

Solar Radiation Prediction Using Metrological
ParametersS.M. Seyedian^{1*}, M. Farasati², H. Rouhani²
and A. Heshmatpour²

Abstract

One way to forecast solar radiation when the measurement data are not available is estimation by using meteorological parameters. In this study, meteorological data, including maximum and minimum temperatures, wind speed, sunshine hours, degree of cloudiness, precipitation, pressure, and humidity were collected in the sixth stations of Mashhad, Isfahan, Ramsar, Zahedan, Urmia, and Shiraz. Meteorological parameters affecting solar radiation were determined using Gamma test at each station. The results showed that in all stations the maximum temperature and sunshine hours, in 5 stations degree of cloudiness, and in 4 station pressure and wind speed were the parameters affecting the solar radiation. The most important influencing parameters were different at each station so that in four stations the wind speed and in three stations the sunshine hours were ranked as first and second. The results showed that the maximum temperature and the degree of cloudiness were also effective on solar radiation but they possessed less importance compared to the latter parameters. After determining the effective meteorological parameters at each station, solar radiation was estimated using support vector machine (SVM) and three experimental methods of Angstrom, Hargreaves, and Abdullah. Coefficients of experimental methods was calibrated using data training. In stations under study the accuracy of Angstrom and Abdullah were not certain and at some stations Abdullah and in others the Angstrom methods estimated radiation more accurately. Hargreaves method estimated the solar radiation with less accuracy compared to the two other experimental methods. SVM estimated the solar radiation in the test phase at Isfahan, Mashhad, Urmia, Ramsar, Shiraz, and Zahedan stations by RMSE errors of 1.38, 1.28, 1.36, 1.51, 1.21, and 1.58 MJm⁻²d⁻¹ and MEF errors of 3.59, 5.50, 4.18, 7.96, 3.26, and 5.17 percent, respectively. SVM estimated the solar radiation with greater accuracy than empirical methods in all stations by using artificial intelligence.

Keywords Solar radiation, Metrological parameters, Gamma test, SVM.

Received: July 17, 2016

Accepted: September 16, 2016

تخمین تابش خورشیدی با استفاده از پارامترهای
هواشناسیسید مرتضی سیدیان^{۱*}، معصومه فراستی^۲، حامد روحانی^۲
و علی حشمت پور^۲

چکیده

یکی از روش‌های پیش‌بینی تابش خورشیدی هنگامی که داده‌های اندازه‌گیری شده موجود نباشد استفاده از پارامترهای هواشناسی است. در این تحقیق اطلاعات هواشناسی شامل: دمای بیشینه و کمینه، سرعت باد، ساعت آفتابی، ابرناکی، بارندگی، فشار هوا و رطوبت در شش ایستگاه هواشناسی همدیدی مشهد، اصفهان، رامسر، زاهدان، ارومیه و شیراز جمع‌آوری گردید. با استفاده از آزمون گاما پارامترهای هواشناسی موثر بر تابش خورشیدی در هر ایستگاه تعیین شد. نتایج نشان داد در تمام ایستگاه‌ها دمای بیشینه و ساعت آفتابی، در پنج ایستگاه ابرناکی و در چهار ایستگاه فشار هوا و سرعت باد جزء پارامترهای تأثیرگذار بر تابش خورشیدی است. مهمترین پارامترهای تأثیرگذار در هر ایستگاه متفاوت است به طوری که سرعت باد در چهار ایستگاه و ساعت آفتابی در سه ایستگاه در رتبه اول و دوم می‌باشند. بررسی پارامترها نشان داد دمای بیشینه و ابرناکی بر تابش خورشیدی موثر است اما نسبت به ساعت آفتابی و سرعت باد پارامترهای کم‌اهمیت‌تری می‌باشند. پس از تعیین پارامترهای هواشناسی موثر در هر ایستگاه، تابش خورشیدی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (SVM) و سه روش تجربی آنگستروم، هارگریوز و عبدالله پیش‌بینی گردید. ضرایب روش‌های تجربی با استفاده از داده‌های آموزش و انسجی شد. در ایستگاه‌های مورد بررسی دقت روش‌های آنگستروم و عبدالله روند خاصی ندارد، در بعضی از ایستگاه‌ها روش آنگستروم و در برخی دیگر روش عبدالله تابش را با دقت بیشتری پیش‌بینی کردند. روش هارگریوز تابش خورشیدی را نسبت به دو روش تجربی دیگر با دقت کمتری پیش‌بینی کرده است. SVM توانسته تابش خورشیدی را در مرحله آزمون در ایستگاه‌های اصفهان، مشهد، ارومیه، رامسر، شیراز و زاهدان به ترتیب با ریشه میانگین مربع خطای (RMSE) ۱/۳۸، ۱/۲۸، ۱/۲۶، ۱/۵۱، ۱/۲۱ و ۱/۵۸ MJm⁻²d⁻¹ و خطای MEF ۳/۵۹، ۵/۵۰، ۴/۱۸، ۷/۹۶ و ۳/۲۶ و ۵/۱۷ درصد پیش‌بینی کند. SVM توانسته در تمام ایستگاه‌ها با استفاده از هوش مصنوعی تابش خورشیدی را با دقت بالاتری نسبت به روش‌های تجربی پیش‌بینی نماید. تابش خورشیدی در ایستگاه اصفهان با کمترین مقدار خطا و در ایستگاه رامسر با بیشترین مقدار خطا پیش‌بینی شده است.

کلمات کلیدی: تابش خورشیدی، پارامترهای هواشناسی، آزمون گاما، SVM.

تاریخ دریافت مقاله: ۹۵/۴/۲۷

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۵/۶/۲۶

1- Assistant Professor, Agriculture and Natural Resource Department, Gonbad Kavous University, Gonbad Kavous, Iran. Email: s.m.seyedian@gmail.com.

2- Assistant Professor, Agriculture and Natural Resource Department, Gonbad Kavous University, Gonbad Kavous, Iran.

*- Corresponding Author

1- استادیار دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه گنبد کاووس، گنبد کاووس، ایران.

2- استادیار دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه گنبد کاووس، گنبد کاووس، ایران.

*- نویسنده مسئول

بحث و مناظره (Discussion) در مورد این مقاله تا پایان تابستان ۱۳۹۶ امکانپذیر است.

مطالعه وسیع و کاربردی درباره انرژی خورشید از دهه ۱۹۷۰ در اکثر نقاط جهان صورت گرفت و با توجه به شرایط اقلیمی و جغرافیایی مناطق مختلف، مدل‌های مختلفی پیشنهاد شده است (Safaii et al. 2005). در ایران نیز تحقیقات زیادی به منظور ارائه و یا اصلاح روابط تخمین تابش خورشیدی انجام شده است. (Majnooni Heris et al. 2008) با ترکیب پارامترهای کمینه، میانگین و بیشینه دما، کمبود اشباع، رطوبت و ساعت آفتابی، پانزده مدل مختلف را توسعه و بررسی کردند. آن‌ها نشان دادند معادلاتی که دارای عوامل دما و نسبت n/N است دارای دقت بیشتری در تخمین تابش می‌باشند. (Moeini et al. 2010) ایران را به پنج منطقه تقسیم کرده و برای هر منطقه ضرایب معادله آنگستروم را تعیین کردند. (Erfanian and Babayi Hesar 2013) روش هیبرید را با مدل‌های اصلاح شده دانشیار و صباغ در چند شهر ایران مقایسه کردند. نتایج نشان داد مدل هیبرید کارایی بیشتری در تخمین تابش خورشیدی نسبت به دو روش دیگر دارد. مدل هیبرید از پارامترهای هواشناسی شامل دما، رطوبت نسبی، فشار و ساعات آفتابی استفاده می‌کند.

در سال‌های اخیر توانایی و قابلیت شبیه‌سازی تکنیک‌های هوش مصنوعی در زمینه‌های مختلفی مورد بررسی قرار گرفته و اثبات شده است. با توجه به ماهیت پیچیده، غیرخطی و وابسته به پارامترهای جوی، تخمین تابش خورشیدی با استفاده از تکنیک‌های قدرتمندی مانند هوش مصنوعی نیز مورد توجه بوده است. یکی از اولین تکنیک‌های هوش مصنوعی که در زمینه‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفته است شبکه عصبی می‌باشد. (Rehman and Mohandes 2009) با استفاده از پارامترهای بیشینه و کمینه دما، رطوبت نسبی و شماره روز، تابش خورشیدی را تخمین زدند و نشان دادند رطوبت نسبی و متوسط درجه حرارت بهترین ترکیب برای تخمین است. (Lazzus et al. 2011) با استفاده از سرعت باد، رطوبت نسبی و دمای هوا و خاک نشان دادند شبکه عصبی توانایی زیادی در تخمین ساعتی تابش خورشیدی دارد. (Azeez 2011) با استفاده از ساعت آفتابی، بیشینه دما و رطوبت نسبی، میانگین ماهانه تابش خورشیدی را با استفاده از شبکه عصبی با دقت خوبی تخمین زد.

ترکیب شبکه عصبی با منطق فازی باعث به وجود آمدن تکنیک عصبی-فازی شده است که برتری‌های هر دو روش در آن وجود دارد. (Sabziparvar and Bayat Varkeshi 2010) با استفاده از شبکه عصبی و عصبی-فازی مقدار تابش خورشیدی را بر مبنای اطلاعات دمای کمینه و بیشینه، رطوبت نسبی و ساعات آفتابی

انرژی تابشی خورشید منشأ انرژی‌های روی کره زمین است. تابش خورشیدی پارامتر مهمی است که در مباحث هیدرولوژی، مدیریت منابع آب، مدل‌های بیلان آبی و مدل‌های شبیه‌سازی رشد گیاه کاربرد دارد (Ball et al., 2004). داده‌های تابش خورشیدی در هر مکانی بوسیله اندازه‌گیری یا تخمین به دست می‌آید. روش معمول ثبت این داده‌ها استفاده از دستگاه پیرانومتر در مکان‌های مورد نیاز است. استفاده از این دستگاه به دلیل هزینه زیاد نصب و نگهداری در همه مناطق امکان‌پذیر نیست در نتیجه این وسیله اندازه‌گیری فقط در مکان‌های محدودی نصب شده است. لذا با توجه به گستردگی کشوری مانند ایران جمع‌آوری و ذخیره اطلاعات داده‌های تابش خورشیدی حائز اهمیت است. بنابراین یکی از محدودیت‌های مهم برای محققان و پروژه‌های نیازمند به این پارامتر، تخمین مقدار تابش خورشیدی است. تحقیقات زیادی به منظور تخمین تابش خورشیدی با استفاده از پارامترهای هواشناسی صورت گرفته و روش‌های زیادی توسعه داده شده است. بیشتر این روش‌ها با استفاده از یک رابطه تجربی به کمک پارامترهای هواشناسی مانند ساعت آفتابی (Angstrom, 1924) و (Prescott, 1940)، دمای هوا (Hargreaves et al., 1985) و (Bristow and Campbell, 1984) تابش را تخمین می‌زنند. این پارامترها به راحتی قابل اندازه‌گیری می‌باشند و داده‌های آن‌ها در مکان‌های زیادی وجود دارد. اولین تحقیقات در مورد تخمین تابش با استفاده از ساعت آفتابی مربوط به آنگستروم است. پرسکات با جایگزین کردن تابش برون زمینی به جای مقدار تابش در یک روز صاف رابطه آنگستروم را اصلاح کرد. بعد از ارائه این رابطه محققین زیادی به اصلاح این رابطه در مناطق مختلف جهان اقدام کردند. (Ogelman et al. 1984) با استفاده از رابطه درجه دو، نتایج معادله آنگستروم-پرسکات را اصلاح کردند. (Almorox and Hontoria 2004) یک رابطه توانی بر اساس نسبت n/N (n: ساعت آفتابی، N: بیشینه ساعت آفتابی) ارائه کردند و نشان دادند نتایج تطابق مناسبی با مقادیر واقعی دارد و برای تخمین تابش خورشیدی ماهانه مناسب است. (Wanxiang et al. 2014) به منظور تخمین تابش خورشیدی ۱۰۸ رابطه مختلف را بر اساس نسبت n/N در شانگهای چین بررسی کردند و سه رابطه را به عنوان بهترین روابط انتخاب کردند. (Yin et al. 2008) نشان دادند رابطه آنگستروم برای تخمین تابش در کشور چین به منظور پیش‌بینی تبخیر-تعرق مناسب است.

تخمین زدند. نتایج نشان داد دقت شبکه عصبی اندکی بیشتر از عصبی-فازی است. (Piri et al. (2013 با استفاده از اطلاعات ساعات آفتابی، دمای بیشینه و کمینه و رطوبت نسبی و با به کار بردن تکنیک فازی-عصبی تابش خورشیدی را تخمین زدند. نتایج نشان داد تکنیک عصبی-فازی نسبت به روش‌های آنگستروم و هارگریوز-سامانی دارای برآورد بهتری است.

اخیراً ماشین بردار پشتیبان^۱ (SVM) در زمینه‌های مختلفی مورد استفاده قرار گرفته است. با توجه به این‌که پارامتر دمای کمینه و بیشینه یک پارامتر ساده هواشناسی می‌باشد و در بسیاری از مکان‌ها اندازه‌گیری می‌شود. (Chen et al. (2011, 2013 تابش خورشیدی را با هفت ترکیب مختلف از دمای بیشینه و کمینه توسط SVM تخمین زدند و با روابط تجربی مقایسه کردند. آن‌ها تکنیک SVM را به عنوان یک گزینه بهتر در برابر روابط معمول پیشنهاد دادند. (Zeng and Qiao (2013 با استفاده از پارامترهای ابرناکی، رطوبت نسبی و سرعت باد نشان دادند SVM نسبت به شبکه عصبی قدرت تابش خورشیدی را به صورت ساعتی با دقت بیشتری تخمین می‌زند. (Ekici (2014 نشان دادند تکنیک SVM روش مناسبی برای تخمین انرژی خورشیدی می‌باشد. (Wu and Liu (2012 بر اساس داده‌های کمینه، میانگین و بیشینه دما متوسط تابش خورشیدی ماهانه را با استفاده از SVM تخمین زدند. (Long et al. (2014 با استفاده از شبکه عصبی و SVM و دو روش دیگر داده‌های انرژی خورشیدی را آنالیز کردند. تحقیقات آن‌ها نشان داد دمای کمینه، میانگین و بیشینه، ساعت آفتابی، سرعت باد و مقدار بارندگی پارامترهای با اهمیت و رطوبت، فشار در سطح دریا و نقطه شبنم پارامترهای کم اهمیت در تخمین انرژی خورشیدی می‌باشند. همچنین آنالیزهای انجام شده توسط این چهار روش نشان داد در تمام این روش‌ها ۳ پارامتر دما، ساعت آفتابی و بارندگی جزء با اهمیت‌ترین پارامترها بوده است.

مرور منابع نشان می‌دهد محققین مختلف به منظور پیش‌بینی تابش خورشیدی از پارامترهای مختلفی استفاده کرده‌اند. برخی از ساده‌ترین پارامترها مانند دمای کمینه و بیشینه و برخی از پارامترهایی مانند دمای خاک استفاده کرده‌اند. روش‌های مختلفی به منظور تعیین پارامترهای مؤثر بر یک پدیده وجود دارد. آزمون گاما یک ابزار مناسب برای تعیین پارامترهای ورودی مرتبط با یک خروجی است. (Moghaddamnia et al. (2009 و Remesan et al. (2008 در تحقیقات خود از این ابزار استفاده کرده‌اند. آزمون گاما الگوریتمی است که مقدار میانگین مربعات خطای حاصل از ترکیب‌های مختلف

را تعیین می‌کند. (Remesan et al. (2008 با استفاده از آزمون گاما پارامترهای مؤثر بر تابش خورشیدی را بررسی نمودند. آن‌ها نشان دادند تابش برون‌زمینی، بارندگی، سرعت باد و بیشینه دمای هوا بهترین ترکیب برای تخمین تابش خورشیدی در ایستگاهی در جنوب غربی انگلستان است. (Ghabayi Soogh et al. (2011 با استفاده از اطلاعاتی شامل دمای کمینه و بیشینه، رطوبت نسبی، ساعات آفتابی و تابش برون زمینی مهمترین پارامترهای مؤثر بر تابش خورشیدی را با استفاده از آزمون گاما در شهر کرمانشاه بررسی کردند. نتایج نشان دادند بهترین ترکیب، شامل تمام پارامترها است.

تخمین دقیق تابش خورشیدی موضوع مهمی برای هیدرولوژیست‌ها، هوا و اقلیم‌شناسان، متخصصان انرژی‌های تجدیدپذیر و ... است. تلاش‌های زیادی برای تخمین تابش خورشیدی صورت گرفته است اما تاکنون در ایران کاربرد ماشین بردار پشتیبان در تخمین تابش و همچنین پارامترهای مهم در شرایط آب و هوایی مختلف بررسی نشده است. بنابراین هدف اصلی این تحقیق تعیین پارامترهای مؤثر بر تابش خورشیدی و تخمین تابش خورشیدی با استفاده از این پارامترها با به کار بردن تکنیک SVM در شرایط آب و هوایی مختلف است.

۲- مواد و روش‌ها

نایبوستگی داده‌ها مشکلی می‌باشد که ممکن است در طی یک سال، چند ماه و یا در طی یک ماه چند روز داده وجود نداشته باشد. بدین منظور پس از مرتب کردن داده‌ها در سال‌های ۲۰۱۰-۱۹۹۲ و حذف داده‌های پرت، به صورت تصادفی ۷۵٪ داده‌ها برای آموزش و ۲۵٪ داده‌ها برای آزمایش انتخاب شدند. داده‌های مورد استفاده شامل: دمای کمینه (Tmin)، دمای بیشینه (Tmax)، ساعت آفتابی (n)، فشار هوا (P)، رطوبت نسبی (RH)، بارندگی (R)، سرعت باد (w)، ابرناکی (Cl) و تابش خورشیدی (Rs) در شش ایستگاه همدیدی کشور است. تعداد روزهای دارای داده و میانگین پارامترهای مورد بررسی در جدول ۱ آورده شده است.

۲-۱- آزمون گاما

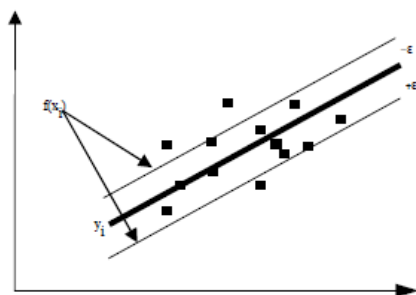
آزمون گاما اولین بار توسط Koncar (1997) ارائه شد و بعد از آن توسط محققان زیادی مانند Durrant (2001) توسعه داده شد. آزمون گاما یک ابزار مدل‌سازی غیرخطی است که به کمک آن می‌توان ترکیب مناسب از پارامترهای ورودی برای مدل‌سازی داده‌های خروجی و ایجاد یک مدل را بررسی نمود.

Table 1. Average data used to estimate solar radiation
جدول ۱- میانگین اطلاعات مورد استفاده برای تخمین تابش خورشیدی

	Zahedan	Shiraz	Ramsar	Orumiye	Mashad	Esfahan
Number of days	4725	2384	2400	4079	4624	5488
Minimum temperature (C°)	10.9	10.8	14.0	5.8	9.6	9.7
Maximum temperature (C°)	27.2	26.5	20.2	18.5	23.1	24.5
Sunshine duration (hr)	9.4	9.4	4.6	8.3	8.6	9.3
Air pressure (mb)	862.1	850.9	1017.4	867.4	903.0	843.6
Relative humidity (%)	28.8	37.7	83.2	57.1	49.6	34.9
Rainfall (mm)	0.2	0.6	3.3	0.7	0.7	0.4
Wind speed (m/s)	3.3	1.8	1.8	1.9	2.5	1.5
Cloudiness	1.5	1.7	4.7	2.6	3.0	1.8
Solar radiation (MJm ⁻² d ⁻¹)	7.6	7.3	5.5	5.4	6.7	6.2

موفقیت آمیزی در جداسازی داده‌ها و اخیراً در مسائل مربوط به رگرسیون مورد استفاده قرار گرفته است. از دیدگاه ریاضی ماشین بردار پشتیبان در گروه الگوریتم‌های رگرسیون و طبقه‌بندی قرار می‌گیرد که روابط آن بر مبنای اصول تئوری یادگیری آماری توسط Vapnik (1995) بنا شده است.

ماشین‌های بردار پشتیبان همانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، یک نوع الگوریتم داده کاوی است. مراحل حل مسئله در الگوریتم ماشین‌های بردار پشتیبان همانند الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی به دو مرحله آموزش و مرحله آزمایش یا صحت سنجی تقسیم می‌شود. از الگوریتم ماشین‌های بردار پشتیبان، علاوه بر طبقه‌بندی می‌توان برای خطی‌سازی داده‌ها نیز استفاده کرد که این کار با اندکی تغییر در الگوریتم طبقه‌بندی امکانپذیر است. برای اولین بار Vapnik (1995) الگوریتم خطی‌سازی ماشین‌های بردار پشتیبان را ارائه کرد. در یک الگوریتم خطی‌سازی با فرض مقادیر ورودی x_i و مقادیر خروجی y_i ، هدف یافتن تابعی است که کمترین انحراف ε را از y_i ها داشته باشد (شکل ۱).



شکل ۱- روش خطی سازی با کمک الگوریتم ماشین‌های بردار پشتیبان با در نظر گرفتن انحراف ε (Lin et al., 2006)

همچنین یک ابزار توسعه یافته برای تخمین میانگین مربعات خطای حاصل از مدل‌سازی پدیده‌های مختلف با استفاده از مجموعه داده‌های مشاهداتی است. آزمون گاما میانگین مربعات خطای خروجی را برای ترکیب‌های مختلف پارامترها تخمین می‌زند.

$$\gamma = A\delta + \Gamma \quad (1)$$

اطلاعات مفیدی در رگرسیون رابطه (۱) وجود دارد. عرض از مبدأ خط نشان‌دهنده مقدار گاما (Γ) است که بیانگر آن بخش از واریانس داده‌های خروجی است که نمی‌تواند توسط مدل برآورد گردد. شیب خط رگرسیون نشان‌دهنده پیچیدگی مدل بوده و هرچه این شیب تندتر باشد پیچیدگی مدل بیشتر است. نتایج حاصل از آزمون گاما توسط پارامتر دیگری (V_{ratio}) نیز قابل بررسی می‌باشد. مقدار این پارامتر توسط رابطه (۲) به دست می‌آید.

$$V_{ratio} = \frac{\Gamma}{\sigma^2(y)} \quad (2)$$

که $\sigma^2(y)$: واریانس مقادیر خروجی (y) می‌باشد و V_{ratio} : عددی است بین ۰ و ۱ که مقدار خطای ثابت را نشان می‌دهد.

کمترین مقدار گاما نشان‌دهنده بهترین ترکیب ورودی است. واضح است که با توجه به شرایط آب و هوایی هر منطقه ترکیب پارامترهای مختلف نتایج متفاوتی ارائه دهد. مقدار شیب (A) پیچیدگی مدل و V_{ratio} قابلیت پیش‌بینی تابش خورشیدی را با استفاده از پارامترهای هواشناسی می‌دهد. به دلیل محدودیت‌های موجود در این تحقیق تعداد نزدیکترین همسایگی برابر ۱۰ در نظر گرفته شد. به منظور تعیین بهترین تعداد داده از آزمون M^A استفاده شد.

۲-۲- ماشین بردار پشتیبان (SVM)

در سال‌های اخیر ابزارهای جدیدی که وابسته به هوش مصنوعی هستند در کارهای زیادی مانند ماشین‌های یادگیری کاربرد دارند. یکی از این ابزارها ماشین بردار پشتیبان است. این روش به طور

$$MEF = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{|B_i - A_i|}{\max(B_i) - \min(B_i)} \right) \times 100 \quad (9)$$

که در آن A_i : مقدار تابش محاسبه شده، B_i : مقدار تابش واقعی، \bar{B} : متوسط مقادیر واقعی و n : تعداد مشاهدات می‌باشد. MEF مقادیر خطا را بر اساس کمینه و بیشینه مقدار واقعی به صورت درصد بیان می‌کند.

۴-۲- روابط تجربی

رابطه آنگستروم-پریسکات توسط (Angstrom 1924) معرفی شد و سپس توسط (Prescott 1940) اصلاح شد. در نشریه فائو ۵۶ (Allen 1998) با استفاده از پارامتر ساعت آفتابی رابطه (۱۰) را ارائه داد که ضرایب تجربی a و b به ترتیب برابر $۰/۲۵$ و $۰/۵۰$ توصیه شده است.

$$\frac{R_s}{R_a} = a + b \left(\frac{n}{N} \right) \quad (10)$$

که n ساعت آفتابی روزانه اندازه‌گیری شده در ایستگاه مورد نظر و N بیشینه ساعات آفتابی روزانه محاسبه شده در همان ایستگاه می‌باشد. R_a و R_s به ترتیب تابش رسیده به زمین و تابش برون‌زمینی بر حسب مگاژول بر مترمربع در روز ($MJm^{-2}d^{-1}$) است. تابش برون‌زمینی و بیشینه ساعات آفتابی تابعی از عرض جغرافیایی محل و روزشمار سال هستند.

(Hargreaves and Samani 1982) با استفاده از دمای کمینه (T_{min}) و دمای بیشینه (T_{max}) و تابش برون‌زمینی (R_a) تابش کل خورشیدی را توسط رابطه (۱۱) برآورد کردند. ضریب تجربی k_r در این رابطه برای مناطق ساحلی $۰/۱۹$ و برای مناطق غیرساحلی $۰/۱۶$ پیشنهاد شده است.

$$\frac{R_s}{R_a} = k_r (T_{max} - T_{min})^{0.5} \quad (11)$$

(Abdallah 1994) رابطه (۱۲) را برای پیش‌بینی تابش خورشیدی ارائه کرد. که در آن T_{mean} دمای متوسط روزانه و a ، b ، c و d ضرایب رابطه می‌باشند که برای هر منطقه باید واسنجی شود.

$$\frac{R_s}{R_a} = a + b \left(\frac{n}{N} \right) + c \times RH + d \times T_{mean} \quad (12)$$

۳- نتایج و بحث

۳-۱- آزمون گاما

با استفاده از آزمون M تعداد مناسب داده‌ها برای آموزش مدل تعیین می‌شود. برای نمونه شکل (۲) آزمون M در ایستگاه مشهد را نشان می‌دهد. مطابق شکل ۲ در محدوده ۳۰۰۰ نمونه مقدار خطای گاما تقریباً برابر با $۰/۱۵$ است و بعد از این تعداد نمونه تغییرات گاما بسیار کم می‌شود. تغییرات اندک مقدار گاما نشان می‌دهد که برای آموزش

در یک مدل رگرسیونی SVM، لازم است وابستگی تابع متغیر وابسته y به مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل x تخمین زده شود. فرض بر این است که مانند دیگر مسائل رگرسیونی، رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل توسط یک تابع معین f به علاوه یک مقدار اضافی نویز^۲ مشخص می‌شود.

$$y = f(x) + \text{noise} \quad (3)$$

بنابراین موضوع اصلی پیدا کردن فرم تابع f است که بتواند به صورت صحیح، موارد جدیدی را که SVM تاکنون تجربه نکرده است پیش‌بینی کند. این تابع بوسیله آموزش مدل SVM بر روی یک مجموعه داده به عنوان مجموعه آموزش که شامل فرآیندی به منظور بهینه سازی دائمی تابع خطا است، قابل دسترسی می‌باشد. تابع خطا به صورت رابطه (۴) بیان می‌شود.

$$\frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^N \xi_i \sum_{i=1}^N \xi_i^0 \quad (4)$$

تابع خطای مذکور لازم است که با توجه به محدودیت‌های رابطه (۵) کمینه گردد.

$$W^T \Phi(X_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^0 \quad (5)$$

که در این روابط C ثابت گنجایش^۳، W بردار ضرایب، W^T ترانهاده بردار ضرایب، ξ_i^0 و ξ_i ضرایب کمبود^۴، b ضریبی ثابت، N الگوی آموزش مدل و Φ تابع کرنل است. کرنل تابع پایه شعاعی^۵ به عنوان بهترین انتخاب از بین دیگر توابع کرنل است. بنابراین در این تحقیق تابع مذکور که توسط γ در رابطه (۶) تعریف شده است، به کار گرفته شد.

$$K(x_i, x) = \exp(-\gamma |x_i - x|^2) \quad (6)$$

با توجه به روابط قبل لازم است برای پیش‌بینی دبی ماهانه توسط مدل SVM سه پارامتر ε ، γ و C بهینه شوند. این سه پارامتر برای هر ایستگاه بر اساس فرایند آزمون و خطا بهینه و تعیین گردید.

۳-۲- معیارهای ارزیابی عملکرد مدل

توابع هدف مختلفی وجود دارد که می‌تواند برای ارزیابی دقت مدل‌ها استفاده شود. تابع هدف انتخاب شده، بستگی به هدف مطالعه دارد. در این تحقیق عملکرد پیش‌بینی مدل‌ها با استفاده از معیارهای آماری R^2 ، $RMSE^6$ و MEF^7 بررسی شد که این معیارها با استفاده از روابط ۹-۷ محاسبه می‌شوند.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (A_i - B_i)^2}{\sum_{i=1}^n (B_i - \bar{B})^2} \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (A_i - B_i)^2}{n}} \quad (8)$$

SVM کمینه باید ۳۰۰۰ نمونه مورد استفاده قرار گیرد. آزمون M برای تمام ایستگاه‌ها اجرا گردید. در هر ایستگاه تعداد نمونه برای آموزش SVM بیشتر از مقدار به دست آمده توسط آزمون M بود.

۳-۲- پارامترهای موثر بر تابش خورشیدی

با توجه به هشت متغیر دمای کمینه و بیشینه، ساعت آفتابی، فشار هوا، رطوبت، بارندگی، سرعت باد و ابرناکی تعداد ۱-۲ ترکیب مختلف از پارامترهای هواشناسی توسط آزمون گاما مورد بررسی قرار گرفت تا بهترین ترکیب برای تخمین تابش خورشیدی تعیین شود. مهمترین پارامترها در هر ایستگاه در جدول ۲ آورده شده است. در تمام ایستگاه‌های مورد بررسی دمای بیشینه و ساعت آفتابی جزء پارامترهای مهم بوده است. در پنج ایستگاه ابرناکی و در چهار ایستگاه فشار هوا و سرعت باد جزء پارامترهای تأثیرگذار بر تابش خورشیدی است. رطوبت فقط در دو ایستگاه اصفهان و زاهدان دارای اهمیت است. با توجه به جدول ۱ مشخص است میانگین رطوبت در این دو ایستگاه از چهار ایستگاه دیگر کمتر است. ممکن است رطوبت کم بر تابش خورشیدی موثر باشد ولی با افزایش رطوبت تأثیر آن کاهش یابد. همچنین در این دو ایستگاه (اصفهان و زاهدان) که رطوبت پارامتر موثر می‌باشد سرعت باد تأثیری بر تخمین تابش خورشیدی ندارد. بارندگی در هیچکدام از ایستگاه‌ها به عنوان پارامتر موثر انتخاب نشده است. به طور کلی طبق نتایج آزمون گاما بارندگی، دمای کمینه و رطوبت پارامترهای کم‌اهمیتی می‌باشند.

(Korachagaon and Bapat (2012) با بررسی ایستگاه‌های

مختلفی در جهان نشان دادند در ایستگاه‌های واقع در بالاتر و پایین‌تر از عرض جغرافیایی $\pm 30^\circ$ درجه، رطوبت نسبی تأثیری بر تابش خورشیدی ندارد. سه ایستگاه اصفهان، زاهدان و شیراز در محدوده عرض جغرافیایی 30° درجه می‌باشند و عرض جغرافیایی دیگر ایستگاه‌ها بیشتر از 30° درجه است. رطوبت نسبی در دو ایستگاه اصفهان و زاهدان تأثیرگذار است که با تحقیقات Korachagaon and Bapat (2012) همخوان و در ایستگاه شیراز ناهمخوان است. (Trabeaa and Shaltout (2000) با بررسی شش ایستگاه در مصر مشاهده کرد در ۵ ایستگاه فشار عامل مهمی در پیش‌بینی تابش خورشیدی است که در این تحقیق نیز در چهار ایستگاه، فشار هوا موثر است.

با حذف هر یک از پارامترهای موثر در هر ایستگاه، آزمون گاما مجدد اجرا شد تا تأثیر هر پارامتر در پیش‌بینی تابش خورشیدی تعیین شود. این عمل برای تمامی پارامترها و در تمامی ایستگاه‌ها انجام شد (جدول ۳). مهمترین پارامتر در هر ایستگاه پارامتری است که با حذف آن مقدار گاما بیشترین افزایش را داشته باشد. افزایش گاما نشان می‌دهد دقت مدل‌سازی کاهش و خطا افزایش یافته است. به عنوان نمونه در ایستگاه اصفهان اهمیت پارامترها به ترتیب رطوبت، ساعت آفتابی، فشار و دمای بیشینه می‌باشد. رطوبت که فقط در دو ایستگاه اصفهان و زاهدان به عنوان پارامتر تأثیرگذار بر تابش خورشیدی تعیین شده است مهمترین پارامتر در این دو ایستگاه می‌باشد. سرعت باد در چهار ایستگاه مشهد، ارومیه، رامسر و شیراز و ساعت آفتابی در سه ایستگاه اصفهان، مشهد و رامسر در اولویت اول و دوم قرار دارند.

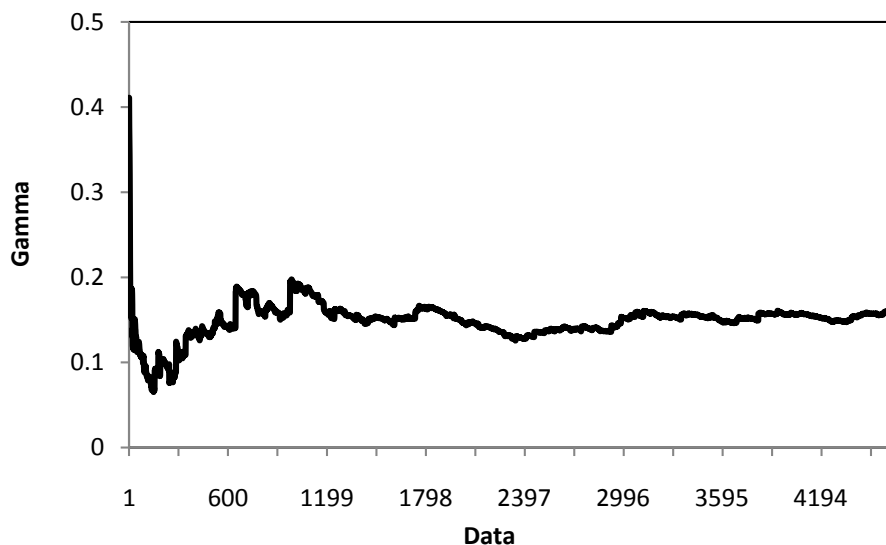


Figure 2. M test in Mashad station

شکل ۲- آزمون M در ایستگاه مشهد

Table 2. Parameters affecting on solar radiation

جدول ۲- پارامترهای موثر بر تابش خورشیدی

Station	Cloudiness	Wind speed	Rainfall	Relative humidity	Air pressure	Sunshine duration	Maximum temperature	Minimum temperature
Esfehan				✓	✓	✓	✓	
Mashad	✓	✓				✓	✓	✓
Orumiye	✓	✓			✓	✓	✓	
Ramsar	✓	✓				✓	✓	
Shiraz	✓	✓			✓	✓	✓	
Zahedan	✓			✓	✓	✓	✓	

Table 3. Ranking parameters affect on solar radiation in stations

جدول ۳- رتبه‌بندی پارامترهای موثر بر تابش خورشیدی در هر ایستگاه

Station	Parameters	Gamma(Γ)	Slop (A)	Error	V_{ratio}
Esfehan	All	0.171	0.342	0.0079	0.683
	All-RH	0.179	-0.601	0.0042	0.790
	All-n	0.192	0.088	0.0048	0.768
	All-p	0.187	-0.591	0.0083	0.748
	All-Tmax	0.186	0.086	0.0088	0.745
Mashad	All	0.165	0.192	0.0062	0.663
	All-n	0.205	-0.329	0.0028	0.820
	All-w	0.180	0.294	0.0083	0.719
	All-Tmin	0.176	0.095	0.0111	0.706
	All-Cl	0.170	0.548	0.0064	0.679
Orumiye	All-Tmax	0.168	0.194	0.0058	0.672
	All	0.174	0.146	0.0075	0.695
	All-p	0.179	0.254	0.0068	0.714
	All-w	0.183	0.108	0.0045	0.734
	All-n	0.191	0.241	0.0060	0.765
Ramsar	All-Cl	0.195	-0.093	0.0053	0.781
	All-Tmax	0.186	0.147	0.0062	0.745
	All	0.179	0.302	0.0088	0.716
	All-w	0.230	-0.056	0.0052	0.919
	All-n	0.208	0.029	0.0047	0.832
Shiraz	All-Tmax	0.199	0.245	0.0079	0.795
	All-Cl	0.186	0.401	0.0101	0.746
	All	0.150	0.348	0.0176	0.598
	All-w	0.209	-0.351	0.0131	0.835
	All-p	0.192	-0.136	0.0077	0.770
Zahedan	All-Cl	0.195	0.115	0.0121	0.780
	All-Tmax	0.190	-0.014	0.0128	0.762
	All-n	0.190	0.147	0.0124	0.761
	All	0.194	0.198	0.0074	0.775
	All-RH	0.217	-0.062	0.0055	0.868
Zahedan	All-Tmax	0.211	-0.019	0.0050	0.844
	All-p	0.211	0.129	0.0081	0.844
	All-n	0.208	0.260	0.0050	0.832
	All-Cl	0.199	0.364	0.0068	0.799

به طور کلی در بین پارامترهای انتخاب شده در هر ایستگاه دمای بیشینه و ابرناکی جزء پارامترهای کم‌اهمیت و فشار دارای اهمیت متوسط است.

Zeng and Qiao (2013) نشان دادند ابرناکی باعث افزایش دقت پیش‌بینی می‌شود که مشابه نتایج این تحقیق است که در ۵ ایستگاه پارامتر موثر است. Long et al. (2014) که تابش خورشیدی را در یک ایستگاه بررسی کردند نشان دادن بارندگی پارامتر موثر بر تابش است که با نتایج این تحقیق همخوانی ندارد.

۳-۳- تخمین تابش خورشیدی توسط SVM

در این تحقیق بهترین ترکیب پارامترها برای پیش‌بینی تابش خورشیدی توسط آزمون گاما تعیین گردید و به عنوان ورودی به SVM معرفی شد. نتایج حاصل از اجرای SVM در مرحله آموزش و آزمون در جدول ۴ آورده شده است. مقادیر ضریب تعیین و خطا در تمام ایستگاه‌ها در مرحله آموزش و آزمون به یکدیگر نزدیک می‌باشد که نشان می‌دهد مدل به صورت مناسب آموزش دیده است.

Table 4. Error and coefficient determination of SVM in estimating solar radiation

جدول ۴- مقادیر ضریب تعیین و خطای SVM در تخمین

تابش خورشیدی

	Station	R ²	RMSE	MEF
Train	Esfehan	0.82	1.51	2.99
	Mashad	0.76	1.48	3.80
	Orumiye	0.84	1.48	9.28
	Ramsar	0.85	1.57	4.42
	Shiraz	0.81	1.02	4.62
	Zahedan	0.90	1.53	4.41
Test	Esfehan	0.78	1.38	3.59
	Mashad	0.78	1.28	5.50
	Orumiye	0.84	1.36	4.18
	Ramsar	0.83	1.51	7.96
	Shiraz	0.83	1.21	3.26
	Zahedan	0.89	1.58	5.17

در مرحله آزمون بیشترین ضریب تعیین مربوط به ایستگاه زاهدان است اما خطای MEF در این ایستگاه فقط از مشهد و رامسر کمتر است. بیشترین و کمترین مقدار خطای MEF به ترتیب مربوط به ایستگاه رامسر و شیراز است که نشان می‌دهد تابش خورشیدی در این دو ایستگاه به ترتیب با بیشترین و کمترین مقدار خطا تخمین زده شده است. مقایسه خطای RMSE با متوسط مقدار تابش در این دو ایستگاه نیز نتایج مشابهی ارائه می‌کند.

شکل ۳ مقادیر تخمین زده شده توسط SVM با استفاده از بهترین پارامترها را در هر ایستگاه در مقابل مقادیر واقعی در مرحله آزمون نشان می‌دهد. خط ممتد خط ۱:۱ و خط چین‌ها $\pm 2.5\%$ را نشان می‌دهند.

مطابق شکل ۳ در ایستگاه اصفهان پراکندگی نقاط حول خط ۱:۱ تقریباً یکنواخت است اما مقادیر بیش از $20 \text{ MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$ کمتر از مقدار واقعی پیش‌بینی شده است. در ایستگاه مشهد پراکندگی حول خط ۱:۱ تقریباً یکنواخت است اما SVM مقادیر بیش از $10 \text{ MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$ را کمتر از مقدار واقعی پیش‌بینی کرده است. در ایستگاه ارومیه نیز مقادیر بیش از $10 \text{ MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$ کمتر از مقدار واقعی پیش‌بینی شده است. در ایستگاه رامسر مقادیر کمتر و بیشتر از $5 \text{ MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$ به ترتیب بیشتر و کمتر از مقدار واقعی پیش‌بینی شده است. در ایستگاه شیراز اکثر نقاط در محدوده $\pm 2.5\%$ قرار دارند و فقط برای مقادیر زیاد تابش خورشیدی، SVM کمتر از مقدار واقعی پیش‌بینی کرده است. در ایستگاه زاهدان تابش خورشیدی کمتر از $3 \text{ MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$ اندکی بیشتر از مقدار واقعی پیش‌بینی شده اما بیشتر از این مقدار به خوبی توسط SVM پیش‌بینی شده است.

به طور کلی در اکثر ایستگاه‌ها مقادیر تابش خورشیدی کمتر از $10 \text{ MJm}^{-2}\text{d}^{-1}$ با دقت قابل قبولی پیش‌بینی شده است. در تمام ایستگاه‌ها SVM نتوانسته مقادیر زیاد تابش خورشیدی را پیش‌بینی نماید و فقط در ایستگاه زاهدان مقادیر زیاد تابش خورشیدی در محدوده $\pm 2.5\%$ قرار دارد.

۳-۴- تخمین تابش خورشیدی توسط روابط تجربی

برای تعیین دقت روش‌های تجربی ابتدا ضرایب این روابط با استفاده از داده‌های آموزش توسط نرم‌افزار SPSS واسنجی شد. جدول ۵ ضرایب هر رابطه را در هر ایستگاه نشان می‌دهد. سپس با استفاده از ضرایب به دست آمده، تابش خورشیدی توسط روابط برای داده‌های آزمون تخمین زده شد.

در رابطه آنگستروم کمینه، میانگین و بیشینه مقدار ضریب a به ترتیب 0.27 ، 0.32 و 0.37 و b به ترتیب 0.30 ، 0.38 و 0.49 است. مقدار پیشنهادی آلن ۱۹۹۸ در مناطق فاقد واسنجی برای ضرایب a و b به ترتیب 0.25 و 0.5 می‌باشد که با متوسط مقادیر به دست آمده در این ۶ ایستگاه تفاوت قابل توجهی دارد. کمینه، میانگین و بیشینه ضریب رابطه هارگریوز در ایستگاه‌ها به ترتیب 0.16 ، 0.19 و 0.23 می‌باشد.

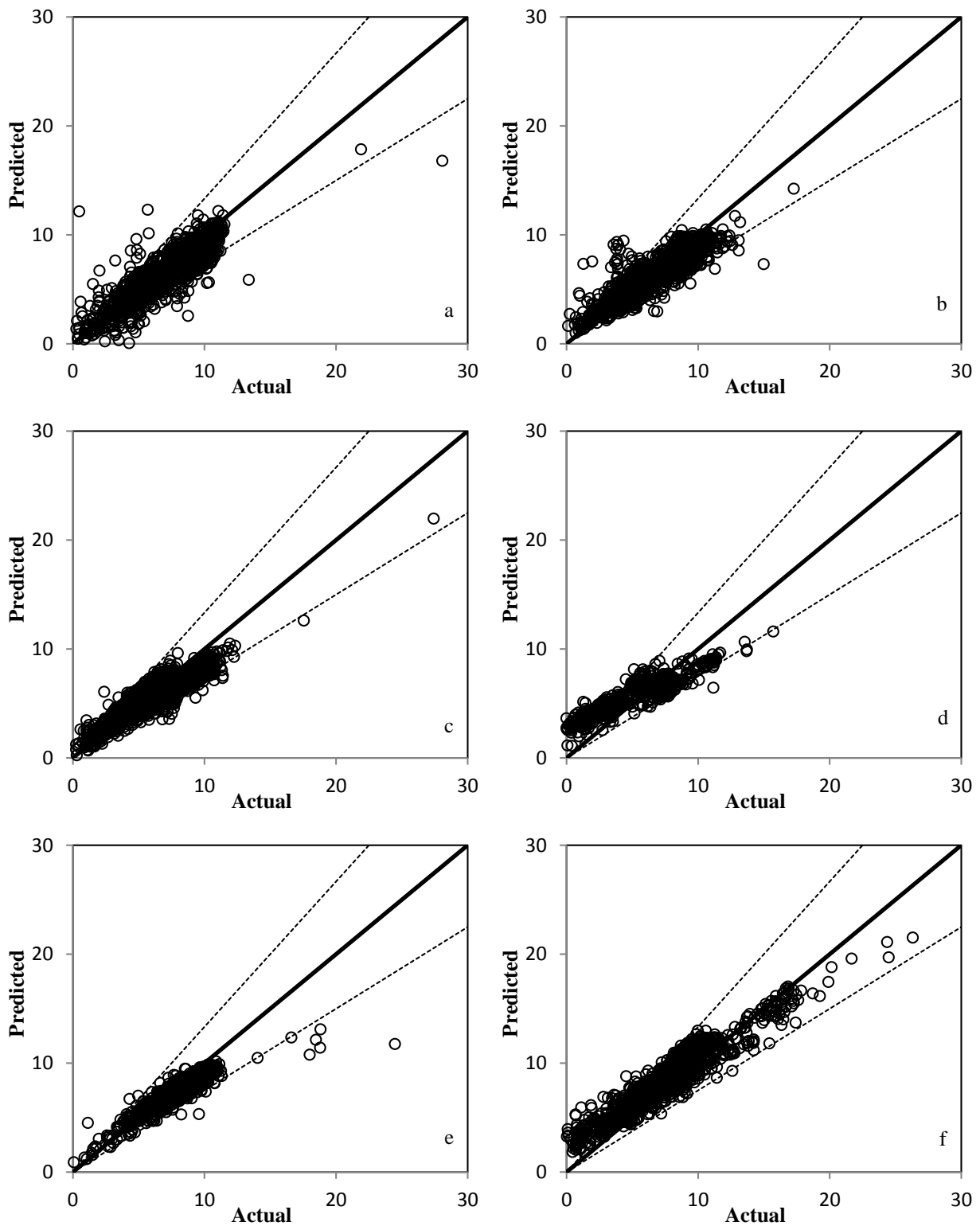


Figure 3. Comparison of solar radiation estimated by SVM and actual values at stations: a) Esfehan, b) Mashad, c) Orumiye, d) Ramsar, e) Shiraz, f) Zahedan

شکل ۳- مقایسه تابش خورشیدی تخمین زده شده توسط SVM با مقادیر واقعی در ایستگاه‌های: الف) اصفهان، ب) مشهد، ج) ارومیه، د) رامسر، ه) شیراز و و) زاهدان

خطای روش آنگستروم و هارگریوز تقریباً برابر است و در چهار ایستگاه دیگر خطای آنگستروم کمتر از هارگریوز است. Liu et al. (2009) نشان دادند روابطی که بر پایه دما می باشد در مناطقی که رطوبت آن کم است و اختلاف دمای بیشینه و کمینه زیاد می باشد دارای دقت بیشتری هستند. در این مطالعه نیز کمترین مقدار رطوبت مربوط به ایستگاههای زاهدان، اصفهان و شیراز می باشد که به ترتیب برابر ۲۸/۸، ۳۴/۹ و ۳۷/۷ است و هارگریوز توانسته در دو ایستگاه اصفهان و زاهدان با دقتی برابر آنگستروم پیش بینی کند و فقط در ایستگاه شیراز با خطای بیشتری نسبت به آنگستروم پیش بینی کرده است. Citakoglu (2015) نیز در چند ایستگاه در ترکیه که متوسط رطوبت آن ها ۶۵٪ بود مشاهده کرد خطای RMSE روش هارگریوز بسیار بیشتر از آنگستروم است. محمدی و همکاران ۲۰۱۶ نیز در دو ایستگاه با متوسط رطوبت حدود ۶۵٪ مشاهده کردند رطوبت نسبی اندکی باعث افزایش دقت پیش بینی تابش خورشیدی می شود.

تغییرات خطای RMSE دو روش آنگستروم و عبدالله در ایستگاههای مختلف روند خاصی ندارد. در ایستگاه مشهد مقدار خطا یکسان، در سه ایستگاه خطای روش عبدالله و در دو ایستگاه خطای روش آنگستروم کمتر است. به طور کلی در تمام ایستگاهها به جز رامسر خطای روشهای آنگستروم و عبدالله اختلاف زیادی با یکدیگر ندارند. Ouali and Alkama (2014) مشاهده کردند خطای RMSE روش عبدالله و آنگستروم تقریباً یکسان است که تقریباً مشابه نتایج این تحقیق است. در تمام ایستگاهها خطای RMSE روش هارگریوز بیشتر از روش عبدالله است.

به منظور بررسی دقت پیش بینی تابش خورشیدی در ایستگاههای مورد بررسی از متوسط خطای MEF دو روش آنگستروم و عبدالله استفاده شد. متوسط خطای MEF در ایستگاههای اصفهان، مشهد، ارومیه، رامسر، شیراز و زاهدان به ترتیب برابر ۴/۲۰، ۵/۶۰، ۴/۶۸، ۸/۶۶ و ۵/۶۸ درصد است.

مقادیر پیشنهادی برای مناطق غیر ساحلی ۰/۱۶ و مناطق ساحلی ۰/۱۹ است. ضریب رابطه هارگریوز در شهرهای غیر ساحلی بین ۰/۱۶ برای شیراز تا ۰/۲۳ برای اصفهان متغیر است. در شهر ساحلی رامسر مقدار ضریب برابر ۰/۱۸ است که تفاوت کمی با ضریب پیشنهادی ۰/۱۹ دارد. در رابطه عبدالله چهار ضریب وجود دارد که ضرایب a و b مشابه رابطه آنگستروم و ضرایب c و d به ترتیب مربوط به دمای متوسط و رطوبت نسبی است. کمینه، میانگین و بیشینه مقدار a به ترتیب برابر ۰/۳۱، ۰/۳۳ و ۰/۳۹، b به ترتیب ۰/۲۹، ۰/۳۶ و ۰/۴۲، c به ترتیب ۰/۰۰۰۳، ۰/۰۰۱۹ و ۰/۰۰۰۵ و d به ترتیب ۰/۰۰۰۸، ۰/۰۰۳۶ و ۰/۰۰۰۲ است. متوسط ضریب a در ۶ ایستگاه در رابطه عبدالله نسبت به آنگستروم ۰/۰۱ افزایش و ضریب b به مقدار ۰/۰۲ کاهش نشان می دهد. در تمام ایستگاهها رطوبت نسبی با تابش خورشیدی رابطه عکس دارد که مشابه تحقیقات Zeng and Qia (2013) است.

پس از تعیین ضرایب مدل های ۱۰ تا ۱۲ توسط داده های آموزش، تابش خورشیدی توسط این روابط محاسبه شد. معیارهای ارزیابی روابط تجربی و SVM در هر ایستگاه در مرحله آزمون در شکل ۴ آورده شده است.

مقایسه روابط تجربی در ایستگاهها نشان می دهد مقدار ضریب تعیین رابطه هارگریوز در دو ایستگاه اصفهان و زاهدان برابر رابطه آنگستروم است و در چهار ایستگاه دیگر رابطه هارگریوز کمترین مقدار ضریب تعیین را نسبت به دو روش دیگر دارد. ضریب تعیین روش آنگستروم نسبت به روش عبدالله روند خاصی ندارد و در بعضی ایستگاهها بیشتر، کمتر و یا برابر روش عبدالله است. ضریب تعیین روش عبدالله و هارگریوز فقط در ایستگاه زاهدان برابر است و در دیگر ایستگاهها ضریب تعیین هارگریوز کمتر از عبدالله است.

خطای RMSE پارامتر مهمی است که می تواند اطلاعات دقیقی از دقت روش های مختلف ارائه دهد. در دو ایستگاه اصفهان و زاهدان

Table 5. Coefficients of empirical relations at each station

جدول ۵- ضرایب روابط تجربی در هر ایستگاه

Station	Angstrom			Hargreaves			Abdallah		
	a	b	Kr	a	b	c	d		
Esfehan	0.34	0.37	0.23	0.31	0.39	0.0004	-0.0006		
Mashad	0.33	0.30	0.21	0.32	0.31	0.001	-0.0002		
Orumiye	0.31	0.41	0.20	0.34	0.42	0.005	-0.007		
Ramsar	0.27	0.49	0.18	0.32	0.41	0.0007	-0.001		
Shiraz	0.30	0.42	0.16	0.33	0.37	0.004	-0.005		
Zahedan	0.37	0.31	0.17	0.39	0.29	0.0003	-0.008		

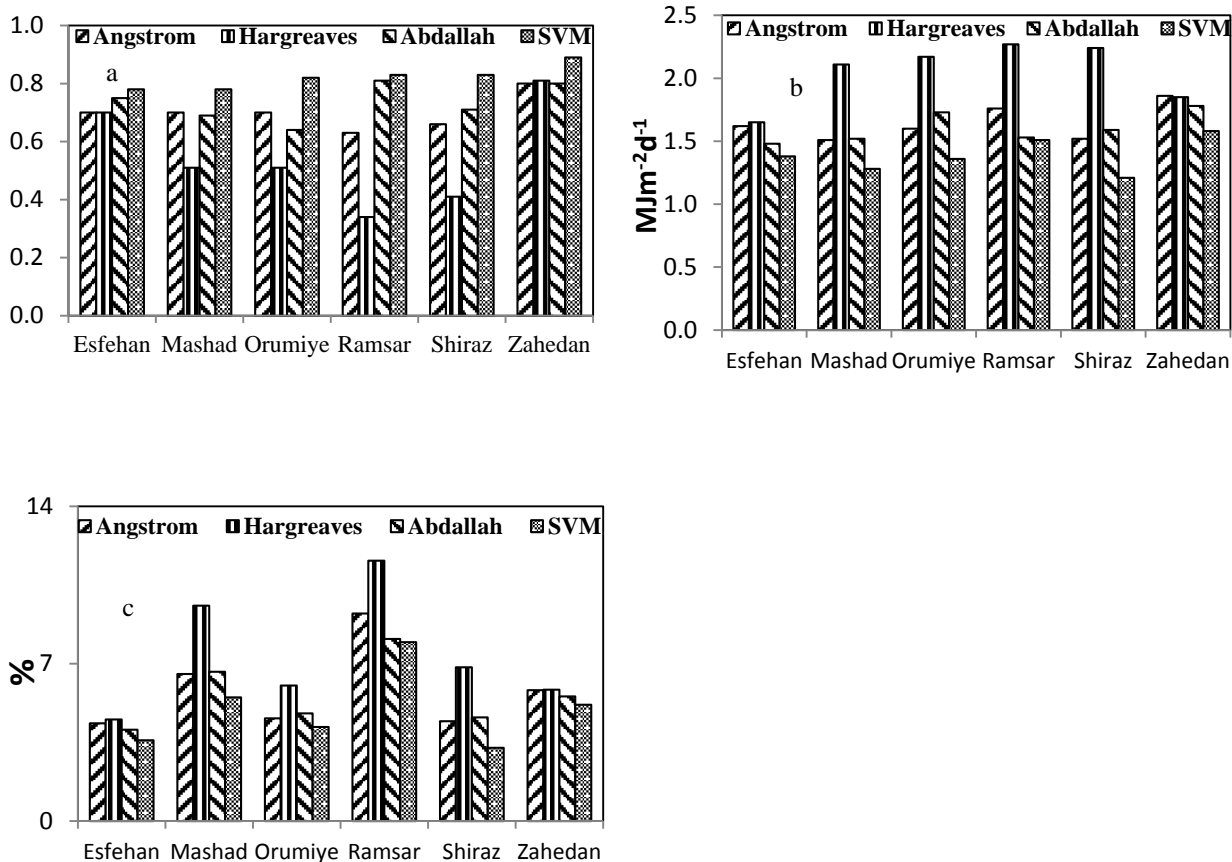


Figure 4. Comparison of solar radiation estimated by SVM and empirical relations: a) coefficient of determination, b) RMSE error, c) MEF error

شکل ۴- مقایسه تابش خورشیدی تخمین زده شده توسط روابط تجربی و SVM: الف) ضریب تعیین، ب) خطای RMSE و ج) خطای MEF

۴- نتیجه گیری

در این تحقیق روش پیش‌بینی تابش خورشیدی بر اساس داده‌های هواشناسی منتخب توسط آزمون گاما با مدل SVM و روابط تجربی ارائه شده است. کاربرد آزمون گاما در تعیین پارامترهای موثر بر تابش خورشیدی و کمینه داده‌های مورد نیاز برای آموزش تعیین شد. استفاده از SVM و کاربرد و قابلیت آن در پیش‌بینی تابش خورشید نسبت به روش‌های تجربی توضیح داده شد. آزمون گاما نشان داد در تمام ایستگاه‌ها پارامترهای دمای بیشینه و ساعت آفتابی بر تابش خورشیدی موثر است. در ۵ ایستگاه ابرناکی و در چهار ایستگاه فشار هوا و سرعت باد جزء پارامترهای تأثیرگذار بر تابش خورشیدی است. رطوبت فقط در دو ایستگاه اصفهان و زاهدان دارای اهمیت است. بارندگی در هیچکدام از ایستگاه‌ها به عنوان پارامتر موثر انتخاب نشده است. مهمترین پارامترها در هر ایستگاه متفاوت است. سرعت باد در چهار ایستگاه مشهد، ارومیه، رامسر و شیراز و ساعت آفتابی در

تابش خورشیدی به ترتیب اولویت در ایستگاه‌های اصفهان، شیراز، ارومیه، مشهد، زاهدان و رامسر با کمترین خطای پیش‌بینی شده است. مقدار خطای پیش‌بینی تابش در ایستگاه رامسر دو برابر اصفهان است.

مقایسه SVM با روابط تجربی نشان می‌دهد در تمام ایستگاه‌ها SVM توانسته بیشترین ضریب تعیین را در تخمین تابش خورشیدی نسبت به روش‌های تجربی داشته باشد. خطای RMSE پیش‌بینی تابش توسط روش SVM در تمام ایستگاه‌ها کمتر از روش‌های تجربی است. (Chen et al. (2011) نیز مشاهده کردند خطای SVM در پیش‌بینی تابش خورشیدی کمتر از هارگریوز سامانی است که مشابه این تحقیق است. خطای MEF نیز نشان‌دهنده دقت بالای SVM نسبت به روش‌های تجربی است.

Almorox J, Hontoria C (2004) Global solar radiation estimation using sunshine duration in Spain. *Energy Conversion and Management* 45(9-10):1529-1535

Angstrom A (1924) Solar and terrestrial radiation. Report to the international commission for solar research on actinometric investigations of solar and atmospheric. *Radiation QJR Meteorological Society* 50:121-126

Azeez MAA (2011) Artificial neural network estimation of global solar radiation using meteorological parameters in Gusau, Nigeria. *Artificial Applied Science Research* 3(2):586-95

Ball RA, Purcell LC, Carey SK (2004) Evaluation of solar radiation prediction models in North America. *Agronomy Journal* 96:391-397

Bristow K, Campbell G (1984) On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature. *Agricultural and Forest Meteorology* 31:159-166

Chen JL, Li GS, Wu SJ (2013) Assessing the potential of support vector machine for estimating daily solar radiation using sunshine duration. *Energy Conversion and Management* 75:311-318

Chen JL, Liu HB, Wu W, Xie DT (2011) Estimation of monthly solar radiation from measured temperatures using support vector machines- A case study. *Renewable Energy* 36:413-420

Citakoglu H (2015) Comparison of artificial intelligence techniques via empirical equations for prediction of solar radiation. *Computers and Electronics in Agriculture* 118:28-37

Durrant PJ (2001) winGamma: A non-linear data analysis and modelling tool with applications to flood prediction. Ph.D. thesis, Department of Computer Science, Cardiff University, Wales, UK.

Ekici BB (2014) A least squares support vector machine model for prediction of the next day solar insolation for effective use of PV systems. *Measurement* 50:255-262

Erfanian M, Babayi Hesar S (2013) Evaluation of hybrid models to estimate daily solar radiation on the number of stations measuring radiation Iran. *Journal of Water and Soil (Agricultural Sciences and Technology)* 158(1):16-27 (In Persian)

Ghabayi Soogh M, Mosaedi A, Dehghani AA (2012) Intelligent Modeling solar radiation using gamma and compared to empirical equations calibrated in Kermanshah. *Journal of Water and Soil Conservation* 18(4):185-208 (In Persian)

Hargreaves GL, Hargreaves GH, Riley JP (1985) Irrigation water requirements for Senegal river

سه ایستگاه اصفهان، مشهد و رامسر در اولویت اول و دوم قرار دارند. SVM با استفاده از هوش مصنوعی توانسته با استفاده از پارامترهای هواشناسی تابش خورشیدی را با دقت خوبی پیش‌بینی کند اما مقادیر زیاد تابش خورشیدی با دقت کمی پیش‌بینی شده است. این موضوع ممکن است به دلیل تعداد کم داده‌های تابش با مقادیر زیاد در مرحله آموزش باشد که باعث می‌گردد مدل در این محدوده به خوبی آموزش نیبند. تابش خورشیدی در رامسر توسط SVM و روابط تجربی با بیشترین خطا پیش‌بینی شده است. برای پیش‌بینی تابش با استفاده از روابط تجربی نیاز است در هر منطقه ضرایب روابط واسنجی شود تا پیش‌بینی تابش خورشیدی با دقت بیشتری انجام شود. تقریباً در تمام ایستگاه‌ها خطای روش آنگستروم از هارگریوز کمتر است. هارگریوز در مکان‌هایی که اختلاف دمایی کمینه و بیشینه زیاد است (رطوبت کم) پیش‌بینی دقیقتری انجام داده است. به طور کلی روش عبدالله توانسته تابش خورشیدی را با دقت بیشتری نسبت به هارگریوز پیش‌بینی کند.

اگرچه SVM توانسته تابش خورشیدی را با دقت بیشتری نسبت به روش‌های تجربی پیش‌بینی کند اما استفاده از آن به سادگی روش‌های تجربی نیست. تکنیک‌های هوش مصنوعی باید آموزش ببینند و به کاربر متخصص نیاز دارند. یکی از محدودیت‌های SVM بهینه‌سازی پارامترهای آن می‌باشد که ممکن است وقتگیر باشد. پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آینده از روش‌های بهینه‌سازی به منظور تعیین پارامترهای SVM استفاده شود.

پی‌نوشت‌ها

- ۱- Support Vector Machine (SVM)
- 2- Noise
- 3- Capacity Constant
- 4- Slack Variables
- 5- Radial Base Function (RBF)
- 6- Root Mean Square Error
- 7- Mean Error Function
- 8- M-Test

۵- مراجع

Abdallah YAG (1994) New correlation of global solar radiation with meteorological parameters for Bahrain. *Solar Energy* 16:111-120

Allen RG, Pereira LS, Raes D, Smith M (1998) Crop evapotranspiration-guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and Drainage Paper 56. United Nations Food and Agriculture Organization, Rome

- Ouali K, Alkama R (2014) A new model of global solar radiation based on meteorological data in Bejaia city (Algeria). *Energy Procedia* 50:670-676
- Piri J, Ansari H, Faridhosseini A (2013) Modeling of solar radiation by using experimental models and ANFIS (Case Study: Zahedan and Bojnord stations). *Iran Energy Journal* 16(3):37-58 (In Persian)
- Prescott JA (1940) Evaporation from a water surface in relation to solar radiation. *Transactions of the Royal Society of South Australia* 64: 114-125
- Rehman S, Mohandes M (2009) Estimation of diffuse fraction of global solar radiation using artificial neural networks. *Energy Sources, Part A* 31:974-84
- Remesan R, Shamim MA, Han D (2008) Model data selection using gamma test for daily solar radiation estimation. *Hydrological Processes* 22:4301-4309
- Sabzoparvar AA, Bayat Varkeshi M (2010) Evaluate the accuracy of artificial neural network and neuro-fuzzy methods in simulated solar radiation. *Iranian Journal of Physics Research* 10(4): 347-357 (In Persian)
- Safaii B, Khalaji Asadi M, Taghizadeh H, Jilavi A, Taleghani G, Danesh M (2005) Estimation solar energy potential in Iran and related radiation atlas. *Journal of Nuclear Science and Technology* 33:27-34
- Trabea AA, Shaltout MAM (2000) Correlation of global solar radiation with meteorological parameters over Egypt. *Renewable Energy* 21:297-308
- Vapnik V (1995) *The nature of statistical learning theory*. New York: Springer, 314p
- Wanxiang Y, Zhengrong L, Yuyan W, Fujian J, Lingzhou H (2014) Evaluation of global solar radiation models for Shanghai, China. *Energy Conversion and Management* 84:597-612
- Wu W, Liu HB (2012) Assessment of monthly solar radiation estimates using support vector machines and air temperatures. *International Journal of Climatology* 32:274-85
- Yin Y, Wu S, Zheng D, Yang Q (2008) Radiation calibration of FAO 56 Penman-Monteith model to estimate reference crop evapotranspiration in China. *Agricultural water management* 95:77-84
- Zeng J, Qiao W (2013) Short-term solar power prediction using a support vector machine. *Renewable Energy* 52:118-127
- basin. *Journal of Irrigation Drainage Engineering* 111: 265-275
- Hargreaves GH, Samani ZA (1982) Estimating potential evapotranspiration. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering ASCE* 108(3):223-230
- Jones A (2004) New tools in non-linear modelling and prediction. *Computational Management Science* 1:109-149
- Koncar N (1997) *Optimisation methodologies for direct inverse neurocontrol*. Ph.D. Thesis, Department of Computing Imperial College of Science, Technology and Medicine, University of London
- Korachagaon I, Bapat VN (2012) General formula for the estimation of global solar radiation on earth's surface around the globe. *Renewable Energy* 41:394-400
- Lazzus JA, Ponce AAP, Marin J (2011) Estimation of global solar radiation over the city of La Serena (Chile) using a neural network. *Applied Solar Energy* 47(1):66-73
- Lin JY, Cheng CT, Chau KW (2006) Using support vector machines for long-term discharge prediction. *Hydrological Sciences Journal* 51(4):599-612
- Liu X, Mei X, Li Y, Wang Q, Jensen JR, Zhang Y, Porter JR (2009) Evaluation of temperature-based global solar radiation models in China. *Agricultural and Forest Meteorology* 149:1433-46
- Long H, Zhang Z, Su Y (2014) Analysis of daily solar power prediction with data-driven approaches. *Applied Energy* 126:29-37
- Majnooni Heris A, Zand Parsa Sh, Sepaskhah A, Nazemosadat MJ (2008) Development and evaluation of global solar radiation models based on sunshine hours and meteorological information. *Science and Technology of Agriculture and Natural Resources* 12(46):491-499 (In Persian)
- Moeini S, Javadi Sh, Kokabi M, Dehghan Menshadi M (2010) Iran's estimate of solar radiation using an optimal model. *Iran Energy Journal* 13(2):1-10 (In Persian)
- Moghaddamnia A, Remesan R, Kashani MH, Mohammadi M, Han D, Piri J (2009) Comparison of LLR, MLP, Elman, NNARX and ANFIS models-with a case study in solar radiation estimation. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics* 71:975-982
- Ogelman H, Ecevit A, Tasdemiroglu E (1984) A new method for estimating solar radiation from bright sunshine data. *Solar Energy* 33:619-25