تخمین تابش کل خورشیدی روزانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقایسه آن با روش‌های تجربی در سه ایستگاه شیراز، کرج و رامسر

کامیار بیات* و سید مجید میرلطیفی[۱]

(تاریخ دریافت: ۱۳۸۸/۸/۲۵ ؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۰/۱۲/۸)

چکیده

تابش خورشیدی رسیده به سطح زمین در برآورد تبخیر- تعرق گیاهان و مطالعات هیدرولوژی عامل بسیار مهمی می‌باشد. به منظور برآورد مقدار تابش کل خورشیدی روزانه بر یک سطح افقی، از شبکه‌های عصبی مصنوعی و هم‌چنین از پنج مدل تجربی شامل مدل‌های فائو (نشریه ۵۶)، هارگریوز-سامانی، محمود-هابرد، باهل و آناندل استفاده شد. داده‌های مورد استفاده از سه ایستگاه هواشناسی کرج، شیراز و رامسر که براساس طبقه‌بندی اقلیمی دومارتن به‌ترتیب دارای اقلیم‌های خشک، نیمه‌خشک و بسیار مرطوب می‌باشند و مقدار تابش کل خورشیدی روزانه در این سه ایستگاه به‌صورت روزانه ثبت می‌شود در دوره آماری ۱۹۸۵ تا ۱۹۹۰ (۶ سال) انتخاب شدند. دقت مدل‌های مذکور در هر یک از سه ایستگاه بررسی شدند. از بین تمام مدل‌های استفاده شده برای تخمین تابش کل خورشیدی روزانه، مدل شبکه عصبی مصنوعی با ورودی‌های ساعات آفتابی روزانه و حداکثر ساعات آفتابی روزانه در هر سه ایستگاه کرج، شیراز و رامسر به‌ترتیب با ریشه متوسط مجذور خطا برابر ۲/۰۸، ۱/۸۵ و ۲/۰۵ مگاژول بر مترمربع در روز بهترین مدل‌ها بودند. بعد از آن مدل فائو (نشریه ۵۶) که تابش کل خورشیدی را براساس پارامتر ساعات آفتابی تخمین می‌زند، از بیشترین دقت برآورد برخوردار بود. در مقابل مدل‌های ذکر شده، مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی با پارامترهای ورودی دمایی (دمای حداقل و حداکثر) و هم‌چنین مدل‌های هارگریوز- سامانی، آناندل و محمود-هابرد که مدل‌های دمایی هستند، از دقت کمتری برخوردارند و جهت تخمین تابش کل خورشیدی به‌صورت روزانه مناسب نمی‌باشند.

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

۱. گروه مهندسی آبیاری و زه‌کشی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

* : مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: kamyar_bayat@yahoo.com

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2025-05-19]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1391.16.61.1.8]

مقدمه

تابش خورشیدی منبع اصلی انرژی سیاره زمین و یکی از عوامل اصلی کنترل حیات و آب و هوا به سطح زمین به شمار می‌آید. تابش خورشیدی رسیده به سطح زمین در برآورد تبخیر-تعرق گیاهان، مطالعات بیلان انرژی در هیدرولوژی و طراحی نیروگاه‌های انرژی خورشیدی عامل بسیار تأثیرگذار و مهمی می‌باشد. در بعضی ایستگاه‌های هواشناسی، تابش کل خورشیدی (Global Solar Radiation (R_s)) اندازه‌گیری می‌شود و هم‌چنین در اغلب مدل‌های برآوردکننده تبخیر-تعرق مرجع از تابش کل خورشیدی به عنوان ورودی مدل استفاده می‌شود. تابش خورشیدی ضمن عبور از اتمسفر زمین دستخوش تغییرات کمی و کیفی می‌شود. قسمتی از تابش خورشید، بدون برخورد با ذرات معلق و یا مولکول‌های بخار آب موجود در جو به‌طور مستقیم به سطح زمین می‌رسد که تابش مستقیم (Direct Solar Radiation) خورشید نامیده می‌شود. آن قسمتی از تشعشعات خورشید را که هنگام عبور از اتمسفر توسط مولکول‌ها و یا ذرات معلق موجود در اتمسفر پراکنده می‌شود مؤلفه پخش شده (Diffuse Solar Radiation) می‌گویند. به مجموع تابش مستقیم و تابش پخش شده که به سطح زمین می‌رسد تابش کل خورشیدی می‌گویند.

برآورد مقادیر R_s در نقاط مختلف بر مبنای استفاده از یک سری روابط و مدل‌های ریاضی استوار است. در این روش‌ها بین R_s و یکی از عوامل آب وهوایی از قبیل ساعات آفتابی، رطوبت نسبی، مقدار پوشش ابر و یا دمای حداقل و حداکثر که اندازه‌گیری آنها آسان‌تر است، روابطی رگرسیونی 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 (Artificial Neural Networks (ANNs)) می‌باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزاری قدرتمند و توانمند جهت برآوردها و پیش‌بینی پارامترها در سیستم‌های غیرخطی می‌باشند. برآورد تابش کل خورشیدی به‌وسیله ساعات آفتابی توسط آنگستروم (۶)، ارائه شد و سپس توسط پروسکات (۱۶) اصلاح گردید. استفاده از این معادله با ارائه ضرایب جدید در نشریه سازمان فائو شماره ۵۶ (۵) توصیه شده است. ردی و رانجان (۱۷) با به‌کارگیری شبکه‌های عصبی، تابش کل خورشیدی را با استفاده از داده‌های هواشناسی موجود (دما، سرعت باد، رطوبت نسبی و بارندگی) و طول و عرض جغرافیایی و ارتفاع ازسطح دریا تخمین زدند و بعد با مدل‌های تجربی آنگستروم (۶)، هارگریوز (۱۱) و سوپیت و ون کاپل (۲۱) مقایسه نمودند. از بین مدل‌های مختلف استفاده شده مدل شبکه عصبی از بهترین دقت برخوردار بود. رشنگ و همکاران (۱۸) با استفاده از سه مدل دمایی هارگریوز (۱۱)، بریستو و کمبل (۹) و آلن (۴) و هم‌چنین دو مدل آنگستروم (۶) و باهل (۸) که براساس ساعات آفتابی تابش کل خورشیدی را برآورد می‌کنند، مقادیر تابش کل خورشیدی را به‌صورت روزانه در کشور چین برآورد نمودند. نتایج نشان داد که مدل‌های دمایی نامبرده شده، جهت تخمین تابش کل خورشیدی به‌صورت روزانه مناسب نمی‌باشند.

تیم ویوز و همکاران (۲۲) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، تابش کل خورشیدی را برآورد کردند. روش کار آنها شامل دو قسمت بود، اول محاسبه تابش کل خورشیدی توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی و دوم تخمین تابش کل خورشیدی با استفاده از مدل تجربی خطی آنگستروم. مدل شبکه عصبی با ورودی ساعات آفتابی و حداکثر ساعات آفتابی و دمای حداکثر دارای بهترین دقت بود. صمیمی (۲)، با استفاده از مدل ماینل و ماینل (۱۴) اصلاح شده، متوسط ماهانه تابش کل خورشیدی را برای ۲۰ شهر ایران محاسبه کرد. سپس کل ایران را از لحاظ دریافت تابش کل خورشیدی به چهار 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 ۱۸/۰ مگاژول بر مترمربع در روز) و تابش خیلی زیاد (بیش از ۱۸/۰ مگاژول بر مترمربع در روز) تقسیم‌بندی نمود. سبزی‌پرور (۲۰) با استفاده از سه روش پالتریج (۱۵)، صباغ (۱۹) و دانشیار (۱۰) و اصلاح این مدل‌ها تابش کل خورشیدی را به‌صورت

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2025-05-19]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1391.16.61.1.8]

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. نتایج نشان داد روش صباغ اصلاح شده از بین سه مدل فوق بهترین است. سلطانی و مرید (۱) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و با استفاده از داده‌های دمای حداقل و حداکثر روزانه، تابش کل خورشیدی را به‌صورت روزانه در ایستگاه‌های سینوپتیک مهرآباد- تهران، شیراز، زاهدان و داده‌های ایستگاه امامه (شمال شرق تهران)، تخمین زدند. سپس دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی را با روش تجربی هارگریوز و سامانی (۱۱) در ایستگاه‌های نامبرده شده مقایسه کردند. نتایج تحقیق مذکور نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی از دقت بیشتری در تخمین تابش کل خورشیدی، در مقایسه با مدل هارگریوز و سامانی (۱۱) برخوردارند. با توجه به اهمیت تخمین تابش کل خورشیدی در ایستگاه‌هایی که امکان اندازه‌گیری آن وجود ندارد، در این تحقیق سعی گردید تا دقت روش‌های تجربی مختلف و همچنین شبکه‌های عصبی مصنوعی با یکدیگر در ایستگاه‌های مختلف مقایسه شود. هم‌چنین در این تحقیق سعی شد که تخمین تابش کل خورشیدی، با استفاده از حداقل پارامترهای ورودی اندازه‌گیری شده صورت گیرد. علت این عمل، سهولت بیشتر و هم‌چنین افزایش سرعت عمل تخمین تابش کل خورشیدی (با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده کمتر) می‌باشد.

مواد و روش‌ها

جهت تخمین تابش کل خورشیدی از داده‌های هواشناسی شامل دمای حداکثر و حداقل و ساعات آفتابی و تابش کل خورشیدی روزانه که در هر سه ایستگاه رامسر، شیراز و کرج اندازه‌گیری شده بودند، استفاده شد. علت انتخاب این سه ایستگاه متفاوت بودن اقلیم‌های آنها و هم‌چنین تفاوت عرض‌های جغرافیایی آنها از یکدیگر بوده است و بدین ترتیب عملکرد مدل‌ها در ایستگاه‌های غیرهمسان بررسی شد. داده‌های استفاده شده در این تحقیق از سال‌های ۱۹۸۵ تا ۱۹۹۰ با توجه به موجود بودن آنها در هر دو ایستگاه در پایه زمانی مشترک، انتخاب شدند. مشخصات ایستگاه‌های هواشناسی استفاده شده در تحقق حاضر در جدول ۱ نشان داده شده است.

بررسی صحت داده‌های تابش خورشیدی اندازه‌گیری شده

در تحقیق حاضر قبل از استفاده از داده‌ها، داده‌های اندازه‌گیری شده تابش خورشیدی در ایستگاه‌های هواشناسی به‌کار گرفته شده، بررسی و صحت‌سنجی شدند و داده‌های اشتباه و دارای خطا، شناسایی و حذف شدند. این عمل منجر به افزایش دقت و کارایی مدل‌های مذکور گردید. به منظور بررسی صحت داده‌های تابش کل خورشیدی سه ایستگاه هواشناسی که مقادیر تابش کل خورشیدی در آنها اندازه‌گیری شده است، از روابط (۱) و (۲) که توسط آلن (۵) ارائه شده‌اند، اقدام به بررسی کیفی داده‌ها گردید. مزیت این روش سادگی و هم‌چنین استفاده از تنها یک پارامتر ارتفاع ایستگاه از سطح دریا می‌باشد. این معادله برای مناطقی که دارای ارتفاع کمتر از ۳۰۰۰ متر از سطح دریا می‌باشند، قابل استفاده است. برای استفاده از معادله ۱، تابش فرازمینی روزانه (Extraterrestrial Radiation (R_a)) از روابط برگرفته از نشریه فائو ۵۶ (۵) محاسبه گردید.

$$R_{so} = K_T R_a \qquad [۱]$$

$$K_T = ۰/۷۵ + (۲\times۱۰^{-۵})Z \qquad [۲]$$

که Z ارتفاع از سطح دریا برحسب متر و R_{so} تابش کل رسیده به سطح افقی در یک روز صاف برحسب مگاژول بر مترمربع در روز و هم‌چنین K_T ضریب مربوط به صاف بودن آسمان (Clearness Index) می‌باشد.

در این روش ابتدا K_T از معادله ۲ محاسبه گردید و مقدار آن در دو ایستگاه شیراز و کرج برابر با ۰/۷۸ و در ایستگاه رامسر برابر با ۰/۷۵ حاصل شد. ایستگاه رامسرکه ارتفاع آن از سطح دریا کمتر می‌باشد، K_T کمتری نسبت به دو ایستگاه کرج و شیراز دارد. علت این امر آن است که امواج طول موج کوتاه خورشید عمق بیشتری از جو را می‌پیمایند تا به سطح زمین

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2025-05-19]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1391.16.61.1.8]

جدول۱. مشخصات و موقعیت ایستگاه‌های هواشناسی

نام ایستگاه	ارتفاع از سطح دریا (متر)	عرض جغرافیایی (درجه)	طول جغرافیایی (درجه)	متوسط بارندگی سالانه (میلی متر)	متوسط دمای سالانه (^{o}c)	اقلیم (طبقه بندی دومارتن)
کرج	۱۳۱۲/۵	۳۵° ۵۵" شمالی	۵۰° ۵۴" شرقی	۲۳۹	۱۴/۹	خشک
رامسر	-۲۰/۰	۳۶° ۵۴" شمالی	۵۰° ۴۰" شرقی	۱۲۲۰	۱۵/۹	بسیار مرطوب
شیراز	۱۴۸۴/۰	۲۹° ۳۲" شمالی	۵۲° ۳۶" شرقی	۳۴۱	۱۷/۷	نیمه خشک

برسند و لذا از میزان تابش کل خورشیدی رسیده به سطح زمین کاسته می‌شود. R_{so} حداکثر ممکن تابش کل رسیده به سطح زمین و بیانگر تابش دریافتی، در شرایط کاملاً غیرابری می‌باشد. لذا داده‌های اندازه‌گیری شده R_s نباید از مقادیر R_{so} محاسباتی بیشتر شوند. R_{so} در هر روز از سال با استفاده از معادله ۱ محاسبه شد. در نهایت R_s اندازه‌گیری شده در ایستگاه و روز مورد نظر با مقادیر متناظر R_{so} محاسبه شده از معادله ۱ (در همان ایستگاه و همان روز از سال) مقایسه گردید. درصورتی‌که R_s اندازه‌گیری شده، بیشتر از R_{so} محاسبه شده بود به عنوان داده پرت شناخته شد.

علت این امر کثیف شدن شیشه پایرانومتر، خراب شدن و یا واسنجی نبودن پایرانومتر در ایستگاه مورد نظر می‌باشد (۵). لذا داده‌های اندازه‌گیری شده R_s که بیش از R_{so} محاسباتی توسط معادله (۱) بودند و حدود ۳ درصد کل داده‌ها را شامل می‌شدند، حذف گردیدند. با توجه به شکل ۱- الف مقادیر R_s در ایستگاه رامسر در فصل تابستان (فصل گرما) پایین‌تر از منحنی R_{so} محاسبه شده قرار دارند. با توجه به این‌که از شرایط ثبت داده‌ها و چگونگی واسنجی پایرامتر مورد نظر اطلاعاتی در دست نمی‌باشد، به احتمال قوی پایرانومتر موجود در این ایستگاه به درستی واسنجی نشده است. برای بررسی این امر کلیه داده‌های R_s اندازه‌گیری شده در ضریب‌های مختلفی ضرب شد (۱/۰ الی ۱/۴) که با ضرب عدد ۱/۲ در مقادیر R_s اندازه‌گیری شده، شکل ۲- الف حاصل شد که تطابق منحنی R_{so} محاسباتی با مقادیر R_{so} های حداکثر ثبت شده در این ایستگاه را نشان می‌دهد. لذا داده‌های R_s اندازه‌گیری شده در ایستگاه رامسر در این تحقیق با ضریب ۱/۲ تصحیح شدند. هم‌چنین علت پر بودن داخل منحنی این ایستگاه (شکل ۱- الف) ابری بودن تعداد زیادی از روزها در فصل گرما می‌باشد که در شکل ۲ - ب به‌صورت هاشور نشان داده شده است.

مدل‌های تجربی تخمین تابش کل خورشیدی

در نشریه فائو ۵۶ (۵) با استفاده از پارامتر ساعات آفتابی رابطه زیر را ارائه شده است. در حقیقت این مدل از مدل آنگستروم (۶) مشتق شده است. ضرایب تجربی a و b به‌ترتیب برابر ۰/۲۵ و ۰/۵۰ توصیه شده است. n ساعات آفتابی روزانه اندازه‌گیری شده در ایستگاه مورد نظر و N حداکثر ساعات آفتابی روزانه محاسبه شده در همان ایستگاه می‌باشند.

$$FAO-۵۶: \frac{R_s}{R_a} = a + b(\frac{n}{N}) \qquad [۳]$$

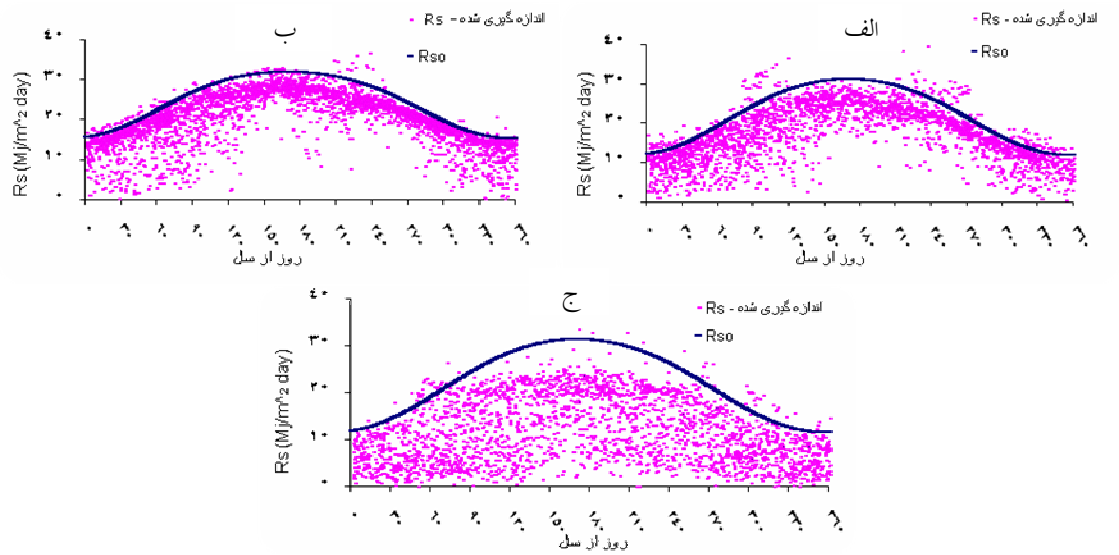
هارگریوز و سامانی (۱۱)، (H-S) با استفاده از دمای حداقل (T_{min}) و دمای حداکثر (T_{max}) و تابش فرازمینی (R_a) تابش کل خورشیدی را برآورد کردند. ضریب تجربی k_r در این رابطه برای مناطق ساحلی ۰/۱۹ و برای مناطق غیر ساحلی ۰/۱۶ می‌باشد (۱۲).

$$H-S: \frac{R_s}{R_a} = k_r (T_{max} - T_{min})^{۰/۵} \qquad [۴]$$

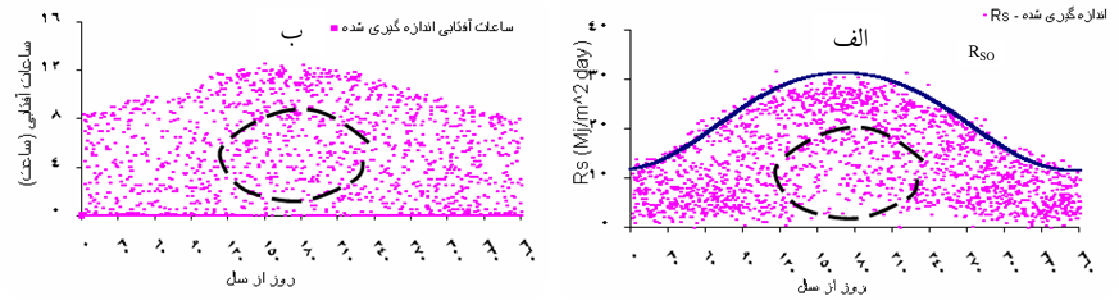
باهل و همکاران (۸) با استفاده از داده‌های ساعات آفتابی ۴۸ ایستگاه از نقاط مختلف رابطه غیرخطی زیر را که بسط داده شده رابطه ۳ می‌باشد را ارائه دادند. مدل باهل از مدل آنگستروم مشتق شده است. ضرایب تجربی a ، b ، c و d در این مدل به‌ترتیب برابر ۰/۱۶، ۰/۸۷، ۰/۱۶- و ۰/۳۴ می‌باشند.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2025-05-19]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1391.16.61.1.8]



شکل۱. صحت‌سنجی داده‌های روزانه R_s اندازه‌گیری شده در ایستگاه‌های کرج (الف)، شیراز (ب) و رامسر (ج) منحنی برازش داده شده مقادیر محاسباتی R_{so} با استفاده از معادله (۱) می‌باشد.



شکل۲. نمایش R_s های اندازه‌گیری شده بعد از اعمال ضریب ۱/۲ (شکل الف) و نمایش ساعات آفتابی اندازه‌گیری شده (شکل ب) در ایستگاه رامسر (سال‌های ۱۹۹۰-۱۹۸۵)

$$\text{Bahel}: \frac{R_s}{R_a} = a + b(\frac{n}{N})^{۱} + c(\frac{n}{N})^{۲} + d(\frac{n}{N})^{۳} \qquad [۵]$$

محمود و هابرد (۱۳)، (M-H) با استفاده از دمای حداقل و حداکثر تابش کل خورشیدی را برآورد نمودند. ضریب تجربی a در این رابطه ۰/۱۸ می‌باشد. رابطه ۷ اثر خطاهای سیستماتیک در تخمین تابش کل را خنثی می‌کند (۱۳) و در آن $R_{s\ mod}$ تابش کل تصحیح شده می‌باشد.

$$M-H: R_s = a(T_{max} - T_{min})^{۰/۶۹} R_a^{۰/۹۱} \qquad [۶]$$

$$R_{s\,mod} = \frac{R_s - ۲/۴۹۹۹}{۰/۸۰۲۳} \qquad [۷]$$

آناندل و همکاران (۷)، (Annandale) با اصلاح مدل هارگریوز-سامانی به‌وسیله پارامتر ارتفاع از سطح دریا رابطه زیر را ارائه کرد. ضریب k_{rs} همان ضریب تجربی مدل H-S می‌باشد.

$$\text{Annandale}R_s = k_{rs}(۱+۲/۷\times۱۰^{-۵}\times \text{Alt})\times (T_{max} - T_{min})^{۰/۵} \times R_a \qquad [۸]$$

واسنجی مدل‌های رگرسیونی

به‌طور کلی مدل‌های رگرسیونی براساس همبستگی بین یک و یا چند پارامتر هواشناسی اندازه‌گیری شده و R_s در چندین

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2025-05-19]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1391.16.61.1.8]

ایستگاه در یک منطقه خاص ارائه شده‌اند. بر این اساس لازم است به هنگام کاربرد این مدل‌ها در یک منطقه جدید، جهت تخمین دقیق‌تر R_s، واسنجی گردند. لذا در این تحقیق، ابتدا R_s براساس مدل‌های رگرسیونی نامبرده شده با استفاده از ضرایب توصیه شده توسط ارائه‌دهندگان آنها محاسبه گردید. سپس برای واسنجی کردن مدل‌های تجربی داده‌های هر ایستگاه به دو قسمت تقسیم شدند. نیمی از داده‌های اندازه‌گیری شده روزانه شامل داده‌های دمای حداقل، دمای حداکثر، ساعات آفتابی اندازه‌گیری شده و R_s اندازه‌گیری شده (سه سال ۱۹۸۷–۱۹۸۵) جهت به دست آوردن بهترین ضرایب مدل‌های تجربی در برنامه SPSS استفاده شدند و بهترین ضرایب هر مدل با استفاده از رگرسیون خطی برای چهار مدل FAO-56 ، H-S ، M-H و Annandale رگرسیون غیرخطی برای مدل Bahel به‌دست آمد. بایستی دقت شود که از داده‌هایی که در مرحله واسنجی مدل‌ها (شامل سه سال ۱۹۸۷–۱۹۸۵) استفاده شده است در قسمت آزمون مدل‌ها و مقایسه آنها با هم (سال‌های ۱۹۹۰–۱۹۸۷) استفاده نشد. ضرایب واسنجی شده مدل‌های رگرسیونی در جدول ۲ نشان داده شده است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مدل‌های محاسباتی هستند که قادرند ارتباط میان ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم فیزیکی را توسط شبکه‌ای از گره‌ها که همگی با هم متصل هستند، تعیین نمایند و در نهایت مدل می‌تواند قوانین مرتبط میان ورودی‌ها و خروجی‌ها را کشف نماید (۳). شبکه عصبی مصنوعی از لایه‌هایی به نام لایه ورودی، مخفی و خروجی تشکیل شده است و در هر لایه یک یا چند عنصر پردازشگر (نرون) وجود دارد که با تمام نرون‌های لایه بعدی مرتبط می‌باشند. تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر تعداد متغیرهای مستقل سیستم مورد نظر می‌باشد که در این تحقیق متغیرهای مستقل همان متغیرهای اقلیمی می‌باشند. به منظور آموزش پارامتر تابش کل خورشیدی روزانه، از شبکه پرسپترون چند لایه ((Multi Layer Preceptron (MLP)) با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا (Back Propagation) و تابع محرک تانژانت آکسون استفاده شد. 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 ارائه شده در مجموعه آموزش، خطای حاصل از تفاوت بین خروجی مدل و مقادیر مورد انتظار محاسبه شده و با برگشت به داخل شبکه در جهت عکس مقادیر وزن‌ها تصحیح می‌شود. طراحی و آموزش شبکه عصبی نیازمند داده‌های ورودی اندازه‌گیری شده و هم‌چنین پارامتر خروجی اندازه‌گیری شده می‌باشد. داده‌های ورودی شامل دمای حداقل، دمای حداکثر و ساعت آفتابی اندازه‌گیری شده و هم‌چنین ساعات آفتابی حداکثر و تابش فرازمینی حداکثر محاسبه شده است. هم‌چنین داده خروجی در این تحقیق، تابش کل خورشیدی می‌باشد که توسط پایرانومتر (Pyranometer) اندازه‌گیری شده است. در تحقیق حاضر از نرم افزار Neurosolution نسخه پنجم استفاده شد. جهت تخمین تابش کل خورشیدی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌هایی با ورودی‌های مختلف 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 دمای حداقل و ساعات آفتابی روزانه حداکثر (ANN 4)

۵. شبکه با دو پارامتر ساعات آفتابی روزانه و حداکثر ساعات آفتابی روزانه (ANN5)

به منظور آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی نیمی از داده‌های روزانه اندازه‌گیری شده در مرحله آموزش(Train) که شامل سه سال ۱۹۸۷–۱۹۸۵ بود و نیمی دیگر داده‌های روزانه اندازه‌گیری شده در مرحله آزمون (Validation) که شامل سه سال ۱۹۹۰–۱۹۸۸ بود، استفاده شدند.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2025-05-19]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1391.16.61.1.8]

جدول۲. ضرایب معادلات تجربی واسنجی شده در ایستگاه‌های رامسر، کرج، شیراز

مدل‌ها	M-H*	Annandale*	H-S*	FAO-56*		Bahel*			
	a	k_{sr}	k_r	b	a	d	c	b	a
ایستگاه رامسر	۰/۱۸	۰/۱۸	۰/۱۸	۰/۵۵	۰/۲۵	۱/۱۷	−۱/۸۱	۱/۲۷	۰/۲۲
ایستگاه شیراز	۰/۱۲	۰/۱۶	۰/۱۶	۰/۴۴	۰/۳۰	۰/۴۷	−۰/۸۱	۰/۸۳	۰/۲۶
ایستگاه کرج	۰/۱۴	۰/۱۵	۰/۱۶	۰/۳۹	۰/۲۹	۰/۱۶	−۰/۳۹	۰/۶۵	۰/۲۶

*: مدل‌ها با ضرایب واسنجی شده منطقه‌ای

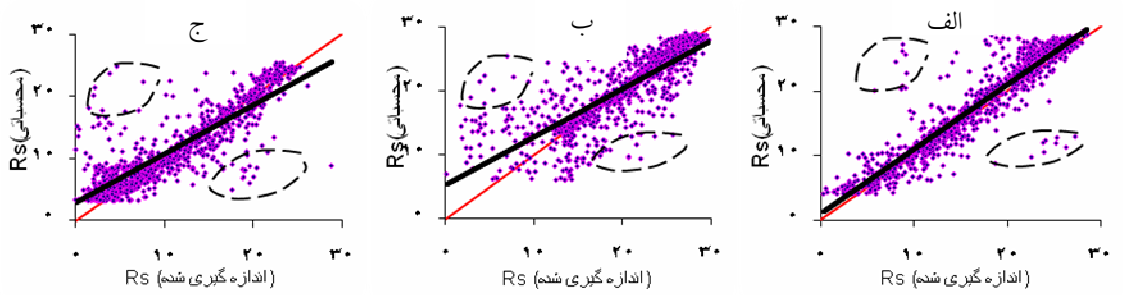
نتایج و بحث

دقت مدل‌ها با استفاده از آماره‌های Correlation Factor (R)، Root Mean Square Error (RMSE)، Mean Absolute Bias Error (MABE) و Mean Bias Error (MBE) مقایسه شد. جهت مقایسه مدل‌ها با هم، آماره R وRMSE که ریشه متوسط مجذور خطا نام دارد، از اولویت برخوردار هستند. آماره‌های RMSE و MABE تقریباً مشابه یکدیگر عمل می‌کنند و برای تست حساسیت مدل و در زمان‌های کوتاه مدت کاربرد دارند. هر چه مقدار RMSE و MABE کمتر باشد، مدل دقت بالاتری در برآورد تابش کل دارد. با رسم نمودارهای مربوط به عملکرد مدل‌ها در هر ایستگاه مشخص شد که تعدادی از مقادیر R_s تخمین زده شده توسط مدل‌ها در مقایسه با مقادیر واقعی بسیار متفاوت می‌باشند. برای بررسی این امر، R_s تخمین زده شده توسط مدل FAO-56 در مقابل R_s اندازه‌گیری شده در هر سه ایستگاه رسم شدند. این نتایج غیرعادی در دو ناحیه پخش شده‌اند (در شکل ۳ مشخص شده‌اند): یکی در قسمت بالا سمت چپ خط رگرسیونی و دیگری در پایین، سمت راست خط رگرسیونی که نشان از وجود خطا در اندازه‌گیری R_s در آن روز خاص دارند. این خطاها جدای از داده‌های روزهایی هستند که با استفاده از معادله (۱) شناسایی و حذف شدند. داده‌های R_s اندازه‌گیری شده و حذف شده از معادله (۱) تنها شامل داده‌هایی می‌شود که بیش از R_a محاسباتی می‌باشند. به عنوان مثال در ایستگاه رامسر روزی وجود دارد که R_s اندازه‌گیری شده در آن روز ۲۹ مگاژول بر مترمربع در روز می‌باشد درحالی‌که مدل FAO-56 آن را کمتر از ۱۰ مگاژول بر مترمربع در روز تخمین زده است و یا برعکس روزی وجود دارد که R_s اندازه‌گیری شده در آن روز ۳ مگاژول بر مترمربع در روز می‌باشد درحالی‌که مدل FAO-56 آن را ۲۰ مگاژول بر مترمربع در روز تخمین زده است. این امر نشان‌دهنده آن است که مقادیر ثبت شده R_s در این روزها در محدوده قابل قبول نمی‌باشند و در این روزها (همان‌طور که در شکل ۳ مشخص می‌باشد) اندازه‌گیری R_s با خطا همراه بوده است.

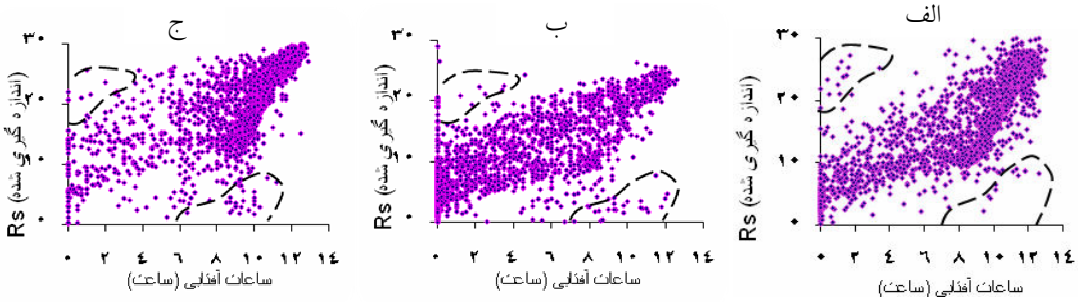
برای بررسی تفاوت فاحش بین مقادیر R_s ثبت شده و R_s محاسبه شده، مقادیر ثبت شده ساعات آفتابی در هر روز در مقابل R_s اندازه‌گیری شده در هر ایستگاه ترسیم شدند (شکل۴). پس از نمایش نمودارهای R_s در برابر ساعات آفتابی در هر ایستگاه مشاهده شد که روزهایی وجود دارند که ساعات آفتابی در آنها کمتر از ۳ الی ۴ ساعت است درحالی‌که R_s در همان روزها بین ۱۵ تا ۲۵ مگاژول بر مترمربع در روز می‌باشد و بر عکس روزهایی وجود دارند که علی‌رغم 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 درآن روزها مشخص شد و این داده‌ها نیز حذف گردیدند. تعداد این داده‌های اشتباه در ایستگاه شیراز ۱۱۰ روز (۵ درصد)، در ایستگاه کرج ۶۲ روز (۳ درصد) و هم‌چنین در ایستگاه رامسر ۱۹۳ روز (۹ درصد) از مجموع ۶ سال داده‌های مورد استفاده بود و نشان می‌دهد اندازه‌گیری‌ها در ایستگاه رامسر

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2025-05-19]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1391.16.61.1.8]



شکل ۳. مقایسه R_s اندازه‌گیری شده با R_s محاسبه شده (مگاژول بر مترمربع در روز) با استفاده از مدل فائو ۵۶ در ایستگاه‌های کرج (الف)، شیراز (ب) و رامسر (ج) در سال‌های ۱۹۹۰-۱۹۸۵ و نمایش داده‌های مشکوک (خط قرمز خط ۱به۱ و خط مشکی خط رگرسیونی می‌باشد)



شکل ۴. نمایش R_s اندازه‌گیری شده (مگاژول بر مترمربع در روز) در مقابل ساعات آفتابی اندازه‌گیری شده در ایستگاه‌های (الف) شیراز، رامسر (ب) و کرج (ج) در سال‌های ۱۹۹۰-۱۹۸۵

نسبت به دو ایستگاه دیگر از دقت پایین‌تری برخوردار بوده است. بعد از حذف این داده‌ها، دقت مدل‌های مختلف در هر ایستگاه دوباره با یکدیگر مقایسه شدند (جدول ۳). نتایج مدل‌های وابسته به ساعات آفتابی اندازه‌گیری شده، پس از اصلاح داده‌ها (حذف داده‌های اشتباه) به نحو چشمگیری بهتر شدند.

نتایج تحقیق حاضر 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. بنابراین با فرض داشتن یک لایه مخفی تعداد مطلوب نرون‌ها در لایه مخفی تعیین گردید. برای این کار تعداد نرون‌های لایه پنهان برابر ۱، ۵، ۱۰، ۱۵، ۲۰، ۲۵، ۳۰ و ۴۰ فرض گردید. برای هر حالت، بعد از آموزش شبکه مقدار خطای آن ثبت گردید. کمترین خطا مربوط به تعداد ۳۰ نرون در لایه پنهان بود. برای تعیین مقدار بهینه ضریب مومنتم مانند سایر پارامترهای یادگیری شبکه از روش سعی و خطا استفاده شد. ضریب مومنتم ۰/۷ و از بین توابع محرک سیگموید (Sigmoid) و تانژانت آکسون (Tangent Axon)، تابع محرک تانژانت آکسون بهترین جواب را ارائه داد. تعداد تکرارها در ابتدا ۵۰۰۰ بار لحاظ شد، ولی با سعی و خطا مشاهده شد که مقدار RMSE بعد از ۱۰۰۰ تکرار ثابت باقی می‌ماند.

در ایستگاه کرج (اقلیم خشک)، مدل شبکه ANN 5 با ریشه متوسط مجذور خطای (RMSE) برابر ۲/۰۸ مگاژول بر مترمربع در روز و R برابر ۰/۹۵ با پارامترهای ورودی ساعات آفتابی روزانه و حداکثر ساعات آفتابی روزانه و بعد از آن مدل FAO-56 با ضرایب واسنجی شده (با RMSE برابر ۲/۱۲

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2025-05-19]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1391.16.61.1.8]

جدول۳. عملکرد مدل‌های تجربی و مدل‌های شبکه عصبی با داده‌های اصلاح شده در ایستگاه‌های رامسر، شیراز و کرج

ایستگاه رامسر				ایستگاه شیراز				ایستگاه کرج				
R	RMSE	MABE	MBE	R	RMSE	MABE	MBE	R	RMSE	MABE	MBE	خطا
	Mj m^{-2}day^{-1}				Mj m^{-2}day^{-1}				Mj m^{-2}day^{-1}			مدل‌ها
۰/۸۳	۵/۰۹	۴/۱۲	−۱/۲۲	۰/۸۳	۳/۹۵	۳/۰۷	۲/۲۱	۰/۹۰	۳/۵۵	۲/۶۴	۱/۶۶	Anandel
۰/۸۳	۴/۷۴	۳/۷۴	۰/۵۱	۰/۹۰	۳/۳۹	۲/۶۵	۲/۰۰	۰/۹۰	۳/۰۳	۲/۲۸	۰/۵۴	Anandel *
۰/۹۴	۴/۸۷	۳/۵۵	۱/۸۴	۰/۸۵	۱۰/۷۶	۹/۸۴	۹/۴۳	۰/۸۸	۹/۷۱	۸/۰۸	۷/۶۳	Bahel
۰/۹۷	۲/۸۹	۲/۳۷	۰/۷۳	۰/۹۰	۳/۴۴	۲/۷۷	۰/۵۲	۰/۸۷	۴/۰۹	۳/۱۹	−۰/۰۵	Bahel *
۰/۹۵	۲/۷۰	۲/۲۰	−۰/۲۹	۰/۸۹	۲/۷۲	۲/۰۵	۰/۴۶	۰/۹۶	۲/۳۸	۱/۷۱	۱/۰۸	H-S
۰/۹۵	۲/۵۹	۲/۰۶	۱/۱۹	۰/۸۹	۲/۶۷	۱/۷۱	۰/۵۵	۰/۹۵	۲/۱۲	۱/۵۲	−۰/۰۴	H-S *
۰/۸۳	۴/۸۵	۳/۹۰	−۰/۴۶	۰/۹۰	۳/۷۳	۲/۹۸	۲/۴۸	۰/۹۰	۳/۸۷	۲/۸۹	۲/۱۳	M-H
۰/۸۲	۴/۷۴	۳/۷۴	۰/۴۵	۰/۹۰	۳/۰۴	۲/۲۹	۱/۴۱	۰/۹۰	۳/۰۱	۲/۲۷	۰/۵	M-H *
۰/۸۳	۴/۹۱	۳/۴۰	۱/۶۴	۰/۸۸	۱۱/۱۷	۱۰/۱۲	۱۲/۲۰	۰/۹۰	۹/۱۲	۷/۶۸	۷/۵۷	ANN 1
۰/۸۳	۴/۷۰	۳/۲۶	۱/۰۴	۰/۸۸	۲/۹۹	۳/۱۴	۱/۷۰	۰/۹۰	۳/۰۲	۲/۳۴	−۰/۳۱	ANN 2
۰/۶۸	۴/۸۶	۳/۶۲	۰/۵۵	۰/۸۱	۳/۸۵	۲/۹۸	۰/۳۶	۰/۸۰	۴/۱۷	۳/۳۷	۰/۳۷	ANN 3
۰/۹۲	۲/۹۵	۲/۳۱	۰/۱۶	۰/۹۲	۲/۷۵	۲/۲۹	۰/۱۷	۰/۸۸	۳/۲۲	۲/۵۹	۰/۲۲	ANN 4
۰/۸۴	۳/۶۲	۲/۸۲	۰/۳۱	۰/۹۲	۲/۸۹	۲/۳۵	۰/۰۳	۰/۸۹	۳/۰۲	۲/۴۹	۰/۲۴	ANN 5
۰/۶۵	۴/۲۷	۴/۱۳	۰/۶۵	۰/۸۰	۳/۴۰	۲/۶۲	۰/۲۶	۰/۸۳	۳/۸۳	۳/۰۰	۰/۳۲	Anandel
۰/۹۶	۲/۰۵	۱/۵۳	۰/۰۹	۰/۹۵	۱/۸۵	۱/۵۰	۰/۰۵	۰/۹۵	۲/۰۸	۱/۴۳	۰/۱۱	Anandel *

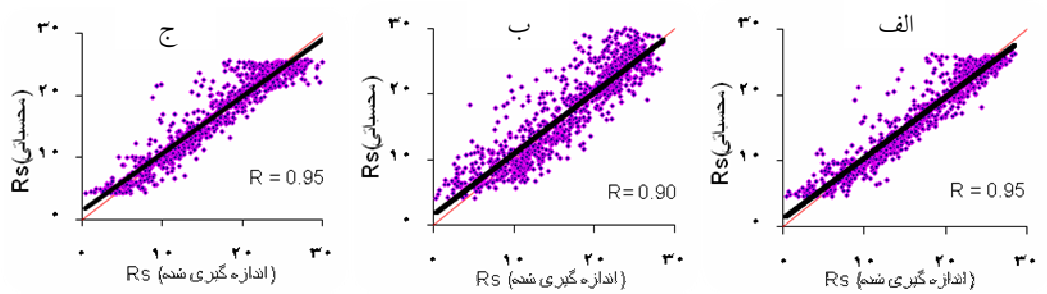
*: مدل ها با ضرایب واسنجی شده منطقه‌ای

مگاژول بر مترمربع در روز و R برابر ۰/۹۵) بهترین نتایج را ارائه دادند (شکل ۵). در ادامه ذکر این نکته ضروری است که تابش فرازمینی و هم‌چنین ساعات آفتابی حداکثر محاسباتی، تابعی از عرض جغرافیایی ایستگاه و روز از سال می‌باشند (۵). بنابراین تابش فرازمینی و ساعات آفتابی حداکثر محاسباتی، در واقع تأثیر عرض جغرافیایی و روز از سال را در ایستگاه مورد نظر نشان می‌دهند.

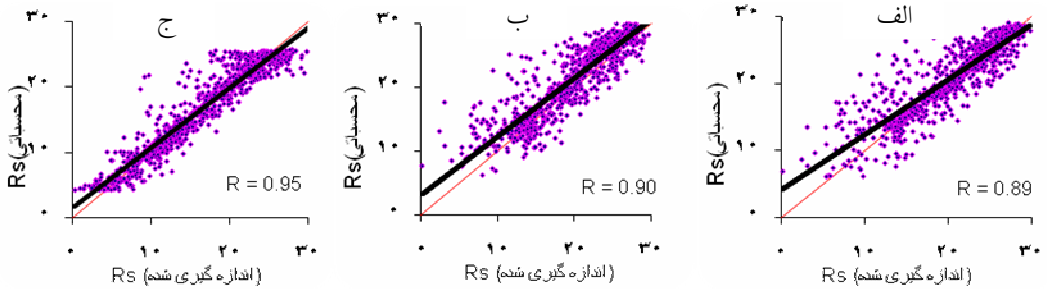
در ایستگاه شیراز (اقلیم نیمه‌خشک)، مدل ANN 5 با ریشه متوسط مجذور خطای برابر ۱/۸۵ مگاژول بر مترمربع در روز و R برابر ۰/۹۵ با ورودی ساعات آفتابی روزانه و حداکثر ساعات آفتابی، بهترین نتیجه را ارائه داد. بعد از مدل شبکه عصبی، مدل FAO-56 با ضرایب واسنجی شده (با RMSE برابر ۲/۶۷ مگاژول بر مترمربع در روز و R برابر ۰/۸۹) بهترین مدل‌ها بودند (شکل ۶). در ایستگاه رامسر (اقلیم بسیار مرطوب) نیز مدل ANN 5 با ورودی ساعت آفتابی روزانه و حداکثر ساعات آفتابی روزانه با RMSE برابر ۲/۰۵ مگاژول بر مترمربع در روز و R برابر ۰/۹۶ بیشترین دقت را داشت. بعد از مدل شبکه، مدل FAO-56 با ضرایب واسنجی شده شده (با RMSE برابر ۲/۵۹ مگاژول بر مترمربع در روز و R برابر ۰/۹۵) بهترین مدل‌ها بودند (شکل ۷). براساس نتایج حاصل شده مدل‌های با پارامترهای ورودی دمایی جهت تخمین تابش کل خورشیدی به‌صورت روزانه از عملکرد خوبی برخوردار نمی‌باشند. این

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2025-05-19]

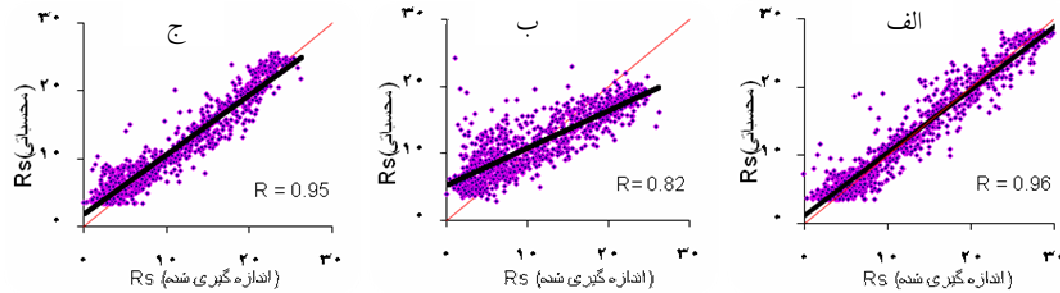
[DOR: 20.1001.1.24763594.1391.16.61.1.8]



شکل ۵. مقایسه عملکرد مدل‌های (الف) ANN 5 ، (ب) H-S با ضرایب واسنجی شده و (ج) FAO-56 در تخمین R_s (مگاژول بر مترمربع در روز) در ایستگاه کرج



شکل ۶. مقایسه عملکرد مدل‌های (الف) ANN 5 ، (ب) H-S با ضرایب واسنجی شده و (ج) FAO-56 در تخمین R_s (مگاژول بر مترمربع در روز) در ایستگاه شیراز



شکل ۷. مقایسه عملکرد مدل‌های (الف) ANN 5 ، (ب) H-S با ضرایب واسنجی شده و (ج) FAO-56 در تخمین R_s (مگاژول بر مترمربع در روز) در ایستگاه رامسر

نتایج با نتایج تحقیق رشنگ و همکاران (۱۸) مطابقت می‌کند. هم‌چنین نتایج تحقیق حاضر با نتایج تحقیقات تیم ویوز و همکاران (۲۲) مشابه است با این تفاوت که در مدل شبکه عصبی ایشان پارامتر ورودی دمای حداکثر علاوه بر ساعات آفتابی روزانه و حداکثر ساعات آفتابی گنجانده شده است.

نتیجه‌گیری

براساس نتایج مذکور، مدل شبکه عصبی مصنوعی با ورودی‌های ساعات آفتابی روزانه و حداکثر ساعات آفتابی روزانه در هر سه ایستگاه کرج، شیراز و رامسر به‌ترتیب با ریشه متوسط مجذور خطا برابر ۲/۰۸، ۱/۸۵ و ۲/۰۵ مگاژول بر

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2025-05-19]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1391.16.61.1.8]

مترمربع در روز بهترین مدل‌ها جهت برآورد تابش کل خورشیدی بودند. بعد از آن مدل فائو (نشریه ۵۶) که تابش کل خورشیدی را براساس پارامتر ساعات آفتابی تخمین می‌زند، از بیشترین دقت برآورد در برخوردار بود. در هر سه ایستگاه، مدل‌های هارگریوز-سامانی، آناندل و محمود-هابرد هم‌چنین مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی به استثنای مدل شبکه (ANN 5) که مدل‌های دمایی هستند از دقت کمتری نسبت به مدل‌هایی مانند ANN 5 و فائو ۵۶ که براساس پارامتر ساعات آفتابی تابش کل خورشیدی را تخمین می‌زنند، برخوردارند. هم‌چنین مدل‌های دمایی نامبرده شده در اقلیم مرطوب عملکرد پایین‌تری دارند. لذا استفاده از مدل‌های دمایی (مدل‌های هارگریوز-سامانی، آناندل و محمود- هابرد و مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی با پارامترهای ورودی دمایی) جهت تخمین تابش کل خورشیدی به‌صورت روزانه توصیه نمی‌شوند. در هر سه ایستگاه شبکه‌های پرسپترون چند لایه با پارامترهای ورودی ساعات آفتابی روزانه و حداکثر ساعات آفتابی با یک لایه پنهان و ضریب مومنتم ۰/۷ و تابع محرک تانژانت آکسون و تعداد ۳۰ نرون در لایه پنهان بهترین نتایج را ارائه دادند.

سپاسگزاری

بدین وسیله از سازمان هواشناسی کل کشور که داده‌های مورد استفاده در این تحقیق را در اختیار مؤلفین این مقاله قرار دادند، نهایت سپاسگزاری و تشکر به عمل می‌آید.

منابع مورد استفاده

۱. سلطانی، س. و م. مرید. ۱۳۸۴. مقایسه برآورد تابش خورشیدی با استفاده از روش هارگریوز- سامانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی. مجله دانش کشاورزی ۱۵: ۶۹-۷۷.

۲. صمیمی، ج. ۱۳۷۴. انرژی خورشیدی برای ایران. مجله فیزیک ۳: ۷۹-۱۰۵.

۳. منهاج، م. ۱۳۸۱. *مبانی شبکه‌های عصبی و هوش مصنوعی*. جلد ۱، انتشارات دانشگاه امیرکبیر.

4. Allen, R. G. 1996. Assessing integrity of weather data for reference evapotranspiration estimation. J. Irrig. and Drain. Eng. ASCE, 122: 97-106.
5. Allen, R. G., L. S. Pereira, D. Raes and M. Smith. 1998. Crop evapotranspiration: Guidelines for Computing Crop Water Requirments. FAO Irrigation and Drainage Paper No. 56, FAO, Rome, 41-51.
6. Angstrom, A. 1924. Solar and terrestrial radiation. Quart . J.Roy. Met. 50: 121-125.
7. Annandale, J. G., N. Z. Jovanic, N. Benade and R. G. Allen. 2002. Software for missing data error analysis of Penman-Monteith reference evapotranspiration. Irrig. Sci. 21: 57-67.
8. Bahel, V., R. Srinivasan and H. Bakhsh. 1986. Solar radiation for Dhahran. Saudi Arabia Solar Energy 11: 985-989.
9. Bristow, K. and G. Campbell. 1984. On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature. Agric. Forest Meteorol. 31: 60-6.
10. Daneshyar, M. 1978. Solar radiation statistics for Iran. Sol. Energy 21: 345-349.
11. Hargreaves, G. H. and Z. A. Samani. 1982. Estimating potential evapotranspiration. J. Irrig. and Drain. Eng. ASCE 108: 223-230.
12. Hargreaves, G. H. 1994. Simplified coefficients for estimating monthly solar radiation in North America and Europe. Departmental Paper, Dept. of Biol. And Irrig. Engrg., Utah State University, Logan, Utah.
13. Mahmood, R. and K. G. Hubbard. 2002. Effect of time of temperature observation and estimation of daily solar radiation for the Northern Great Plains, USA. Agron. J. 94: 723-33.
14. Meinel, A. B. and M. P. Meinel. 1977. Applied solar Energy. Addison Wesley Pub. Inc., New York.
15. Paltridge, G.W. and D. Proctor. 1976. Monthly mean solar radiation statistics for Australia. Sol. Energy 18: 235-43.
16. Prescott, J. A. 1940. Evaporation from a water surface in relation to solar radiation. Transe Roy Soc. Aus. 64: 114-48.
17. Redy, K. S. and M. Ranjan. 2003. Solar resource estimation using artificial neural networks and comparison with other correlation models. Energy Conver. and Manage. 44: 2519-2530.
18. Rensheng, C., E. Kang, Y. Jianping, Lu. Shihua and Z. Wenzhi. 2003. Validation of five global radiation models with measured daily data in China. Energy Conver. and Manage. 45: 1759-1769.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2025-05-19]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1391.16.61.1.8]

19. Sabbagh, J., A.A.A.M Aayugh and E.M.A. El Salam. 1971. Estimation of the total solar radiation from meteorological data. Sol. Energy 19: 349-357.
20. Sabziparvar, A. A. 2007. A simple formula for estimating global solar radiation in central ariddeserts of Iran. Renewable Energy 48: 116-125.
21. Supit, I. and R.R. Van Kappel. 1998. A simple method to estimate global radiation. Solar Energy 63: 140-147.
22. Tymvios, F. S., C. P Jacovides, S. C. Michaelides and C. Scouteli. 2005. Comparative study of Angstrom and artificial neural network methodologies in estimating global solar radiation. Sol. Energy 78: 752-762.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2025-05-19]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1391.16.61.1.8]