

ارزیابی شبکه عصبی مصنوعی و مدل تجربی ایرماک در تخمین تابش خالص خورشیدی روزانه در اقلیم سرد و نیمه‌خشک (مطالعه موردی: همدان)

علی اکبر سبزی پرور^{۱*}، بهناز ختار^۲

تاریخ دریافت: ۹۲/۰۶/۰۲ تاریخ پذیرش: ۹۳/۰۲/۲۷

^۱ استاد هوشناسی گروه مهندسی آب، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

^۲ دانشجوی سابق کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

* مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: swsabzi@basu.ac.ir

چکیده

یکی از عوامل مهم و تأثیرگذار در شار حرارتی خاک و شدت تبخیر- تعرق، تابش خالص خورشیدی می‌باشد. تابش خالص تفاوت بین شارهای تابش ورودی و خروجی در طول موج‌های بلند و کوتاه می‌باشد. اندازه‌گیری تابش خالص به علت مشکلات واسنجی و هزینه آن دشوار است. بنابراین تابش خالص اغلب از معادلات نیمه تجربی مبتنی بر مشاهدات تابش طول موج کوتاه خورشیدی، فشار بخار و دمای هوا پیش‌بینی می‌شود. با توجه به اینکه شبکه عصبی در پیش‌بینی پارامترهای هوشناسی و هیدرولوژی از عملکرد مناسبی برخوردار است، لذا در این تحقیق سعی شد تا با استفاده از شبکه عصبی مقدار تابش خالص روزانه همدان که دارای اقلیم سرد و نیمه‌خشک می‌باشد تخمین زده شود و با داده‌های اندازه‌گیری شده تابش خالص روزانه ایستگاه کلیماتولوژی دانشگاه بوعلی سینا در طول دوره ۱۳ ماه (آذر ۱۳۹۰- آذر ۱۳۹۱) مقایسه شود. همچنین در این پژوهش مدل تجربی ایرماک نیز برای برآورد تابش خالص روزانه مورد واسنجی و استفاده قرار گرفت. بدین منظور، در طراحی شبکه عصبی ۱۱ پارامتر هوشناسی مؤثر در تابش خالص به‌عنوان ورودی مدل به‌کار گرفته شد. پس از انجام آزمون و خطا در انتخاب مدل بهینه، شبکه عصبی با آرایش ۱-۲-۱۱ برای پیش‌بینی تابش خالص مورد استفاده قرار گرفت. ۷۰ درصد داده‌ها جهت آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها به‌منظور اعتبارسنجی مدل استفاده گردید. برآوردهای مدل ایرماک نیز به‌صورت روزانه ارائه گردید. نتایج تحقیق نشان داد که شبکه عصبی با ضریب تعیین (R^2) ۰/۹۵ و مقدار خطا $RMSE$ معادل ۱۳۷۷ (وات بر مترمربع در روز) عملکرد و دقت بهتری در تخمین تابش خالص در مقایسه با مدل ایرماک با ضریب تعیین ۰/۵۵ و مقدار آماره $RMSE$ معادل ۱۳۶۱۴ (وات بر مترمربع در روز) دارا می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: تخمین، شبکه عصبی مصنوعی، لاگر تابش خالص خورشیدی، مدل ایرماک

Evaluation of Artificial Neural Network (ANN) and Irmak Experimental Models to Predict Daily Solar Net Radiation (R_n) in Cold Semi-arid Climate (Case study: Hamedan)

AA Sabziparvar^{1*}, B Khataar²

Received: 24 August 2013 Accepted: 17 May 2014

¹-Prof. in Meteorology, Dept. of Water Engineering, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran

²-Former M.Sc. Student of Irrigation and Drainage Engineering, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran

* Corresponding Author, Email: swsabzi@basu.ac.ir

Abstract

Solar net radiation (R_n) is one of the most important factors influencing soil heat flux and evapotranspiration rate process. This parameter is derived from the difference between downward and upward radiation fluxes reaching the earth's surface. Field measurements of R_n are cost effective and difficult to maintain. Therefore, in the most cases, R_n is estimated by empirical, semi-empirical and physical-based models. Recent studies show that the artificial neural network (ANN) is a reliable tool for estimating daily R_n with reasonable performance for the area where lack or shortage of field R_n exists. Using Irmak model and ANN approach, we tried to estimate daily R_n for one of the cold semi-arid sites located in Hamedan. For model evaluations, R_n data were measured in hourly base during December 2011 to December 2012 at Bu-Ali Sina University weather site. In this study, we used 11 daily meteorological parameters as the inputs of ANN to generate the R_n estimates (70% of the data set for training data and 30% for model validation). The results showed that the best model performance of ANN was obtained from a 11-2-1 architecture and the sigmoid function based on the back-propagation training algorithm. The least ANN error was observed by employing 10000 iterations for the training step and two neurons in the hidden layers. The results indicated that the daily net radiation from ANN was more accurate ($R^2 > 0.95$) than the previously recommended Irmak model.

Keywords: ANN, Estimation, Irmak model, Solar net radiation logger

در نتیجه یک عامل ورودی در معادله پنمن مانتیث^۲ می-باشد (مانتیث و زئیس ۱۹۶۲). تابش خورشیدی متغیر هواشناسی است که بر بسیاری از فرآیندهای آب و خاک از جمله نیاز آبی گیاهان اثر می‌گذارد. متأسفانه علی‌رغم اهمیت آن اندازه‌گیری آن به صورت محدود

مقدمه

دسترسی به مقادیر تابش خالص^۱ در بسیاری از زمینه-ها از جمله کشاورزی، هواشناسی، آب‌شناسی و معماری دارای اهمیت به‌سزایی است. یکی از عوامل مهم و تأثیرگذار در تبخیر- تعرق تابش خورشیدی است و

² Penman-Monteith

¹ Net radiation

برای پیش‌بینی تابش جهانی خورشیدی از سوی پژوهشگران فراوانی به‌کاررفته است (زارزالجو و همکاران ۲۰۰۵، موبیرو و باندا ۲۰۰۸). همه این کوشش‌ها کم‌وبیش حکایت از برتری و توانمندی زیاد این مدل نسبت به دیگر مدل‌های به‌کاررفته دارند. مهندس و همکاران (۱۹۹۸) و لویز و همکاران (۲۰۰۱) نخستین کسانی بودند که از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی تابش خورشیدی بهره جستند. سبزی‌پرور و علیائی (۱۳۹۰) به پیش‌بینی تابش کل خورشیدی با استفاده از شبکه عصبی در ایستگاه تبریز پرداختند. نتایج آن‌ها توانایی زیاد شبکه عصبی در پیش‌بینی این پارامتر هواشناسی را نشان داد. کاراسکو و اورتگا فاریاس (۲۰۰۸) جهت ارزیابی مدل تابش خالص در تاکستان‌های اسپانیا از دو مدل تخمینی تابش خالص استفاده نمودند. نتیجه مطالعات آن‌ها مقادیر کم خطا را نشان دادند. همچنین این تحقیق ثابت کرد که دمای آستانه گیاه اثری در افزایش تابش خالص ندارد. بلون کوئیست و همکاران (۲۰۱۰) جهت تخمین تابش خالص از مدل‌های ساعتی و روزانه استفاده کردند و مقادیر اندازه‌گیری شده را با مقادیر محاسباتی مقایسه نمودند. نتایج آن‌ها نشان داد که مقدار تابش خالص توسط مدل‌های ساعتی بالاتر از مقادیر اندازه‌گیری شده بود درحالی‌که مقدار تابش خالص روزانه محاسبه شده به مقادیر اندازه‌گیری نزدیک‌تر بود. دی لانگ و همکاران (۲۰۱۰) تابش خالص روزانه را با استفاده از تصاویر ماهواره مودیس در شمال چین تخمین زدند. نتایج نشان داد که استفاده از تصاویر ماهواره‌ای در برآورد تابش خالص از دقت مناسبی برخوردار است. لینارز و همکاران (۲۰۱۱) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی تابش کل خورشیدی را برآورد نمودند و نتایج آن‌ها حاکی از عملکرد بالای این مدل بر تخمین تابش خالص بود. گرالدو و همکاران (۲۰۱۱) در دو منطقه اسپانیا و برزیل از شبکه عصبی به‌جای شبکه رادیومتری به‌علت هزینه‌بر بودن و مشکل در واسنجی استفاده نمودند. نتایج آماری این تحقیق نشان داد که داده‌های هواشناسی و شبکه عصبی در تخمین واقعی تابش خالص مؤثر هستند. ژوان و همکاران (۲۰۱۲) به‌منظور

انجام می‌شود (سلطانی و همکاران ۱۳۸۴). تابش خالص یک جزء کلیدی در تابش سطح است و از جمع تابش پایین‌رونده ورودی و بالارونده خروجی موج‌های بلند و موج‌های کوتاه رسیده به زمین تشکیل شده است (رابطه ۱). این پارامتر در فرآیندهای تبخیر، شار حرارتی زمین و هوا و فتوسنتز دخالت دارد اما به دلیل هزینه‌بر بودن و مشکلات واسنجی از مدل‌هایی که بر اساس تابش موج‌کوتاه ورودی و دمای هوا و درصد رطوبت می‌باشد تخمین زده می‌شود (بلون کوئیست و همکاران ۲۰۱۰).

$$R_n = (S_{W_i} - S_{W_0}) + (L_{W_i} - L_{W_0}) \quad [1]$$

در رابطه فوق: R_n تابش خالص، S_{W_i} تابش موج‌کوتاه ورودی، S_{W_0} تابش موج‌کوتاه خروجی، L_{W_i} تابش موج‌بلند ورودی، L_{W_0} تابش موج‌بلند خروجی می‌باشد. امروزه به دلیل مشکلات ذکرشده، از مدل‌های تجربی و نیمه‌تجربی جهت تخمین این پارامتر استفاده می‌شود. اغلب مدل‌های رایجی که تابش خالص را تخمین می‌زنند، به دلیل نبود داده‌های مشاهداتی، بدون توجه به شرایط اقلیمی و جغرافیای منطقه، با استفاده از مدل‌های واسنجی نشده تخمین زده می‌شوند، که ممکن است برای شرایط اقلیمی منطقه موردنظر مناسب نباشد (میرگلوی بیات ۱۳۹۰). بنابراین برای تخمین و برآورد صحیح تابش خالص، نیاز به واسنجی مدل‌های مربوطه با توجه شرایط اقلیمی و جغرافیای منطقه موردنظر می‌باشد. همچنین داده‌های قابل اطمینان در تابش خالص در مقیاس‌های مکانی و زمانی موردنیاز در دسترس نیستند. امروزه استفاده از روش‌های سنجش‌ازدور برای رفع این مشکلات پیشنهاد شده است (سامانی و همکاران ۲۰۰۷). در سال‌های اخیر، کارهای بزرگی برای گسترش مدل‌های همانندسازی و پیش‌بینی که بر پایه روش‌های هوش مصنوعی و سامانه‌های هوشمند بنا نهاده شده‌اند، صورت گرفته است. از جمله این مدل‌ها، مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ است که کاربرد روزافزونی در مدل‌سازی و همانندسازی پدیده‌های گوناگون دارد. تاکنون مدل شبکه عصبی مصنوعی

¹ Artificial Neural Networks

می‌شود مؤثرترین پارامترهای هواشناسی اثرگذار بر مقدار تابش خالص خورشیدی در سطح زمین شناسایی و انتخاب گردند و با استفاده از آن‌ها در ساختار شبکه عصبی، تابش خالص روزانه در منطقه همدان پیش‌بینی شود. همچنین تابش خالص روزانه با استفاده از روش ایرماک برآورد گردد و در نهایت نتایج به دست آمده از هر دو مدل واسنجی شده با داده‌های اندازه‌گیری شده تابش خالص در منطقه همدان مورد مقایسه و ارزیابی قرار گیرد.

مواد و روش‌ها

داده‌ها و منطقه مورد بررسی

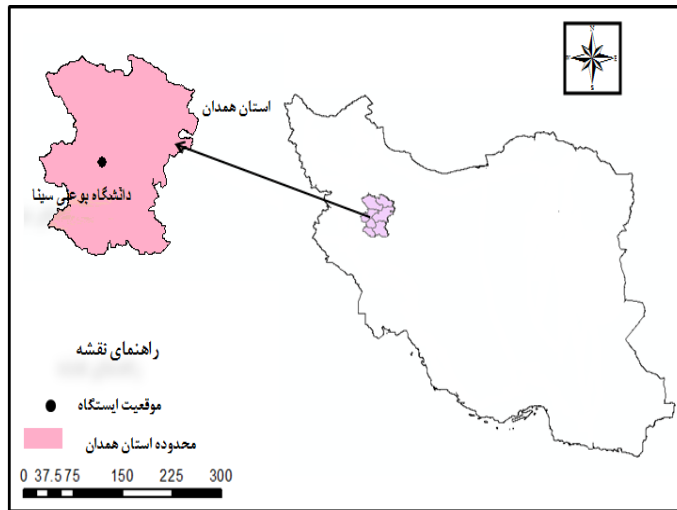
در این مطالعه تابش خالص همدان با موقعیت جغرافیایی ۳۳ درجه و ۵۹ دقیقه تا ۳۵ درجه و ۴۸ دقیقه عرض شمالی و ۴۷ درجه و ۳۴ دقیقه تا ۴۹ درجه و ۳۶ دقیقه طول شرقی و با ارتفاع ۱۷۴۱ متر از سطح دریا مورد بررسی قرار گرفت. اقلیم همدان با توجه به اقلیم بندی کوپن جزء مناطق سرد و نیمه‌خشک تقسیم بندی می‌شود. از داده‌های تابش خالص روزانه اندازه‌گیری شده توسط دستگاه لاگر تابش خالص واقع در ایستگاه کلیماتولوژی دانشکده کشاورزی بوعلی سینا همدان با طول جغرافیایی ۴۸ درجه و ۲۸ دقیقه و عرض جغرافیایی ۳۴ درجه و ۴۸ دقیقه استفاده شد. پارامترهای دیگر هواشناسی از ایستگاه سینوپتیک فرودگاه همدان با طول جغرافیایی ۴۸ درجه و ۳۲ دقیقه و عرض جغرافیایی ۳۴ درجه و ۵۱ دقیقه اخذ شد. موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌ها در شکل ۱ آورده شده است. برای این منظور از داده‌های هواشناسی در طول ۱۳ ماه از دسامبر ۲۰۱۱ تا دسامبر ۲۰۱۲ استفاده گردید. دستگاه لاگر تابش خالص، تابش کل، تابش طول موج بلند ورودی و خروجی، تابش طول موج کوتاه ورودی و خروجی، تابش خالص رسیده به زمین و درجه حرارت هوا را حدوداً هر ۸ دقیقه و ۱۰ ثانیه یکبار در طول شبانه‌روز اندازه‌گیری می‌کند. نمایی از لاگر تابش خالص در شکل ۲ نشان داده شده است. برای انجام این تحقیق، ابتدا برای داشتن داده‌های تابش خالص روزانه تجمعی، از کل داده‌های اندازه‌گیری شده

تخمین و روندیابی تابش خالص در مقیاس جهانی، از تصاویر سنجش‌ازدور در دوره آماری ۱۹۸۰-۲۰۱۰ استفاده نمودند. نتایج آن‌ها نشان داد که مقدار تابش خالص در طی این دوره کاهش یافته است. کمبزدیس و همکاران (۲۰۱۲) تغییرپذیری تابش کوتاه پایین‌رونده خورشیدی را در قاره آسیا بررسی کردند. نتایج نشان داد که در طی ماه‌های مختلف و فصل‌های مختلف به دلیل تغییرات اقلیمی، تغییرات تابش کوتاه زیاد می‌باشد. نوتن و همکاران (۲۰۱۳) از شبکه عصبی مصنوعی در جهت تخمین ده مؤلفه تابش خورشیدی استفاده کردند. نتایج آن‌ها مقادیر کم نمایه‌های خطای حاصل از مدل شبکه عصبی را نشان داد. مدل‌های تجربی برای مناطق مختلف مانند پنمن فائو مانتیث، بریلند، رگسیون مبنا و ایرماک برای برآورد تابش خالص خورشیدی پیشنهاد شده‌اند که با توجه به اقلیم منطقه پارامترهای ورودی مختلفی را دارا هستند. ایرماک و همکاران (۲۰۰۳) جهت پیش‌بینی تابش خالص روزانه دو مدل تجربی را ارائه کردند که به کمترین داده‌های اقلیمی برای تخمین تابش خالص نیاز داشت. در این تحقیق معادلات در مکان‌های مختلف اقلیمی شامل مناطق مرطوب، خشک، ساحلی و درون‌مرزی در ایالات متحده ارزیابی شدند. مقادیر تابش خالص در هر دو مدل روزانه محاسبه شدند و با مقایسه با تابش خالص روزانه محاسبه شده توسط معادله پنمن مانتیث فائو ۵۶ دارای خطای استاندارد نسبتاً پایین و ضرایب تعیین بالایی بود. مقایسه این دو با هم نشان دادند که معادلات پیشنهادی به خوبی و یا حتی بهتر از مدل پنمن مانتیث فائو ۵۶، تابش خالص را تخمین می‌زنند.

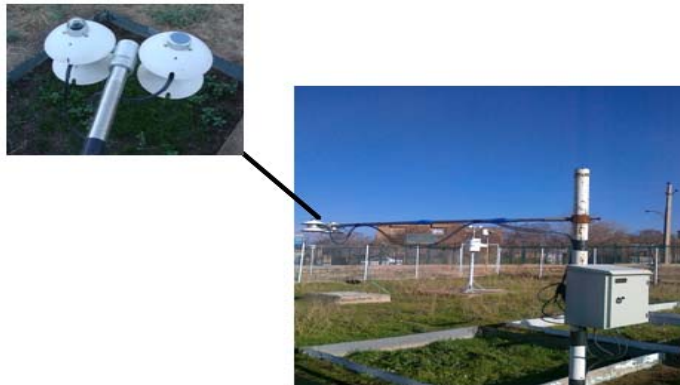
در این پژوهش فرض می‌گردد که تابش خالص همبستگی و ارتباط معنادار زیادی با پارامترهای هواشناسی از جمله تابش کل خورشیدی و دمای هوا داشته باشد. باتوجه به اینکه تاکنون پیش‌بینی و تخمین تابش خالص در ایران صورت نگرفته و همچنین تحقیقات کمی در جهان در زمینه مدل‌سازی تابش خالص خورشیدی صورت گرفته است، لذا در این تحقیق سعی

از این رو، نزدیک ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها برای آزمون کارآیی شبکه به‌کار گرفته شد (سبزی‌پرور و علیائی ۱۳۹۰).

در طول شبانه‌روز با توجه به فاصله‌های زمانی ثبت‌شده توسط لاگر، انتگرال‌گیری شد. داده‌های گردآوری‌شده در دودسته جدا از هم، دربرگیرنده داده‌های آموزشی و داده‌های واسنجی جای گرفتند.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه و ایستگاه‌های مورداستفاده.



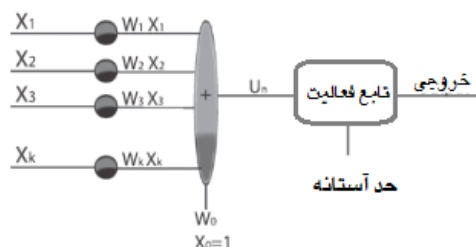
شکل ۲- نمای از دستگاه لاگر تابش خالص واقع در ایستگاه کلیماتولوژی دانشگاه بوعلی سینا.

یادگیری، تعمیردهی، پردازش موازی و تصمیم‌گیری، قابلیت حل کامل مسائلی پیچیده با ماهیتی خطی یا غیرخطی را خواهند داشت (استرجو و سیگانوس ۲۰۰۸).

یک نرون مصنوعی مدل ریاضی ساده‌شده یک عصب زیستی است. عملیاتی که در هر نرون صورت می‌گیرد به این صورت است که نرون همه ورودی‌هایی را که به

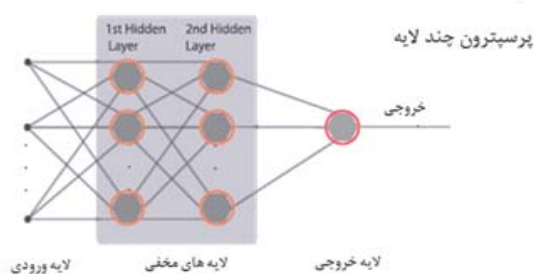
شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs)

شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل یک الگوی پردازش اطلاعات و ابزاری قدرتمند به‌منظور شبیه‌سازی الهام گرفته از نرون‌های زیستی است. با این رویکرد، شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند ساختار زیست‌شناختی مغز انسان با ترکیب ویژگی‌هایی همچون قدرت



شکل ۳- طرح‌واره یک نرون در شبکه عصبی.

نرون در ابتدا از یک افزایشنده که از ضرب ورودی‌ها توسط ضریب‌های سری‌هایی که وزن سینوپتیکی نام دارند تشکیل می‌شود. هدف از الگوریتم آموزش به‌دست آوردن مقادیر بهینه برای وزن‌های سینوپتیکی می‌باشد. در بخش دوم نرون هدف پیدا کردن تابع فعال می‌باشد که رفتار غیرخطی مدل شبکه عصبی را به ما نشان می‌دهد. شکل ۴ طرح یک پرسپترون چندلایه را نشان می‌دهد.



شکل ۴- طرح‌واره یک پرسپترون چندلایه در شبکه عصبی.

فرآیند آموزش در شبکه‌های عصبی در واقع به‌معنای روزآمد کردن اتصالات بین نرون‌ها است. تاکنون الگوریتم‌های گوناگونی برای آموزش شبکه عصبی عرضه شده است که معروف‌ترین آن‌ها الگوریتم و قاعده انتشار به عقب^۷ است. در این روش خطای خروجی مدل به عقب و به داخل سامانه برگردانده می‌شود تا شرایط تجدید سازگاری بیشتر وزن‌ها صورت گیرد. بدین منظور داده‌های مجموعه آموزش متشکل از زوج ورودی-خروجی که شامل اطلاعات آماری از پدیده موردنظر هستند، برای اصلاح وزن‌ها

سلول رسیده است جمع می‌کند، آن را از یک تابع محرک عبور می‌دهد و درنهایت خروجی نرون را ایجاد می‌کند (سبزی‌پرور و علیانی ۱۳۹۰).

شبکه‌های عصبی از چندین لایه تشکیل می‌شوند. لایه‌های ابتدایی و انتهایی به‌ترتیب لایه ورودی و لایه خروجی نام دارند، همچنین بین این دو لایه ممکن است یک یا چند لایه مخفی وجود داشته باشد. خروجی شبکه y_i به‌صورت زیر مدل می‌شود:

$$y_i = \sum_{j=1}^n w_{i,j} x_{i,j} + \theta_i \quad [۲]$$

که در آن: $X_{i,j}$ سیگنال ورودی از j امین نرون (در لایه ورودی) و $w_{i,j}$ وزن اتصال نرون j به نرون i (در لایه مخفی) است. θ_i نیز آرپی^۵ نرون i خواهد بود. طی فرآیند آموزش، این وزن‌ها و مقادیر ثابتی که با آن‌ها جمع می‌شود و در اصطلاح آرپی نامیده می‌شوند، به‌طور پی‌درپی تغییر می‌کند تا خطا به کمترین مقدار خود برسد. پس از محاسبه هر y_i ، شبکه تحت یک تابع محرک شروع به اصلاح آن می‌کند. تابع محرک نوعاً یک تابع یکنواخت کراندار مانند تابع استاندارد سیگموئید است که به‌صورت زیر تعریف می‌شود (علیانی و همکاران ۱۳۸۷):

$$f_x = 1 / [1 + \exp(-x)] \quad [۳]$$

در این مطالعه از پرسپترون چندلایه^۶ در شبکه عصبی استفاده گردید که شامل نرون‌هایی است که در چندلایه قرار گرفته‌اند. شکل ۳ طرز قرارگیری نرون‌ها را نشان می‌دهد.

^۵ Bias

^۶ Multilayer Percetpron

^۷ Back propagation

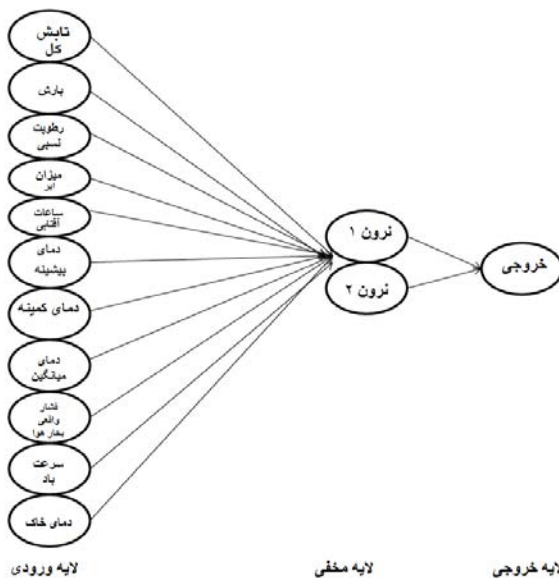
$$R_n = -0.054T_{max} + 0.11T_{min} + 0.462R_{s, Measurement} - 49.245d_r + 50.831 \quad [4]$$

که در آن:

R_n : تابش خالص خورشیدی ($\text{MJm}^{-2}\text{day}^{-1}$) ، T_{max} و T_{min} :
به ترتیب دمای کمینه و دمای بیشینه روزانه ($^{\circ}\text{C}$) ،
 R_s : تابش اندازه‌گیری شده ($\text{MJm}^{-2}\text{day}^{-1}$) ،
 d_r : ضریب فاصله زمین تا خورشید

$$d_r = 1 + 0.033 \left[\frac{2\pi}{365} J \right] \quad [5]$$

J: شماره روزشمار سال میلادی از اول ژانویه ($J=1$) ،
اول ژانویه) می‌باشند.



شکل ۵- مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با ذکر پارامترهای ورودی و خروجی به‌کاررفته در تحقیق.

لازم به ذکر است که واحد مورد استفاده در این پژوهش برای تابش‌های خورشیدی برحسب وات بر مترمربع در روز ($\text{Wm}^{-2}\text{day}^{-1}$)، دمای هوا برحسب درجه سلسیوس، میزان ابر برحسب اوکتا (Octa)، ساعات آفتابی برحسب ساعت و فشار واقعی بخار هوا برحسب کیلو پاسکال می‌باشد. بنابراین در این تحقیق سعی شد تا با استفاده از پارامترهای موردنیاز، تابش خالص حاصل از مدل ایرماک با داده‌های تابش خالص اندازه‌گیری شده و مدل

در شبکه و برای رساندن مجموع مربع خطا^۸ به کمینه مقدار خود از راه الگوریتم فوق مورد آموزش قرار می‌گیرند. همچنین به‌منظور بررسی دقت شبکه آموزش‌یافته لازم است آزمون شبکه صورت گیرد. این کار با دادن زوج داده‌های مجموعه آزمون به شبکه و محاسبه میزان خطای شبکه صورت می‌گیرد. به‌طورکلی ویژگی‌های یک شبکه عصبی مصنوعی، ساختار شبکه و روش آموزش شبکه، با نوع تابع محرک نرون‌ها مشخص می‌شود (علیائی و همکاران ۱۳۸۷). باتوجه به اینکه پارامترهای هواشناسی زیادی در جذب تابش خالص رسیده به زمین نقش دارند، در این تحقیق سعی شد تا با گردآوری داده‌های مؤثر در تابش خالص لحاظ نمودن آن‌ها به‌عنوان ورودی در شبکه عصبی به یک پیش‌بینی دقیقی از این پارامتر پردازیم. پارامترهای هواشناسی مورد استفاده در این مطالعه عبارت‌اند از: تابش کل خورشیدی، ابرناکی، رطوبت نسبی، ساعات آفتابی، بیشینه، کمینه و میانگین دمای روزانه، دید افقی، فشار هوا، فشار بخار هوا، دمای خاک، سرعت باد و بارش. قابل ذکر است که همه پارامترهای مورد استفاده در این مطالعه روزانه می‌باشد و شبکه عصبی با این پارامترها آموزش یافته‌اند و در نهایت پیش‌بینی‌های داده مدل شده حاصل از شبکه عصبی با داده‌های واقعی مقایسه می‌شوند. لازم به ذکر است که بهترین ساختار شبکه با کمترین میزان خطا شناسایی می‌شود. شکل ۵ مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه به‌کاررفته در این تحقیق را نشان می‌دهد.

میر گلوی بیات (۱۳۹۰) مدل تجربی ایرماک را مدل بهینه تابش خالص در مناطق سرد و خشک معرفی نمودند. ایرماک و همکاران (۲۰۰۳) جهت پیش‌بینی تابش خالص روزانه دو مدل تجربی را ارائه کردند که به کمترین داده‌های اقلیمی برای تخمین تابش خالص نیاز داشت. مدل به داده‌های تابش کل اندازه‌گیری شده، دمای کمینه و بیشینه و ضریب فاصله زمین تا خورشید نیاز دارد:

⁸ SSE

که، O و S به ترتیب مقادیر مشاهده شده و شبیه سازی شده تابش هستند و n تعداد داده ها است.

نتایج و بحث

در این مطالعه به منظور پیش بینی و مدل سازی تابش خالص از پرسپترون چند لایه استفاده گردید. تابع انتقال برای لایه ورودی و خروجی یک تابع خطی و برای لایه مخفی، تابع سیگموئید در نظر گرفته شد. گرالدو و همکاران (۲۰۱۱) نیز به منظور پیش بینی تابش خالص از این مدل استفاده نمودند و نتایج قابل قبول را به دست آوردند. برای دستیابی به ساختار بهینه شبکه عصبی، مدل های مختلف و تعداد و نوع ورودی های شبکه مورد آزمون های مکرر و تحلیل قرار گرفت. برای این منظور از داده های روزانه ۱۳ ماه از دسامبر ۲۰۱۱ تا دسامبر ۲۰۱۲ استفاده گردید. آماره های مورد استفاده و پراکنش آن ها در جدول ۱ آورده شده است.

شبکه عصبی مقایسه گردد. برای برآورد تابش خالص توسط مدل ایرماک پارامترهای هواشناسی دمای کمینه و بیشینه و تابش کل خورشیدی همدان در مقیاس روزانه در طول دوره آماری مشابه با شبکه عصبی آماده گردید. ابتدا مدل ایرماک مورد واسنجی قرار گرفت، به این صورت که ۷۰ درصد داده ها جهت واسنجی و ۳۰ درصد بقیه جهت اعتبارسنجی مورد استفاده قرار گرفتند. برای ارزیابی خطای مدل های پیش بینی تابش از نمایه های ریشه دوم میانگین مربعات خطا $RMSE$ ، میانگین مطلق خطا MAE فاکس (۱۹۸۱)، کسر اریب FB و نمایه میانگین خطای اریب MBE آدیسکوت و وایتور (۱۹۸۷) استفاده شد. این سنجها به صورت زیر محاسبه می شوند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2}{n}} \quad [6]$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |S_i - O_i| \quad [7]$$

جدول ۱- پارامترهای هواشناسی مورد استفاده در تحقیق.

پارامتر	نماد	تعداد	واحد	مقیاس	توزیع	میانگین	بیشینه	کمینه	انحراف معیار
تابش خالص	TSR	۳۱۸۱۱	$Wm^{-2}day^{-1}$	۱۸	۳	۱۱	۵	۸	۲/۳
دما بیشینه	T_{max}	۵۸۰۰۹	(°C)	۲۸	۱۷	۲۶	۲۷	۱۷	۲
دما کمینه	T_{min}	۱۰۵۷	(°C)	-۴	-۱۶	-۹	۲۳	۰	۲
دما متوسط	T_{ave}	۱۰۵۷	(°C)	-۴	-۱۶	-۹	۲۳	۰	۲
دما خاک سطح	T_{soil}	۱۰۵۷	(°C)	-۴	-۱۶	-۹	۲۳	۰	۲
تابش اقلیم	sun shine	۱۰۵۷	(hr)	۱۱	۳	۱۱	۵	۸	۲/۳
بارش	Rain 24	۱۰۵۷	(mm)	۱۷	۰	۱۷	۰	۰	۲
سرعت باد	WS	۱۰۵۷	($m s^{-1}$)	۲۰	۰	۲۰	۰	۰	۳
تغییر دما	vp	۱۰۵۷	(kPa)	۱/۲	۰/۲	۱/۲	۰/۲	۰/۲	۰/۲
رطوبت	RH	۱۰۵۷	(%)	۹۶	۱۸	۹۶	۱۸	۱۸	۲۰
تابش خالص	CF	۱۰۵۷	(Octa)*	۸	۰	۸	۰	۰	۲
تابش خالص	R_n	۱۰۵۷	$Wm^{-2}day^{-1}$	۱۵۸۱۵	۱۰۸۱	۱۵۸۱۵	۱۰۸۱	۱۰۸۱	۸۰۱۰

*اوکتا معادل یک هشتم کل پوشش آسمان است.

قابل ذکر است در جدول ۲ تمامی پارامترهای مورد استفاده در سطح ۹۹ درصد معنی دار می باشند. ضریب همبستگی r و مقدار آماره های خطاسنجی بیانگر دقت قابل قبول مدل و برتری آن نسبت به مدل دیگر است.

به منظور بررسی پارامترهای مختلف اقلیمی مؤثر در تابش خالص، همبستگی هر یک از پارامترها با تابش خالص در نرم افزار SPSS19 محاسبه گردید. نتایج مربوطه در جدول ۲ آورده شده است.

نتایج نشان داد که همبستگی همه پارامترها با تابش خالص در سطح یک درصد معنی دار بودند.

جدول ۲- ضرایب همبستگی پارامترهای هواشناسی با تابش خالص.

تابش خالص	دما	رطوبت	سرعت باد	جهت باد	تابش ابر	تابش ابر	تابش ابر	تابش ابر	تابش ابر	تابش ابر	تابش ابر
۰/۶۳	۰/۲۷	-۰/۲۰	۰/۹۴	۰/۶۴	۰/۶۸	۰/۴۰	۰/۴۵	۰/۶۰	۰/۵۹	۰/۷۶	۰/۷۶

نرون‌ها دارای کمترین مقدار بود و میزان آن برابر با ۰/۰۵۵ به دست آمد. در دولایه مخفی به‌طور محسوسی میزان خطا نسبت به یک‌لایه مخفی افزایش پیدا کرد. با توجه به اینکه ساختار بهینه شبکه عصبی دارای کمترین میزان خطا است، لذا در این تحقیق یک شبکه عصبی با آرایش سه‌لایه (یک‌لایه ورودی، یک‌لایه مخفی و یک‌لایه خروجی) با ۲ نرون در یک‌لایه مخفی به‌منزله بهترین ساختار شبکه عصبی برای برآورد پارامتر تابش خالص در همدان و اقلیم سرد و نیمه‌خشک پیشنهاد می‌شود. ارزیابی عملکرد شبکه عصبی با آرایش بهینه ۱-۲-۱۱ و تابش خالص اندازه‌گیری شده در شکل ۷ آورده شده است. این شکل بیان‌گر مطابقت مناسب مقادیر مدل و مقادیر اندازه‌گیری شده بوده و نمایان‌گر توانایی زیاد مدل در پیش‌بینی تابش خالص می‌باشد. در شکل ۸ مدل و مقادیر اندازه‌گیری آورده شده است که ضریب تعیین (R^2) به دست آمده برابر با ۰/۹۵ هست. نتایج این مطالعه توانایی بالای شبکه عصبی را در تخمین تابش خالص روزانه نشان داد. به دلیل هزینه بالای اندازه‌گیری تابش خالص توسط لاگرهای مربوطه و کمبود دستگاه‌های اندازه‌گیری در ایران، شبکه عصبی می‌تواند یک مدل مناسب برای پیش‌بینی تابش خاص باشد. نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی انجام شده، مطابقت مناسبی را با نتایج گرادو و همکاران (۲۰۱۱) نشان داد. آن‌ها به‌منظور پیش‌بینی تابش خالص خورشیدی در منطقه اسپانیا و برزیل از شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمودند و از داده‌های اندازه‌گیری شده توسط پرانومتر، جهت واسنجی مدل بهره بردند. نتایج آن‌ها نشان داد که شبکه عصبی و روش

برای هرکدام از الگوهای ورودی با تغییر در تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های لایه پنهان که اغلب به‌صورت سعی و خطا صورت می‌گیرد، شبکه‌های عصبی گوناگونی ساخته شده و پس از آموزش شبکه، بهترین ساختار برای هر الگو انتخاب شده است. محاسبات مربوط به شبکه عصبی با نرم‌افزار *Qnet* صورت گرفت. نتایج نمایه‌های خطای حاصل از آرایش بهینه شبکه عصبی در پیش‌بینی تابش خالص در جدول ۳ آورده شده است. همان‌طور که توضیح داده شد ۱۱ پارامتر ورودی در طراحی شبکه عصبی به‌کار گرفته شد. پس از اعمال تکرار در آرایش بهینه شبکه و تحلیل حساسیت پارامترهای ورودی مختلف، آرایش بهینه شبکه عصبی در مدل‌سازی تابش خالص به‌صورت ۱-۲-۱۱ به دست آمد که دارای حداقل خطای ممکن بود. بر اساس تحلیل حساسیت در محیط *Excel 2007*، به‌ترتیب پارامترهای تابش کل خورشیدی، رطوبت نسبی، درجه ابرناکی، دمای میانگین، دمای خاک و ساعات آفتابی بیشترین حساسیت را به تابش خالص نشان دادند. ساختار مطلوب شبکه در تعداد ۱۰۰۰۰ دور تکرار برای آموزش به دست آمد. تعداد متفاوت نرون‌ها در لایه مخفی و انتخاب ساختار بهینه شبکه عصبی با استفاده از روش سعی و خطا صورت پذیرفت. شکل ۶ نشان‌گر نتایج سعی و خطا در تعداد نرون‌های متفاوت در یک و دولایه مخفی به‌منظور به دست آوردن مدل بهینه شبکه عصبی می‌باشد. در ساختار یک‌لایه مخفی از تعداد ۵ نرون به بعد میزان خطای *RMSE* در حدود هزارم درصد تغییر کرد و از آن به بعد نوسان خطا نامحسوس شد. خطا در ۲ نرون در مقایسه با سایر

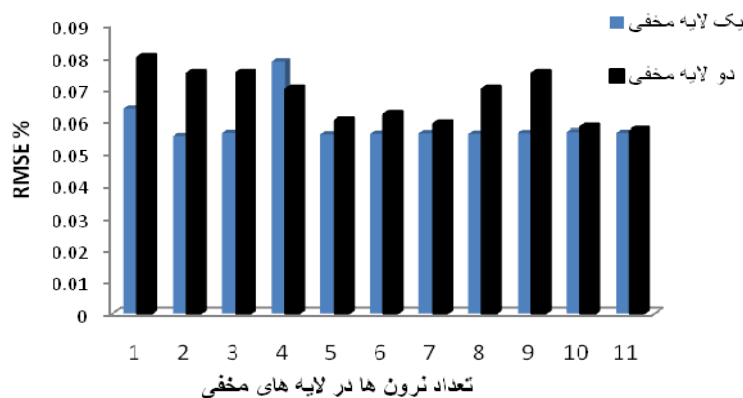
تحقیق حاضر سعی شد با استفاده از پارامترهای ورودی هواشناسی مؤثرتر در تابش خالص به پیش-بینی آن پردازیم و نتایج به دست آمده حاکی از دقت بالایی مدل طراحی شده در پیش‌بینی تابش خالص می‌باشد.

پرسپترون چندلایه با مقدار خطای $RMSE$ ۱۷/۶ وات بر مترمربع در روز در برآورد این پارامتر بسیار مؤثر می‌باشد. آنان در تحقیق خود از ۴ پارامتر و ورودی در شبکه عصبی استفاده نمودند که شامل سرعت باد، دمای میانگین هوا، فشار هوا و رطوبت نسبی بود. در

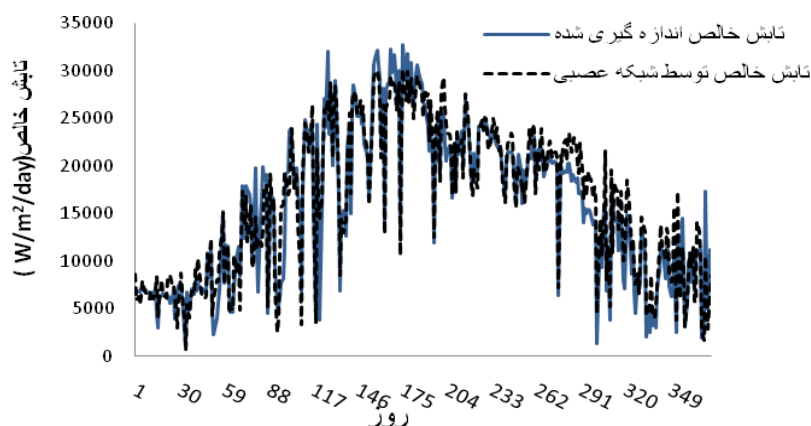
جدول ۳- آماره‌های خطای حاصل از آرایش بهینه شبکه عصبی در پیش‌بینی تابش خالص.

صحت سنجی	آموزش	آماره
۰/۹۴	۰/۹۷	r
۱۳۷۷	۸۰۵	$RMSE^*$
۶۳۸	۳۵۳	MAE^*

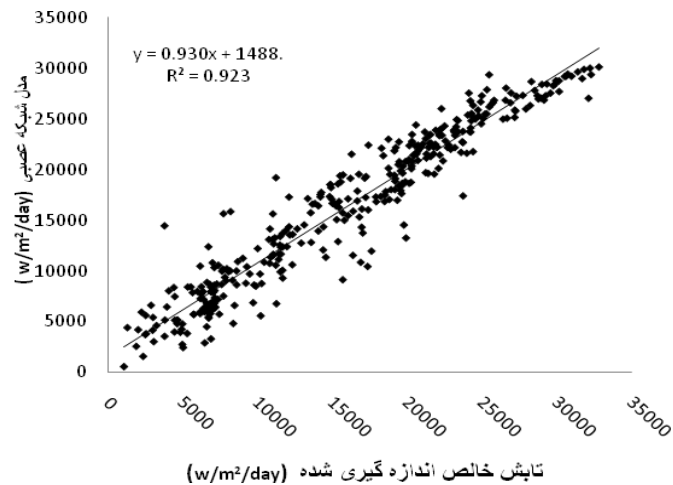
* واحد این معیارهای آماری وات بر مترمربع در روز ($Wm^{-2}day^{-1}$) می‌باشد.



شکل ۶- مقایسه تغییرات خطا با افزایش تعداد نرون در لایه مخفی برای ساختار بهینه شبکه عصبی.



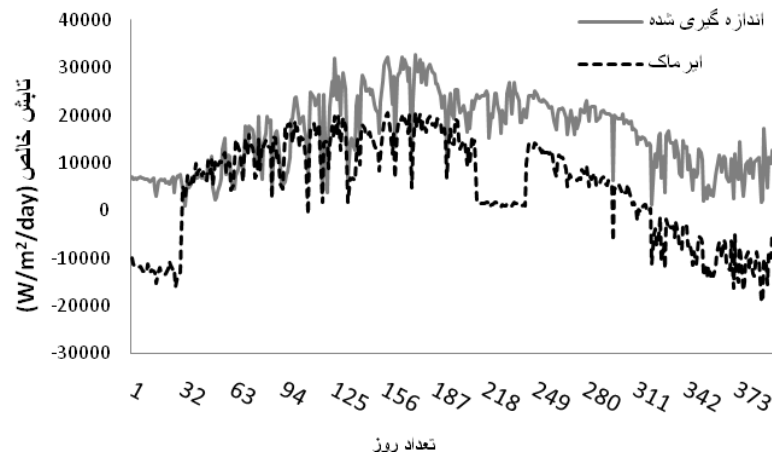
شکل ۷- مقایسه نتایج حاصل از روش شبکه عصبی با مقادیر اندازه‌گیری شده تابش خالص خورشیدی (وات بر مترمربع در روز).



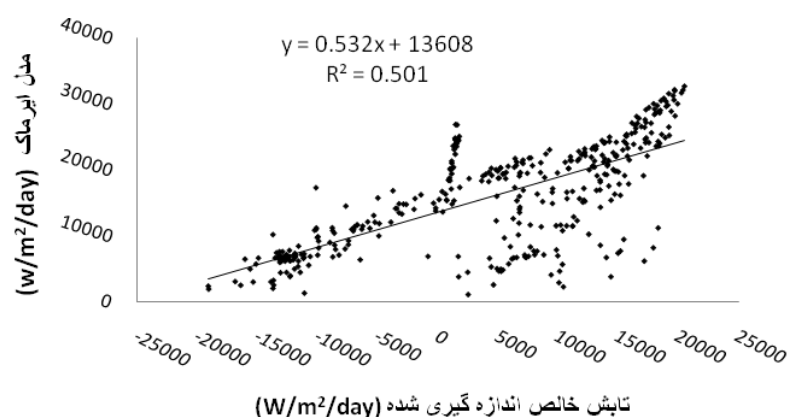
شکل ۸- رابطه رگرسیونی بین مقادیر تابش روزانه پیش‌بینی‌شده با روش شبکه عصبی منتخب با مقادیر اندازه‌گیری شده در ایستگاه همدان (وات بر مترمربع در روز).

از عملکرد بالاتری در تخمین تابش خالص برخوردار بوده است و با افزایش دما در طول فصل‌های گرم از عملکرد آن کاسته شده است. رابطه همبستگی بین مدل ایرماک و مقادیر اندازه‌گیری در شکل ۱۰ آورده شده است که نشان‌دهنده همبستگی نسبتاً کم مدل ایرماک در تخمین تابش خالص می‌باشد. همچنین نتایج حاصل از نمایه‌های خطای مدل ایرماک در تخمین تابش خالص در جدول ۴ آورده شده است.

تابش خالص روزانه حاصل از مدل ایرماک همانند مدل شبکه عصبی در طول دوره مشابه برآورد شد. مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده از مدل ایرماک و مقادیر مشاهداتی در شکل ۹ آورده شده است. ابتدا مدل ایرماک مورد واسنجی قرار گرفت، ۷۰ درصد داده‌ها به‌عنوان واسنجی و ۳۰ درصد بقیه جهت اعتبارسنجی مورد استفاده قرار گرفت. با توجه به شکل، مدل ایرماک در سه ماه اول سال ۲۰۱۱ میلادی نسبت به سایر ماه‌ها



شکل ۹- مقایسه نتایج حاصل از مدل ایرماک با مقادیر اندازه‌گیری شده تابش خالص خورشیدی (وات بر مترمربع در روز).



شکل ۱۰- رابطه رگرسیونی بین مقادیر تابش روزانه پیش‌بینی‌شده با مدل ایرماک با مقادیر اندازه‌گیری شده روزانه تابش خالص خورشیدی (وات بر مترمربع در روز).

جدول ۴- نمایه‌های خطای حاصل از کاربرد مدل ایرماک در پیش‌بینی تابش خالص.

اعتبارسنجی	واسنجی	مدل ایرماک	نمایه خطا
۰/۹۰	۰/۶۳	۰/۷۰	r
۱۶۸۵۲	۱۱۷۸۱	۱۳۶۱۴	RMSE
۱۶۴۶۹	۹۸۶۹	۶۵۰۳	MAE

*واحد معیارهای آماری دو ردیف آخر وات بر مترمربع در روز ($Wm^{-2}day^{-1}$) می‌باشد.

فصل زمستان و بهار نشان داد و مقادیر نمایه‌های خطا در فصل زمستان ۲۰۱۲ کمتر از سایر فصل‌ها به دست آمد. مدل شبکه عصبی، بیشترین ضریب همبستگی را در زمستان و بهار نشان داده و مقدار خطای ناچیزی را نسبت به مدل ایرماک در کلیه فصل‌ها از خود نشان داد (جدول ۵).

باتوجه به همبستگی ضعیف مدل واسنجی شده ایرماک و داده‌های اندازه‌گیری شده و نزدیک بودن این دو مقادیر در دوره‌های خاص، همبستگی فصلی بین مقادیر پیش‌بینی‌شده از مدل ایرماک و داده‌های اندازه‌گیری شده‌ی تابش خالص بررسی گردید. ضرایب همبستگی فصلی، بالاترین مقدار را در مدل ایرماک به ترتیب در

جدول ۵- نمایه‌های خطای ماهانه حاصل از مدل ایرماک و شبکه عصبی در تخمین تابش خالص.

آماره	r	RMSE	مدل
زمستان	۰/۷۲	۴۹۶۷	ایرماک
بهار	۰/۷۹	۹۲۳۱	ANN
تابستان	۰/۶۷	۱۶۴۶۳	ایرماک
پاییز	۰/۶۹	۱۹۴۶۹	ANN

*واحد RMSE وات بر مترمربع در روز ($Wm^{-2}day^{-1}$) می‌باشد.

نتیجه‌گیری کلی

توجه به مقدار خطای کمینه انتخاب شد. بنابراین ساختار بهینه شبکه با آرایش ۱-۲-۱۱ برای منطقه همدان به‌دست آمد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی با ضریب تعیین ۰/۹۵ و نمایه‌های خطای MAE ، $RMSE$ و MBE به‌ترتیب با مقادیر ۳۹۳، ۸۵۰ و ۴۹ وات بر مترمربع در روز، از عملکرد بالایی در پیش‌بینی تابش خالص برخوردار است و با آزمون و خطاهای مکرر و تحلیل حساسیت می‌توان مقدار نمایه‌های خطا را به حداقل رساند. نتایج نشان داد که مدل ایرماک با ضریب تعیین ۰/۵۵ عملکرد پائینی را در برآورد تابش خالص در منطقه همدان دارا می‌باشد.

در این تحقیق سعی شد مؤثرترین پارامترهای هواشناسی اثرگذار بر مقدار تابش خالص خورشیدی در سطح زمین شناسایی و انتخاب گردند و با استفاده از آن‌ها در ساختار شبکه عصبی تابش خالص روزانه در منطقه همدان پیش‌بینی شود. همچنین تابش خالص روزانه با استفاده از روش ایرماک برآورد گردید و در نهایت نتایج به‌دست‌آمده از هر دو مدل با داده‌های اندازه‌گیری شده تابش خالص در منطقه همدان مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفت. پس از انجام سعی و خطاهای مختلف در ساختار شبکه عصبی، مدل بهینه با

منابع مورد استفاده

- سبزی پرورع، علیائی ا، ۱۳۹۰. ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تابش خورشیدی کل روزانه و مقایسه آن با نتایج مدل آنگستروم (مطالعه موردی: ایستگاه همیدی تبریز). مجله ژئوفیزیک ایران، جلد ۵، شماره ۳، صفحه‌های ۳۰ تا ۴۱.
- سلطانی س، مرید س، ۱۳۸۴. مقایسه برآورد تابش خورشید با استفاده از روش هارگریوز - سامانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی. مجله دانش کشاورزی، جلد ۱۵، شماره ۱، صفحه‌های ۶۹ تا ۷۷.
- علیائی ا، قربانی م و جباری خامنه ع، ۱۳۸۷. عملکرد حافظه مدل اتورگرسو و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه ليقوان. مجموعه مقالات سومین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، تبریز، دانشگاه تبریز.
- میرگلوی بیات ر، ۱۳۹۰. ارزیابی برخی مدل‌های منتخب تابش خالص خورشیدی به‌منظور برآورد دقیق تبخیر و تعرق مرجع روزانه با مدل پنمن مانتیث فائو -۵۶. پایان‌نامه کارشناسی ارشد رشته آبیاری و زهکشی، دانشکده کشاورزی دانشگاه بوعلی سینا.
- Addiscott TM and Whitmore AP, 1987. Computer simulation of changes in soil mineral nitrogen and crop nitrogen during autumn, winter and spring. *Journal of Agricultural Science* 109: 141-157.
- Blonquist J, Allen RG and Bugbee B, 2010. An evaluation of the net radiation sub-model in the ASCE standardized reference evapotranspiration equation: Implications for evapotranspiration prediction. *Agricultural Water Management* 97: 1026-1038.
- Carrasco M and Ortega-Farias S, 2008. Evaluation of a model to simulate net radiation over a vineyard cv.Cabernet Sauvignon. *Chilean Journal of Agricultural Research* 68(2): 156-165.
- Di Long L, Yanchun G, Vijay P and Singh H, 2010. Estimation of daily average net radiation from MODIS data and DEM over the Baiyangdian watershed in North China for clear sky days. *Journal of Hydrology* 388: 217-233.
- Fox D, 1981. Judging air quality model performance: a summary of the AMS workshop on dispersion models performance. *Bull Am Meteorol Soc* 62: 599-609.
- Geraldo-Ferreira A, Soria-Olivas E, Gomez-Sanchis J, Serrano-Lopez A, Velazquez-Blazquez A and Lopez-Baeza E, 2011. Modelling net radiation at surface using "in situ" Netpyradiometer measurements with artificial neural networks. *Expert Systems with Applications* 38:14190-14195.
- Irmak M, Asce A, Irmak J, Jones W, Howell M, Asce J, Jacobs R. G, Allen M and Hoogenboom G, 2003. Predicting Daily Net Radiation Using Minimum Climatological Data. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*. 131(4):389-413.
- Juan C, Jimenez M, Jose A, Sobrino and Cristian M, 2012. Recent trends in solar energy and net radiation at global scale. *Ecological Modeling* 228: 59- 65.

- Kambezidis HD, Kaskaoutis B, Shailesh K, Krishna Moorthy K, Satheesh SK, Kalapureddy MCR, Badarinath KVS, Anu Rani S and Wild M, 2012. Multi-decadal variation of the net downward shortwave radiation over south Asia: The solar dimming effect. *Atmospheric Environment* 50: 360-372.
- Linares-Rodriguez A, Antonio Ruiz-Arias J, Pozo-Vazquez D and ovar-Pescador J, 2011. Generation of synthetic daily global solar radiation data based on ERA-Interim reanalysis and artificial neural networks. *Energy* 36: 5356-53652.
- Lopez G, Rubio M, Martinez, M and Batlles F, 2001. Estimation of hourly global photosynthetically active radiation using artificial neural network models. *Agricultural and Forest Meteorology* 107: 279-291.
- Mohandes M, Rehman S, Halawani T. O, 1998. Estimation of global solar radiation using artificial neural networks. *Renew Energy* 14: 179-184.
- Monteith, J. Szeicz, G. 1962 Radiative temperature in the heat balance of natural surface. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 88: 496-507.
- Mubiru J, Banda K. B, 2008. Estimation of monthly average daily global solar irradiation using artificial neural networks. *Solar Energy* 82: 1-7.
- Notton G, Paoli C, Ivanova L, Vasileva S, Laure Nivet M, 2013. Neural network approach to estimate 10-min solar global irradiation values on tilted planes. *Renewable Energy*, 50:576-584.
- Prentice-Hall Ji, Kang E, Zhao W, Zhang Z and Jin B, 2009. Simulation of heat and water transfer in a surface irrigated, cropped sandy soil. *Agricultural Water Management* 96(6): 1010–1020.
- Samani, Z. Bawazir, S. Bleiweiss, M. Skaggs, R and Vien, D, 2007. Estimating Daily Net Radiation over Vegetation Canopy through Remote Sensing and Climatic Data. *ASCE* 133:4-291.
- Stergiou C, Siganos D, 2008. Neural networks, http://www.doc.ic.ac.uk/nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html (visited: 2012).
- Zarzalejo L, Ramirez L, Polo J, 2005. Artificial intelligence techniques applied to hourly global irradiance estimation from satellite-derived cloud index. *Energy* 30(9): 1685-1697.