

## تخمین تابش کل خورشیدی روزانه با استفاده از مدل‌های رگرسیونی و شبکه‌های عصبی مصنوعی

### کامیار بیات<sup>۱</sup> و \*سیدمجید میرلطیفی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مهندسی آبیاری و زهکشی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران،

<sup>۲</sup> استادیار گروه مهندسی آبیاری و زهکشی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

تاریخ دریافت: ۸۷/۳/۲۶؛ تاریخ پذیرش: ۸۷/۲/۱۶

### چکیده

در این پژوهش جهت تخمین تابش کل خورشیدی روزانه در ایستگاهی که سابقه اندازه‌گیری تابش کل خورشیدی را ندارد و دارای فاکتورهای اقلیمی مشابه با ایستگاهی است که در آن تابش کل خورشیدی اندازه‌گیری می‌شود، از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شد. همچنین جهت مقایسه دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های رگرسیونی، از ۶ مدل رگرسیونی شامل مدل‌های فائو (نشریه ۵۶)، هارگریوز-سامانی، محمود-هابرد، باهل، آناندل و بریستو-کمبل استفاده گردید. داده‌های مورد استفاده از دو ایستگاه هواشناسی کرج و شیراز که براساس طبقه‌بندی اقلیمی دومارتن به ترتیب دارای اقلیم‌های خشک و نیمه‌خشک می‌باشند (اقلیم‌های نزدیک) و مقدار تابش کل خورشیدی روزانه در این دو ایستگاه به صورت روزانه ثبت می‌شود، انتخاب شدند. با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، از داده‌های ایستگاه کرج در مرحله آموزش و از داده‌های ایستگاه شیراز در مرحله آزمون، استفاده گردید. ضرایب مدل‌های رگرسیونی نام‌برده با استفاده از داده‌های ایستگاه کرج واسنجی شدند. از داده‌های ایستگاه شیراز در مرحله آزمون این مدل‌ها، به منظور مقایسه دقت این مدل‌ها با شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده گردید. از بین تمام مدل‌های استفاده شده جهت تخمین تابش کل خورشیدی روزانه در اقلیم‌های خشک و نیمه‌خشک، مدل شبکه عصبی مصنوعی با ورودی ساعات آفتابی حداکثر و تابش فرازمینی روزانه (هر دو وابسته به عرض جغرافیایی و روز از سال هستند) و ساعات آفتابی اندازه‌گیری شده با RMSE برابر ۲/۳۴ مگاژول بر مترمربع در روز و ضریب همبستگی برابر ۰/۹۴ (در سطح معنی‌داری ۱ درصد) بهترین نتیجه را ارائه داد. همچنین در صورت اندازه‌گیری نکردن پارامتر ساعات آفتابی، مدل‌های آناندل و هارگریوز-سامانی با ضرایب واسنجی شده و همچنین مدل شبکه عصبی مصنوعی با پارامتر ورودی دمای حداقل و دمای حداکثر و تابش فرازمینی (وابسته به عرض جغرافیایی و روز از سال) روزانه بهترین نتایج را نشان دادند.

**واژه‌های کلیدی:** تابش کل خورشیدی روزانه، شبکه‌های عصبی مصنوعی، ساعات آفتابی اندازه‌گیری شده

### مقدمه

بیان انرژی در هیدرولوژی و طراحی نیروگاه‌های انرژی خورشیدی می‌باشد. ولی تنها در تعداد محدودی از ایستگاه‌های هواشناسی کشور، تابش کل خورشیدی<sup>۱</sup>

تابش خورشیدی منبع اصلی انرژی سیاره زمین و یکی از عوامل اصلی در برآورد تبخیر-تعرق گیاهان، مطالعات

1- Global Solar Radiation ( $R_s$ )

\*- مسئول مکاتبه: m.mirlatifi@gmail.com

خورشیدی را برآورد می‌کنند، مقادیر تابش کل خورشیدی را به صورت روزانه در کشور چین برآورد نمودند. نتایج نشان داد که مدل‌های دمایی نام‌برده، جهت تخمین تابش کل خورشیدی به صورت روزانه مناسب نمی‌باشند.

ردی و رانجان (۲۰۰۳) با استفاده از شبکه‌های عصبی تابش کل خورشیدی را با استفاده از داده‌های هواشناسی موجود (دما، سرعت باد، رطوبت نسبی و بارندگی)، طول و عرض جغرافیایی و ارتفاع از سطح دریا تخمین زدند و سپس با مدل‌های رگرسیونی آنگستروم (۱۹۲۴)، هارگریوز و سامانی (۱۹۸۲) و سوپیت و ون‌کاپل (۱۹۹۸) مقایسه نمودند. از بین مدل‌های مختلف استفاده شده مدل شبکه عصبی از بهترین دقت برخوردار بود.

تیم ویوز و همکاران (۲۰۰۵) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، تابش کل خورشیدی را برآورد کردند. روش کار شامل دو قسمت بود، اول محاسبه تابش کل خورشیدی توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی و دوم تخمین تابش کل خورشیدی با استفاده از مدل رگرسیونی خطی آنگستروم (۱۹۲۴). مدل شبکه عصبی با ورودی ساعات آفتابی و بیشترین ساعات آفتابی و دمای حداکثر دارای بهترین دقت بود.

صمیمی (۱۹۹۴)، با استفاده از مدل ماینل و ماینل (۱۹۷۷) اصلاح شده، متوسط ماهانه تابش کل خورشیدی را برای ۲۰ شهر ایران محاسبه کرد. سپس کل ایران را به ۴ منطقه: تابش کم (کمتر از ۱۴/۵ مگاژول بر مترمربع در روز)، تابش متوسط (بین ۱۴/۵ تا ۱۶/۳ مگاژول بر مترمربع در روز)، تابش زیاد (بین ۱۶/۳ تا ۱۸ مگاژول بر مترمربع در روز) و تابش خیلی زیاد (بیش از ۱۸ مگاژول بر مترمربع در روز) تقسیم‌بندی نمود.

سلطانی و مرید (۲۰۰۵) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و با استفاده از داده‌های دمای حداقل و حداکثر روزانه، تابش کل خورشیدی را به صورت روزانه در ایستگاه‌های سینوپتیک مهرآباد- تهران، شیراز، زاهدان

( $R_s$ ) اندازه‌گیری می‌شود و همچنین در بیشتر مدل‌های برآوردکننده تبخیر- تعرق مرجع (مانند مدل فائو- پنمن- مانیتث<sup>۱</sup>) از  $R_s$  به عنوان ورودی مدل استفاده می‌شود. بنابراین در بیشتر موارد لازم است که تابش خورشیدی در ایستگاهی که مقدار آن اندازه‌گیری نمی‌شود، تخمین زده شود.

برآورد مقادیر  $R_s$  در نقاط مختلف زمین به دو صورت میسر است: روش اول که بهترین و قابل اعتمادترین روش می‌باشد، دسترسی به داده‌های اندازه‌گیری شده  $R_s$  توسط پایرانومتر<sup>۲</sup> و روش دوم بر مبنای استفاده از یک سری روابط و مدل‌های ریاضی استوار است. در این روش‌ها بین  $R_s$  و یکی از عوامل آب و هوایی از قبیل ساعات آفتابی، رطوبت نسبی، مقدار پوشش ابر و یا دمای حداقل و حداکثر که اندازه‌گیری آنها آسان‌تر است، روابطی رگرسیونی خطی و یا غیرخطی برقرار می‌گردد.

علاوه بر روش‌های رگرسیونی، می‌توان از روش‌های جدید پردازشی در تخمین تابش کل خورشیدی بهره گرفت. یکی از این روش‌ها، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۳</sup> می‌باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزاری قدرتمند و توانمند جهت برآوردها و پیش‌بینی پارامترها در سیستم‌های غیرخطی می‌باشند. شبکه‌های عصبی قادرند با ایجاد نداشت غیرخطی بین متغیرهای ورودی و خروجی، روابط میان آنها را شبیه‌سازی نمایند.

برآورد تابش کل خورشیدی به وسیله ساعات آفتابی توسط آنگستروم (۱۹۲۴) ارایه گردید و بعد از آن روابط زیادی توسط محققان مختلف به منظور برآورد این پارامتر مطرح شد.

رشنگ و همکاران (۲۰۰۳) با استفاده از سه مدل دمایی هارگریوز (۱۹۹۴)، بریستو و کمبل (۱۹۸۴) و آلن (۱۹۹۶) و همچنین دو مدل آنگستروم (۱۹۲۴) و باهل و همکاران (۱۹۸۶) که براساس ساعات آفتابی تابش کل

1- FAO-Penman-Monteith

2- Pyranometer

3- Artificial Neural Networks (ANNs)

از برتری‌های دیگر این عمل، احتیاج نداشتن به داده‌های تابش کل خورشیدی اندازه‌گیری شده در چند ایستگاه (جهت استفاده در مرحله آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی) و همچنین افزایش سرعت عمل برآورد تابش کل خورشیدی در ایستگاهی است که مقادیر اندازه‌گیری شده آن وجود ندارد.

در این پژوهش همچنین سعی شد که تخمین تابش کل خورشیدی، با استفاده از کمترین پارامترهای ورودی اندازه‌گیری شده صورت گیرد. علت این عمل، یکی جلوگیری از وارد شدن خطای ناشی از ابزار اندازه‌گیری پارامترهای ورودی است که در تخمین تابش کل خورشیدی استفاده می‌گردند و دیگری افزایش سرعت عمل است.

### مواد و روش‌ها

جهت تخمین تابش کل خورشیدی از داده‌های هواشناسی شامل دمای حداقل و حداکثر و ساعات آفتابی و  $R_s$  روزانه که در دو ایستگاه شیراز و کرج اندازه‌گیری شده بودند، استفاده شد. اقلیم ایستگاه کرج و شیراز براساس طبقه‌بندی دومارتن<sup>۱</sup> به ترتیب خشک و نیمه‌خشک می‌باشد. هر دو ایستگاه دور از دریا و آب‌های آزاد بوده و متوسط روزانه رطوبت نسبی در شیراز و کرج به ترتیب ۴۱ و ۴۸ درصد می‌باشد. ارتفاع ایستگاه شیراز و ایستگاه کرج از سطح دریا به ترتیب ۱۴۸۴ و ۱۳۱۲ متر و متوسط بارندگی سالانه در شیراز و کرج نیز به ترتیب ۳۴۱ و ۲۴۰ میلی‌متر می‌باشد. داده‌های استفاده شده در این تحقیق با توجه به موجود بودن آنها در هر دو ایستگاه در پایه زمانی مشترک، از سال‌های ۱۹۸۵ تا ۱۹۹۰ انتخاب شدند که در میان آنها داده‌های ناقص (منظور داده‌های روزهایی است که به هر علتی در ایستگاه اندازه‌گیری نشده بودند) حذف شدند.

و داده‌های ایستگاه امامه (شمال شرق تهران)، تخمین زده و دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی را با روش تجربی هارگریوز و سامانی (۱۹۸۲) در ایستگاه‌های نام‌برده مقایسه کردند. نتایج پژوهش یاد شده، نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی از دقت بیشتری در تخمین تابش کل خورشیدی، در مقایسه با مدل هارگریوز و سامانی (۱۹۸۲) برخوردارند.

سبزی‌پرور (۲۰۰۷) با استفاده از سه روش پالتریج و پروکتر (۱۹۷۶)، صباغ و همکاران (۱۹۷۱) و دانشیار (۱۹۷۸) و اصلاح این مدل‌ها تابش کل خورشیدی را به صورت ماهانه در منطقه مرکزی ایران تخمین زد. وی جهت اصلاح این سه مدل از سه پارامتر ارتفاع از سطح دریا، تعداد روزهای ابری و فاصله زمین تا خورشید استفاده نمود و روش صباغ اصلاح شده را بهترین مدل از بین سه مدل گزارش کرد.

با توجه به اهمیت تخمین تابش کل خورشیدی در ایستگاه‌هایی که امکان اندازه‌گیری آن وجود ندارد، در این تحقیق سعی شد تا دقت روش‌های رگرسیونی مختلف و همچنین شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت برآورد  $R_s$  با یکدیگر مقایسه شوند. هدف از انجام این پژوهش بررسی قابلیت استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت تخمین  $R_s$  در ایستگاهی است که در آن  $R_s$  اندازه‌گیری نمی‌شود ولی دارای خصوصیات اقلیمی مشابه با ایستگاهی است که از داده‌های اندازه‌گیری شده  $R_s$  برخوردار می‌باشد. این فرضیه به این جهت طرح شد که در بسیاری از ایستگاه‌های هواشناسی کشور، مقادیر  $R_s$  اندازه‌گیری نمی‌شود و اصولاً در ایستگاه‌های کمی مقادیر آن ثبت و اندازه‌گیری می‌شود. بنابراین در صورت حصول دقت قابل قبول، می‌توان از داده‌های  $R_s$  اندازه‌گیری شده ایستگاهی که دارای مختصات جغرافیایی (طول و عرض جغرافیایی) متفاوت با ایستگاه فاقد داده‌های اندازه‌گیری شده تابش است، استفاده نمود.

$R_{SO}$  حداکثر ممکن تابش کل رسیده به سطح زمین و بیانگر تابش دریافتی در شرایط کاملاً غیرابری می‌باشد.  $R_{SO}$  در هر روز از سال با استفاده از معادله (۱) محاسبه شد.

با توجه به شکل (۱) و با استفاده از داده‌های سال‌های ۱۹۸۵-۱۹۹۰ مشخص می‌گردد که هر دو پایرانومتر موجود به درستی کالیبره شده‌اند، چرا که منحنی‌های  $R_{SO}$  محاسباتی انطباق خوبی را با حداکثر  $R_S$  های اندازه‌گیری شده در هر دو ایستگاه نشان می‌دهند. ولی تعدادی داده  $R_S$  اندازه‌گیری شده در دو ایستگاه وجود دارند که خیلی بالاتر از منحنی  $R_{SO}$  محاسباتی قرار دارند، سپس این داده‌های اندازه‌گیری شده  $R_S$  که بیش از  $R_{SO}$  محاسباتی توسط معادله (۱) بودند و حدود ۱ درصد کل داده‌ها را شامل می‌شدند، حذف گردیدند.

علاوه بر روش صحت‌سنجی ارایه شده توسط آلن (۱۹۹۸)، قبل از استفاده از داده‌های تابش کل اندازه‌گیری شده در این تحقیق به‌منظور بررسی بیشتر کیفیت و چگونگی این داده‌ها، مقادیر  $R_S$  اندازه‌گیری شده در هر دو ایستگاه در مقابل ساعات آفتابی اندازه‌گیری شده رسم گردیدند (شکل ۲).

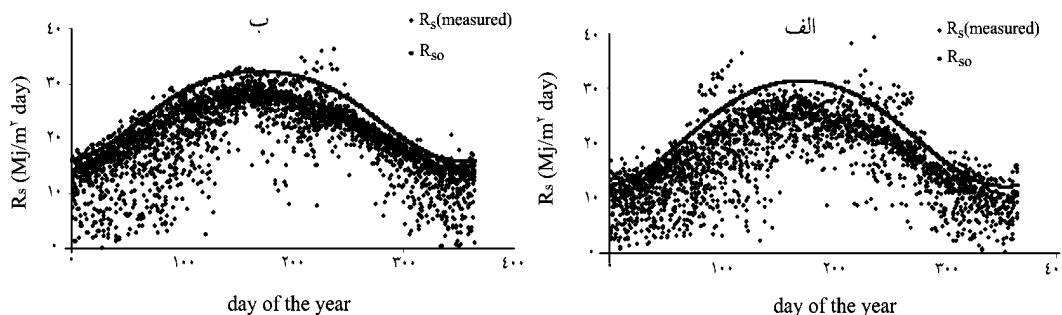
بررسی کیفی داده‌های اندازه‌گیری شده در دو ایستگاه: به‌منظور بررسی صحت داده‌های  $R_S$  دو ایستگاه هواشناسی که مقادیر  $R_S$  در آنها اندازه‌گیری شده و همچنین اطمینان یافتن از کالیبره بودن پایرانومترهای مورد استفاده در دو ایستگاه، با استفاده از معادله‌های (۱) و (۲) که توسط فائو ۵۶ (آلن و همکاران، ۱۹۹۸) ارایه شده‌اند، اقدام به بررسی کیفی داده‌ها و صحت کالیبراسیون پایرانومترها گردید. برتری این روش، سادگی و همچنین استفاده از تنها یک پارامتر ارتفاع ایستگاه از سطح دریا می‌باشد. برای استفاده از معادله (۱)، تابش فرازمینی<sup>۱</sup> روزانه ( $R_a$ ) از رابطه‌های برگرفته از نشریه فائو ۵۶ (آلن و همکاران، ۱۹۹۸) محاسبه گردید.

$$R_{SO} = K_T R_a \quad (1)$$

$$K_T = 0.75 + (2 \times 10^{-5}) Z \quad (2)$$

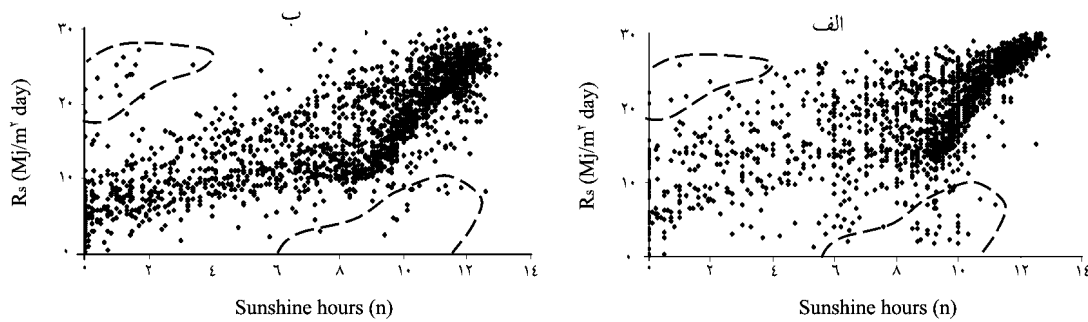
که  $Z$  ارتفاع از سطح دریا بر حسب متر (ایستگاه کرج ۱۳۱۲ متر و ایستگاه شیراز ۱۴۸۴ متر) و  $R_{SO}$  تابش کل رسیده به سطح افقی در یک روز صاف مگازول بر مترمربع در روز و همچنین  $K_T$  ضریب مربوط به صاف بودن آسمان<sup>۲</sup> می‌باشد.

ابتدا  $K_T$  از رابطه (۲) محاسبه و مقدار آن برای هر دو ایستگاه شیراز و کرج برابر با ۰/۷۸ به‌دست آمد.



شکل ۱- بررسی صحت داده‌های روزانه  $R_S$  اندازه‌گیری شده و کالیبره بودن پایرانومترهای ایستگاه‌های کرج (الف) و شیراز (ب).

1- Extraterrestrial Radiation  
2- Clearness Index



شکل ۲- نمایش  $R_s$  اندازه‌گیری شده در مقابل ساعات آفتابی اندازه‌گیری شده در ایستگاه‌های شیراز (الف) و کرج (ب).

ورودی‌های مشخص استخراج می‌کند). یک شبکه می‌تواند از یک یا چند لایه پنهان تشکیل شود. طراحی معماری شبکه عصبی به‌طور عموم بر مبنای روش سعی و خطا است و طی آن با استفاده از ارقام مختلف لایه‌های پنهان و نرون‌های مربوطه، شبکه بهینه را می‌توان تعیین نمود.

همچنین تعداد تکرار در نحوه آموزش داده‌های ورودی شبکه‌های عصبی مصنوعی مهم است. جهت استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی از نرم‌افزار Neurosolution نسخه پنجم که نرم‌افزار تخصصی این مقوله می‌باشد، استفاده شد. به‌منظور آموزش پارامتر  $R_s$  روزانه، از شبکه پرسپترون چند لایه<sup>۲</sup> با الگوریتم یادگیری پس انتشار<sup>۳</sup> خطا استفاده شد. چرا که این نوع شبکه‌ها قابلیت بالایی جهت تقریب زدن هر تابع غیرخطی را دارا هستند.

الگوریتم یادگیری پس انتشار مبتنی بر قانون یادگیری اصلاح خطا می‌باشد. در این روش با استفاده از مجموعه وزن‌های تصادفی اولیه، آموزش آغاز می‌گردد. پس از تعیین خروجی مدل برای هر یک از الگوهای آرایه شده در مجموعه آموزش، خطای به‌دست آمده از تفاوت بین خروجی مدل و مقادیر مورد انتظار محاسبه شده و با برگشت به داخل شبکه در جهت عکس مقادیر وزن‌ها تصحیح می‌شود (منهاج، ۲۰۰۲).

پس از نمایش نمودارهای  $R_s$  در برابر ساعات آفتابی در هر دو ایستگاه مشاهده شد که روزهایی وجود دارند که ساعات آفتابی در آنها کمتر از ۳ الی ۴ ساعت است در حالی که  $R_s$  در همان روزها بین ۱۵ تا ۲۵ مگاژول بر مترمربع در روز می‌باشد و برعکس روزهایی وجود دارند که به‌رغم ۸ الی ۱۲ ساعت آفتابی،  $R_s$  بین ۰ تا ۸ مگاژول بر مترمربع در روز می‌باشد.

با شناسایی این روزها و مقایسه آنها با مقادیر روزهای قبل و بعد و همچنین بررسی آنها از لحاظ زمانی (روز از سال)، اشتباه بودن این داده‌ها ( $R_s$  های اندازه‌گیری شده) در آن روزها مشخص شد و این داده‌ها حذف گردیدند. تعداد این داده‌ها در ایستگاه کرج و شیراز به‌ترتیب ۶۲ و ۱۱۰ روز از مجموع ۶ سال داده‌های مورد استفاده بود.

**شبکه‌های عصبی مصنوعی:** شبکه‌های عصبی مدل‌های محاسباتی هستند که قادرند ارتباط میان ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم فیزیکی را یاد بگیرند. شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر به یادگیری روابط حاکم بر یک پدیده می‌باشند و برخلاف مدل‌های معمول احتیاج نیست این روابط را به‌صورت صریح معرفی نمایند (منهاج، ۲۰۰۲). ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی که به آن معماری اطلاق می‌گردد به شکلی است که نرون‌ها<sup>۱</sup> در دسته‌هایی که لایه نام دارند، مرتب می‌شوند. معماری معمول شبکه عصبی متشکل از سه لایه است، لایه ورودی (داده‌ها را در شبکه توزیع می‌کند)، لایه پنهان (داده‌ها را پردازش می‌کند) و لایه خروجی (نتایج را به‌ازای

2- Multi Layer Preceptron  
3- Back Propagation

1- Neurons

در ایستگاه و  $N$  و  $R_a$  به ترتیب بیشترین ساعات آفتابی و تابش فرازمینی روزانه محاسبه شده در همان ایستگاه می‌باشند.

$$\text{FAO-56: } \frac{R_s}{R_a} = a + b\left(\frac{n}{N}\right) \quad (3)$$

هارگریوز و سامانی (۱۹۸۲)،  $(H-S)$  با استفاده از دمای حداقل ( $T_{min}$ ) و دمای حداکثر ( $T_{max}$ ) و تابش فرازمینی ( $R_a$ ) تابش کل خورشیدی را برآورد کردند. ضریب تجربی  $k_r$  در این رابطه برای مناطق ساحلی ۰/۱۹ و برای مناطق غیرساحلی ۰/۱۶ می‌باشد (هارگریوز، ۱۹۹۴).

$$H-S: \frac{R_s}{R_a} = k_r (T_{max} - T_{min})^{1/5} \quad (4)$$

برستو و کمبل (۱۹۸۴)،  $(B-C)$  یک رابطه غیرخطی را با استفاده از دمای حداقل و حداکثر جهت تخمین  $R_s$  ارائه نمودند. ضرایب تجربی  $a$ ،  $b$  و  $c$  به ترتیب برابر ۰/۷۹، ۰/۰۰۳ و ۲/۴ می‌باشند.

$$B-C: \frac{R_s}{R_a} = a[1 - \exp\{-b(T_{max} - T_{min})^c\}] \quad (5)$$

باهل و همکاران (۱۹۸۶)،  $(Bahel)$  با استفاده از داده‌های ساعات آفتابی ۴۸ ایستگاه از نقاط مختلف کشور عربستان رابطه غیرخطی زیر را ارائه دادند. ضرایب تجربی  $a$ ،  $b$ ،  $c$  و  $d$  در این مدل به ترتیب برابر ۰/۸۷، ۰/۱۶، ۰/۱۶ و ۰/۳۴ می‌باشند.

$$\text{Bahel: } \frac{R_s}{R_a} = a + b\left(\frac{n}{N}\right)^1 + c\left(\frac{n}{N}\right)^2 + d\left(\frac{n}{N}\right)^3 \quad (6)$$

محمود و هابرد (۲۰۰۲)،  $(M-H)$  با استفاده از دمای حداقل و حداکثر،  $R_s$  را برآورد نمودند. ضریب تجربی  $a$  در این رابطه ۰/۱۸ می‌باشد. رابطه (۸) اثر خطاهای سیستماتیک را در تخمین تابش کل خشی می‌کند (محمود و هابرد، ۲۰۰۲) و در آن  $R_{smod}$  تابش کل تصحیح شده می‌باشد.

مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی برآورد تابش کل خورشیدی: شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت طراحی و آموزش، نیازمند یک سری داده‌های ورودی و خروجی می‌باشند تا با تجزیه و تحلیل منطقی این داده‌ها به‌عنوان نمونه، بتوانند روابط غیرخطی یا نامشخص بین آنها را استخراج کرده و عمل شبیه‌سازی را برای موارد احتمالی مشابه انجام دهند. جهت تخمین تابش کل خورشیدی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌هایی با ورودی‌های مختلف شامل پارامترهای زیر لحاظ شدند:

۱- شبکه با دو پارامتر ورودی دمای حداقل و حداکثر روزانه (ANN 1)

۲- شبکه با سه پارامتر ورودی دمای حداقل و حداکثر و ساعات آفتابی روزانه (ANN 2)

۳- شبکه با سه پارامتر ورودی دمای حداقل و حداکثر روزانه و تابش فرازمینی (ANN 3)

۴- شبکه با دو پارامتر ورودی اختلاف دمای حداقل و حداکثر روزانه و تابش فرازمینی (ANN 4)

۵- شبکه با دو پارامتر ساعات آفتابی روزانه اندازه‌گیری شده و حداکثر ساعات آفتابی (ANN 5)

۶- شبکه با سه پارامتر ورودی ساعات آفتابی روزانه اندازه‌گیری شده و حداکثر ساعات آفتابی و تابش فرازمینی (ANN 6)

به‌منظور آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی از داده‌های اندازه‌گیری شده در ایستگاه کرج (شامل ۱۸۷۴ داده روزانه) در مرحله آموزش<sup>۱</sup> و از داده‌های اندازه‌گیری شده در ایستگاه شیراز (شامل ۱۹۰۰ داده روزانه)، در مرحله آزمون<sup>۲</sup> استفاده شد.

مدل‌های رگرسیونی برآورد تابش کل خورشیدی: فائو ۵۶ (۱۹۹۸)، آلن (FAO-56) با استفاده از پارامتر ساعات آفتابی اندازه‌گیری شده رابطه (۳) را ارائه نموده است. ضرایب تجربی  $a$  و  $b$  به ترتیب برابر ۰/۲۵ و ۰/۵۰ توصیه شده‌اند.  $n$  ساعات آفتابی روزانه اندازه‌گیری شده

1- Training  
2- Validation

(۱۹۸۴) و Bahel (۱۹۸۶) به دست آمد. ضرایب مدل‌های رگرسیونی قبل از واسنجی شدن (ضرایب اصلی) و همچنین بعد از واسنجی شدن در جدول (۱) نشان داده شده است.

### نتایج و بحث

بعد از بررسی و کنترل کیفی داده‌های  $R_s$  اندازه‌گیری شده در ایستگاه‌های هواشناسی به کار گرفته شده و حذف داده‌های اشتباه و دارای خطا، دقت مدل‌هایی که براساس ساعات آفتابی (مدل‌های ANN 5، FAO-56 و Bahel) تابش کل خورشیدی را تخمین می‌زدند، بهتر شد. نتایج مدل‌های رگرسیونی و همچنین مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای عملکرد بهتر به ترتیب در شکل (۳) نشان داده شده‌اند.

دقت مدل‌ها در برآورد مقدار  $R_s$  روزانه با استفاده از آماره‌های  $R$  و  $RMSE$  و  $MABE$  و  $MBE$  و داده‌های سال‌های ۱۹۸۵-۱۹۹۰ مقایسه شد. جهت مقایسه مدل‌ها با هم، آماره  $RMSE$  (ریشه متوسط مجذور خطا) و ضریب همبستگی، از اولویت برخوردارند. نتایج آماره‌های مختلف به منظور مقایسه مدل‌های به کار گرفته شده، در جدول (۲) نشان داده شده است. برای درک میزان درصد خطای مدل‌ها، آماره قدرمطلق متوسط خطا ( $MABE$ ) بر متوسط  $R_s$  اندازه‌گیری شده ( $MR_s$  measured) در ایستگاه شیراز تقسیم و در ستون ششم جدول (۲) نشان داده شد.

$$M-H: R_s = a(T_{max} - T_{min})^{0.769} R_a^{0.91} \quad (7)$$

$$R_{smod} = \frac{R_s - 2/4999}{0/8.23} \quad (8)$$

آناندل و همکاران (۲۰۰۲)، (Annandale) با اصلاح مدل هارگریوز-سامانی به وسیله پارامتر ارتفاع از سطح دریا (Alt) رابطه زیر را ارائه کرد. ضریب  $k_{rs}$  همان ضریب مدل H-S و برای مناطق غیرساحلی ۰/۱۶ می‌باشد.

$$Annandale: R_s = k_{rs}(1 + 2/7 \times 10^{-5} \times Alt) \quad (9)$$

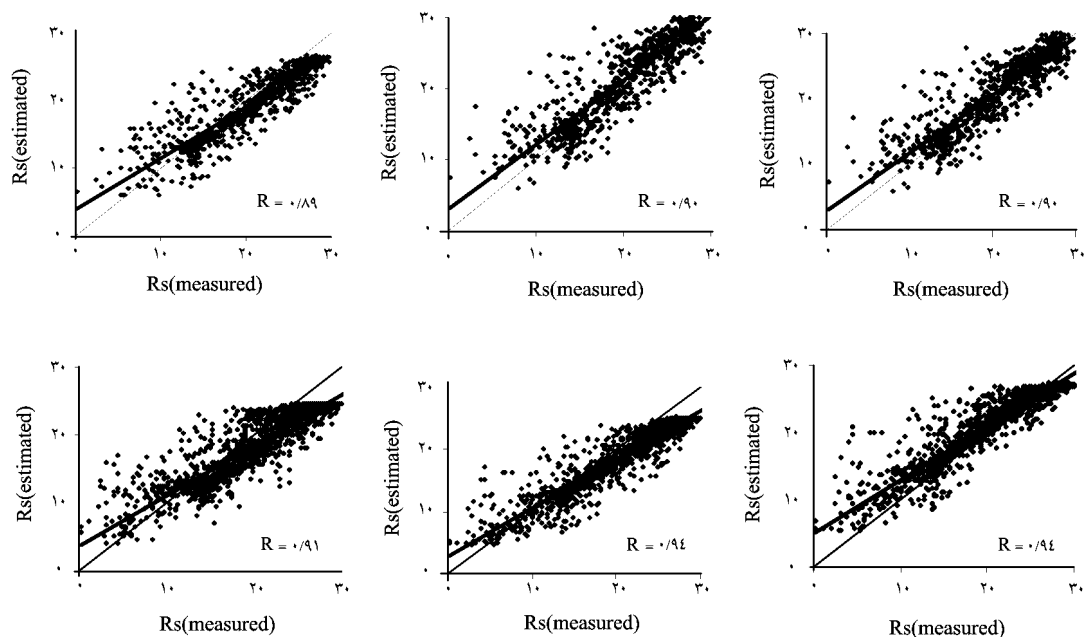
$$\times (T_{max} - T_{min})^{0.5} \times R_a$$

واسنجی مدل‌های رگرسیونی: به‌طور کلی مدل‌های رگرسیونی براساس همبستگی بین یک و یا چند پارامتر هواشناسی اندازه‌گیری شده و  $R_s$  در چندین ایستگاه در یک منطقه خاص ارائه شده‌اند. بر این اساس لازم است به هنگام کاربرد این مدل‌ها در یک منطقه جدید، جهت تخمین مقادیر دقیق‌تر  $R_s$  واسنجی گردند. از این رو در این پژوهش، ابتدا  $R_s$  براساس شش مدل رگرسیونی نام‌برده (رابطه‌های ۳ تا ۸) با استفاده از ضرایب توصیه شده توسط ارائه‌دهندگان آنها محاسبه گردید. سپس برای واسنجی کردن مدل‌های رگرسیونی از داده‌های اندازه‌گیری شده  $R_s$  در ایستگاه کرج از برنامه SPSS استفاده شد و بهترین ضرایب هر مدل با استفاده از رگرسیون خطی برای چهار مدل FAO-56 (۱۹۹۶)، H-S (۱۹۸۲)، M-H (۲۰۰۲) و Annandale (۲۰۰۲) و همچنین رگرسیون غیرخطی برای مدل‌های B-C

جدول ۱- ضرایب اصلی و واسنجی شده مدل‌های رگرسیونی در ایستگاه کرج.

ضرایب	Bahel				B-C			FAO-56		H-S	Annandale	M-H
	a	b	c	d	a	b	c	a	b	$k_f$	$k_{sr}$	a
اصلی	۰/۱۶	۰/۸۷	-۰/۱۶	۰/۳۴	۰/۷۹	۰/۰۰۳	۲/۴	۰/۲۵	۰/۵۰	۰/۱۶	۰/۱۶	۰/۱۸
واسنجی شده	۰/۲۶	۰/۶۵	-۰/۳۹	۰/۱۶	۰/۶۲	۰/۰۱	۱/۳۱	۰/۲۹	۰/۳۹	۰/۱۶	۰/۱۵	۰/۱۴

- 1- Correlation Factor
- 2- Root Mean Square Error
- 3- Mean Absolute Bias Error
- 4- Mean Bias Error



شکل ۳- مقایسه عملکرد مدل‌های (الف) Annandale، (ب) H-S و (ج) FAO-56 با ضرایب اصلاح شده و مدل‌های شبکه عصبی (د) ANN 6، (ه) ANN 5 و (و) ANN 4 در تخمین  $R_s$  (مگاژول بر مترمربع در روز) در ایستگاه شیراز.

جدول ۲- عملکرد مدل‌های رگرسیونی و مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در ایستگاه شیراز.

Errors	R	RMSE	MABE	MBE	MABE / $MR_{s, measured}$
		$Mj m^{-2} day^{-1}$	$Mj m^{-2} day^{-1}$	$Mj m^{-2} day^{-1}$	percent
Annandale	0.90**	3.39	2.65	2.00	12.93
Annandale*	0.90**	2.81	2.20	0.60	10.73
Bahel	0.85**	10.76	9.84	9.46	48.00
Bahel*	0.90**	3.56	3.02	-0.72	14.73
B-C	0.89**	4.21	3.52	2.62	17.17
B-C*	0.90**	6.81	6.35	-6.21	30.98
FAO-56	0.89**	2.81	2.20	0.46	10.73
FAO-56*	0.89**	2.72	2.08	-1.02	10.15
H-S	0.90**	3.73	2.98	2.48	14.54
H-S*	0.90**	2.90	2.14	1.14	10.44
M-H	0.88**	11.17	10.12	9.32	49.37
M-H*	0.85**	4.46	2.26	5.89	30.54
ANN 1	0.77**	3.90	3.25	0.18	15.85
ANN 2	0.89**	3.20	2.79	-0.21	13.61
ANN 3	0.89**	2.92	2.33	0.06	11.37
ANN 4	0.91**	2.23	2.65	0.30	12.93
ANN 5	0.94**	2.84	2.39	0.11	11.71
ANN 6	0.94**	2.34	1.56	-0.22	7.61

\*مدل‌ها با ضرایب واسنجی شده منطقه‌ای.

\*\*ضریب همبستگی در سطح  $\alpha=0.01$  معنی‌دار است.

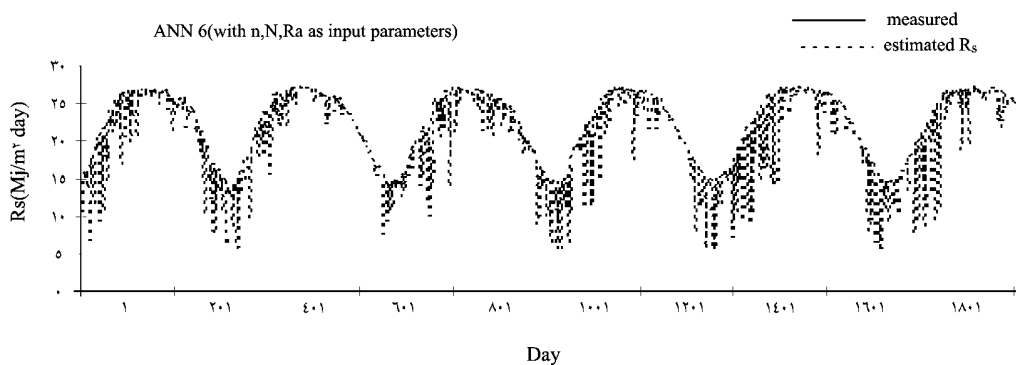


است ارایه داد. برتری این مدل (شکل ۴) استفاده از تنها یک پارامتر ساعت آفتابی اندازه‌گیری شده می‌باشد که در بیشتر ایستگاه‌ها اندازه‌گیری می‌شود و دو پارامتر بیشترین ساعات آفتابی و تابش فرازمینی با استفاده از روابط محاسباتی به دست می‌آیند. در اینجا ذکر این نکته ضروری است که تابش فرازمینی و همچنین ساعات آفتابی حداکثر محاسباتی، خود تابعی از عرض جغرافیایی ایستگاه و روز از سال می‌باشند (آلن و همکاران، ۱۹۹۸). بنابراین تابش فرازمینی و ساعات آفتابی حداکثر محاسباتی، در واقع تأثیر عرض جغرافیایی و روز از سال را در ایستگاه شیراز نشان می‌دهند.

بعد از این مدل، به ترتیب مدل‌های FAO-56 (با ضرایب اصلی و همچنین با ضرایب واسنجی شده) و سپس مدل‌های Annandale و H-S با ضرایب واسنجی شده و مدل‌های ANN 5 با ورودی ساعات آفتابی روزانه اندازه‌گیری شده و بیشترین ساعات آفتابی روزانه و همچنین مدل ANN 3 (با ورودی دمای حداقل و دمای حداکثر و تابش فرازمینی روزانه) دارای بهترین دقت بودند و با خطایی حدود ۷/۶ تا ۱۱/۴ درصد  $R_s$  را تخمین می‌زنند.

نتایج این پژوهش نشان داد که با افزایش تعداد لایه‌های پنهان دقت شبکه بهبود نمی‌یابد و با افزایش آن به سه لایه حتی دقت شبکه کاهش می‌یابد و به همین علت تعداد لایه‌های پنهان شبکه پرسپترون چند لایه، یک لایه در نظر گرفته شد. ضریب مومنتم ۰/۷ و از بین توابع محرک سیگموئید<sup>۱</sup> و تانژانت آکسون<sup>۲</sup>، تابع محرک تانژانت آکسون بهترین جواب را ارایه داد. تعداد نرون‌ها نیز پس از انجام سعی و خطا با تعداد مختلف در لایه پنهان، با ۴۶ نرون بهترین نتایج را ارایه دادند. تعداد تکرارها در ابتدا ۲۰۰۰ بار لحاظ شد، ولی با سعی و خطا مشاهده شد که مقدار RMSE بعد از ۵۰۰ تکرار ثابت باقی می‌ماند. نکته مهم در خصوص شبکه‌هایی که بهترین عملکرد را ارایه دادند تصادفی نمودن<sup>۳</sup> داده‌ها در مرحله آموزش (داده‌های ایستگاه کرج) می‌باشد که سبب افزایش دقت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی به کار گرفته شده، گردید.

مدل ANN 6 با ورودی ساعات آفتابی روزانه و ساعات آفتابی حداکثر و تابش فرازمینی با RMSE برابر ۲/۳۴ مگاژول بر مترمربع در روز و R برابر ۰/۹۴ بهترین نتیجه را در بین مدل‌های به کار گرفته شده در ایستگاه شیراز را که خصوصیات اقلیمی آن مشابه با ایستگاه کرج



شکل ۴- عملکرد مدل ANN6 در تخمین تابش کل خورشیدی در ایستگاه شیراز.

- 1- Sigmoid
- 2 Tangent Axon
- 3- Randomize

شده تابش است، جهت آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده نمود. همچنین مدل شبکه عصبی مصنوعی با ورودی ساعات آفتابی حداکثر و تابش فرازمینی (که هر دو وابسته به عرض جغرافیایی و روز از سال هستند) و ساعات آفتابی اندازه‌گیری شده روزانه از بین تمام مدل‌های رگرسیونی و نیز مدل‌های شبکه عصبی استفاده شده با RMSE برابر ۲/۳۴ مگاژول بر مترمربع در روز و R برابر ۰/۹۴ (در سطح معنی‌داری ۰/۰۱)، بهترین نتیجه را ارائه داد.

### سپاسگزاری

بدین وسیله از مسئولان سازمان هواشناسی کشور که داده‌های مورد استفاده در این تحقیق را در اختیار مؤلفان این مقاله قرار دادند، سپاسگزاری می‌نمایم.

همچنین در صورتی که پارامتر ساعات آفتابی در ایستگاه، اندازه‌گیری نشده باشد (ایستگاه‌های تبخیرسنجی) و تخمین تابش کل خورشیدی نیاز باشد، مدل‌های ANN 3 و H-S با ضرایب واسنجی شده و شبکه ANN 3 (با ورودی دمای حداقل و حداکثر روزانه و تابش فرازمینی) بهترین نتایج را ارائه دادند.

### نتیجه‌گیری

نتایج این پژوهش نشان داد که جهت تخمین تابش کل خورشیدی در ایستگاهی که در آن تابش کل خورشیدی اندازه‌گیری نمی‌شود، می‌توان از داده‌های  $R_s$  اندازه‌گیری شده در ایستگاهی که دارای خصوصیات اقلیمی مشابه و نزدیک با آن ایستگاه است، استفاده نمود. به عبارت دیگر می‌توان از داده‌های  $R_s$  اندازه‌گیری شده ایستگاهی که دارای مختصات جغرافیایی (طول و عرض جغرافیایی) متفاوت با ایستگاه فاقد داده‌های اندازه‌گیری

### منابع

1. Allen, R.G. 1996. Assessing integrity of weather data for reference evapotranspiration estimation. Journal of Irrigation and Drainage Engineering ASCE, 122: 97-106.
2. Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., and Smith, M. 1998. Crop evapotranspiration: Guidelines for Computing Crop Water Requirements. FAO Irrigation and Drainage Paper No. 56, FAO, Rome, Pp: 41-51.
3. Angstrom, A. 1924. Solar and terrestrial radiation. Quart. J. Roy. Met, 50: 121-125.
4. Annandale, J.G., Jovanic, N.Z., Benade, N., and Allen, R.G. 2002. Software for missing data error analysis of Penman-Monteith reference evapotranspiration. Irrigation Science, 21: 57-67.
5. Bahel, V., Srinivasan, R., and Bakhsh, H. 1986. Solar radiation for Dhahran. Saudi Arabia Solar Energy, 11: 985-989.
6. Bristow, K., and Campbell, G. 1984. On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature. J. Agri. Forest Meteorol, 31: 60-6.
7. Daneshyar, M. 1978. Solar radiation statistics for Iran. J. Solar Energy, 21: 345-349.
8. Hargreaves, G.H., and Samani, Z.A. 1982. Estimating potential evapotranspiration. Journal of Irrigation and Drainage Engineering ASCE, 108: 223-230.
9. Hargreaves, G.H. 1994. Simplified coefficients for estimating monthly solar radiation in North America and Europe. Departmental Paper, Dept. of Biol. and Irrig. Eng., Utah State University, Logan, Utah.
10. Mahmood, R., and Hubbard, K.G. 2002. Effect of time of temperature observation and estimation of daily solar radiation for the Northern Great Plains, USA. Agron. J., 94: 723-733.
11. Meinel, A.B., and Meinel, M.P. 1977. Applied solar energy, Addison Wesley, Pub. Inc, New York.
12. Menhaj, M. 2002. Neural Networks and Artificial Intelligent Basic. First edition. Amirkabir university press, (In Persian).
13. Paltridge, G.W., and Proctor, D. 1976. Monthly mean solar radiation statistics for Australia. J. Solar Energy, 18: 235-43.

14. Redy, K.S., and Ranjan, M. 2003. Solar resource estimation using artificial neural networks and comparison with other correlation models. *J. Energy Conversion and Management*, 44: 2519-2530.
15. Rensheng, C., Kang, E., Jianping, Y., Shihua, Lu., and Wenzhi, Z. 2003. Validation of five global radiation models with measured daily data in China. *J. Energy Conversion and Management*, 45: 1759-1769.
16. Sabbagh, J., Aayugh, A.A.A.M., and El Salam, E.M.A. 1971. Estimation of the total solar radiation from meteorological data. *J. Solar Energy*, 19: 349-357.
17. Sabziparvar., A.A. 2007. A simple formula for estimating global solar radiation in central arid deserts of Iran. *Renewable Energy*, 48: 116-125.
18. Samimi, J. 1994. Solar energy for Iran. *Journal of Physics*, 3: 79-153. (In Persian).
19. Soltani, S., and Morid, M. 2005. Comparative estimation of global solar radiation using Hargreaves-samani and artificial neural network methodologies, *Journal of Science of Agriculture*, 15: 69-77. (In Persian).
20. Supit, I. and Van Kappel R.R. 1998. A simple method to estimate global radiation. *J. Solar Energy*, 63: 140-147.
21. Tymvios, F. S., Jacovides, C. P., Michaelides, S. C., and Scouteli, C. 2005. Comparative study of Angstrom and artificial neural network methodologies in estimating global solar radiation. *J. Solar Energy*, 78: 752-762.