

پیش بینی لحظه ای تابش کل خورشید در شهر رفسنجان توسط شبکه عصبی

مصطفی زمانی محی آبادی^۱

تاریخ دریافت مقاله:

۱۳۹۲/۰۵/۱۶

چکیده:

تابش کل خورشیدی رسیده به سطح زمین یکی از کاربردی ترین پارامترهایی است که در پروژه ها و مدل سازی های برآورد انرژی خورشیدی، هیدرولوژی، کشاورزی، هواشناسی و اقلیمی از اهمیت بالایی برخوردار است. با توجه به اینکه تهیه و ایجاد وسایل اندازه گیری این پارامتر هزینه زیادی در بر دارد، معادلات بسیاری جهت برآورد آن توسط محققان در سراسر جهان پیشنهاد شده است. در این تحقیق با استفاده از شبکه عصبی، مدلی جهت پیش بینی لحظه ای تابش در شهر رفسنجان طراحی گردیده است. از مقایسه مقادیر بدست آمده از مدل طراحی شده با مقادیر اندازه گیری شده توسط پیرانومتر برای یک سال، مشخص شد که شاخص های آماری $RMSE$, MBE و t برای شبکه عصبی بترتیب $۰/۰۰۳۷$ ، $۳۶/۵۳۶۶$ و $۰/۰۲۳۲$ می باشند که نمایانگر عملکرد خوب مدل طراحی شده در شبکه عصبی است.

تاریخ پذیرش مقاله:

۱۳۹۲/۰۸/۲۵

کلمات کلیدی:

تابش کل خورشید، شبکه عصبی، شهر رفسنجان

مقدمه

دانستن مقدار تابش کل خورشیدی در هر محل برای بسیاری از مسائل کاربردی از جمله تخمین تبخیر- تعرق، طراحی معماری، مدل‌های رشد محصولات کشاورزی، استفاده از انرژی خورشیدی اهمیت فراوان دارد. اما به رغم اهمیت اندازه‌گیری این پارامتر، به دلیل مشکلات اقتصادی، وسایل و ابزار مناسب اندازه‌گیری تابش مانند سایر پارامترهای هواشناسی از جمله دما و بارش در همه مناطق موجود نبوده و بنابراین باید به گونه‌ای آن را تخمین زد [۶].

مدل سازی مناسب به منظور برآورد انرژی خورشید در مناطق مختلف کشور و استفاده صحیح از آن نقش مهمی در تعیین انرژی مورد نیاز کشور ایفا خواهد نمود [۳]. این مسائل باعث ترغیب دانشمندان و محققان به سوی ارائه و استفاده از مدل‌های تابش خورشید شده است. مقادیر تابش به روش‌های مختلفی از جمله روابط تجربی و رگرسیونی، استفاده از فن‌سنجش از دور و شبکه‌های عصبی و میان‌یابی خطی محاسبه می‌شوند.

به طور کلی، معادلات تجربی برآورد تابش خورشیدی را می‌توان به سه دسته تقسیم‌بندی کرد: اول، معادلاتی که مبنای آنها ساعات آفتابی است [۷]، دوم، معادلاتی که مبنای آنها دمای هواست [۸] و سوم، معادلاتی که بر مبنای ابرناکی محاسبه می‌شوند [۱۰]. البته تعداد زیادی از پارامترهای هواشناسی مانند رطوبت نسبی، ابرناکی، دما، ساعات آفتابی و ... بر مقدار تابش کل خورشیدی رسیده بر سطح زمین موثر می‌باشند. بر این اساس، معادلات مختلفی برای تخمین مقدار تابش کل خورشیدی پیشنهاد شده است که یکی از مهم‌ترین آنها، معادله آنگستروم می باشد که در سال ۱۹۲۴ ارائه شد [۷].

رحمان [۱۳] با استفاده از ۱۶ مدل مختلف برآورد تابش، مقادیر تابش محاسبه شده را در عربستان سعودی با مقادیر تابش اندازه‌گیری شده با پیرانومتر مقایسه کرد و از بین آنها بهترین مدل را که مدل خطی آنگستروم- پرسکات با ضرایب $a=0.3465$ و $b=0.352$ بود، انتخاب نمود.

سبزی‌پرور و شتایی [۱۴] در نواحی خشک و نیمه خشک غرب و شرق ایران، شش معادله پالتریج، صباغ، دانشیار، پالتریج اصلاح شده، صباغ اصلاح شده و دانشیار اصلاح شده را مورد بررسی قرار داده و مقدار تابش را تخمین زدند.

شبکه عصبی از روش‌های محاسباتی هوشمند می باشد که مزیت اصلی آن سرعت بالا و دقت مطلوب در پیش بینی متغیرهای پیچیده با نداشت خطی و غیرخطی است. اصولاً شبکه‌های عصبی در حل مسایل پیچیده که مدل‌های تجربی یا نیمه تجربی در حل آنها کارایی مناسب نداشته باشند، بسیار کارا هستند [۹].

سوزان و همکارانش [۱۵] قابلیت شبکه عصبی در برآورد میزان تابش و همچنین بهترین معماری شبکه برای دستیابی به کمترین خطا را بررسی کردند. رجیمی خوب [۱۲] داده‌های حداکثر و دمای حداقل اهواز را به عنوان ورودی شبکه عصبی برای تخمین میزان تابش به کار گرفت. او مدل را با مدل هارگریوز-سامانی مورد مقایسه قرار داد و درصد میانگین

مطلق خطا برای شبکه عصبی ۲,۵۳ و برای روش هارگریوز-سامانی برابر ۳,۶۴ به دست آمد. اللواتی و همکارانش [۵] از داده های هواشناسی ۲۵ شهر عمان به منظور تخمین میزان تابش و همچنین ضریب صافی به وسیله شبکه عصبی استفاده کردند. نتایج حاصل از شبکه عصبی RBF با چند رگرسیون مقایسه شده است و نتایج حاصل نشان می دهد که شبکه عصبی قابلیت بهتری در تخمین تابش دارد.

نتایج تحقیقات فوق الذکر میزان اهمیت و تاثیر گذاری این مدل ها برای اهداف مورد نظر را نشان داده و نیز عملکرد بهتر شبکه عصبی نسبت به دیگر مدل ها قابل مشاهده است.

به این ترتیب، اهداف کلی از اجرای این مدل سازی را می توان به شرح زیر خلاصه نمود:

۱- به دست آوردن مدلی قابل قبول توسط شبکه عصبی بر اساس اطلاعات اندازه گیری شده، مختص شهر رفسنجان

۲- استفاده از مدل موجود جهت بررسی پارامترهای مختلف عملکردی

۳- استفاده از مدل موجود جهت مدل سازی کاربردهای نیروگاهی و غیرنیروگاهی خورشیدی در شهر رفسنجان

در ادامه این مقاله، ابتدا به بررسی منطقه مورد مطالعه پرداخته می شود و سپس به شبکه های عصبی و شاخص های خطا پرداخته شده است. در بخش بعد، نحوه مدل سازی و نتایج و در نهایت، نتیجه گیری ذکر گردیده است.

منطقه مورد مطالعه

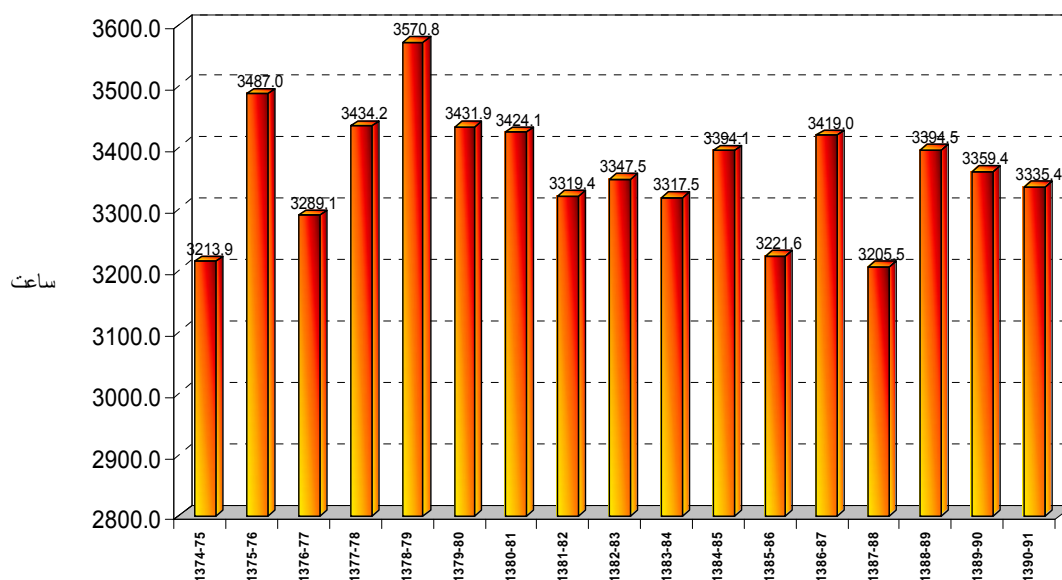
دانشگاه ولی عصر(عج) رفسنجان گام های مهمی در جهت استفاده از انرژی های نو برداشته است. طرح خودروی پیل سوختی حرارت بالا و نیروگاه ۲,۵ کیلووات خورشیدی(فتوولتاییک) (شکل ۱) و ... از جمله طرح های انجام شده می باشند.



شکل (۱) نیروگاه ۲,۵ کیلووات خورشیدی(فتوولتاییک) دانشگاه ولی عصر(عج) رفسنجان

با توجه به اقلیم شهر رفسنجان در زمینه کشاورزی محصول پسته و مشکلات موجود در زمینه تخریب سطحی و ... و نیز ظرفیت بالای تابش خورشید در این ناحیه، استفاده از این انرژی در زمینه های مختلف نیازمند یک مدل دقیق تابش کل خورشید مختص این شهر است، تا بتوان بهترین طراحی ها و برآوردها را در زمینه طرح های انرژی خورشیدی و مشکلات کشاورزی انجام داد.

در این تحقیق، از اطلاعات ایستگاه سینوپتیک شهر رفسنجان با طول جغرافیایی ۵۵ درجه، عرض جغرافیایی ۳۰/۲ درجه و ارتفاع ۱۴۶۹ متر از سطح دریا، استفاده شده است. اقلیم این منطقه در گروه مناطق خشک و گرم قرار دارد. میانگین ساعات آفتابی سالانه رفسنجان تقریباً ۳۳۶۲٫۶۵ ساعت در سال است. شکل (۲) ساعات آفتابی رفسنجان از سال ۱۳۷۴ تا ۱۳۹۱ را نشان می دهد.

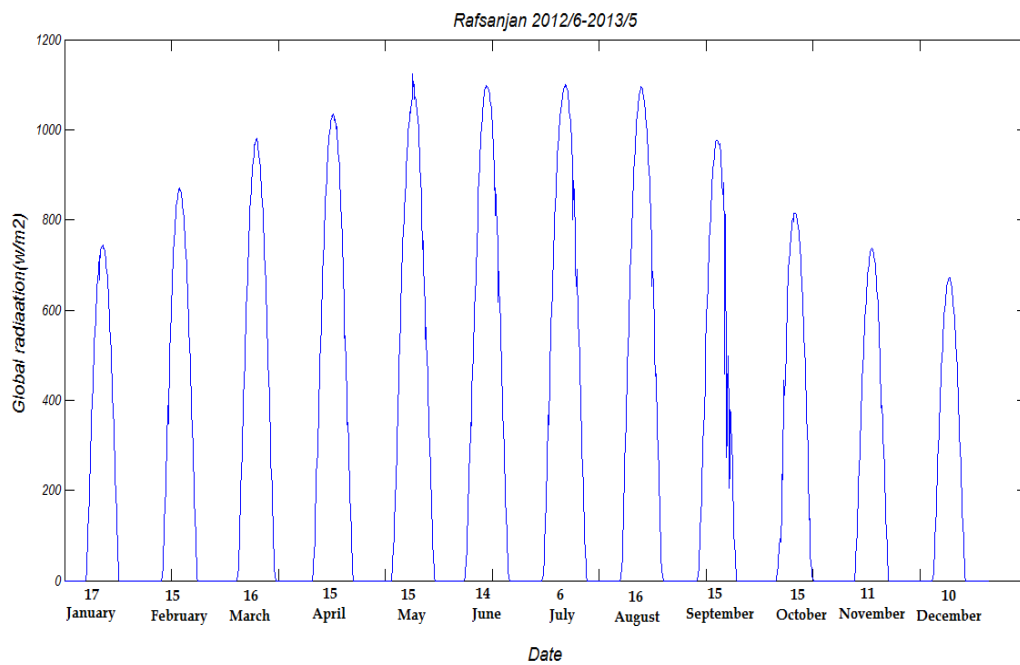


شکل (۲) تغییرات رژیم ساعات آفتابی ایستگاه سینوپتیک رفسنجان ۱۳۷۴-۱۳۹۱

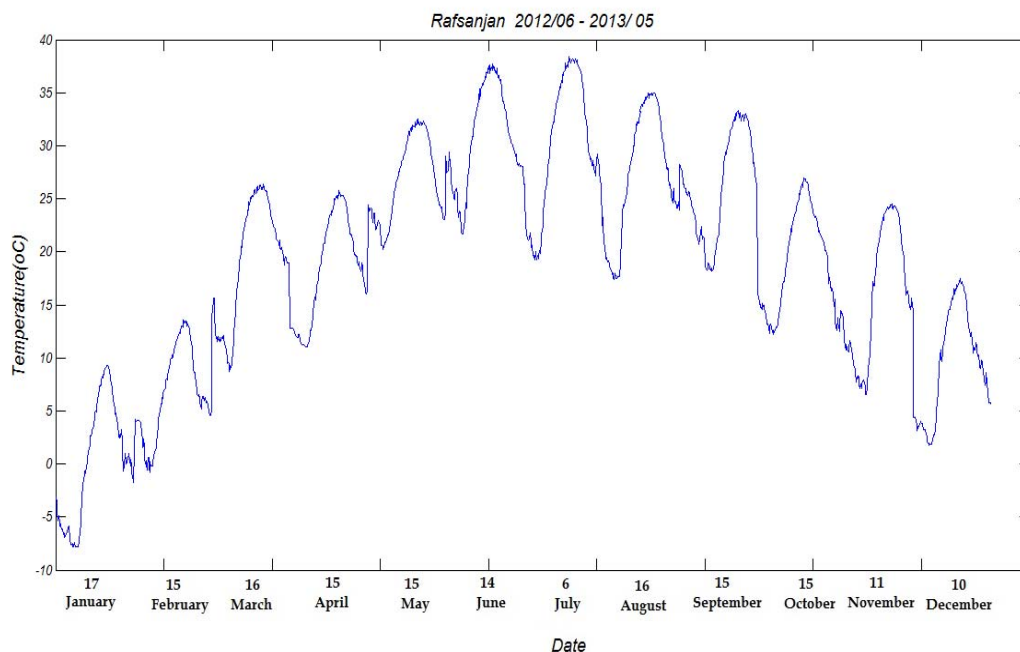
شکل (۳) سنسور اندازه گیری دما و تابش کل موجود در ایستگاه سینوپتیک رفسنجان را نشان می دهد و در شکل های (۴) و (۵)، تابش کل و دمای محیط اندازه گیری شده توسط وسایل اندازه گیری ایستگاه سینوپتیک رفسنجان برای یک روز از هر ماه نشان داده شده است. همان طور که از شکل های مربوط مشخص می باشد، رفسنجان دارای ظرفیت بالای انرژی خورشیدی می باشد.



شکل ۳) سنسور اندازه گیری دما و تابش کل موجود در ایستگاه سینوپتیک رفسنجان



شکل ۴) تابش کل اندازه گیری شده توسط پیرانومتر ایستگاه سینوپتیک شهر رفسنجان برای یک روز از هر ماه



شکل ۵) دمای محیط اندازه گیری شده توسط دماسنج ایستگاه سینوپتیک شهر رفسنجان برای یک روز از هر ماه

در سال های اخیر، شبکه های عصبی مصنوعی بطور موفق در کارهای تشخیص مورد استفاده قرار گرفته اند. یکی از مزایای اصلی استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی، توان تشخیص الگوهایی است که نادقیق هستند. در ادامه، به معرفی شبکه عصبی پرداخته شده است.

معرفی شبکه های عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی مصنوعی، الهام گرفته از عملکرد و نحوه کار شبکه های عصبی بیولوژیکی می باشند. در واقع، مدل های ریاضی برای پردازش سریع و دقیق اطلاعات هستند. شبکه های عصبی در بعد تحلیل و توسعه ساختاری و نیز در بعد پیاده سازی سخت افزاری از نظر کمی و کیفی در حال رشد و پیشرفت می باشند [۴، ۱].

شبکه های عصبی از یکسری لایه ها شامل اجزای ساده پردازشگر به نام نرون تشکیل گردیده اند که به صورت موازی با هم عمل می کنند. هر لایه ورودی به یک یا تعداد بیشتری لایه میانی (*Hidden Layer*) مرتبط می باشد و لایه های میانی نیز به لایه های خروجی مرتبط می شوند. جواب شبکه نیز نقش خروجی را برای سیستم ایفا می کند. هر لایه می تواند از تعدادی نرون با توابع تبدیل متفاوت برخوردار باشد، یعنی مدل نرون ها در لایه ها می توانند متفاوت در نظر گرفته شوند. مشخصه های قابل توجه شبکه های عصبی، قابلیت یادگیری آنهاست، به طوری که قادرند هر بار

وزنهایشان را با نمونه ورودی اصلاح کنند. در یک جمله، شبکه های عصبی مانند موجودات زنده قابلیت یادگیری دارند. این آموزش استنتاجی ممکن است در تشخیص صدا، شبیه سازی مسیر و ... باشد. یکی از انواع شبکه های عصبی، پرسپترون می باشد که به صورت پرسپترون تک لایه و چند لایه موجود هستند. پرسپترون تک لایه می تواند مسائل مجزای خطی را دسته بندی کند و برای مسائل پیچیده تر لازم است که از تعداد بیشتری لایه استفاده کنیم. شبکه های پیش خور چند لایه از تعداد بیشتری لایه های میانی تشکیل شده اند [۴,۱].

نرمالیزه کردن مولفه های بردار ورودی و خروجی به نحوی انجام می پذیرد که تمامی این مولفه ها در بازه [۰-۱] قرار گیرند، در این تحقیق جهت نرمالیزه کردن ورودی ها و خروجی از رابطه (۱) استفاده شده است.

$$I_{\text{norm}} = \frac{i - I_{\text{min}}}{I_{\text{max}} - I_{\text{min}}} \quad (1)$$

شاخص های خطا

در این تحقیق برای ارزیابی دقت مدل و مقایسه نسبی نتایج مدل تخمینی با مقادیر اندازه گیری شده تابش رسیده به سطح زمین توسط پیرانومتر، از آزمون های پیشنهادی جاکوویدز [۱۱] استفاده گردید.

جاکوویدز نشان داد که استفاده از شاخص های $RMSE$ ، MBE به تنهایی، موجب به وجود آمدن خطا در انتخاب مدل می شود، لذا توصیه نمود که در کنار این دو شاخص، از معیار t که ترکیبی از آنها است، استفاده شود. روابط شاخص های گفته شده به صورت زیر می باشند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (۶) \quad MBE = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)}{n} \quad (۷) \quad t = \sqrt{\frac{(n-1)MBE^2}{RMSE^2 - MBE^2}} \quad (۲)$$

هرچه مقدار $RMSE$ کمتر باشد، مدل از دقت بیشتری برخوردار است. اگر مقدار MBE مثبت باشد، یعنی مقدار پیش بینی شده از مقدار اندازه گیری شده بیشتر است و اگر مقدار MBE منفی باشد، یعنی مقدار اندازه گیری شده از مقدار پیش بینی شده کمتر است.

در این معادلات، P_i مقدار برآورد شده تابش خورشیدی، O_i مقدار اندازه گیری شده تابش خورشیدی و n تعداد

1) Root Mean Square Error

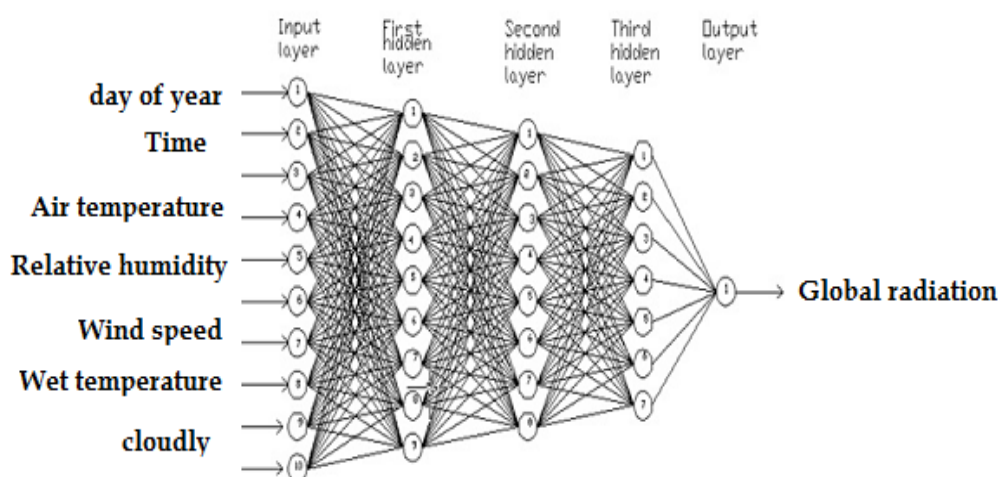
2) Mean Bias Error

مشاهدات می‌باشد.

نحوه مدل‌سازی و نتایج

معمولاً پوشش ابری آسمان، نوع ابر و ارتفاع ابر در ایستگاه‌های سینوپتیک و یا ایستگاه‌های تحقیقاتی اندازه‌گیری می‌شود. میزان پوشش ابری در آسمان در کشور ما و اغلب کشورها به صورت واحد هشتم بیان می‌شود، در صورتی که آسمان بدون ابر باشد، صفر و در صورتی که آسمان نیمه ابری باشد، $4/8$ و اگر تمام ابری باشد، $8/8$ گزارش می‌شود.

در اکثر تحقیقات انجام شده، برای به دست آوردن مدل تابش خورشید از داده‌های روزانه دمای محیط^۱، رطوبت نسبی^۲ سرعت باد^۳، ابرناکی^۴ و... استفاده شده است. در این تحقیق، با توجه به اینکه هدف پیش‌بینی تابش آتی به صورت لحظه‌ای می‌باشد، داده‌های اندازه‌گیری شده در ایستگاه سینوپتیک رفسنجان صورت واقعی و لحظه‌ای به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. در این تحقیق از داده‌های: شماره روز از سال بین ۱-۳۶۵، زمان اندازه‌گیری داده‌ها، دمای محیط، رطوبت نسبی، سرعت باد، دمای تر^۵ و ابرناکی استفاده شده است. شکل (۶) ورودی‌های استفاده شده در شبکه عصبی را نشان می‌دهد.



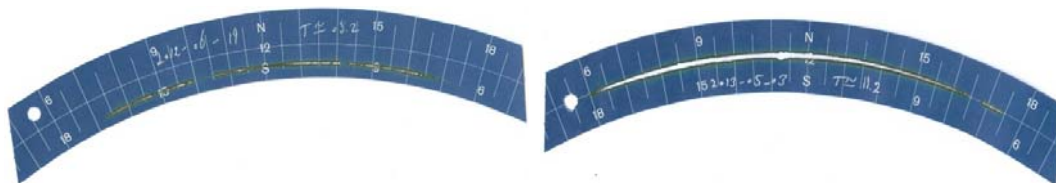
شکل ۶) ورودی‌ها و خروجی استفاده شده در شبکه عصبی

- 1) Air temperature [حداکثر، حداقل و یا میانگین آن]
- 2) Relative humidity [حداکثر، حداقل و یا میانگین آن]
- 3) wind speed [حداکثر، حداقل و یا میانگین آن]
- 4) Cloudy [حداکثر، حداقل و یا میانگین آن]
- 5) Wet temperature

اندازه گیری های فوق به استثنای ابرناکی به صورت هر ۱۰ دقیقه در ایستگاه موردنظر ثبت شده است، اما اندازه گیری های مربوط به ابرناکی هر ۳ ساعت ثبت گردیده است برای یافتن هر ۱۰ دقیقه این پارامتر با توجه به نظر کارشناسان مربوطه، با استفاده از کاغذهای آفتاب نگار و داده های تابش روزهای موردنظر، در بین بازه ۳ ساعت و به صورت هر ۱۰ دقیقه مقدار ابرناکی تخمین زده شد. در شکل (۷) دستگاه آفتاب نگار موجود در ایستگاه سینوپتیک رفسنجان و در شکل (۸) کاغذهای آفتاب نگار، برای ۲ روز مختلف نمایش داده شده است.



شکل (۷) دستگاه آفتاب نگار موجود در ایستگاه سینوپتیک رفسنجان



شکل (۸) کاغذهای آفتاب نگار موجود در ایستگاه سینوپتیک رفسنجان برای روزهای ۲۰۱۳/۰۵/۰۳ و ۲۰۱۲/۰۶/۱۹

در این بخش، شبکه هایی با تعداد لایه های مختلف، تعداد نرون های مختلف و توابع تحریک مختلف مورد بررسی قرار گرفت که نتایج را در جدول (۱) نشان داده ایم. در این آزمایش ها از تابع آموزش Trainlm استفاده شده است، در ضمن برای تعیین تابع محرک و تعداد نرون ها به روش سعی و خطا عمل کرده و حالتی که (MSE (Mean Squared Error کمتر و R (Correlation Coefficient) بیشتر باشد { هر چه R بیشتر باشد، نشان دهنده میزان تطابق خروجی مدل با هدف است و اگر ۱ باشد، گویای این است که خروجی سیستم با هدف برابر می باشد } مناسب می باشد. تابع تحریک خروجی Purelin در نظر گرفته شد. در این شبیه سازی، ۷۰ درصد داده ها جهت آموزش شبکه عصبی، ۱۵

درصد برای اعتبارسنجی^۱ و ۱۵ درصد نیز برای آزمون^۲ سیستم در نظر گرفته شدند. شبیه سازی ها با نرمالیزه کردن ورودی ها و خروجی های سیستم نیز انجام گردید.

با توجه به نتایج جدول (۱)، شبکه عصبی طراحی شده با تابع محرک در لایه های مخفی $\text{logsig}, \text{tansig}, \text{logsig}$ و با تعداد نرون [10 10 10] انتخاب گردید.

جدول (۱) نتایج شبیه سازی

ANN Topology Hidden layer	Neurons in layer	Iterations	Error (MSE)	R			Iterations norm	Error (MSE) norm	R norm*		
				training	validation	test			training	validation	test
purelin	[1]	24	95505.976	0.44939	0.45014	0.43569	4	0.063699	0.41541	0.4316	0.42635
purelin	[5]	53	4111.8352	0.98243	0.98305	0.98207	4	0.64402	0.41753	0.41684	0.43524
purelin	[10]	396	2047.1127	0.99101	0.99146	0.9908	3	0.063468	0.41848	0.42757	0.41975
logsig	[1]	61	100131.849	0.40631	0.41443	0.41958	35	0.059665	0.48476	0.47863	0.48283
logsig	[5]	22	3113.2938	0.98743	0.98686	0.98756	35	0.0028716	0.98194	0.98129	0.98179
logsig	[10]	32	2619.5451	0.98932	0.98937	0.98945	162	0.0015356	0.99076	0.99008	0.99052
logsig, logsig	[1 1]	34	88453.2732	0.49886	0.51065	0.49671	95	0.062493	0.45166	0.45009	0.43591
logsig, logsig	[5 5]	95	1990.7704	0.99166	0.99179	0.99142	185	0.0012223	0.9921	0.99211	0.99183
logsig, logsig	[10 10]	79	1580.7696	0.99382	0.99335	0.9935	112	0.0010499	0.99375	0.99326	0.99397
logsig, tansig, logsig	[1 1 1]	3	117677.3194	-1.45*10 ⁻²²	6.1*10 ⁻²⁴	-7.1*10 ⁻²⁴	48	0.061481	0.45475	0.45038	0.45272
logsig, tansig, logsig	[5 5 5]	150	1878.7822	0.99233	0.99225	0.9921	182	0.0012489	0.99255	0.99187	0.99283
logsig, tansig, logsig	[10 10 10]	121	1383.0037	0.99436	0.99439	0.99403	138	0.00094398	0.99449	0.99391	0.99385

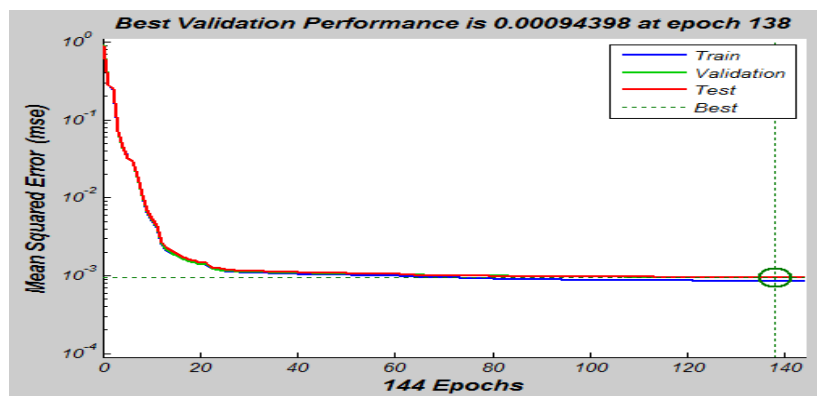
*norm=normalization

1) validation

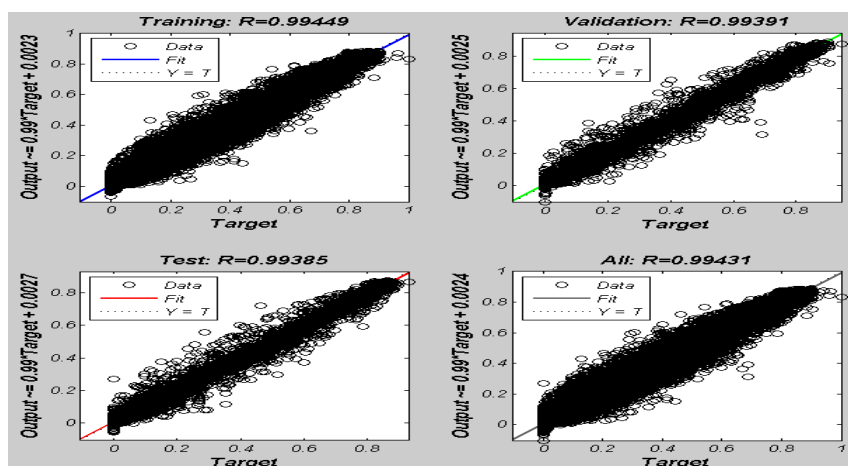
2) test

در شکل (۹) نمودار همگرایی شبکه عصبی و رسیدن به حداقل میانگین مربعات خطا (MSE) برای داده های نرمالیزه شده نشان داده شده است و نمودار شکل (۱۱) برای داده های نرمالیزه نشده می باشد. همان طور که مشخص است، شبکه عصبی توانسته است با کمترین تکرار به همگرایی مورد نظر و حداقل MSE دست یابد.

شکل (۱۰) [نرمالیزه شده] و شکل (۱۲) نشان دهنده ارتباط بین مقادیر واقعی تابش با مقادیر برآورده شده توسط شبکه عصبی می باشد. در این شکل ها، داده های آموزش^۱، اعتبارسنجی و آزمون نشان داده شده است. همان گونه که در شکل دیده می شود، نزدیک بودن شیب خط عبوری به عدد یک و کم بودن مقدار عرض از مبدا، موید کارایی خوب شبکه عصبی طراحی شده در تخمین تابش می باشد.

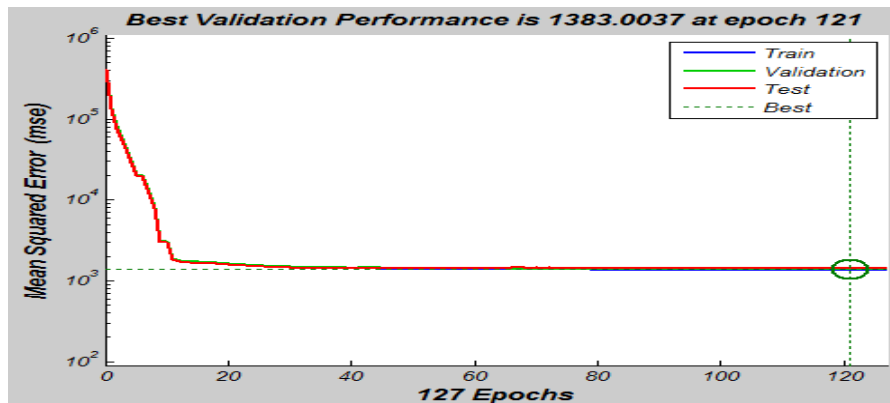


شکل ۹) نمودار همگرایی شبکه عصبی و رسیدن به حداقل میانگین مربعات خطا (MSE) (داده های نرمالیزه شده)

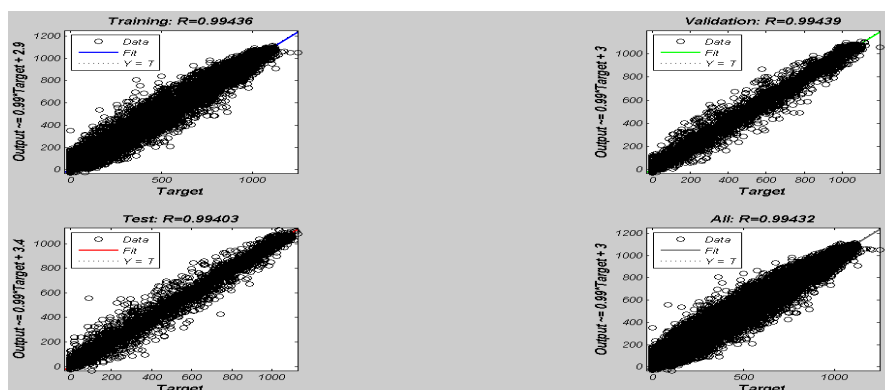


شکل ۱۰) ارتباط بین مقادیر واقعی تابش با مقادیر برآورده شده توسط شبکه عصبی (داده های نرمالیزه شده)

1) training



شکل (۱۱) نمودار همگرایی شبکه عصبی و رسیدن به حداقل میانگین مربعات خطا MSE



شکل (۱۲) ارتباط بین مقادیر واقعی تابش با مقادیر برآورده شده توسط شبکه عصبی

در ادامه، مدل شبکه عصبی انتخاب شده مورد ارزیابی قرار گرفته و برای جهت انجام این امر از شاخص های خطا استفاده شده است. جدول (۲) نشان دهنده مقادیر شاخص ها برای این مدل در طول یک سال است. همان طور که مشخص است، شبکه عصبی دارای کارایی مناسبی برای شهر رفسنجان می باشد. در جدول (۳) نیز نتایج ارزیابی شبکه عصبی طراحی شده برای هر ماه نشان داده شده است که نمایانگر کارایی مناسب مدل موجود در هر ماه می باشد.

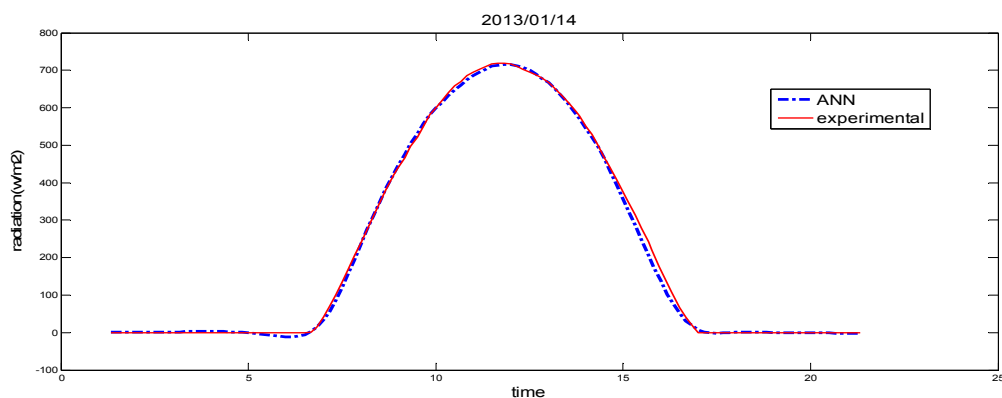
در شکل های (۱۳) تا (۱۶) مدل شبکه عصبی (ANN) برای روزهای مختلف با مقادیر اندازه گیری شده میدانی نشان داده شده است، همان طور که از شکل ها نیز مشخص است، شبکه عصبی از کارایی مناسبی برخوردار است.

جدول (۲) ارزیابی مدل شبکه عصبی توسط شاخص های آماری برای یک سال

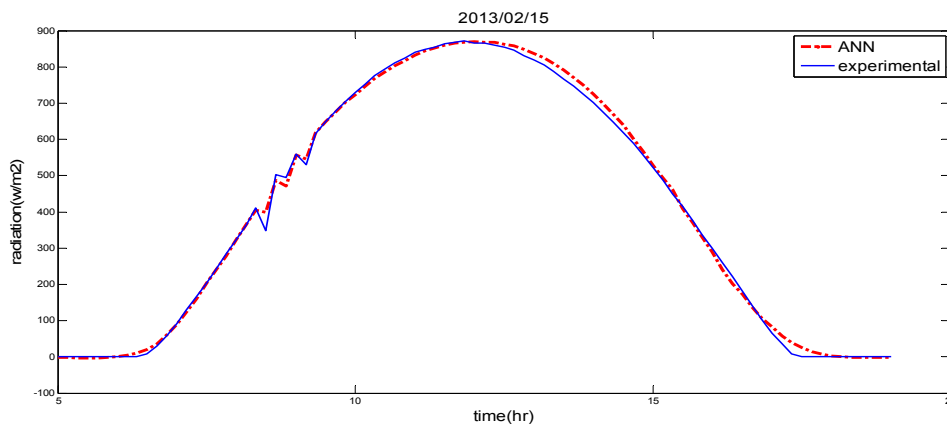
	RMSE	MBE	t
ANN	36.5366	0.0037	0.0232

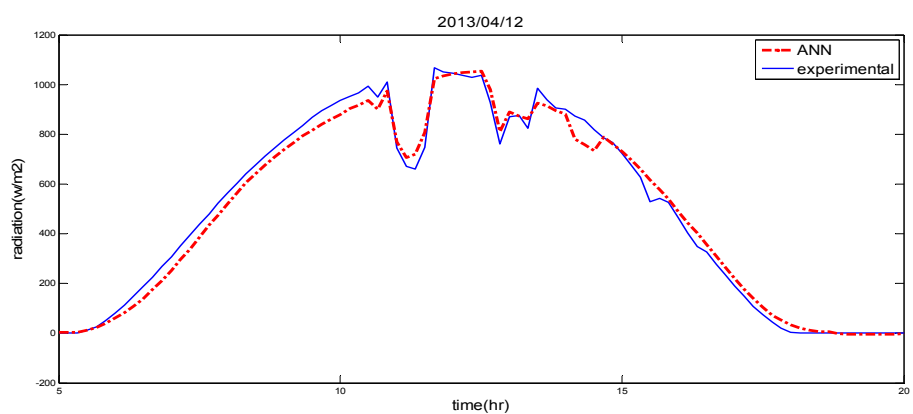
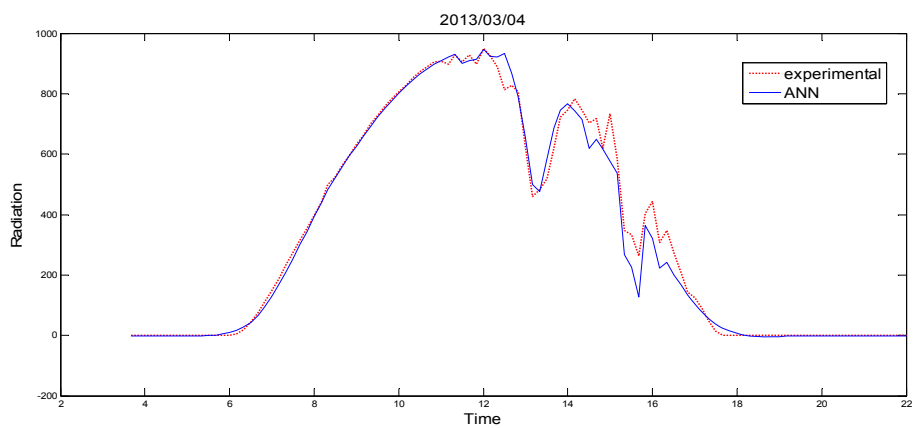
جدول ۳) ارزیابی مدل شبکه عصبی توسط شاخص های آماری برای هر ماه

ماه	RMSE	MBE	t
ژانویه	۳۷,۰۰۳۹	۰,۰۱۴۹	۰,۰۲۶۸
فوریه	۳۷,۷۴۸۴	-۰/۸۵۶۴	۱/۴۴۰۶
مارس	۴۲/۷۷۳۶	۰/۰۳۰۴	۰/۰۴۷۴
آوریل	۵۴/۳۰۵۶	۰/۲۷۲۶	۰/۳۲۹۸
مه	۵۷/۰۶۰۲	-۰/۳۵۱۱	۰/۴۱۱۱
جون	۳۵/۸۸۸	۰/۸۴۲۸	۱/۵۴۳۶
جولای	۲۸/۷۰۴۸	-۰/۳۱۱۵	۰/۷۱۳۲
اوت	۱۹/۱۵۶۲	۰/۰۲۲۵	۰/۰۷۹۷
سپتامبر	۲۸/۷۴۳۹	۱/۵۰۲۹	۳/۴۴۰۵
اکتبر	۲۸/۷۷۲	۰/۶۵۶۲	۱/۵۲۳۹
نوامبر	۲۴/۵۹۵۴	-۲/۹۶۱۶	۷/۸۳۶۴
دسامبر	۲۲/۳۴۵۳	۰/۹۴۷۶	۲/۸۸۰۶



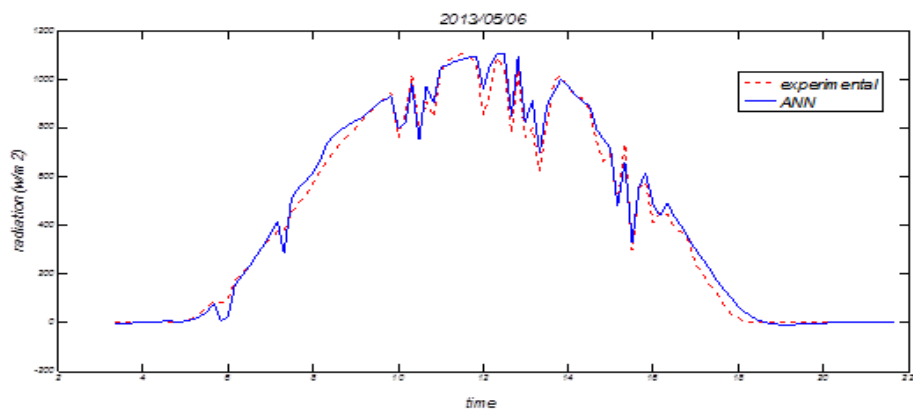
شکل ۱۳) مقایسه شبکه عصبی (ANN) با داده های اندازه گیری (experimental) شده برای روز ۲۰۱۳/۰۱/۱۴

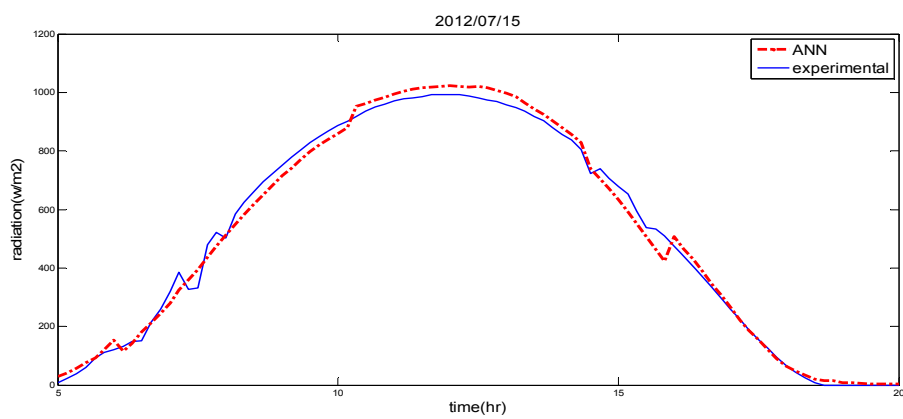
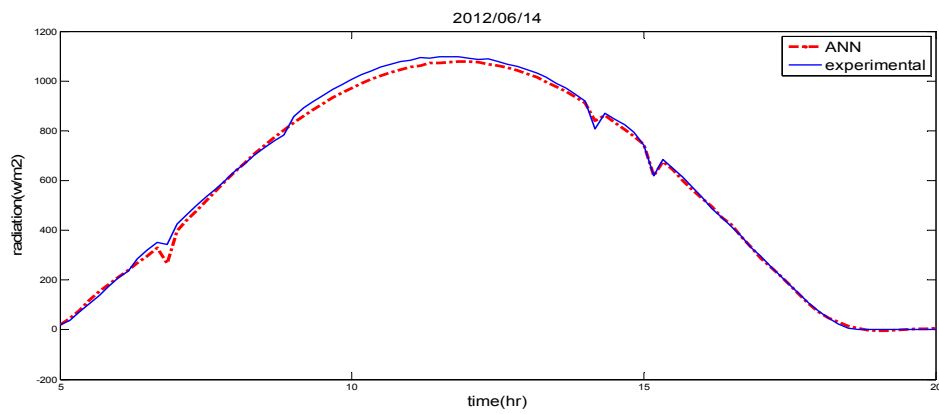




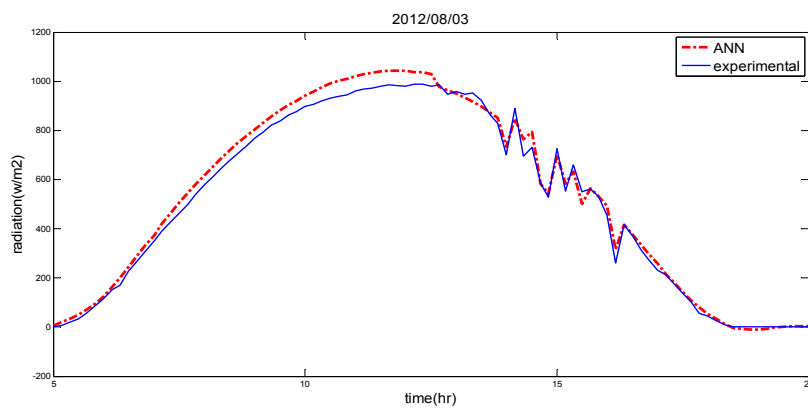
شکل ۱۴) مقایسه شبکه عصبی (ANN) با داده های اندازه گیری (experimental) شده برای یک روز از

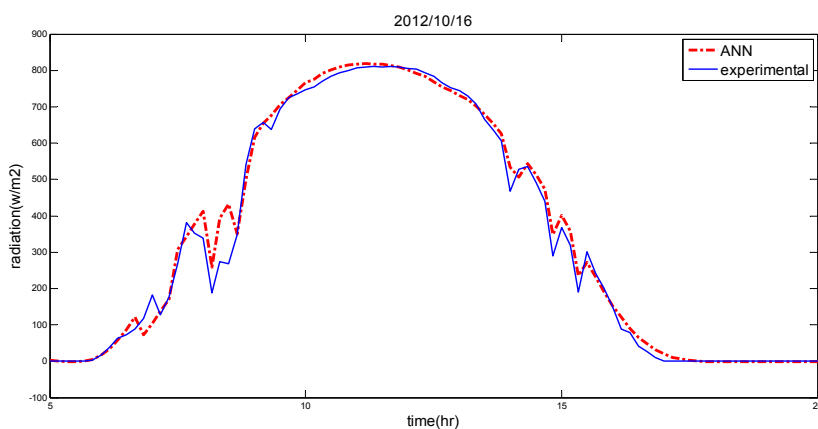
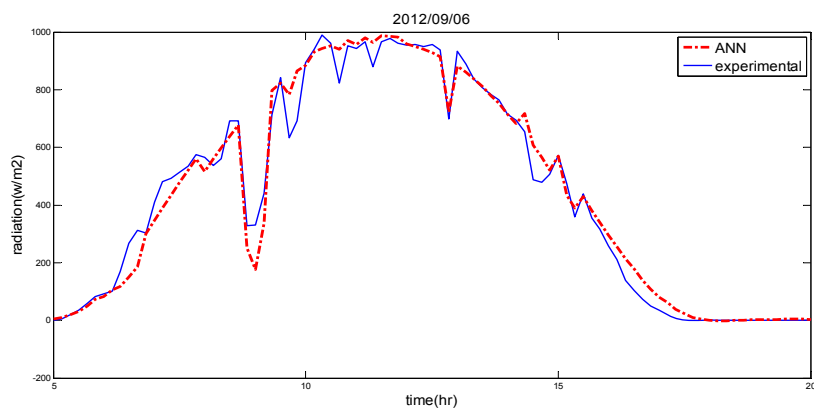
فوریه، مارس و آوریل





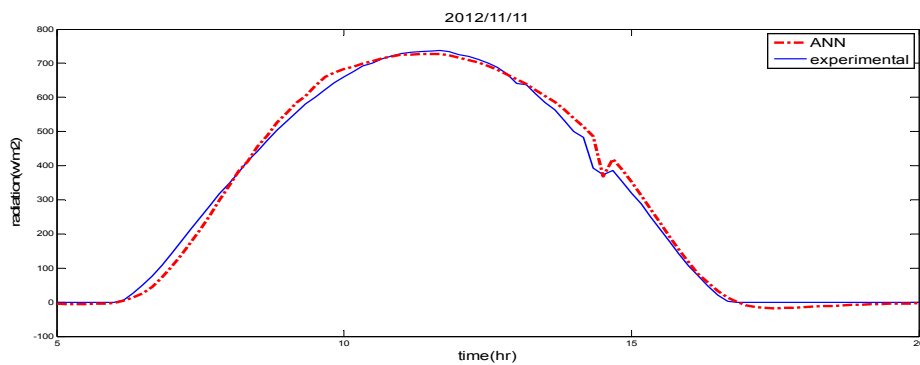
شکل ۱۵ مقایسه شبکه عصبی (ANN) با داده های اندازه گیری (experimental) شده برای یک روز از ماه، جون و جولای

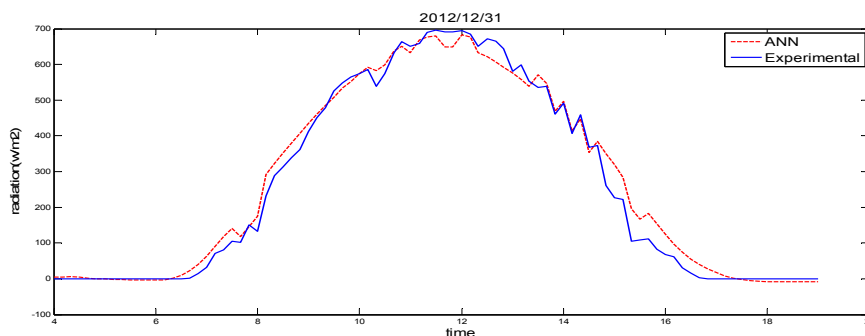




شکل ۱۶) مقایسه شبکه عصبی (ANN) با داده های اندازه گیری (experimental) شده برای یک روز از

اوت، سپتامبر و اکتبر





شکل ۱۷) مقایسه شبکه عصبی (ANN) با داده های اندازه گیری (experimental) شده برای یک روز از

نوامبر و دسامبر

در ادامه، تحقیق انجام گرفته با مقاله [۲] مقایسه شده است. همان طور که توضیح داده شد، اکثر تحقیقات انجام گرفته در زمینه برآورد تابش کل خورشید، میزان تابش روزانه را تخمین می زنند. آقای سبزی پور و همکاران [۲] روش شبکه عصبی و عصبی-فازی را برای شبیه سازی تابش کل خورشید (R_s) مورد ارزیابی قرار داده اند. آنها از داده های دمای حداقل (T_{min})، دمای حداکثر (T_{max})، رطوبت نسبی (RH) و ساعات آفتابی روزانه (n) استفاده کرده اند و مدل رگرسیونی (۳) را برای کرمان به دست آورده که دارای $R^2=0.87$ می باشد.

$$R_s = 36.6T_{min} + 1.93T_{max} - 2.09RH + 141.26n + 566.5 \quad (9)$$

مدل شبکه عصبی بدست آمده در این تحقیق نه تنها توانایی برآورد تابش خورشید به صورت لحظه ای را دارد، بلکه دارای $R=0.99$ می باشد که بیانگر عملکرد بهتر این روش می باشد.

نتیجه گیری

دانستن مقدار تابش کل خورشیدی در هر محل برای بسیاری از مسائل کاربردی از جمله استفاده از انرژی خورشیدی اهمیت فراوان دارد. شهر رفسنجان به دلیل شرایط اقلیمی، دارای ظرفیت بالای انرژی خورشیدی می باشد به همین دلیل، در این تحقیق تلاش شده تا یک مدل پهنه برای محاسبه تابش که مختص این اقلیم باشد، تهیه گردد.

شبکه عصبی از روش های محاسباتی هوشمند می باشد که مزیت اصلی آن سرعت بالا و دقت مطلوب در پیش بینی متغیرهای پیچیده با نداشت خطی و غیرخطی است. اصولاً شبکه های عصبی در حل مسائل پیچیده که مدل های تجربی یا نیمه تجربی در حل آنها کارایی مناسب نداشته باشند، بسیار کارا هستند. نتایج حاصل از مقایسه مدل سازی های قبلی تابش خورشید توسط شبکه عصبی با روش های رگرسیونی که اکثراً مقادیر روزانه یا ماهانه را محاسبه می کند، نشان می دهد که شبکه عصبی قابلیت بهتری در تخمین تابش دارد.

در این تحقیق با توجه به نیاز دانستن مقادیر تابش به صورت لحظه ای، مدلی توسط شبکه عصبی طراحی گردید، مدل موجود با استفاده از شاخص های خطا مورد ارزیابی قرار گرفت که نشان دهنده کارایی مناسب این مدل می باشد.

سپاسگزاری

از سازمان هواشناسی رفسنجان بخصوص آقایان محمد بازماندگان مغویی و محسن اسلامی همکاری در این پروژه و در اختیار قرار دادن داده های هواشناسی، کمال تشکر و قدردانی می شود.
از حوزه پژوهشی دانشگاه ولی عصر(عج) رفسنجان جهت حمایت مالی از این تحقیق تقدیر و تشکر به عمل می آید.

منابع

- [۱] البرزی، محمود، آشنایی با شبکه های عصبی، چاپ سوم، (۱۳۸۶)، انتشارات دانشگاه صنعتی شریف، تهران.
- [۲] سبزی پور، علی اکبر، بیات ورکشی، مریم (۱۳۸۹)، ارزیابی دقت روشهای شبکه عصبی مصنوعی و عصبی - فازی در شبیه سازی تابش کل خورشیدی، مجله پژوهش فیزیک ایران، جلد ۱۰ شماره ۴، ۳۴۷-۳۵۷.
- [۳] صفائی و همکاران، (۱۳۸۴)، برآورد پتانسیل تابش خورشیدی در ایران و تهیه اطلس تابشی آن، مجله علوم و فنون هسته‌ای، شماره ۳۳، ۲۷-۳۳.
- [۴] منهاج، محمدباقر، مبانی شبکه های عصبی، چاپ هشتم، (۱۳۹۱)، انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران.
- [5] Available on <http://eosweb.larc.nasa.gov/>.
- [6] Bany, J., and Appelbaum, J., 1987, "The Effect of Shading on the Design of a Field of Solar Collectors," Sol. Cells, 20, pp. 201-228.
- [7] Angstrom, A., 1924. *Solar and terrestrial radiation*. Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. 50, 121-125.
- [8] Bristow, K.L., and Campbell, G.S., 1984. *On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature*. Agric. Forest. Meteorol. 31, 159-166.
- [9] Caudill, M., *Neural networks primer: Part I*, AI Expert, December 1987 47.
- [10] Ehnberg, J.S.G., and Bollen, M.H.J., 2005. *Simulation of global solar radiation based on cloud observations*. Solar Energy 78, 157-162.
- [11] Jacovides, C.P., 1997, *Reply to comment on Statistical procedures for the evaluation of evapotranspiration models*. Agricultural water management 3:95-97.
- [12] Rahimikhoob, A., "estimating global solar radiation using artificial neural network and air temperature data in a semi-arid environment", *renewable energy*, 35, p.2131-2135, 2010.
- [13] Rehman, Sh., 1998, *Solar radiation over Saudi Arabia and comparisons with empirical models*, Energy, 23(12), 1077-1082.
- [14] Sabziparvar, A. A. and Shetaee, H., 2007, *Estimation of global solar radiation in arid and semi-arid climates of East and West Iran*, Energy, 32, 649-655.
- [15] Sozen, A., and Arcaklioglu, E., and Ozalp, M., "estimation of solar potential in turkey by artificial neural networks using meteorological and geographical data" *energy conversion and management*, 45, p.3033-3052, 2004.