ارزیابی دو روش تجربی و مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد تابش خورشید رسیده به زمین- مطالعه موردی در جنوب شرق تهران

علی رحیمی خوب*، سید محمدرضا بهبهانی و محبوبه جمشیدی[۱]

(تاریخ دریافت: ۱۳۸۷/۱۰/۳ ؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۸۸/۳/۱۰)

چکیده

تابش خورشید رسیده به زمین یکی از پارامترهای مورد نیاز برای مطالعات منابع آب، محیط زیست و کشاورزی است. این پارامتر به ندرت در ایستگاه‌های هواشناسی اندازه‌گیری می‌شود و از این رو روش‌های تجربی زیادی برای برآورد آن با استفاده از سایر پارامترهای هواشناسی ارائه شده است. در این تحقیق دو روش تجربی انگستروم و هارگریوز - سامانی که به ترتیب مبتنی بر ساعات آفتابی و دمای هوا هستند، جهت برآورد تابش روزانه خورشید در جنوب شرق تهران واسنجی و ارزیابی شدند. هم‌چنین دو مدل شبکه عصبی با ورودی‌های مشابه با مدل‌های تجربی فوق ارائه شدند. نتایج بررسی نشان داد، مدل‌های تجربی فوق و مدل‌های شبکه‌های عصبی با دقت خوبی تابش خورشید را برآورد می‌کنند، لیکن، مدل‌های مبتنی بر ساعات آفتابی نسبت به مدل‌های مبتنی بر دمای هوا برتری دارند. مدل شبکه عصبی مبتنی بر ساعات آفتابی با ضریب تعیین (R^2) برابر ۰/۹۷ و جذر میانگین مربع خطا (RMSE) برابر ۱/۳۴ مگاژول بر متر مربع در روز ($MJ\,m^{-2}\,d^{-1}$) بهترین نتایج را ارائه داد.

واژه‌های کلیدی: تابش خورشید، هارگریوز- سامانی، انگستروم، مدل شبکه عصبی، تهران

مقدمه

تابش خورشید رسیده به زمین یکی از پارامترهای مهم در مدل‌های بیلان انرژی، رشد گیاهان، تولید محصول و تبخیر- تعرق واقعی و پتانسیل است. علی‌رغم اهمیت این پارامتر، اندازه‌گیری آن به طور محدودی انجام می‌شود و این نقیصه نه تنها در کشورهای در حال توسعه بلکه در کشورهای توسعه یافته نیز به چشم می‌خورد (۱۳). دستگاه اندازه‌گیری این پارامتر گران بوده و غالب ایستگاه‌های هواشناسی فاقد آن می‌باشند. هم‌چنین این دستگاه به علت حساس بودن، نیاز به مراقبت‌های زیاد دارد و باید مرتباً واسنجی شود. از این رو مدل‌های تجربی زیادی برای تخمین این پارامتر با استفاده از پارامترهای ساده هواسنجی ارائه شده است. ساعات آفتابی روزانه، بیشینه دما و کمینه دمای روزانه هوا و رطوبت نسبی پارامترهایی هستند که در اکثر مدل‌های تجربی از آنها استفاده می‌شود.

دسترسی به پارامترهای هواشناسی که به عنوان ورودی

۱. به ترتیب استادیار، دانشیار و دانشجوی سابق کارشناس ارشد آبیاری، دانشکده مهندسی کشاورزی، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران

* : مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: akhob@ut.ac.ir

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-10-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1388.13.50.5.9]

مدل‌های تابش رسیده به زمین استفاده می‌شوند، عامل مهمی در انتخاب مدل مناسب برای هر منطقه است. مدل‌های تجربی که تاکنون برای تابش خورشید ارائه شده‌اند، می‌توان به سه گروه مدل‌های مبتنی بر ساعات آفتابی، مدل‌های مبتنی بر دمای هوا و مدل‌های مبتنی بر ابرناکی هوا تقسیم نمود. ساعات آفتابی متغیری است که در مدل‌های مبتنی بر ساعات آفتابی به عنوان ورودی مدل از آن استفاده می‌گردد. مدل‌های تابش مبتنی بر دمای هوا بر اساس پارامترهای دمای هوا و در بعضی موارد پارامتر بارندگی، تدوین یافته‌اند. درصد پوشش ابر و یا ابرناکی هوای متغیر مورد استفاده در مدل‌های تابش مبتنی بر ابرناکی هستند. این مدل‌ها در مناطق معین و مشخص آزمون و پیشنهاد شده‌اند و جهت استفاده در مناطق دیگر نیاز به بررسی دارند (۱۱).

از میان مدل‌های تابش مبتنی بر ساعات آفتابی، مدل انگستروم (۳) معروف‌ترین مدل شناخته شده است که برای تخمین تابش خورشید در بسیاری از مدل‌های هیدرولوژیکی و کشاورزی استفاده می‌شود. برخی تحقیقات نشان داده، در صورتی‌که این مدل برای هر منطقه واسنجی شود، نتایج دقیق‌تری نسبت به مدل‌های مبتنی بر دما و ابرناکی ارائه می‌دهد (۱۰ و ۱۱). نتایج واسنجی مدل انگستروم در مناطق مختلف نشان داد، ضرایب این مدل در مناطق مختلف تغییر می‌کنند. مدل انگستروم و هر مدلی که آثار جذب تابش خورشید توسط ذرات موجود در جو را در نظر نگیرد، باید ضرایب آن واسنجی شود (۱۵).

هارگریوز و سامانی (۷) با استفاده از اختلاف دمای بیشینه و کمینه روزانه هوا، مدلی برای برآورد تابش خورشید ارائه دادند. این مدل یکی از کاربردی‌ترین مدل‌های مبتنی بر دمای هوا است (۱۳) و برای ایستگاه‌های فاقد دستگاه آفتاب‌نگار کاربرد دارد زیرا که تقریباً در تمام ایستگاه‌های هواشناسی، دماهای فوق اندازه‌گیری می‌شوند.

در دهه اخیر، مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین تابش خورشید با استفاده از داده‌های هواشناسی توسعه یافت. دقت و کارایی این مدل‌ها به نوع و تعداد ورودی آنها بستگی دارد. در این زمینه تحقیقات زیادی صورت گرفته است. سلطانی و مرید (۱) مقایسه‌ای را جهت برآورد تابش خورشیدی با استفاده از روش هارگریوز- سامانی و شبکه عصبی مصنوعی انجام دادند. نتایج تحقیق نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی عملکرد بهتری دارد ولی روش هارگریوز- سامانی به دلیل آسانی محاسبات، توصیه شد. تیموز و همکارانش (۱۶) مدل‌های مختلف شبکه عصبی با استفاده از ترکیب‌های مختلف داده‌های دمای هوا، ساعات آفتابی واقعی و حداکثر ارائه دادند و نتایج این مدل‌ها را با مدل انگستروم مقایسه کردند. درصد میانگین جذر مربع خطا برای مدل شبکه عصبی با ورودی‌های دمای هوا، ساعات آفتابی و تابش برون زمینی۵/۶۲ درصد، مدل شبکه عصبی با ورودی دمای هوا و تابش برون زمینی ۱۰/۱۵ درصد و مدل انگستروم با ورودی ساعات آفتابی و تابش برون زمینی ۱۰/۴۲ درصد برآورد شدند. این نتایج نشان داد، روش‌های شبکه عصبی تخمین دقیق‌تری را ارائه می‌دهند و در شرایطی که داده‌های ساعات آفتابی در اختیار نباشد، این مدل‌ها با ورودی دمای هوا و تابش برون زمینی با دقت بهتری تابش خورشید رسیده به زمین را نسبت به مدل انگستروم که از داده‌های ساعات آفتابی استفاده می‌کند، برآورد می‌کند. رحمان و مهندس (۱۲) برای منطقه‌ای در عربستان، ۳ مدل شبکه عصبی با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری دمای هوا و رطوبت نسبی و پارامتر روز شمار سال که اثر زمان را روی پارامترهای اقلیمی نشان می‌دهد، تدوین کردند. تحقیق آنها نشان داد، مدل با ورودی‌های رطوبت نسبی و میانگین روزانه دمای هوا، نتایج بهتری نسبت به دو مدل دیگر ارائه می‌دهد، به طوری که شاخص درصد میانگین قدر مطلق خطا در این مدل ۴/۴۹ درصد برآورد شد. شاخص درصد میانگین قدر مطلق خطا برای مدل با ورودی روز شمار سال و میانگین روزانه دمای هوا، ۱۱/۸ درصد بود و وقتی دمای بیشینه هوا جایگزین میانگین روزانه دمای هوا شد، این شاخص به ۱۰/۳ درصد کاهش یافت. بوکو و همکاران (۴) مدل شبکه عصبی را برای تخمین تابش

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-10-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1388.13.50.5.9]

خورشید در کشور آرژانتین مورد بررسی قرار دادند. ورودی‌های این مدل شامل تابش برون زمینی، دمای هوا، بارش، ساعات آفتابی و ابرناکی هوا بود و نتیجه گرفتند که شبکه عصبی مصنوعی راه حل مناسبی برای تخمین تابش خورشید است.

امکانات و تجهیزات اندازه‌گیری پارامترهای هواشناسی در مناطق مختلف ایران متفاوت است. در برخی مناطق، توزیع مکانی ایستگاه‌های هواشناسی مناسب بوده و در آنها پارامترهای متعدد هواشناسی اندازه‌گیری می‌شود ولی در بعضی مناطق علاوه بر تراکم کم ایستگاه‌های هواشناسی، فقط چند پارامتر ساده مثل دما و رطوبت هوا اندازه‌گیری می‌شوند. هم‌چنین در بعضی موارد داده‌های گمشده و پرت در جداول آماری هواشناسی وجود دارند. لذا لازم است مدل‌ها با ورودی‌های مختلف بررسی شوند و این امکان فراهم باشد که بسته به نوع داده در دسترس، مدل مناسب انتخاب شود. تحقیقات نشان داده، مدل‌های شبکه عصبی برای برآورد تابش خورشید نتایج دقیق‌تری نسبت به روابط تجربی ارائه می‌دهد، ولی با توجه به این‌که میزان تابش خورشید رسیده به زمین در مناطق مختلف تابعی از مشخصات جوی مثل ضخامت اتمسفر، ترکیبات عناصر موجود در جو و غیره است، بنابراین ضروری است برای هر منطقه، مدل شبکه عصبی ارائه شده و دقت آن با روش‌های تجربی مرسوم مقایسه شود. تاکنون مدل‌های شبکه عصبی برای تعیین تابش خورشید برای مناطق نیمه خشک بررسی نشده است. بنابراین هدف این تحقیق، ارزیابی روش‌های تجربی و مدل‌های شبکه عصبی برای برآورد تابش خورشید و انتخاب بهترین روش برای منطقه جنوب شرق تهران است. دو روش انگستروم و هارگریوز- سامانی که از داده‌های مختلفی برای تخمین تابش استفاده می‌کنند و در دو گروه مختلف مدل‌های مبتنی بر ساعات آفتابی و دمایی هستند، به عنوان روش‌های تجربی در نظر گرفته شدند.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه و منابع داده‌ها

اطلاعات دو ایستگاه هواشناسی در منطقه پاکدشت برای داده‌های ورودی و خروجی مدل‌های شبکه عصبی و روابط تجربی استفاده شدند. این منطقه یکی از مهم‌ترین مناطق کشاورزی جنوب شرق تهران است و با متوسط بارندگی ۲۳۰ میلی‌متر و تبخیر ۱۳۹۰ میلی‌متر در سال جز مناطق اقلیمی نیمه خشک محسوب می‌شود. این دو ایستگاه در پردیس ابوریحان دانشگاه تهران در موقعیت جغرافیایی ´۴۱ °۵۱ طول شرقی و ´۲۸ °۳۵ عرض شمالی در ارتفاع ۱۰۲۰ متری از سطح دریا واقع شده است. اولین ایستگاه در سال ۱۹۶۵ نصب شده و در آن پارامترهای دمای بیشینه و کمینه هوا (Tmax و Tmin)، رطوبت نسبی هوا، ساعات آفتابی، سرعت باد در ارتفاع ۱۰ متری و تبخیر از تشت اندازه‌گیری و به صورت دستی ثبت می‌شود. در این تحقیق، پارامترهای روزانه دمای بیشینه و کمینه هوا، ساعات آفتابی به عنوان ورودی مدل‌های انگستروم، هارگریوز- سامانی و مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شدند. دومین ایستگاه در فاصله ۱۰۰ متری از ایستگاه اول در اواخر سال ۲۰۰۵ نصب شده و از نوع اتوماتیک است و به وسیله آن پارامترهای دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد و تابش خورشیده رسیده به زمین به صورت پیوسته اندازه‌گیری و میانگین آنها برای فواصل زمانی ۱۰ دقیقه‌ای ثبت می‌شود. طول دوره آماری با توجه به مدت زمان ثبت داده‌های تابش خورشید در ایستگاه اتوماتیک، در مجموع ۲ سال بود (سال‌های ۲۰۰۶ و ۲۰۰۷) و داده‌های روزانه این دو سال در این تحقیق استفاده شدند.

معادلات تجربی

در این تحقیق، دو معادله انگستروم (۳) و هارگریوز- سامانی (۷) برای تخمین تابش خورشید واسنجی شدند و نتایج آنها با مدل شبکه عصبی مقایسه شدند. معادله انگستروم (۳) تابش رسیده به زمین را به تابش برون زمینی و ساعات آفتابی به

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-10-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1388.13.50.5.9]

صورت زیر ارتباط می‌دهد:

$$R_s = R_a\left(a + b\frac{n}{N}\right) \quad [۱]$$

در رابطه فوق R_s و R_a به ترتیب تابش رسیده به زمین و تابش برون زمینی بر حسب مگاژول بر متر مربع در روز ($MJ\,m^{-2}\,d^{-1}$)، n و N به ترتیب ساعات آفتابی اندازه‌گیری شده واقعی و حداکثر ساعات آفتابی روزانه برحسب ساعت، a و b ضرایب ثابت معادله هستند. تابش برون زمینی و حداکثر ساعات آفتابی تابعی از عرض جغرافیایی محل و روز شمار سال هستند و در این تحقیق برای تعیین آنها از روابط توصیه شده آلن و همکاران (۲)استفاده شد.

هارگریوز و سامانی (۷) معادله زیر را برای تخمین تابش خورشید ارائه دادند:

$$R_s = (KT)(R_a)(TD)^{0.5} \quad [۲]$$

در رابطه فوق، TD دامنه تغییرات روزانه دمای هوا (°C) و KT ضریب ثابت معادله است. هارگریوز (۸) مقدار KT را برای مناطق ساحلی و غیر ساحلی به ترتیب ۰/۱۹ و ۰/۱۶ توصیه نمود. TD از اختلاف دمای بیشینه و کمینه روزانه هوا ($T_{max} - T_{min}$) تعیین می‌شود.

روش شبکه عصبی

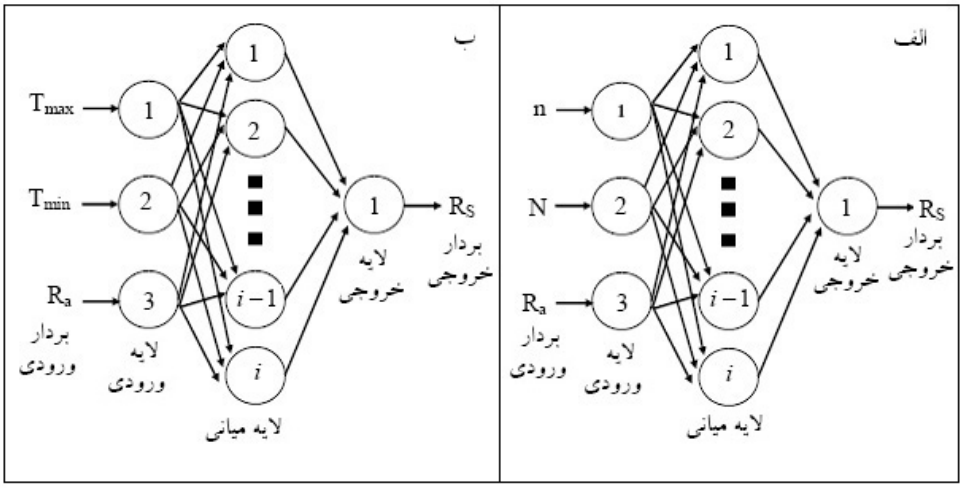
در مدل‌های شبکه عصبی ساخته شده برای برآورد تابش خورشید، عموماً شبکه‌های چند لایه پیشرونده با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا (Back propagation error) که جزء روش‌های آموزش با ناظر (Supervised training) است، استفاده می‌شود. ساختار این شبکه شامل یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی است. در هر لایه یک یا چند عنصر پردازشگر (نرون) وجود دارد که با تمامی نرون‌های لایه بعدی با اتصالات وزن‌دار (Connection weights) به هم مربوط می‌شوند. بردار داده‌های ورودی مدل به نرون‌های لایه اول نگاشت می‌شوند و در این لایه هیچ‌گونه پردازشی انجام نمی‌گیرد و نرون‌های لایه خروجی به بردار خروجی مدل نگاشت می‌گردند. تعداد نرون‌های لایه‌های ورودی و خروجی بستگی به تعداد متغیرهای ورودی و خروجی مدل دارد ولی انتخاب تعداد نرون‌های لایه میانی به صورت سعی و خطا تعیین می‌شود. در این تحقیق متغیرهای ورودی همان متغیرهای ورودی مورد استفاده در روش‌های انگستروم و هارگریوز-سامانی می‌باشند و متغیر خروجی، مقدار واقعی تابش خورشید است. در شکل ۱ ساختار مدل‌های شبکه عصبی این تحقیق ارائه شده است.

در شبکه‌های عصبی، نرون‌های هر لایه به کلیه نرون‌های لایه قبل از طریق یک اتصال جهت دار مرتبط می‌شوند. به هر یک از این اتصالات وزنی (W) داده می‌شود که مقدار آن تعیین کننده تأثیر هر نرون روی نرون لایه خروجی است. مجموع وزنی مقادیر ورودی به هر نرون محاسبه می‌شود و در یک تابع ریاضی قرار می‌گیرد و خروجی نرون از طرق این تابع محاسبه می‌شود (شکل ۲). این تابع ریاضی را اصطلاحاً تابع تحریک، تابع آستانه و یا تابع انتقال گویند. توابع زیگموئیدی (Z) و زیگموئیدی خطی (LZ) رایج‌ترین توابع تحریک مورد استفاده برای شبکه‌های چند لایه پیشرونده هستند (۹).

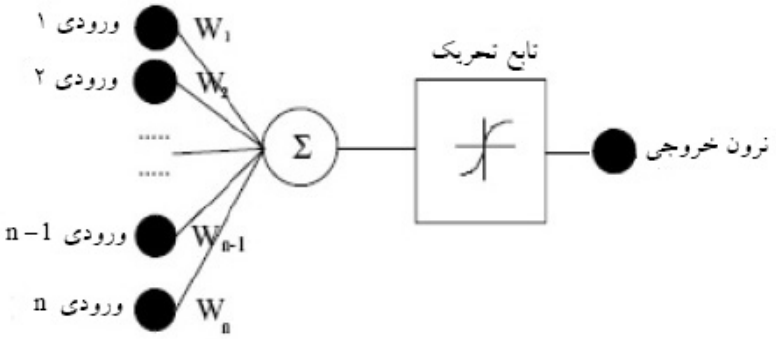
وزن‌های ارتباط دهنده نرون‌های شبکه، با آموزش تعیین می‌شوند و در شبکه‌های چند لایه از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا استفاده می‌گردد. در این الگوریتم ابتدا مقادیر تصادفی برای وزن‌ها انتخاب می‌شود و خروجی شبکه به دست می‌آید. خطای بین خروجی شبکه با مقدار مطلوب آن به سمت عقب انتشار می‌یابد و بر این اساس، وزن‌ها تعدیل می‌شوند. این فرایند تکرار می‌یابد تا خروجی شبکه به یک مقدار قابل قبولی برسد، این فرایند را آموزش شبکه عصبی گویند. در صورت تکرار زیاد فرایند آموزش، اوزان شبکه به صورتی تعدیل می‌شوند که فقط برای داده‌هایی که برای آموزش استفاده شدند، عملکرد خوبی دارند. ولی برای داده‌هایی که در آموزش شبکه از آنها استفاده نشده، عملکرد ضعیفی دارند. این اتفاق را آموزش بیش از حد (Over training) گویند. برای جلوگیری از آموزش بیش از حد و تصمیم برای توقف مرحله آموزش از

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-10-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1388.13.50.5.9]



شکل۱. ساختار مدل‌های شبکه عصبی استفاده شده در این تحقیق. الف) ساختار مدل با پارامترهای ورودی مشابه مدل انگستروم، ب) ساختار مدل با پارامترهای ورودی مشابه مدل هارگریوز- سامانی.



شکل۲. جزئیات یک نرون خروجی حاصل از مجموع وزنی بردارهای ورودی و تابع تحریک

یک سری داده به عنوان داده‌های ارزیابی استفاده می‌شود. پس از هر بار تکرار فرایند یادگیری، شبکه با اوزان جدید برای داده‌های ارزیابی اجرا می‌شود. به طور معمول در مراحل اولیه آموزش، خطای برآورد خروجی مدل برای داده‌های ارزیابی کاهش، ولی زمانی که آموزش بیش از حد داده‌ها اتفاق می‌افتد، این خطا افزایش می‌یابد. با شروع این خطا، آموزش داده‌ها متوقف می‌شود و بنابراین وزن‌های شبکه در شرایط حداقل خطا برای داده‌های ارزیابی تعیین می‌شوند. به عبارتی آموزش شبکه با استفاده از داده‌های آموزش و ارزیابی صورت می‌گیرد.

بعد از آموزش، شبکه با داده‌هایی که در آموزش و ارزیابی از آنها استفاده نشده، آزمایش شده و عملکرد آن با استفاده از شاخص‌های آماری بررسی می‌گردد.

الگوریتم پس انتشار خطا دارای توابعی مختلف بوده که تفاوت آنها بر نحوه تنظیم وزن‌های ارتباط دهنده لایه‌های شبکه عصبی است. توابع لونبرگ مارکوارت (LM) ، مومنتم (MO) و کانجوگیت گرادیان (CG) از رایج‌ترین توابع می‌باشند که برای آموزش شبکه عصبی استفاده می‌شوند (۵، ۶ و ۱۴). این توابع برای تعیین بهترین اوزان شبکه عصبی مورد ارزیابی قرار گرفته

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-10-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1388.13.50.5.9]

و بهترین آن انتخاب شد.

برای آموزش شبکه عصبی، واسنجی روش‌های تجربی انگستروم و هارگریوز- سامانی و هم‌چنین ارزیابی آنها حدود ۶۰۸ الگوی روزانه (حدود دو سال) شامل مقادیر دمای بیشینه و کمینه هوا، ساعات آفتابی واقعی و حداکثر، تابش برون زمینی و تابش واقعی خورشید مورد استفاده قرار گرفت. برای این‌که آموزش شبکه عصبی با داده‌هایی انجام شود که از پراکندگی مناسب برخوردار باشند، کل داده‌های فوق بر اساس تابش خورشید مرتب شدند و به ترتیب از بالاترین مقدار، ۳ در میان از داده‌ها به آموزش و بقیه برای آزمون مدل اختصاص یافتند. از میان داده‌های آموزش، ۱۰ درصد آن به صورت تصادفی برای ارزیابی اوزان شبکه در مرحله آموزش شبکه و تصمیم برای توقف فرآیند آموزش در نظر گرفته شد.

در این بررسی ۱۲ مدل شبکه عصبی آموزش داده شد که ورودی ۶ مدل از این مدل‌ها (با علامت اختصاری ANN1) شامل متغیرهای ساعات آفتاب واقعی روزانه، حداکثر ساعات آفتابی روزانه و تابش بیرون زمینی بود (مشابه ورودی مدل انگستروم) و ورودی ۶ مدل دیگر (با علامت اختصاری ANN2) مشتمل بر متغیرهای دمای بیشینه و کمینه روزانه هوا و تابش بیرون زمینی بودند (مشابه ورودی مدل هارگریوز- سامانی). تعداد نرون در لایه میانی این مدل‌ها با روش سعی و خطا تعیین شد. بدین ترتیب که هر مدل، ۳۰ بار با تعداد نرون یک تا ۳۰ در لایه میانی، آموزش داده شد و سپس با استفاده از داده‌های اختصاص یافته برای آزمایش مدل‌ها، شاخص آماری جذر میانگین مربع خطا (RMSE) برآورد گردید. کمترین مقدار این شاخص برای هر مدل با مشخصات مورد نظر، مبنای انتخاب بهترین تعداد نرون در لایه میانی قرار گرفت.

واسنجی مدل‌های انگستروم و هارگریوز - سامانی با داده‌هایی که برای آموزش شبکه عصبی اختصاص یافته بود، انجام شد و ارزیابی و مقایسه این روش‌ها با یکدیگر با داده‌های اختصاص یافته برای آزمون شبکه عصبی انجام گرفت. شاخص‌های آماری ضریب تعیین (R^2) ، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین خطای اریب (MBE) برای ارزیابی نتایج روش‌های فوق استفاده شدند.

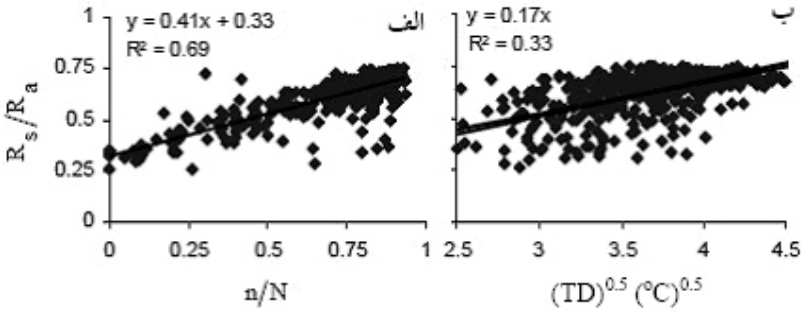
نتایج و بحث

واسنجی معادلات تجربی (انگستروم و هارگریوز- سامانی)

ضرایب معادلات انگستروم و هارگریوز- سامانی با استفاده از داده‌های اختصاص یافته برای آموزش شبکه عصبی برای ایستگاه ابوریحان واسنجی شدند. معادلات $y = ax_A + b$ و $y = kx_H$ به ترتیب برای واسنجی معادلات انگستروم و هارگریوز - سامانی استفاده شدند که در آن y نسبت تابش خورشیدی (R_s/R_a)، x_A نسبت ساعات آفتابی(n/N) و x_H جذر دامنه دمای روزانه هوا ($TD^{0/5}$) هستند. پراکنش مقادیر n/N و $(TD)^{0/5}$ نسبت به مقادیر y در شکل ۳ ارائه شده است. ملاحظه می‌شود، پارامتر n/N نسبت به پارامتر $TD^{0/5}$، هم‌بستگی بیشتری به تابش خورشید دارد و حدود ۶۹ درصد تغییرات نسبت تابش خورشید را محاسبه می‌کند ولی پارامتر $TD^{0/5}$ که در مدل انگستروم استفاده می‌شود، حدود ۳۳ درصد تغییرات نسبت تابش خورشید محاسبه می‌کند. با توجه به معادله هم‌بستگی ارائه شده در شکل ۳- الف، ضرایب a و b در مدل انگستروم به ترتیب ۰/۴۱ و ۰/۳۳ برآورد شدند. مقایسه ضرایب به دست آمده برای منطقه مورد مطالعه با مقادیری که آلن و همکاران (۲) برای مناطق فاقد واسنجی توصیه کردند (۰/۲۵ و ۰/۵ به ترتیب برای ضرایب a و b) نشان می‌دهد که اختلاف زیادی بین آنها وجود دارد، از این رو برای هر منطقه، واسنجی مدل انگستروم قبل از استفاده از آن لازم می‌باشد. با توجه به شکل۳- ب، ضریب k در مدل هارگریوز - سامانی ۰/۱۷ برآورد شده که این مقدار خیلی نزدیک به مقداری است که هارگریوز (۹) برای مناطق غیر ساحلی توصیه کرده است. در ادامه، نتایج برآورد تابش خورشید با استفاده از معادلات واسنجی شده انگستروم و هارگریوز – سامانی با نتایج مدل‌های شبکه عصبی برای داده‌های آزمون مقایسه شدند.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-10-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1388.13.50.5.9]



شکل ۳. پراکنش مقادیر متغیرهای مدل‌های انگستروم و هارگریوز- سامانی در منطقه مورد بررسی این تحقیق.
الف) پراکنش نسبت‌های ساعات آفتابی و نسبت تابش خورشید،
ب) پراکنش جذر دامنه تغییرات دمای هوا و نسبت تابش خورشید.

ساخت مدل‌های شبکه عصبی

مشخصات مدل‌های طراحی شده برای برآورد تابش خورشید در جدول ۱ ارائه شده است. جدول ۱ نشان می‌دهد، مدل‌های شبکه عصبی با ساختار ورودی مشابه با مدل انگستروم با دقت بیشتری تابش خورشید را شبیه سازی می‌کنند و هم‌چنین پارامتر ساعات آفتابی تأثیر بیشتری بر دقت تعیین تابش خورشید نسبت به پارامتر دامنه تغییرات روزانه دمای هوا برای منطقه مورد مطالعه این تحقیق، دارد. با توجه به جدول ۱ در می‌یابیم که نوع الگوریتم آموزشی و تابع تحریک روی نتایج مدل تأثیر دارد. در این بررسی، روش آموزشی لونبرگ مارکوارت (LM) و تابع تحریک زیگموئید برای دو نوع شبکه عصبی (ANN1, ANN2) نتایج بهتری نسبت به سایر روش‌های آموزشی و توابع آستانه ارائه داده است.

خلاصه نتایج چهار مدل مورد بررسی این تحقیق با استفاده از داده‌های اختصاص یافته برای آزمایش مدل‌ها، در جدول ۲ ارائه شده است. ملاحظه می‌شود، هر چهار مدل با هم‌بستگی بالایی (ضریب تعیین بالاتر از ۰/۸۵) تابش روزانه خورشید را شبیه سازی می‌کنند و عملکرد مدل‌های مبتنی بر ساعات آفتابی (مدل شبکه عصبی ANN1 و انگستروم) بهتر از مدل‌های مبتنی بر دمای هوا (مدل شبکه عصبی ANN2 و هارگریوز و سامانی) می‌باشد. لیکن با توجه به این‌که پارامتر دمای هوا در اکثر ایستگاه‌های هواشناسی اندازه‌گیری می‌شود و از آمار طولانی برخوردار است، از این رو مدل‌های هارگریوز- سامانی و شبکه عصبی ANN2 با توجه به نتایج مطلوب آنها (خطای کمتر از ۲/۷۹ مگاژول بر متر مربع در روز) برای ایستگاه‌های فاقد دستگاه اندازه‌گیری ساعات آفتابی و یا فاقد آمار طولانی مدت از ساعات آفتابی قابل استفاده است. با توجه به جدول ۲، مدل شبکه عصبی ANN1 با R^2 برابر ۰/۹۷ و RMSE برابر ۱/۳۴ مگاژول بر متر مربع در روز بهترین نتایج را نشان می‌دهد. پس از آن مدل تجربی انگستروم با R^2 برابر ۰/۹۶ و RMSE برابر ۱/۵۰ مگاژول بر متر مربع در روز در مرتبه دوم قرار دارد.

شکل ۴ نمودار یک به یک مقادیر اندازه‌گیری و برآوردی تابش روزانه خورشید حاصل از روابط تجربی و مدل‌های شبکه عصبی را نشان می‌دهد. میانگین خطای اریب (MBE) مدل هارگریوز- سامانی و مدل شبکه عصبی ANN2 نزیک به صفر است و نقاط به طور یکسان در دو طرف خط ۱:۱ قرار گرفتند. این مدل‌ها تمایل به کم برآورد و بیش برآورد ندارند. نقاط حاصل از مدل انگستروم و مدل شبکه عصبی ANN1 خیلی نزدیک به خط ۱:۱ قرار دارند ولی مقدار خطای MBE آنها بیشتر از مدل هارگریوز- سامانی و مدل شبکه عصبی ANN2 است. مقدار منفی MBE نشان می‌دهد که مدل انگستروم و مدل شبکه عصبی ANN1 مقدار تابش خورشید را به طور متوسط به

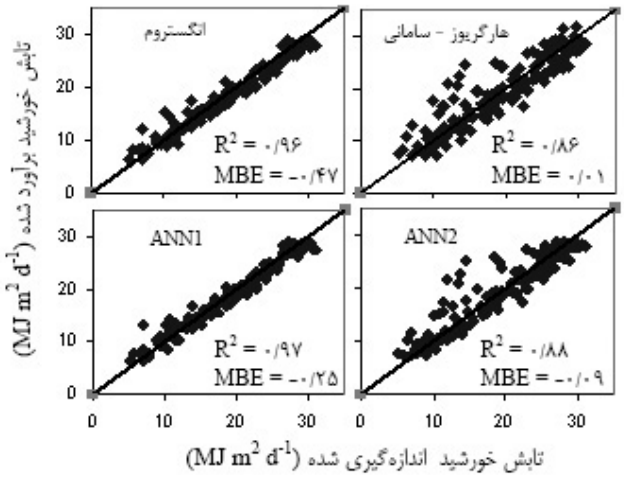
[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.24763594.1388.13.50.5.9]

جدول ۱. مشخصات مدل‌های شبکه عصبی برای تخمین تابش خورشید

مدل	الگوریتم آموزشی	تابع تحریک	تعداد نرون لایه میانی	R^2	RMSE ($MJ\ m^{-2}\ d^{-1}$)
ANN1	LM	Z	۳	۰/۹۷	۱/۳۴
ANN1	LM	LZ	۲۹	۰/۹۶	۱/۴۱
ANN1	MO	Z	۲۵	۰/۹۴	۱/۷۹
ANN1	MO	LZ	۱۶	۰/۹۷	۱/۴۰
ANN1	CG	Z	۵	۰/۹۶	۱/۳۷
ANN1	CG	LZ	۲۴	۰/۹۶	۱/۳۷
ANN2	LM	Z	۱۸	۰/۸۸	۲/۴۷
ANN2	LM	LZ	۱۷	۰/۸۵	۲/۷۸
ANN2	MO	Z	۲۴	۰/۸	۳/۱۵
ANN2	MO	LZ	۱۶	۰/۸۵	۲/۷۹
ANN2	CG	Z	۱۸	۰/۸۵	۲/۷
ANN2	CG	LZ	۱۷	۰/۸۶	۲/۷۱

جدول ۲. مقادیر R^2 و RMSE تابش خورشید برآورد شده از روابط تجربی انگستروم، هارگریوز- سامانی و مدل‌های شبکه عصبی ANN1 و ANN2

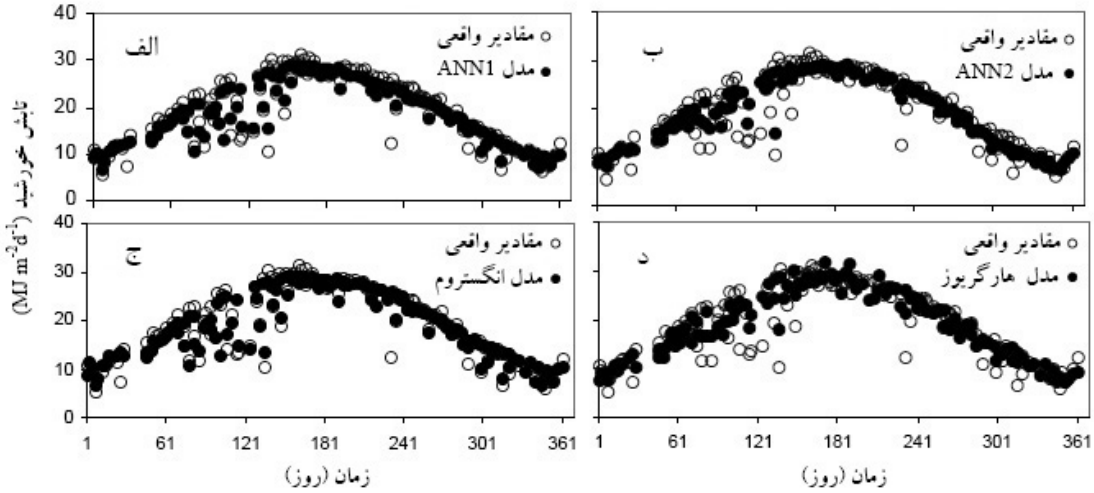
مدل	پارامترهای ورودی	R^2	RMSE ($MJ\ m^{-2}\ d^{-1}$)
انگستروم	n, N, R_a	۰/۹۶	۱/۵۰
هارگریوز- سامانی	T_{max} , R_a و T_{min}	۰/۸۵	۲/۷۹
ANN1	n, N, R_a	۰/۹۷	۱/۳۴
ANN2	T_{max} , R_a و T_{min}	۰/۸۸	۲/۴۷



شکل ۴. نمودار یک به یک مقادیر تابش خورشید اندازه‌گیری شده و برآورد شده حاصل از روش‌های تجربی و مدل‌های شبکه عصبی.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-10-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1388.13.50.5.9]



شکل ۵. تغییر زمانی مقادیر واقعی تابش خورشید و مقادیر برآورد شده از مدل‌های تجربی و شبکه عصبی با استفاده از داده‌های آزمایشی این تحقیق، الف) مدل شبکه عصبی ANN1، ب) مدل شبکه عصبی ANN2، ج) مدل انگستروم و د) مدل هارگریوز- سامانی

ترتیب ۰/۴۷ و ۰/۲۵ مگاژول بر متر مربع در روز کمتر برآورد می‌کنند. بنابراین در صورت استفاده از این مدل‌ها باید به این نکته توجه شود.

تغییرات زمانی تابش خورشید حاصل از مقادیر واقعی و مدل‌های مورد بررسی این تحقیق در شکل ۵ مشاهده می‌شود. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، روند تغییرات زمانی مقادیر برآورد شده از هر چهار مدل با مقادیر واقعی در طول سال همخوانی نزدیکی دارند و لذا تغییرات فصلی تأثیری روی نتایج برآورد تابش خورشید ندارد.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق دو مدل شبکه عصبی با داده‌های ورودی مشابه مدل‌های تجربی انگستروم و هارگریوز- سامانی برای برآورد تابش خورشید ساخته شدند. با بررسی و ارزیابی این مدل‌ها، نتایج زیر به دست آمد:

۱- از بین مدل‌های تجربی و شبکه عصبی، مدل شبکه عصبی با داده‌های ورودی مشابه مدل انگستروم، نتایج بهتری ارائه داد.

۲- نتایج مدل‌های مبتنی بر ساعات آفتابی (مدل شبکه عصبی و مدل انگستروم) دقیق‌تر بوده، ولی نتایج مدل‌های مبتنی بر دمای هوا در حد قابل قبولی است و لذا برای ایستگاه‌های فاقد آفتاب نگار توصیه می‌شود.

۳- شبکه‌های عصبی که از داده‌های ورودی مشابه روش‌های تجربی انگستروم و هارگریوز- سامانی ساخته شده باشند، نتایج دقیق‌تری نسبت به روش‌های تجربی ارائه می‌دهند.

۴- روند تغییرات زمانی نتایج چهار مدل فوق در طول سال با داده‌های واقعی تابش خورشید همخوانی نزدیکی دارند و لذا تغییرات جوی ناشی از تغییرات فصول سال روی نتایج مدل‌ها تأثیری ندارد.

سپاسگزاری

داده‌های این تحقیق از آزمایشگاه هواشناسی پردیس ابوریحان دانشگاه تهران فراهم گردید. بدین وسیله از کارشناسان محترم این آزمایشگاه تقدیر و تشکر می‌شود.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-10-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1388.13.50.5.9]

منابع مورد استفاده

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

2. Allen R.G., L.S. Pereira, D. Raes and M. Smith. 1998. Crop evapotranspiration. Guidelines for computing crop water requirements. Irrigation and Drainage Paper No. 56. FAO, Rome.
3. Angstrom, A. 1924. Solar and terrestrial radiation. Q. J. R. Meteorol. Soc. 50: 121– 126.
4. Bocc, M., G. Ovando and S. Sayago. 2006. Development and evaluation of neural network models to estimate daily solar radiation at Córdoba, Argentina. Pesq. agropec. bras., Brasília 41(2):179-184.
5. Coulibaly, P., F. Anctil and B. Bobee. 2000. Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach. J. Hydrol. 230(3–4):244–257.
6. Hagan, M.T. and M.B. Menhaj. 1994. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. IEEE Trans. Neural Netw. 5: 989–993.
7. Hargreaves, G.H. and Z.A. Samani. 1982. Estimating potential evapotranspiration. J. Irrig. Drain. Eng. 108(3): 225-230.
8. 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 Univ., Logan, Utah.
9. Hornik, K., M. Stinchcombe and H. White. 1989. Multilayer feedforward networks are universal approximators. Neural Netw. 2:359–366.
10. Iziomon M.G. and H. Mayer. 2001. Performance of solar radiation models- a case study. Agric. Forest. Meteorol. 110 (1): 1–11.
11. Pohlert, M. 2004. Use of empirical global radiation models for maize growth simulation. Agric. Forest. Meteorol. 126: 47–58.
12. Rehman, S. and M. Mohandes. 2008. Artificial neural network estimation of global solar radiation using air temperature and relative humidity. Energy Policy 36: 571- 576.
13. Samani, Z. 2000. Estimation solar radiation and evapotranspiration using minimum climatological data. J. Irrig. Drain. Eng. 126(4): 65-267.
14. Tan, Y. and A. Van Cauwenberghe. 1999. Neural-network-based d-stepahead predictors for nonlinear systems with time delay. Eng. Appl. Artif. Intel. 12: 21–25.
15. Yanga, K., T. Koikea and B. Yeb. 2006. Improving estimation of hourly, daily and monthly solar radiation by importing global data sets. Agric. For. Meteorol. 137(1-2): 43-55.
16. Tymvios, F.S., C.P. Jacovides, S.C. Michaelides and C. Scouteli. 2005. Comparative study of Angstroms' and artificial neural networks' methodologies in estimating global solar radiation. Solar Energy 78: 752-762.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-10-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1388.13.50.5.9]