

کاربرد مدل فصلی وینترز در پیش‌بینی بار شبکه برق ایران

دکتر مهرداد عابدی

استادیار دانشکده مهندسی برق دانشگاه صنعتی امیرکبیر

دکتر محمد تقی فاطمی قمی

استادیار دانشکده مهندسی صنایع دانشگاه صنعتی امیرکبیر

چکیده

در این مقاله از مدل فصلی وینترز^۱ جهت پیش‌بینی بار^۲ شبکه برق ایران یاری گرفته‌ایم و با استفاده از بار شبکه در ماه‌های مختلف سال‌های گذشته، بار شبکه برق در ماه‌های گوناگون در سال ۱۳۶۴ پیش‌بینی گردیده و با مقادیر واقعی مقایسه شده است.

۱. مقدمه

صنعت برق، صنعتی زیر بنایی بوده و کلیه فعالیت‌ها در کشور، مستقیم و غیرمستقیم به آن وابسته می‌باشد. بنابراین سرمایه‌گذاری کافی و به موقع در این بخش اجتناب‌ناپذیر است، زیرا هر نوع کمبود و وقفه در این صنعت اثرات نامطلوب سیاسی، اقتصادی و اجتماعی را باعث می‌شود.

اگر نقصانی در این صنعت ایجاد شود، اولاً "پس از آشکار شدن کمبود، رفع آن در مدت کوتاه عملی نیست، ثانیاً" مانند سایر صنایع نمی‌توان با واردات اثر ناشی از این نقیصه را در کوتاه مدت جبران کرد، ثالثاً "بعد فاجعه به حدی است که تصور پی آمدهای ناگوار آن وحشت‌انگیز می‌باشد.

پیش‌بینی عوامل و نیاز، یکی از اساسی‌ترین وظایف برنامه‌ریزان هر صنعت جهت ایجاد زمینه‌های لازم برای رفع حواجی آینده آن می‌باشد. اطلاع از متغیرها و شرایط حاکم آن در آینده به‌طور کامل امکان‌پذیر نبوده و از این رو برنامه‌ریزان سعی می‌کنند تا بر مبنای اطلاعات موجود در حال، شرایط آینده را پیش‌بینی نمایند.

آگاهی از بار شبکه برق ایران در آینده می‌تواند مدیران و برنامه‌ریزان این صنعت حیاتی را در تصمیم‌گیری برای ایجاد نیروگاه‌ها، پست‌ها، سیستم‌های انتقال و توزیع الکتریکی یاری دهد. همچنین با اطلاع از بار شبکه در آینده می‌توان برنامه‌ریزی صحیحی جهت تعمیرات سالیانه و در مدار قراردادن نیروگاه‌ها تدوین نمود.

در این مقاله با توجه به آمارهای منتشره از طرف وزارت نیرو از الگوریتم وینترز که یک مدل فصلی می‌باشد برای پیش‌بینی بار شبکه برق استفاده شده است.

۲. معرفی مدل فصلی وینترز

بسیاری از سری‌های زمانی^۳ مانند سری زمانی با تغییرات سیکلی یا فصلی نمی‌توانند به آسانی بوسیله یک کثیرالجزء^۴ به‌طور مناسب مدل‌سازی شوند. برای این نوع سری‌های زمانی، مدل‌های فصلی^۵ بکار گرفته می‌شوند. چندین طریق برای تجزیه و تحلیل داده‌های سری زمانی فصلی وجود دارد. مدل وینترز یک مدل فصلی ضرب‌پذیر^۶ بوده که در این قسمت راجع به آن صحبت می‌کنیم. تکنیک مورد استفاده برای پیش‌بینی، همواره‌سازی^۷ نمائی خواهد بود.

در مدل وینترز، فرض می‌کنیم سری زمانی به‌طور مناسب به‌وسیله مدل زیر نشان داده شود:

$$x_t = (b_1 + b_2 t) c_t + \epsilon_t \quad (1)$$

که در آن:

b_1 : علامت مبنا^۸ که معمولاً "مولفه ثابت و پایدار" نامیده می‌شود

b_2 : مولفه روند خطی^{۱۰}

c_t : ضریب فصلی ضرب‌پذیر^{۱۱}

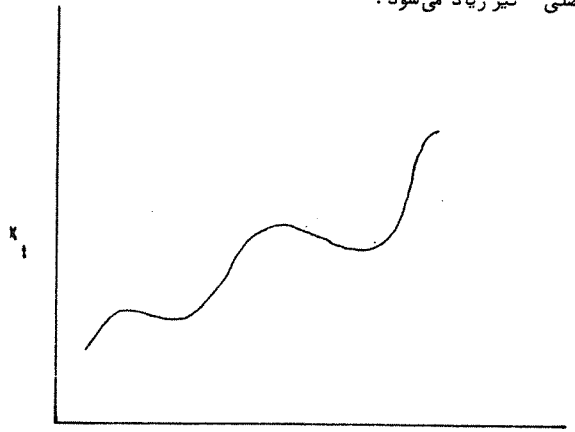
ϵ_t : مولفه خطای تصادفی معمولی^{۱۲}

طول فصل L برپود بوده و ضرایب فصلی آن‌چنان تعریف می‌شوند که مجموعشان برابر طول فصل بشود. به عبارت دیگر:

$$\sum_{t=1}^L C_t = L \quad (2)$$

این مدل به روند خطی و تاثیر فصلی هر دو می‌پردازد. اگر بتوان فرض نمود که مولفه روند غیرضروری است سپس می‌توانیم b_2 را از مدل حذف نمائیم. مدل فصلی ضرب‌پذیر برای سری‌های زمانی بی‌مناسب است که در آن دامنه (با ارتفاع) الگوی فصلی متناسب با سطح متوسط سری باشد. شکل (۱) سری زمانی بی‌را نشان می‌دهد که برای

آن مدل فصلی ضرب‌پذیر احتمالا مناسب می‌باشد. باید گفت به میزانی که سطح متوسط سری $(b_1 + b_2t)$ افزایش می‌یابد دامنه الگوی فصلی^{۱۳} نیز زیاد می‌شود.



شکل (۱)

تخمین‌های شیب^{۱۴} و مولفه فصلی^{۱۵} در انتهای هر پریود زمانی، مثلاً (T) به ترتیب با $\hat{b}_2(T)$ و $\hat{C}_T(T)$ مشخص می‌شوند. مولفه پایدار بر مبنای مبداء جاری^{۱۶} تثبیت گردیده، و تخمینش را در انتهای پریود T با $\hat{a}_1(T)$ نشان می‌دهیم. روش به روز^{۱۷} در آوردن و اصلاح پریودوار تخمین‌های پارامترهای مدل برای پیش‌بینی به شرح زیر انجام می‌شود:

در انتهای پریود جاری T ، پس از دریافت مشاهده برای پریود x_T ، محاسبات زیر را انجام می‌دهیم:

الف: تخمین مولفه ثابت و پایدار را به روز در می‌آوریم

$$\hat{a}_1(T) = (\alpha) \frac{x_T}{\hat{C}_T(T-L)} + (1-\alpha) [\hat{a}_1(T-1) + \hat{b}_2(T-1)] \quad (3)$$

که در آن:

(ثابت هموارسازی اول) $0 < \alpha < 1$

تقسیم x_T بر $\hat{C}_T(T-L)$ (تخمین ضریب فصلی برای پریود T که یک فصل یا L پریود قبل محاسبه شده)، داده را از فصلی بودن خارج می‌سازد، به نحوی که در فرایند اصلاح و به روز در آوردن $\hat{a}_1(T)$ تنها مولفه روند و مقدار قبلی مولفه ثابت وارد می‌شوند. این کار مبداء زمان را به انتهای پریود جاری منتقل می‌سازد.

ب: تخمین مولفه روند را به روز در می‌آوریم:

$$\hat{b}_2(T) = \beta [\hat{a}_1(T) - \hat{a}_1(T-1)] + (1-\beta) \hat{b}_2(T-1) \quad (4)$$

که در آن:

(ثابت هموارسازی دوم) $0 < \beta < 1$

ملاحظه می‌شود که تخمین مولفه روند به‌طور ساده تفاوت همواره شده مابین تخمین‌های متوالی مولفه پایدار می‌باشد.

ج: تخمین ضریب فصلی برای پریود T را به روز در می‌آوریم:

$$\hat{C}_T(T) = (\gamma) \frac{x_T}{\hat{a}_1(T)} + (1-\gamma) \hat{C}_T(T-L) \quad (5)$$

که در آن:

(ثابت هموارسازی سوم)

$$0 < \gamma < 1$$

در رابطه (۵) تغییر فصلی مشاهده شده جاری (یعنی $\frac{x_T}{\hat{a}_1(T)}$) با تخمین ضریب فصلی برای پریود T که L پریود قبل محاسبه شده (که آخرین فرصت برای مشاهده این بخش از الگوی فصلی بوده) هموار می‌شود تا تخمین جدیدی از اثر فصلی در پریود T به دست آید. به علت این که ما تخمین‌های ضریب فصلی را مورد تجدید نظر قرار داده‌ایم، ممکن است جمع مقادیرشان مساوی طول فصل نشود. در این صورت با نرمالیزه کردن ضرایب فصلی در انتهای هر فصل می‌توان روش وینترز را اصلاح نمود.

د: برای پیش‌بینی مشاهده پریود $T + \tau$ محاسبه زیر را انجام

می‌دهیم:

$$\hat{x}_{T+\tau}(T) = [\hat{a}_1(T) + \hat{b}_2(T)\tau] \hat{C}_{T+\tau}(T+\tau-L) \quad (6)$$

کمیت‌های داخل پرانتزهای $\hat{a}_1(\bullet)$ ، $\hat{b}_2(\bullet)$ و $\hat{C}_T(\bullet)$ دلالت بر زمان محاسبه تخمین دارد. لذا برای پیش‌بینی پریود $T + \tau$ ، به ضریب فصلی پریود $T + \tau$ که در پریود $T + \tau - L$ محاسبه شده است نیاز داریم. پیش‌بینی پریودهای زمانی آینده که افقی طولانی‌تر از L دارند، با استفاده مجدد از $\hat{C}_T(\bullet)$ مناسب به دست می‌آیند.

معادلات (۴)، (۵) و (۶) نماینده هموارسازی یک تخمین بر مبنای اطلاعات مقدم بر پریود جاری می‌باشد. این معادلات به طور ابتکاری^{۱۸} تکامل یافته‌اند، به عوض آن که رسماً از طریق معیاری مانند کمترین مربعات^{۱۹} بدست آمده باشند. این تکنیک از سه ثابت هموار سازی استفاده می‌کند که به‌طور کلی ممکن است مختلف باشند. همچنین به علت این که در تخمین مولفه پایدار مبداء زمان به انتهای پریود جاری T منتقل می‌شود لذا رابطه زیر برقرار می‌باشد:

$$\hat{x}_T = \hat{a}_1(T) \hat{C}_T(T)$$

توسعه و تکامل سیستم پیش‌بینی با استفاده از روش وینترز نیاز به مقادیر اولیه پارامترهای $\hat{a}_1(0)$ ، $\hat{b}_2(0)$ ، $\hat{C}_T(0)$ به از $t=1, 2, \dots, L$ دارد.

در صورتی که اطلاعات تاریخی در دسترس باشند، می‌توان از آنها برای تهیه بعضی یا تمامی تخمین‌های اولیه استفاده نمود. چندین الگوریتم ابتکاری طراحی شده تا از داده‌های تاریخی جهت تخمین اولیه پارامترها بهره‌گیرند. روشی که ذیلاً ذکر می‌شود مشابه روشی است که وینترز پیشنهاد نموده است. فرض می‌کنیم که داده برای m فصل آخر در دسترس بوده، تعریف زیر را در نظر می‌گیریم:

$$\bar{x}_j = \text{متوسط مشاهدات در طول فصل } j \text{ ام}$$

$$j = 1, 2, \dots, m$$

حال مولفه روند را توسط رابطه زیر تخمین می‌زنیم:

$$\hat{b}_2(0) = \frac{\bar{x}_m - \bar{x}_1}{(m-1)L} \quad (7)$$

مولفه پایدار در شروع اولیه پریود توسط رابطه زیر تخمین زده می‌شود:

$$\hat{a}_1(0) = \bar{x}_1 - \frac{L}{2} [\hat{b}_2(0)] \quad (8)$$

(۸)

ضرایب فصلی برای هر پریود زمانی mL تا $t=1, 2, \dots$ به‌عنوان

نسبت مشاهده واقعی به میانگین تعدیل شده فصلی برای آن، که باز به وسیله روند تعدیل شده است محاسبه می‌گردد. یعنی:

$$\hat{C}_t = \frac{x_t}{\bar{x}_i - [(L+1)/2 - j] \hat{b}_2(0)} \quad (9)$$

\bar{x}_i متوسط برای یک فصل مربوط به زیر نویس i موقعیت پریود T در داخل فصل

به عنوان مثال اگر: $1 \leq t \leq L$

در این صورت $i = 1$ خواهد بود و اگر:

$$L+1 \leq t \leq 2L$$

در این حال $i = 2$ می‌باشد. همچنین موقعی که $t = 1$ تا $t = L+1$ باشد، در این صورت $i = 1$ می‌باشد و غیره.

معادله (9)، m تخمین از ضریب فصلی برای هر پریود تولید می‌کند. از این تخمین‌ها باید میانگین گرفت تا تخمین واحدی از ضریب فصلی برای هر پریود در داخل فصل تولید شود، این عمل با رابطه زیر انجام می‌شود.

$$\bar{C}_t = \frac{1}{m} \sum_{k=0}^{m-1} C_{t+kL} \quad (10)$$

ثانیا، ضرایب فصلی باید نرمالیزه شوند به نحوی که مجموع آنها برابر L گردد. این کار تخمین‌های اولیه ضرایب فصلی را به صورت زیر تولید می‌نماید.

$$\hat{C}_t(0) = \bar{C}_t \frac{L}{\sum_{t=1}^L \bar{C}_t} \quad (t=1, 2, \dots, L) \quad (11)$$

این روش تخمین‌های $\hat{C}_t(0), \hat{b}_2(0), \hat{a}_1(0)$ را با فرض این که مبدأ زمان بلافاصله درست مقدم بر پریود 1 بوده، تولید می‌نماید. برای پیش‌بینی مشاهدات آینده سری‌های زمانی معمولاً مناسب است که تخمین‌های اولیه پارامترها را با مبدأ زمان mL انجام داد. چندین شیوه را می‌توان به کار گرفت. یک امکان این است که

تخمین مؤلفه پایدار را در آن نقطه از زمان به جای معادله (8) از رابطه زیر تخمین زده شود.

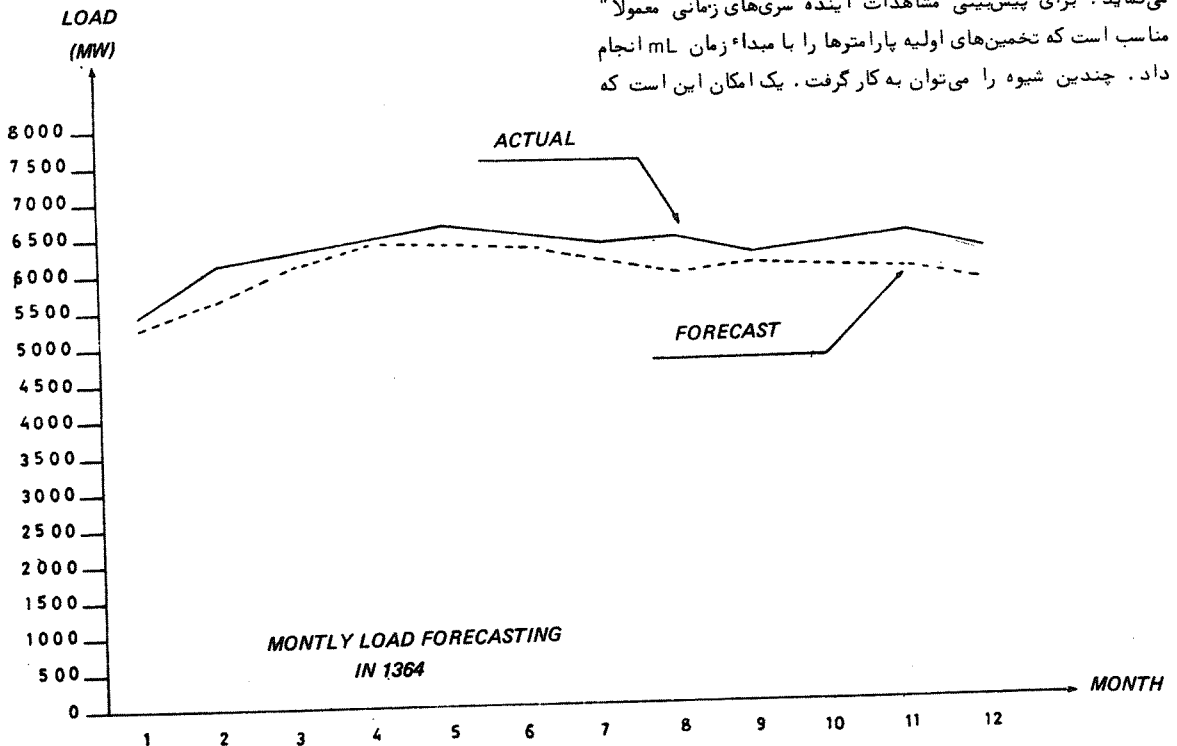
$$\hat{a}_1(0) = \bar{x}_m + (L/2) \hat{b}_2(0)$$

و سپس از $\hat{b}_2(0)$ و $\hat{C}_t(0)$ همان‌طور که قبلاً محاسبه شده استفاده گردد. طریق دیگر آن است که $\hat{a}_1(0), \hat{b}_2(0), \hat{C}_t(0)$ را به پریود طبق روابط (3) تا (5) تکرار و هموار نمود تا مقادیر در انتهای پریود mL تهیه شوند. سپس مبدأ زمان را به عنوان پریود mL می‌توان مجدداً تعریف نمود. برای تأکید در تغییر مبدأ زمان پریودهای $mL, mL+1, mL+2, \dots$ را می‌توان به عنوان $0, 1, 2, \dots$ مجدداً شماره‌گذاری کرد.

جانسون و موننگری نیز روشی برای تهیه تخمین‌های اولیه پارامترهای مدل پیشنهاد کرده‌اند. روش آنها شباهت زیادی به روش فوق‌الذکر دارد، لیکن شامل محاسبه مسلسل‌واری از ضرایب فصلی است. یک شیوه جهت تخمین مقادیر اولیه ضرایب فصلی که کاربرد گسترده‌ای یافته، این است که به طور ساده مشاهده هر پریود را بر میانگین برای فصل تقسیم نمایم.

این شیوه ممکن است کاملاً مناسب باشد، در صورتی که هیچ مؤلفه روندی وجود نداشته باشد. به هر حال اگر مؤلفه روند صفر نباشد ضرایب فصلی که به وسیله این شیوه به دست می‌آید، شامل

شکل (۲)



اثرات روند بوده و ممکن است بر روی پیش‌بینی اثرات نامطلوب بگذارد.

۳. نتایج عددی

با استفاده از الگوریتم پیشنهادی توسط وینترز برنامه کامپیوتری تکامل یافته‌ای وجود دارد که به صورت Package در مرکز کامپیوتر دانشکده مهندسی صنایع دانشگاه صنعتی امیرکبیر وجود دارد ضمن استفاده از آمارهای منتشر شده توسط وزارت نیرو و با به کارگیری Package مربوطه نتایج پیش‌بینی برای سال ۶۴ مطابق شکل (۲) خواهد بود. لازم به تذکر است که در این مطالعات هر سال شمسی یک فصل تعریف شده و هر ماه نیز به مثابه یک پریود در نظر گرفته می‌شود (هر فصل شامل ۱۲ پریود است). در این مطالعه پیک بار ماههای مختلف سالهای ۵۴ تا ۶۳ به عنوان داده ورودی خواهد بود. سپس مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده پیک بار برای ماههای مختلف در سال ۶۴ در شکل (۲) ذکر گردیده‌اند.

۴. نتیجه

در این مقاله از الگوریتم وینترز جهت پیش‌بینی پیک بار ماههای

مختلف سال در شبکه برق ایران استفاده شده و با مقادیر واقعی (آمارهای وزارت نیرو) مقایسه شده است. باید خاطر نشان ساخت که اشکال عمده این روش آن است که فقط برای پیش‌بینی کوتاه مدت (یکسال آینده) مناسب می‌باشد.

۵. قدردانی

بدین وسیله از خانم مهندس پروانه سیدنا که ما را در انجام این پروژه یاری داده‌اند سپاسگزاری می‌نمائیم. همچنین از آقای مهندس بهزاد اشجری که در استفاده از Package مربوط به مدل وینترز و کامپیوتر NCRDM 5 دانشکده مهندسی صنایع به ما کمک نموده‌اند تشکر می‌نمائیم. جا دارد از خدمات ارزشمند آقای مهندس نصر... مرعشی ریاست محترم دانشکده مهندسی صنایع به خاطر فراهم نمودن امکانات لازم سپاسگزاری شود. در خاتمه از زحمات تاپ خانم میکائیلی دانشجوی دانشکده برق و آقای مهدی تکی‌سین این دانشکده در رسم شکلها قدردانی می‌شود.

پاوتی

1. Winters' Method
2. Load Forecasting
3. Time Series
4. Polynomial
5. Seasonal Model
6. Multiplicative
7. Exponential Smoothing
8. Base Signal
9. Permanent Component
10. Linear Trend Component
11. Multiplicative Seasonal Factor
12. Usual Random Error Component
13. Amplitude & The Seasonal Pattern
14. Slope
15. Seasonal Component
16. Current-basis-origin
17. Updating
18. Heuristically
19. Least Square

منابع

1. Sullivan, Power System Planning, McGraw-Hill, 1977.
2. D.C Montgomery and L. A Johnson, Forecasting and time series Analysis, MacGraw-Hill, 1976.

۳- بولتن‌های آماری وزارت نیرو

۴- سیدنا، پروانه، پیش‌بینی میزان بار شبکه برق سراسری ایران، پروژه پایان‌نامه دوره کارشناسی (لیسانس) مهندس صنایع دانشگاه امیرکبیر.