸	۲/۳۸	۲/۴۵	۲/۴۹	۲/۶۱
ترکیب	۳/۲۴	۳/۱۳	۳/۱۸	۳/۱۵	۳/۱۲	۳/۱۹	۳/۰۲	۳/۷۱	۲/۴۳	۲/۵۱	۲/۵۴	۲/۷۵
دیسپاچینگ	۲/۸۴	۲/۹۰	۲/۸۵	۲/۸۰	۲/۸۹	۲/۸۸	۲/۹۹	۲/۶۶	۲/۶۱	۲/۶۸	۲/۶۴	۲/۹۷

جدول ۴: RMSFE پیش‌بینی برای افق سه روز جلوتر

مدل	ساعت	یک	دو	سه	چهار	پنج	شش	هفت	هشت	نه	ده	یازده	دوازده
DASARIMA	۳/۲۹	۳/۰۱	۲/۸۷	۲/۹۰	۲/۹۰	۳/۰۱	۲/۷۵	۲/۶۷	۲/۹۲	۳/۳۳	۳/۵۳	۳/۶۹	۳/۷۹
TLSAR	۳/۱۷	۳/۰۴	۲/۹۳	۲/۹۷	۳/۱۷	۲/۹۲	۲/۶۵	۲/۷۷	۳/۰۶	۳/۲۳	۳/۳۴	۳/۳۹	
ترکیب	۳/۰۹	۲/۸۹	۲/۷۶	۲/۷۹	۲/۹۲	۲/۶۸	۲/۵۲	۲/۶۸	۳/۰۵	۳/۲۶	۳/۴۰	۳/۴۸	
دیسپاچینگ	۲/۹۳	۲/۹۰	۲/۸۱	۲/۷۹	۲/۶۹	۲/۵۹	۲/۵۲	۲/۹۲	۳/۲۵	۳/۴۷	۳/۴۸	۳/۶۵	

ساعت	سیزده	چهارده	پانزده	شانزده	هفده	هجده	نوزده	بیست	بیست و یک	بیست و دو	بیست و سه	چهار
DASARIMA	۳/۹۰	۳/۸۴	۳/۹۶	۳/۹۱	۳/۹۴	۳/۹۲	۳/۶۰	۳/۲۶	۳/۰۸	۳/۱۰	۳/۱۸	۳/۳۰
TLSAR	۳/۴۴	۳/۳۶	۳/۳۹	۳/۳۷	۳/۴۳	۳/۴۷	۳/۴۴	۳/۰۱	۲/۶۷	۲/۷۴	۲/۸۸	۳/۰۲
ترکیب	۳/۵۵	۳/۴۸	۳/۵۵	۳/۴۹	۳/۵۳	۳/۵۸	۳/۴۲	۳/۰۹	۲/۷۷	۲/۸۵	۲/۹۵	۳/۰۹
دیسپاچینگ	۳/۶۵	۳/۵۶	۳/۵۳	۳/۵۰	۳/۵۵	۳/۵۹	۳/۴۹	۳/۰۴	۲/۹۱	۳/۰۲	۳/۱۶	۳/۳۸

با بررسی نتایج جداول بالا چند نکته قابل استخراج است:

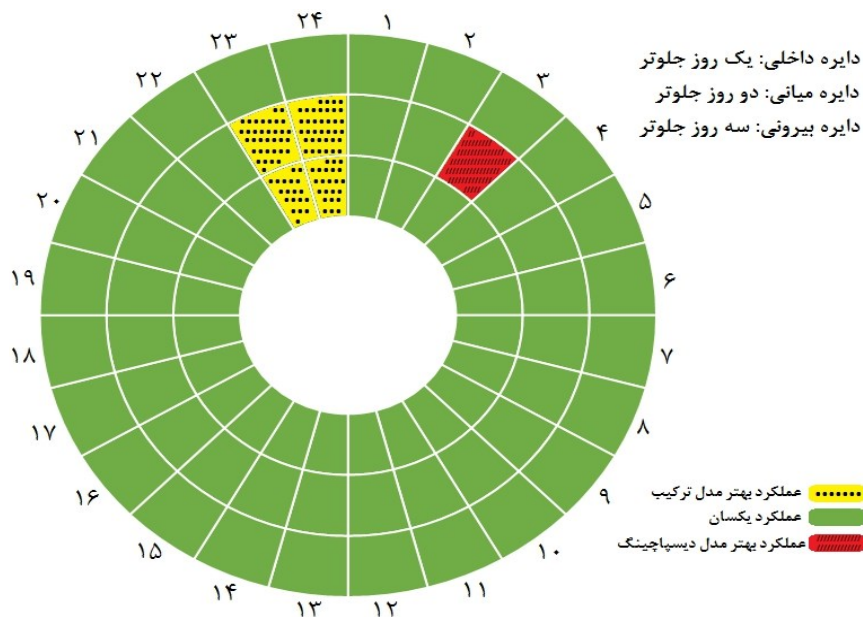
الف. عملکرد پیش‌بینی هر سه مدل در ساعت‌های کم‌باری (ساعت ۱ تا ۸)، بهتر از اوج بار (ساعت ۲۰ تا ۲۴)، و در ساعت‌های اوج بار بهتر از میان‌باری (ساعت ۸ تا ۲۰) است. این نتایج در هر سه افق برقرار است و در نتیجه دقت پیش‌بینی هر سه مدل نسبت به افق پیش‌بینی مقاوم است؛ ب. مدل TLSAR در ساعت‌های میان‌باری و اوج بار نسبت به مدل DASARIMA عملکرد بهتری از خود نشان می‌دهد. دلیل این امر را می‌توان در پیچیدگی‌های بیش‌تر مدل TLSAR دانست که مناسب ساعت‌های میان‌باری و اوج بار است، زیرا در این ساعت‌ها الگوی مصرف نیز پیچیده‌تر است و TLSAR با پارامترهای مناسب خود می‌تواند این پیچیدگی‌ها را به‌خوبی مدل کند. در مقابل، در ساعت‌های کم‌باری که الگوی مصرف به‌نسبت ساده‌تر است، همین پیچیدگی بیش‌تر باعث ضعف مدل TLSAR نسبت به مدل DASARIMA می‌شود که یک مدل ساده‌تر است. بنابراین، می‌توان گفت که عملکرد دو مدل در ساعت‌های مختلف مکمل یکدیگر است؛ و ج. همواره نتایج مدل ترکیبی به مدلی که در هر ساعت عملکرد بهتری دارد، بسیار نزدیک است. بنابراین، نتیجه قابل‌توجه این است که مدل ترکیبی به‌خوبی می‌تواند ضعف نسبی دو مدل TLSAR و DASARIMA را تشخیص دهد و در هر ساعت مدل بهتر را انتخاب کند. این نتیجه نشان می‌دهد، روش حداقل عناصر خطا - که برای تخمین وزن‌های مدل ترکیبی استفاده می‌شود - برای وزن‌دهی مدل‌ها در ایجاد مدل ترکیبی مناسب است. البته روشن است که کوچک بودن RMSFE الزاماً حاکی از برتری دقت پیش‌بینی یک مدل به صورت پایدار و اتکاپذیر نسبت به مدل دیگر نیست، زیرا RMSFE به‌دست‌آمده می‌تواند مربوط به نمونه مشاهده‌های خاص مورد استفاده باشد، و نتیجه با تغییر بازه مشاهده‌ها می‌تواند تغییر کند. بنابراین، اختلاف RMSFE دو مدل پیش‌بینی باید به لحاظ آماری آزمون شوند که آیا اختلاف معناداری بین آن‌ها وجود دارد یا خیر. دیبلد و ماریانو^۱ (۱۹۹۵)، آزمون‌ی را ارائه می‌کنند که تحت آن دقت پیش‌بینی دو مدل بر اساس تابع زیان، مورد آزمون آماری قرار می‌گیرد. فرض صفر این آزمون به صورت تابع (۷) نوشته می‌شود:

$$\begin{cases} H_0: E[M(e_{t+h|t}^1) - M(e_{t+h|t}^2)] = 0 \\ H_1: E[M(e_{t+h|t}^1) - M(e_{t+h|t}^2)] \neq 0 \end{cases} \quad (7)$$

تابع زیان به صورت مجذور خطای پیش‌بینی تعریف می‌شود:

$$M_t(e_{t+h|t}^i) = (e_{t+h|t}^i)^2 \quad (8)$$

نتایج آزمون دیبلد - ماریانو اصلاح‌شده - که توسط هاروی و همکاران^۱ (۱۹۹۷) ارائه می‌شود - به منظور بررسی عملکرد مدل ترکیبی در مقایسه با دو مدل اصلی پژوهش و مدل واحد دیسپاچینگ در پیوست گزارش می‌شود. نتایج مقایسه مدل ترکیبی با دو مدل اصلی نشان می‌دهد که در برخی از ساعات (ساعات کم‌باری)، عملکرد مدل ترکیبی از مدل TLSAR به صورت معناداری بهتر است و به خوبی مدل DASARIMA است. از سوی دیگر، در ساعات اوج بار عملکرد این مدل از مدل DASARIMA به صورت معناداری بهتر است و با دقت مدل TLSAR برابری می‌کند. در نتیجه، می‌توان گفت که در مجموع مدل ترکیبی نسبت به دو مدل اصلی سری زمانی از دقت بالاتری برخوردار است. نتایج مقایسه مدل ترکیبی با مدل واحد دیسپاچینگ در نمودار (۲) ارائه می‌شود. طبق نتایج آزمون دیبلد - ماریانو اصلاح‌شده در سطح اطمینان ۹۵ درصد، در افق یک روز جلوتر فرضیه صفر آزمون مینی بر برابر بودن دقت پیش‌بینی دو مدل در تمامی ساعت‌ها به‌جز ساعت‌های ۲۳ و ۲۴ رد نمی‌شود. در نتیجه، در تمامی ساعت‌ها دقت دو مدل تفاوت معناداری با یکدیگر ندارد و در ساعت‌های ۲۳ و ۲۴ دقت مدل ترکیبی به‌طور معناداری بیش‌تر است. در افق دو روز جلوتر نیز فرض صفر تنها برای ساعت‌های ۳، ۲۳، و ۲۴ رد می‌شود که در نتیجه، در ساعت ۳ دقت مدل دیسپاچینگ و در ساعت‌های ۲۳ و ۲۴ دقت مدل ترکیبی به صورت معناداری بیش‌تر است. در افق سه روز جلوتر هم فرض صفر در هیچ یک از ساعت‌ها رد نمی‌شود.



نمودار ۲: مقایسه عملکرد مدل ترکیب با مدل واحد دیسپاچینگ بر اساس آزمون دیبلد - ماریانو

بحث و نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر، تقاضای ساعتی برق کشور با استفاده از دو مدل DASARMA و TLSAR و ترکیب این دو مدل پیش‌بینی می‌شود، و دقت پیش‌بینی‌ها به وسیله معیار RMSFE مورد بررسی قرار می‌گیرد. از پیش‌بینی واحد دیسپاچینگ، به عنوان پیش‌بینی که در آن از حجم وسیعی از اطلاعات بهره گرفته می‌شود، به عنوان پیش‌بینی معیار استفاده می‌شود. به منظور بررسی این که آیا اختلاف RMSFE گزارش شده برای مدل‌های مختلف به لحاظ آماری معنادار است، از آزمون دیبلد - ماریانو اصلاح شده استفاده می‌شود. نتایج آزمون حاصل از مقایسه مدل ترکیبی با دو مدل سری زمانی حاکی از برتری مدل ترکیبی است. از سوی دیگر، مقایسه نتایج مدل ترکیبی با مدل واحد دیسپاچینگ نشان می‌دهد که مدل ترکیبی در بیش‌تر ساعت‌ها به خوبی مدل واحد دیسپاچینگ عمل می‌کند و در برخی از ساعات عملکرد بهتری نسبت به مدل دیسپاچینگ دارد.

الف) فارسی

- آقاابراهیمی، محمدرضا؛ طاهریان، حسین؛ ناظر کاخکی، سیدایمان؛ فرشاد، محسن، و گلدانی، سعیدرضا (۱۳۹۳). پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت در بازار برق با در نظر گرفتن تاثیر تولید واحدهای بادی. *نشریه هوش محاسباتی در مهندسی برق*، ۵(۱)، ۱۲۲-۱۰۵.
- خاشعی، مهدی، و چاهکوتاهی، فاطمه (۱۳۹۷). پیش‌بینی بار الکتریکی با بکارگیری مدل‌های ترکیبی سیستم‌های فازی-عصبی و خودرگرسیون میانگین متحرک انباشته فصلی. *نشریه روش‌های عددی در مهندسی*، ۳۸(۱)، ۱۲۹-۱۱۹.
- رستمی، مهدی؛ خادم‌وطنی، عسگر، و امیدعلی، مصطفی (۱۳۹۷). پیش‌بینی تقاضای برق در ایران: کاربرد مدل ترکیبی تعدیل جزئی پویا و میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه (ARIMA). *فصلنامه مطالعات اقتصادی کاربردی ایران*، ۷(۲۵)، ۱۹۹-۱۷۷.
- صادقی، حسین، و ذوالفقاری، مهدی (۱۳۸۹). پیش‌بینی کوتاه‌مدت تقاضای برق کشور با استفاده از شبکه‌های عصبی و تبدیل موجک. *فصلنامه اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)*، ۷(۲)، ۵۶-۲۷.
- وهایی، عبدالحسین؛ برقی‌نیا، سعیده؛ ناصر، وفادار، برهمندپور، همایون (۱۳۸۷). پیشنهاد روشی نوین برای پیش‌بینی بار کوتاه‌مدت بر اساس یافتن روزهای مشابه. *نشریه انرژی ایران*، ۱۱(۲۷)، ۴۴-۳۵.

ب) انگلیسی

- Alfares, H. K., & Nazeeruddin, M. (2002). Electric Load Forecasting: Literature Survey and Classification of Methods. *International Journal of Systems Science*, 33(1), 23-34.
- Bates, J., & Granger, C. (1969). The Combination of Forecasts. *Operations Research Quarterly*, 20(1), 451-468.
- Bunn, D., & Farmer, E. (1985). Review of Short-Term Forecasting Methods in the Electric Power Industry. *Comparative Models for Electrical Load Forecasting*, 13-30.
- Da Silva, A. P. A., Ferreira, V. H., & Velasquez, R. M. (2008). Input Space to Neural Network Based Load Forecasters. *International Journal of Forecasting*, 24(4), 616-629.
- Diebold, F., & Mariano, R. (1995). Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business and Economics Statistics*, 13(1), 253-263.
- El-Keib, A., Ma, X., & Ma, H. (1995). Advancement of Statistical Based Modeling Techniques for Short-Term Load Forecasting. *Electric Power Systems Research*, 35(1), 51-58.
- Feinberg, E. A., & Genethliou, D. (2005). Load Forecasting. *Applied Mathematics for Restructured Electric Power Systems* (pp. 269-285): Springer.
- Harvey, D., Leybourne, S., & Newbold, P. (1997). Testing the Equality of Prediction Mean Squared Errors. *International Journal of Forecasting*, 13(2), 281-291.

- Hippert, H. S., Pedreira, C. E., & Souza, R. C. (2001). Neural Networks for Short-Term Load Forecasting: A Review and Evaluation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 16(1), 44-55.
- Moghran, I., & Rahman, S. (1989). Analysis and Evaluation of Five Short-Term Load Forecasting Techniques. *IEEE Transactions on Power Systems*, 4(4), 1484-1491.
- Ramanathan, R., Engle, R., Granger, C. W., Vahid-Araghi, F., & Brace, C. (1997). Short-Run Forecasts of Electricity Loads and Peaks. *International Journal of Forecasting*, 13(2), 161-174.
- Soares, L. J., & Medeiros, M. C. (2008). Modeling and Forecasting Short-Term Electricity Load: A Comparison of Methods with an Application to Brazilian Data. *International Journal of Forecasting*, 24(4), 630-644.
- Soares, L. J., & Souza, L. R. (2006). Forecasting Electricity Demand Using Generalized Long Memory. *International Journal of Forecasting*, 22(1), 17-28.
- Taylor, J. W. (2008). An Evaluation of Methods for Very Short-Term Load Forecasting Using Minute-By-Minute British Data. *International Journal of Forecasting*, 24(4), 645-658.
- Taylor, J. W., & McSharry, P. E. (2007). Short-Term Load Forecasting Methods: An Evaluation Based on European Data. *IEEE Transactions on Power Systems*, 22(4), 2213-2219.
- Taylor, J. W., De Menezes, L. M., & McSharry, P. E. (2006). A Comparison of Univariate Methods for Forecasting Electricity Demand Up to a Day Ahead. *International Journal of Forecasting*, 22(1), 1-16.
- Temraz, H., Salama, M., & Quintana, V. (1996). Application of the Decomposition Technique for Forecasting the Load of a Large Electric Power Network. *IEEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution*, 143(1), 13-18.

پیوست

جدول ۱پ: P-value های آزمون دیلید - ماریانو اصلاح شده برای مقایسه مدل ترکیبی با مدل DASARIMA و مدل TLSAR (افق یک روز جلوتر)

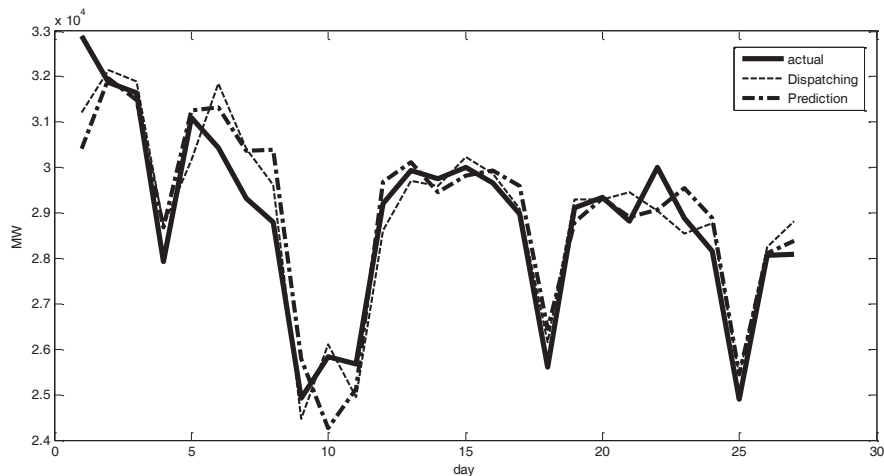
ساعت	یک	دو	سه	چهار	پنج	شش	هفت	هشت	نه	ده	یازده	دوازده
مقایسه مدل ترکیبی و مدل DASARIMA	۰/۰۱	۰/۵۱	۰/۲۴	۰/۵۲	۰/۶۹	۰/۵۰	۰/۸۸	۰/۱۶	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۳	۰/۰۴
مقایسه مدل ترکیبی و مدل TLSAR	۰/۹۱	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۴	۰/۰۷	۰/۲۱	۰/۳۴	۰/۶۵	۰/۷۸	۰/۸۵

ساعت	سیزده	چهارده	پانزده	شانزده	هفده	هجده	نوزده	بیست	بیست و یک	بیست و دو	بیست و سه	بیست و چهار
مقایسه مدل ترکیبی و مدل DASARIMA	۰/۰۲	۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۱۴	۰/۵۵	۰/۷۱
مقایسه مدل ترکیبی و مدل TLSAR	۰/۹۳	۰/۸۴	۰/۹۷	۰/۸۰	۰/۶۱	۰/۶۷	۰/۳۵	۰/۷۲	۰/۵۱	۰/۳۱	۰/۲۷	۰/۲۸

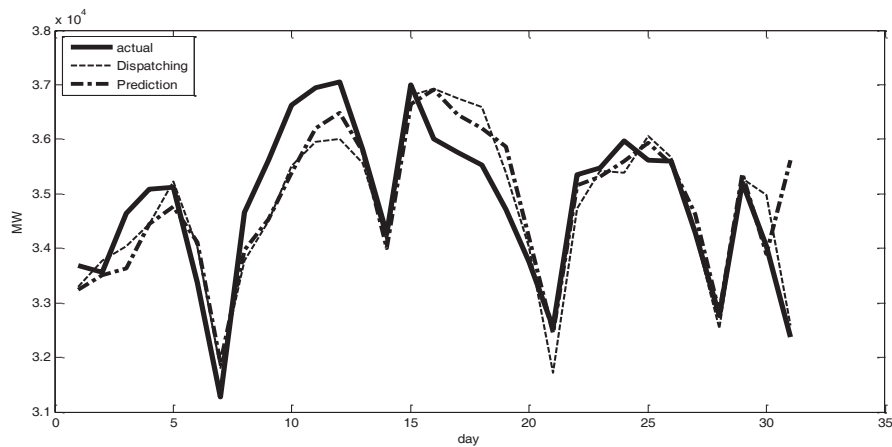
جدول ۲پ: P-value های آزمون دیلید - ماریانو اصلاح شده برای مقایسه مدل ترکیبی با مدل واحد دیسپاچینگ (افق یک تا سه روز جلوتر)

افق پیش بینی	ساعت	یک	دو	سه	چهار	پنج	شش	هفت	هشت	نه	ده	یازده	دوازده
یک روز جلوتر	۰/۱۷	۰/۱۴	۰/۲۲	۰/۳۵	۰/۵۶	۰/۲۰	۰/۶۴	۰/۲۲	۰/۱۵	۰/۱۶	۰/۱۶	۰/۱۶	۰/۱۵
دو روز جلوتر	۰/۰۳	۰/۵۴	۰/۵۹	۰/۵۵	۰/۳۹	۰/۲۰	۰/۱۹	۰/۴۳	۰/۳۵	۰/۴۱	۰/۳۵	۰/۳۹	۰/۳۹
سه روز جلوتر	۰/۴۵	۰/۹۶	۰/۷۱	۰/۹۶	۰/۲۳	۰/۲۰	۰/۹۹	۰/۲۸	۰/۶۱	۰/۶۳	۰/۸۵	۰/۶۹	۰/۶۹

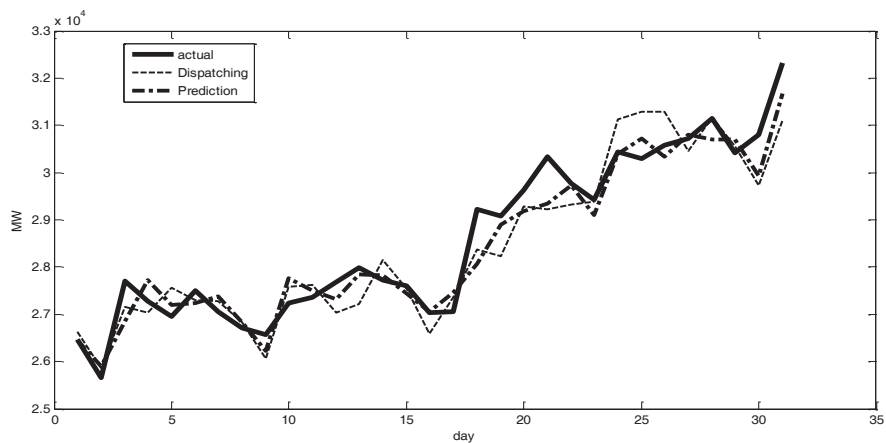
افق پیش بینی	ساعت	سیزده	چهارده	پانزده	شانزده	هفده	هجده	نوزده	بیست	بیست و یک	بیست و دو	بیست و سه	بیست و چهار
یک روز جلوتر	۰/۱۷	۰/۲۳	۰/۱۹	۰/۱۲	۰/۲۱	۰/۲۲	۰/۴۲	۰/۵۳	۰/۳۷	۰/۲۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰
دو روز جلوتر	۰/۳۵	۰/۳۳	۰/۳۰	۰/۳۷	۰/۲۱	۰/۸۴	۰/۷۸	۰/۲۴	۰/۰۹	۰/۰۳	۰/۰۴	۰/۰۴	۰/۰۴
سه روز جلوتر	۰/۷۹	۰/۸۰	۰/۹۵	۰/۹۵	۰/۹۵	۰/۹۸	۰/۷۷	۰/۸۵	۰/۴۲	۰/۲۲	۰/۱۱	۰/۰۵	۰/۰۵



نمودار ۱پ: مقایسه پیش‌بینی‌های مدل ترکیبی و واحد دیسپاچینگ
(افق یک روز جلوتر - ساعت ۹ - شهریور ۱۳۹۰)



نمودار ۲پ: مقایسه پیش‌بینی‌های مدل ترکیبی و واحد دیسپاچینگ
(افق یک روز جلوتر - ساعت ۲۰ - مرداد ۱۳۹۰)



نمودار ۳پ: مقایسه پیش‌بینی‌های مدل ترکیبی و واحد دیسپاچینگ
(افق یک روز جلوتر - ساعت ۲۳ - اردیبهشت ۱۳۹۰)