



## تخمین ضرایب بهینه مدل پیش بینی خطی تابش در نیروگاه های خورشیدی

سید محمد صادق غیاثی، محسن کلانتر

وابسته به تغییرات مکانی و زمانی، مانند آنچه که از دهه 80 تاکنون در مناطق مختلف دنیا همچون اسپانیا، ایتالیا، یونان، سنگاپور، کانادا و آمریکا انجام شده است، ارائه می کنند [2]. در سال های اخیر مدل هایی مبتنی بر اندازه گیری توسط تصاویر ماهواره ای [3] و یا اندازه گیری ایستگاه های هواشناسی [4] و نیز دو روش پیش بینی تابش روزانه کل، از جمله شبکه تبدیل موجک و فقی [5] و منطق فازی [6] ارائه گشته است. از آنجا که اکثر این مطالعات با هدف انتخاب اندازه بهینه مزارع خورشیدی صورت گرفته است، پیش بینی ها معمولاً بلند مدت و برآورد به صورت سالانه و یا ماهانه انجام شده است. از دیگر کارهای انجام شده در این زمینه می توان به ارائه مدل های رگرسیون شامل توابع مثلثاتی [7]، روش های تحلیل هارمونیک به منظور بیان وابستگی زمانی اطلاعات تابش [8]، مدل خود توضیح میانگین متحرک [9] و شبکه عصبی مصنوعی [10] اشاره کرد. در این مقاله ابتدا مروری بر روش پیش بینی خطی انجام شده و پس از آن با آنالیز حساسیت شاخص های مختلف خطا، انتخاب پارامترهای بهینه صورت خواهد گرفت. برای این منظور از نتایج شبیه سازی های انجام شده توسط نرم افزار MATLAB/Simulink برای یک سری داده واقعی تابش خورشید و مقایسه نتایج آن با داده های واقعی استفاده خواهد شد.

### ۲- روش پیش بینی خطی

پیش بینی خطی تکنیکی قدرتمند برای پیش بینی سری های زمانی در یک محیط تغییر پذیر با زمان می باشد. یک فرآیند تغییر پذیر با زمان فرآیندی است که تابع برآورد کننده پارامترهای اندازه گیری شده آن با زمان تغییر می کند. به این معنی که پارامتر اندازه گیری شده چنین فرآیندی نمی تواند با یک تابع ریاضی یکتا در تمام طول زمان نمایش داده شود و باید در طول بازه های زمانی مشخص به روز شود. داده های تابش خورشید به طور معمول از نوع

چکیده - افزایش شدید مصرف انرژی، آلوده کنندگی و هزینه صعودی سوخت های فسیلی تمایل بالایی را نسبت به منابع تجدید پذیر، خصوصاً سیستم های ترکیبی ایجاد کرده که در این میان نیروگاه های ترکیبی بادی - خورشیدی به علت نقش مکملی که در شرایط آب و هوایی مختلف دارند، سهم عمده ای را به خود اختصاص داده اند. در این مقاله، ابتدا به برآورد پارامترهای مدل پیش بینی کننده خطی کوتاه مدت تابش خورشید که در نیروگاه های خورشیدی مورد استفاده قرار می گیرد پرداخته می شود. پس از آن، با استفاده از آنالیز حساسیت شاخص های مختلف خطا برای نتایج حاصل از پیش بینی مدل خطی، ضرایب بهینه مربوطه محاسبه شده و در گام بعدی، طول مناسب پنجره مدل سازی و مرتبه مناسب مدل انتخاب می گردد. استفاده از آنالیز حساسیت شاخص های مختلف خطا ضامن دقت نتایج به دست آمده خواهد بود.

واژه های کلیدی - آنالیز حساسیت خطا، پیش بینی تابش خورشید، روش خطی، طول پنجره، مرتبه مدل.

### ۱- مقدمه

مدل سازی و پیش بینی دقیق میزان تابش خورشید و تغییرات آن دارای کاربردهای عملی در بسیاری از محاسبات مربوط به طراحی سیستم های خورشیدی، به خصوص در انتخاب مشخصات سیستم، کنترل توان تبدیلی ذخیره ساز سیستم های ترکیبی و تصمیم گیری برای مدیریت مصرف انرژی است. تاکنون مدل های مختلفی در این زمینه ارائه گشته است. در مرجع [1] یک ارزیابی از میزان تابش با توجه به عدم قطعیت اندازه گیری داده ها در مواردی که مجموعه کاملی از اطلاعات وجود نداشته، ارائه شده است. اکثر روش های مدل سازی پیچیده نیز مدل هایی تجربی و

$$\text{Error} (\%) = \left\{ \frac{\text{Predicted Value} - \text{Real Value}}{\text{Real Value}} \right\} \times 100\% \quad (3)$$

بعد از مدل‌سازی هر پنجره، نمونه‌بردار یک گام زمانی به جلو حرکت کرده و مدل برای داده‌های موجود در پنجره جدید به‌روز خواهد شد. مدل‌های پارامتری برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت تابش خورشید اغلب بر اساس (4) هستند. اگر نیاز به پیش‌بینی در گام‌های زمانی بیشتری در آینده باشد، می‌توان فرآیند را به صورت پی‌درپی به کار گرفت. رابطه (4) بیانگر مدل کامل جهت پیش‌بینی خطی می‌باشد.

$$\begin{aligned} y(t+T) = & a_1 \cdot y(t) + a_2 \cdot y(t-T) + L \\ & + a_m \cdot y(t-(m-1)T) \\ & + b_1 u(t+T) + b_2 u(t) + L \\ & + b_n u(t-nT) + c_1 e(t+T). \end{aligned} \quad (4)$$

در این رابطه،  $u(t)$  و  $u(t-T)$  به ترتیب مقادیر ورودی‌های فعلی و گذشته و  $e(t)$  مقدار خطای مدل می‌باشد. اگر ضرایب  $a_1, \dots, a_m$  صفر باشد، مدل فوق میانگین متحرک (MA) یا مدل تمام صفر نامیده می‌شود. اگر  $m > 1$  بوده و ضرایب  $b_1, \dots, b_n$  نیز صفر باشند، مدل خود توضیح (Auto-Regressive) یا تمام قطب نامیده شده و اگر  $m > 1$  و  $n > 1$ ، مدل خود توضیح میانگین متحرک (ARMA) یا مدل صفر-قطب نامیده می‌شود.

از آنجا که مؤلفه‌های فرکانسی کمتر موجود در طیف یک سیگنال پیش‌بینی کوتاه‌مدت بهتری را در پی دارد، بنابراین مدل‌ها هنگامی مؤثرتر هستند که براساس شکل موج فیلتر شده تابش خورشید (یا فیلتر شدن مؤلفه‌های فرکانسی اضافی) به کار گرفته شوند [11].

در ادامه روش انتخاب مرتبه مدل و طول پنجره مدل‌سازی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

### ۳- روش تخمین ضرایب مدل پیش‌بینی خطی

با در نظر گرفتن خطا می‌توان (1) را به صورت زیر بازنویسی کرد. جهت تخمین ضرایب  $a_1, \dots, a_m$  از روش حداقل مربعات خطا استفاده می‌شود. مزیت این روش در آن است که انرژی سیگنال خطا را مینیمم خواهد کرد.

$$y(t+T) = a_1 \cdot y(t-T) + a_2 \cdot y(t-2T) + L + a_m \cdot y(t-mT) + e(t) \quad (5)$$

برای یافتن ضرایب  $a_1, \dots, a_m$  مجموعه‌ای از معادلات که در (6) نشان داده شده‌اند، باید به کار گرفته شود [11]:

### اولین کنفرانس انرژی‌های تجدیدپذیر و تولید پراکنده ایران

فرآیندهای متغیر با زمان هستند. مدل پیش‌بینی خطی نشان-دهنده سری‌های زمانی نمونه‌های سیگنال در طول بازه مشخص زمانی است:

$$y(t+T) = a_1 \cdot y(t) + a_2 \cdot y(t-T) + L + a_m \cdot y(t-(m-1)T) \quad (1)$$

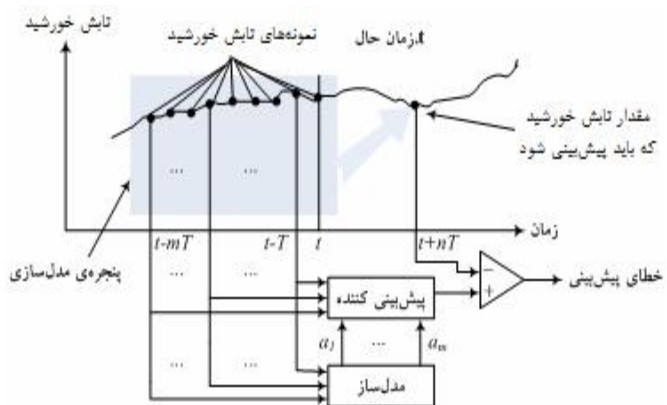
در این رابطه،  $a_1, a_2, \dots, a_m$  ضرایب پیش‌بینی خطی،  $m$  مرتبه مدل،  $T$  زمان نمونه‌برداری،  $y(t+T)$  نمونه آینده،  $y(t)$  نمونه فعلی و  $y(t-T)$  و  $y(t-2T)$  نمونه‌های گذشته‌اند. در (1)، خروجی تابع ترکیبی خطی از نمونه‌های اکنون و گذشته است و به همین علت این تابع پیش‌بینی خطی نامیده می‌شود.

معادله (1) در صورتی که به عنوان شکل موج خروجی یک سیستم در نظر گرفته شود، مدل تمام قطب نامیده می‌شود:

$$H(z) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^m a_k \cdot z^{-k}} \quad (2)$$

برای پیش‌بینی خطی تابش خورشید با استفاده از (1)، ابتدا باید مرتبه مدل انتخاب و سپس ضرایب  $a_1, a_2, \dots, a_m$  توسط پنجره مدل‌سازی محاسبه شوند؛ آنگاه می‌توان از مدل حاصل آمده برای پیش‌بینی گام‌های زمانی جلوتر استفاده کرد.

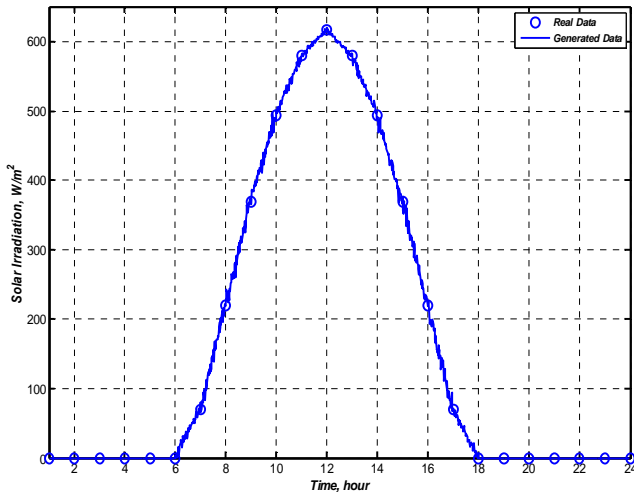
ایده پیش‌بینی کوتاه‌مدت با این روش در شکل (1) نشان داده شده است. طول معینی از شکل موج تابش خورشید به عنوان پنجره مدل‌سازی در نظر گرفته شده، از آن برای یافتن بهترین مدل شکل موج استفاده و سپس پارامترهای به‌دست آمده مدل جهت پیش‌بینی تابش خورشید در مدت زمان کوتاه دلخواه به کار می‌روند.



شکل 1- بلوک دیاگرام روش پیش‌بینی کوتاه مدت تابش خورشید.

خطای حاصل از پیش‌بینی که از اختلاف میان تابش واقعی خورشید و مقدار پیش‌بینی شده تابش خورشید به‌دست می‌آید، باید حداقل گردد؛ برای محاسبه این خطا باید از (3) به صورت زیر استفاده کرد:

تابش، جهت تولید داده‌های دقیقه‌ای استفاده شده است. ابتدا برای هر دو نقطه مجاور یک خط برازش شده و سپس 60 نقطه که از روی خط می‌گذرد، تولید و نویز با دامنه محدود (5 درصد مقدار نهایی) به این نقاط اضافه می‌شود. در شکل داده‌های ساعتی موجود و نیز داده‌های تولید شده به صورت دقیقه‌ای نمایش داده شده است.



شکل 2- داده‌های دقیقه‌ای برای پیش‌بینی تابش خورشید.

جدول (1) نتایج پیش‌بینی تابش خورشید را برای یک گام زمانی جلوتر با طول‌های مختلف پنجره مدل‌سازی و مراتب مدل مختلف نشان می‌دهد. این نتایج، حاصل پیش‌بینی برای 60 داده تابش خورشید با گام زمانی 1 دقیقه می‌باشد.

جدول 1- نتایج پیش‌بینی برای تغییرات طول پنجره مدل‌سازی و مراتب مدل.

مراتبه مدل (m)						کوچکترین پنجره‌های است که به ازای آن، نتایج کافی و قابل قبول پنجره مدل‌سازی به دست بیاید [11].
m=6		m=4		m=2		
**	*	**	*	**	*	
2715	4,2753	1,1504	4,2092	1,3172	4,1537	20
1840	4,5638	1,3223	5,6068	1,0805	3,4845	60
2467	4,2039	1,2134	5,2728	1,2242	3,9464	1

\* ماکزیمم خطای پیش‌بینی خطی، \*\* میانگین درصد خطای مطلق

ماکزیمم خطای پیش‌بینی، بزرگ‌ترین مقدار خطای حاصله در پیش‌بینی برای مجموعه داده‌های آزمون است. خطای MAPE به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{k=1, \dots, N} \left| \frac{V_{actual} - V_{predicted}}{V_{actual}} \right| \times 100 \quad (8)$$

و خطای میانگین مربعات نیز عبارتست از [14]:

$$MSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1, \dots, N} |V_{actual} - V_{predicted}|^2} \quad (9)$$

در دو سطر انتهایی از جدول (1)، مقدار ماکزیمم خطای پیش-

## اولین کنفرانس انرژی‌های تجدیدپذیر و تولید پراکنده ایران

$$\begin{bmatrix} y(t) \\ y(t-T) \\ \vdots \\ y(t-kT) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y(t-T) & L & y(t-mT) \\ y(t-2T) & L & y(t-(m+1)T) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ y(t-(k+1)T) & L & y(t-(m+k)T) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\times \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e(t) \\ e(t-T) \\ \vdots \\ e(t-kT) \end{bmatrix}, Y = f \times A + E.$$

عناصر ماتریس A، ضرایبی هستند که به وسیله روش حداقل مربعات خطا تشکیل می‌شوند:

$$A = (j^T j)^{-1} j^T Y. \quad (7)$$

در این رابطه،  $\Phi^T$  ترانهاده ماتریس  $\Phi$  و  $(\Phi^T \Phi)^{-1}$  ماتریس معکوس است. در عمل:

- اگر m بزرگ‌تر از مقدار مورد نیاز باشد (برآورد اضافی مرتبه مدل)، برخی ستون‌ها در ماتریس  $\Phi$  از یکدیگر مستقل نبوده،  $\Phi^T \Phi$  تکین شده و معکوس‌ناپذیر خواهد بود. لذا مجموعه معادلات (6) تعداد بینهایت جواب برای ضرایب خود خواهد داشت.

- اگر m کوچک‌تر از مقدار مناسب انتخاب شده باشد، (برآورد نقصانی مرتبه مدل)، تعداد معادلات مستقل، از تعداد متغیرهای مجهول ( $a_1, \dots, a_m$ ) بیشتر خواهد بود.

بهترین تخمین برای ضرایب  $a_1, \dots, a_m$  استفاده از روش حداقل مربعات خطاست. این مورد در عمل مؤثرترین فرآیند مدل‌سازی برای سیگنال‌های تابش خورشید است. بنابراین بهترین مقدار برای مرتبه مدل، کمترین مقدار ممکن و بهترین پنجره مدل‌سازی،

کوچکترین پنجره‌ای است که به ازای آن، نتایج کافی و قابل قبول پنجره مدل‌سازی به دست بیاید [11].

## 4- برآورد پارامترهای مدل پیش‌بینی‌کننده خطا

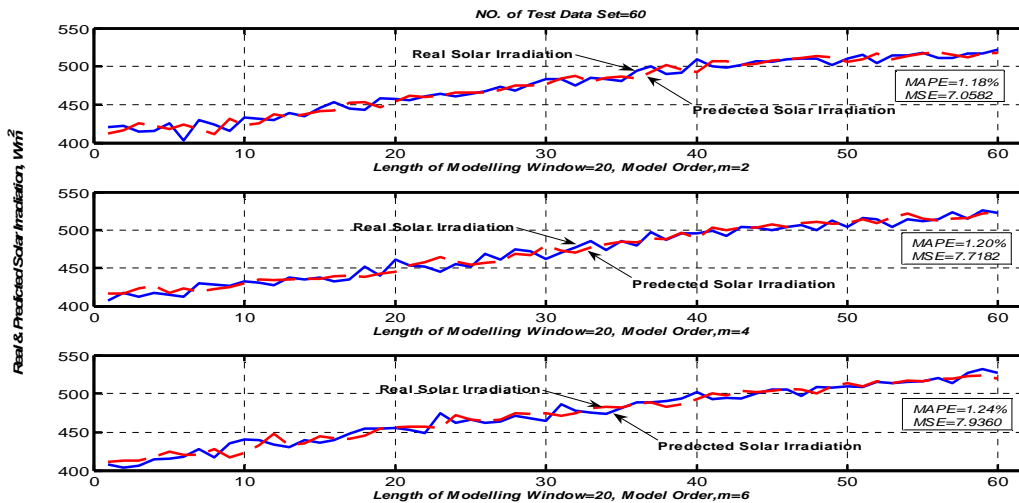
همانطور که ذکر شد، از (1) برای پیش‌بینی تابش خورشید بر اساس مدل‌سازی پیش‌بینی خطی استفاده می‌شود. در این مطالعه از داده‌های واقعی تابش خورشید با گام زمانی یک ساعت استفاده می‌شود [12].

در برخی مطالعات به علت کمبود یا فقدان داده‌های اندازه‌گیری شده تابش خورشید، از تهیه مدل داده‌های تابش به عنوان راه حل جایگزین در مواجهه با نقصان داده‌های اندازه‌گیری استفاده می‌شود [13]؛ لذا در این مطالعه نیز مطابق شکل (2)، مدل‌سازی تابش مد نظر قرار گرفته است.

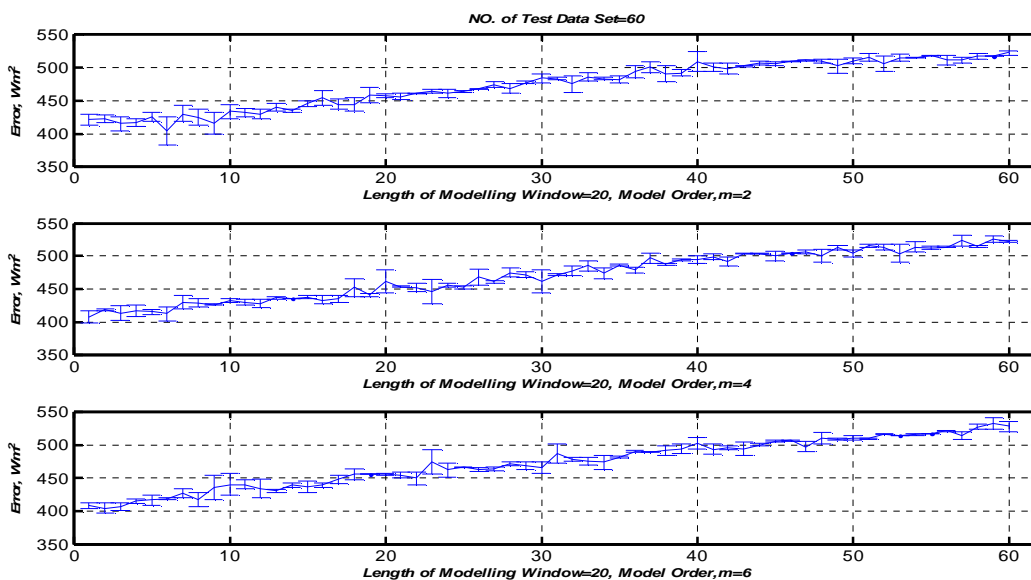
از آنجا که داده‌های تابش خورشید در دسترس به صورت ساعتی بودند، لذا از روش درونیابی به همراه تولید نویز بر روی سیگنال

زیاد نباشد؛ در غیر این صورت ممکن است مدل دچار برآورد اضافی گردد. شکل (3) مقدار پیش‌بینی شده و واقعی را برای مجموعه‌ای از 60 داده تابش خورشید با گام زمانی 1 دقیقه و برای 1 گام زمانی جلوتر نشان داده است؛ همانطور که از شکل پیداست، پیش‌بینی خطی در نقاطی که سیگنال تابش خورشید دچار تغییرات ناگهانی می‌شود، خطای زیادی دارد. این مسأله بزرگ‌ترین نقطه ضعف روش خطی در پیش‌بینی سیگنال‌های متغیر با زمان است. شکل (4) خطای پیش‌بینی مجموعه داده‌های حالت قبل را نشان می‌دهد. علت بزرگی مقادیر خطای MSE نرمال نشدن این خطا نسبت به داده‌های اصلی است؛ لذا بزرگ بودن مقادیر داده‌های اصلی باعث بزرگ شدن مقدار این خطا شده است.

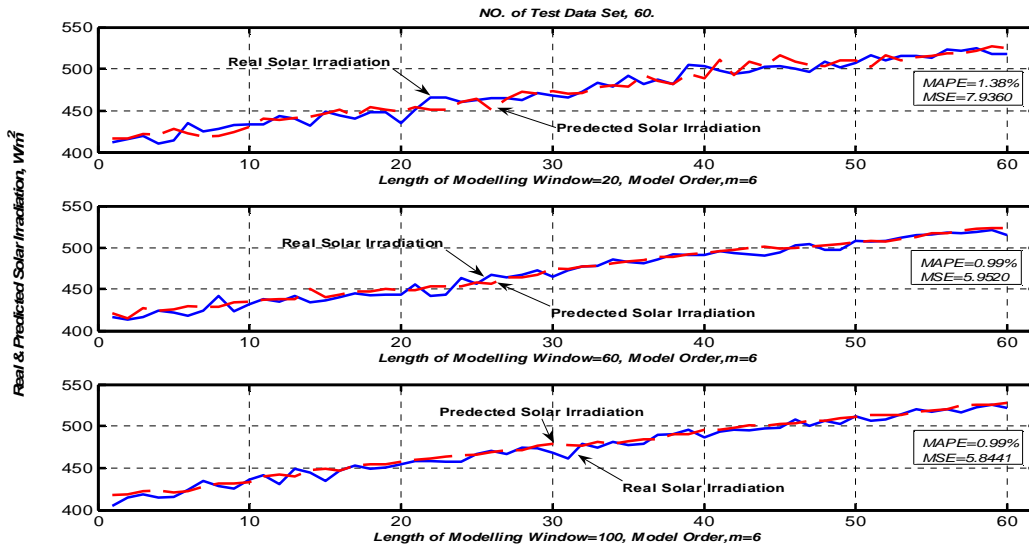
بینی خطی در ستون میانی حداکثر است، اما در سطر ابتدایی روند متفاوتی وجود دارد. در هر سطر جدول با یک طول مشخص پنجره مدل‌سازی نیز، حداکثر مقدار میانگین درصد خطای مطلق در ستون‌های متفاوت رخ می‌دهد. افزایش طول پنجره مدل‌سازی در هر سطر نیز در ستون‌های مختلف با مرتبه مدل یکسان، با تغییرات همسانی همراه نیست. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که با طول پنجره مدل‌سازی برابر، افزایش مرتبه مدل همواره در بهبود نتایج مؤثر نیست. همچنین افزایش طول پنجره مدل‌سازی برای یک مرتبه مدل ثابت نیز همواره نتایج را بهبود نخواهد داد. هر چند انتظار می‌رود با افزایش داده‌های اولیه به منظور برآورد و تخمین ضرایب مدل خطی دقت مدل بیشتر شود، اما این مسأله در صورتی صادق است که واریانس و پراکندگی داده‌ها از یکدیگر



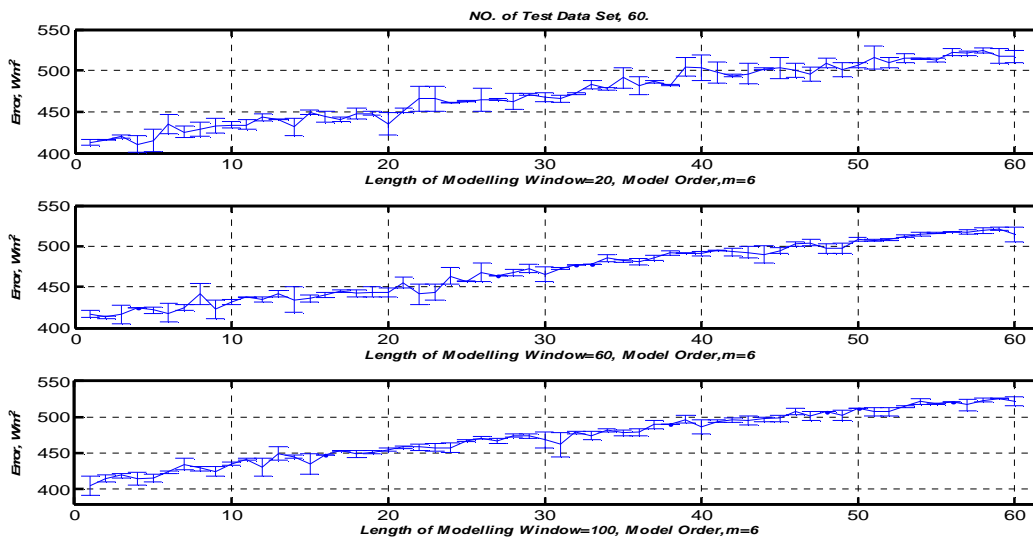
شکل 3- پیش‌بینی 60 داده تابش خورشید با طول پنجره مدل‌سازی برابر 20 و مرتبه مدل متغیر.



شکل 4- خطای حاصل از پیش‌بینی 60 داده تابش خورشید با طول پنجره مدل‌سازی برابر 20 و مرتبه مدل متغیر.



شکل 5- پیش بینی 60 داده تابش خورشید با طول پنجره مدل سازی متغیر و مرتبه مدل برابر 6.



شکل 6- خطای حاصل از پیش بینی 60 داده تابش خورشید با طول پنجره مدل سازی متغیر و مرتبه مدل برابر 6.

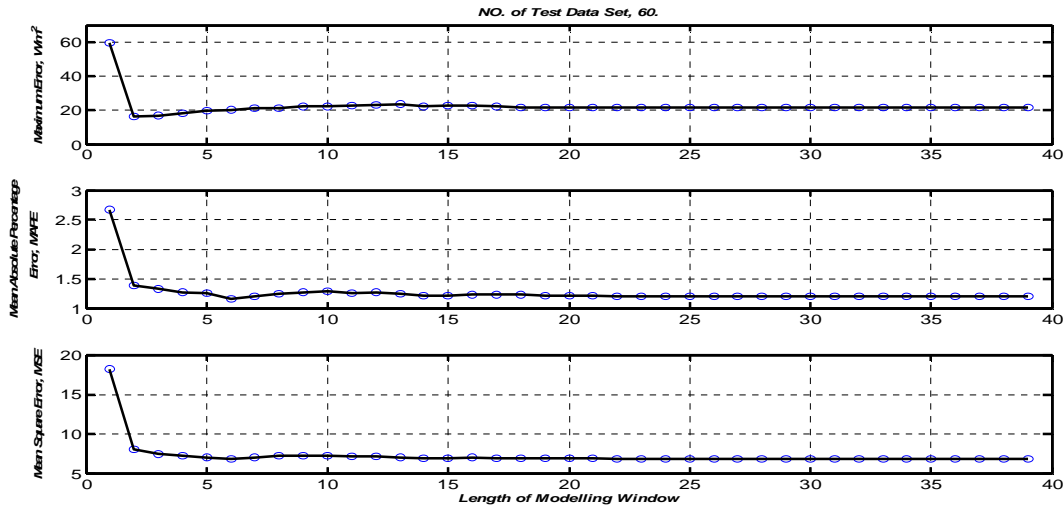
شکل (7) به ترتیب آنالیز حساسیت مقادیر ماکزیمم خطا، MAPE و MSE را نسبت به تغییرات طول پنجره مدل سازی و برای پیش بینی مجموعه 60 داده آزمون نشان می دهد. برای این منظور، مرتبه مدل به صورت ثابت و برابر مقدار 6 در نظر گرفته شده و طول پنجره مدل سازی به صورت پله های 10 تا 20 تا 400 تغییر داده شده است.

می توان نتیجه گرفت که بعد از یک مقدار مشخص از طول پنجره مدل سازی، مقادیر خطاها تغییر چندانی نمی کنند. انتخاب بهینه در این شرایط بستگی به سرعت اجرای برنامه و مقدار داده های موجود از گذشته دارد.

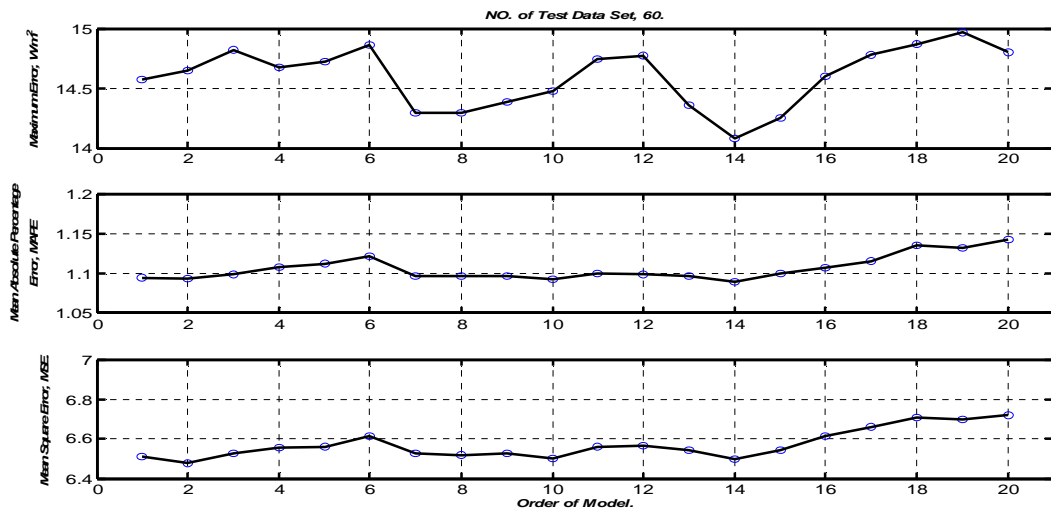
شکل (5) مقادیر واقعی و پیش بینی شده را برای مجموعه 60 داده قبلی تابش خورشید نشان می دهد.

تغییرات مقادیر خطاهای MAPE و MSE با مرتبه مدل یکسان و طول پنجره مدل سازی متغیر در شکل دیده می شود. می توان مشاهده کرد مقدار خطاهای MAPE و MSE با افزایش طول پنجره شبیه سازی بهبود پیدا کرده اند.

نتایج به دست آمده در جدول (1) در اشکال (5) و (6) به خوبی دیده می شود. شکل (6) مقادیر خطای این پیش بینی را بر روی مقادیر واقعی برای تغییرات طول پنجره مدل سازی نمایش می دهد. در ادامه آنالیز حساسیت برای طول پنجره مدل سازی و مرتبه مدل صورت گرفته تا بهترین مقدار آن ها محاسبه شود.



شکل 7- آنالیز حساسیت خطاهای پیش‌بینی به طول پنجره مدل‌سازی.



شکل 8- آنالیز حساسیت خطاهای پیش‌بینی به مرتبه مدل پیش‌بینی خطی.

### ۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله ابتدا مدل پیش‌بینی خطی تشریح شده و سپس روش تخمین ضرایب مربوط به آن مورد بحث قرار گرفت. گام بعدی اعمال این مدل بر داده‌های تابش خورشید بود که به علت گام زمانی نامناسب داده‌های اندازه‌گیری شده واقعی تابش خورشید، با استفاده از یک مدل داده‌های تابش خورشید به تخمین داده‌های مورد نیاز پرداخته شد و در قدم بعد، با استفاده از آنالیز حساسیت شاخص‌های مختلف خطا برای نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل خطی بر روی اطلاعات تابش خورشید، ضرایب بهینه مربوطه محاسبه شد.

در نهایت نیز با توجه به شاخص‌های مذکور و با هدف دستیابی

شکل (8) نیز آنالیز حساسیت مقادیر ماکزیمم خطا، MAPE و MSE را نسبت به تغییرات مرتبه مدل در شرایطی که طول پنجره مدل‌سازی ثابت در نظر گرفته شده است، نشان می‌دهد. در آنالیز صورت گرفته مرتبه مدل از 1 تا 20 تغییر کرده و طول پنجره مدل‌سازی برابر 200 است. افزایش خطا در مرتبه‌های بالای مدل قابل مشاهده است.

از آنجا که بهترین نتایج در نقاط میانی حاصل شده است، لذا در این مطالعه طول پنجره مدل‌سازی برابر 200 و مرتبه مدل برابر 4 انتخاب شد؛ چرا که این پارامترها حداقل میزان خطای مدل پیش‌بینی خطی کوتاه‌مدت را به همراه داشته‌اند.

- [7] Coppolino, "A new correlation between clearness index and relative sunshine," *Renewable Energy*, Vol. 4, No. 4, pp. 417-423, 1994.
- [8] A.C. Herrero, "Harmonic analysis of monthly solar radiation data in Spain," *Ambient Energy*, Vol. 14, No. 1, pp. 35-40, 1993.
- [9] L.L. Mora-López, M. Sidrach de Cardona, "Multiplicative ARMA models to generate hourly series of global irradiation," *Solar Energy*, Vol. 63, pp. 283-291, 1998.
- [10] J. Soares, A.P. Oliveira, M.Z. Boznar, P. Mlakar, J.F. Escobedo, A.J. Machado, "Modeling hourly diffuse solar radiation in the city of Sao Paulo using a neural network technique," *Appl. Energy*, Vol. 79, No. 2, pp. 201-214, 2004.
- [11] S. A. Pourmousavi Kani, A. Jahanbani Ardakani, A. Kashefi Kaviani, G. H. Riahy, "Short-term wind speed prediction using MLP neural networks trained by PSO algorithm in wind turbine applications," *In Proceeding of 22th International Power System Conference, PSC 2007*, 19-21 Nov. 2007, Tehran, Iran.
- [12] University of Washington Courses Web Server, <http://courses.washington.edu/>
- [13] R. Iqdour, A. Zeroual, "A rule based fuzzy model for the prediction of daily solar radiation," *IEEE International Conference on Industrial Technology ICIT*, 2004.
- [14] D. Kugiumtzis, O. C. Lingjærde, N. Christophersen, "Regularized local linear prediction of chaotic time series," *Physica D.*, Vol. 112, pp. 344-360, 1997.

به حداقل مقدار خطای پیش‌بینی، مقادیر بهینه برای پارامترهای طول پنجره مدل‌سازی و مرتبه مدل انتخاب گشت.

## ۶- مراجع

- [1] Myers, "Irradiance modeling and measurements for renewable energy applications: data and model quality," *Energy Int J*, Vol. 30, No. 9, pp. 1517-31, 2005.
- [2] D.H.W. Li, G.H.W. Cheung, "Study of models for predicting the diffuse irradiance on inclined surfaces," *Appl Energy*, Vol. 81, No. 2, pp. 170-86, 2005.
- [3] M. Chaabane, A. Ben Djemaa, "Use of HR Meteosat images for the mapping of global solar irradiation in Tunisia: preliminary results and comparison with Wefax images," *Renew Energy*, Vol. 25, No. 1, pp. 139-51, 2002.
- [4] A. Miguel, J. Bilbao, "Test reference year generation from meteorological and simulated irradiance data," *Sol Energy*, Vol. 78, No. 6, pp. 695-703, 2005.
- [5] A. Mellit, M. Benghanem, S.A. Kalogirou, "An adaptive wavelet network model for forecasting daily irradiance," *Appl Energy*, Vol. 83, No. 7, pp. 705-22, 2006.
- [6] R. Iqdour, A. Zeroual, "A rule based fuzzy model for the prediction of irradiance," *Rev Energies Renouvelables*, Vol. 9, No. 2, pp. 113-20, 2006.