

## ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تابش خورشیدی کل روزانه و مقایسه آن با نتایج مدل آنگستروم (مطالعه موردی: ایستگاه همدیدی تبریز)

علی‌اکبر سبزی‌پروور<sup>۱\*</sup> و احسان علیائی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup>دانشیار هواشناسی، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران  
<sup>۲</sup>دانشجوی کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۸۹/۸/۵، تاریخ پذیرش: ۱۳۹۰/۳/۳۱، دسترسی برخط: ۱۳۹۰/۱۲/۱)

### چکیده

تابش خورشیدی جهانی (GSR) یکی از پرکاربردترین کنش‌گرها در بسیاری از زمینه‌های مهندسی کشاورزی، هواشناسی و آب‌شناسی است. در این پژوهش، از یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد تابش خورشیدی کل رسیده استفاده شد و یافته‌های برآمده از آن با یافته‌های مدل آنگستروم به‌منزله یکی از فراگیرترین روش‌های برآورد تابش خورشیدی مقایسه مورد سنجش قرار گرفت. برای این کار داده‌های روزانه برخی متغیرهای اقلیمی و هواشناسی بنیادین و نشان‌گذار بر تابش خورشیدی ایستگاه همدیدی (سینوپتیک) تبریز در دوره آماری ۵ ساله (۱۳۸۰-۱۳۸۴) در حکم پارامترهای درون داد شبکه عصبی به‌کار گرفته شد. دست‌آوردها نشان داد که اندازه  $MBE$ ،  $RMSE$  و  $R^2$  برای ساختار ۱-۱۱-۹ برپایه الگوریتم آموزشی پخشیدگی به پس، یکی پس از دیگری، برابر  $3/3$  ژول بر سانتی‌متر مربع بر روز،  $134$  ژول بر سانتی‌متر مربع بر روز و  $0/905$  به‌دست آمد. روی‌هم‌رفته، سنجش دست‌آوردهای شبکه عصبی با دست‌آوردهای مدل آنگستروم و داده‌های دیده‌بانی شده، نشانگر برتری معنی‌دار مدل شبکه عصبی نسبت به روش آنگستروم است. لذا، برای برآورد تابش کل خورشیدی، روش پیشنهادی می‌تواند جایگزین درخوری برای روش‌هایی مانند مدل آنگستروم باشد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، تابش خورشیدی کل، شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل آنگستروم، تبریز

### Evaluation of the performance of artificial neural networks (ANN) in predicting the daily global solar radiation and comparison with results from the Angström model (case study: Tabriz synoptic station)

Ali Akbar Sabziparvar<sup>1\*</sup> and Ehsan Olyaei<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Water engineering department, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran

(Received: 27 October 2010, accepted: 21 June 2011, available online: 20 February 2012)

### Summary

Global Solar Radiation (GSR) is one of the most widely used parameters in many fields of agriculture engineering, meteorology, and hydrology. To design a reliable solar energy system, knowledge of the radiation data is essential. Because of high costs of maintenance, calibration, and measurement of global solar radiation, the application of commonly used radiation methods such as Angström models has become popular. In spite of the simplicity and advantages of Angström models, there are many weaknesses in this

\*Corresponding author:

swsabzi@basu.ac.ir

\*نگارنده رابط:

simple model which may result in unreliable predictions. For instance, Angström models ignore some important factors such as site elevation, relative humidity, and atmospheric turbidity. Since 1924, many attempts have been made for solving such difficulties. During recent years, numerous works have attempted to develop statistical methods, physical approaches (Sabziparvar, 2008), empirical relations, and artificial neural network (ANN) models to predict global solar radiation around the world. Sozen et al. (2005) simulated GSR in different sites in Turkey with an error of less than 10%. Using air temperature and relative humidity data, Rehman & Mohandes (2008) predicted GSR using an ANN method. Jiang (2009) compared the GSR as predicted by empirical approaches with the GSR as simulated by ANN methods in different sites in China. They showed that ANN results are more accurate than empirical methods. In the semi-arid region of Ahwaz, Rahimikhoob (2010) predicted GSR using air temperature and the ANN method. In the present study, an ANN model was constructed to predict global solar radiation and the results were compared to the results of an Angström model. For this purpose, daily meteorological and climatic parameters (relative humidity, mean temperature, maximum temperature, minimum temperature, soil ground temperature, sunshine duration, global solar radiation, cloud cover, and vapor pressure) which affect solar radiation at the Tabriz Synoptic Station during a period of five years (2001-2005) were selected as the input of the neural network method. Three statistical criteria including the mean bias error (MBE), root mean square error (RMSE), and correlation coefficient (r) were applied. The results showed that the best model performance is a 9-11-1 structure and the sigmoid function based on the back propagation training algorithm. The minimum error was obtained by using 10,000 iterations for the training stage and 11 neurons in hidden layers. This study used the trial and error method to find the optimum number of hidden layers. Changing the number of neurons from one to eight in a hidden layer led to larger errors. The application of 9 to 12 neurons improved the results significantly, but higher numbers of neurons ( $n > 13$ ) resulted in error divergence. Generally, the comparison of neural network performance results and Angström model results versus actual measured values revealed a significant superiority of the neural network model compared to the conventional Angström method. Therefore, the proposed method can be a useful tool for the estimation of daily global solar radiation in areas where direct measurement of radiation is not available. The suggested ANN method can be a good candidate instead of the commonly used Angström method. Due to the sensitivity of weather parameters to climate conditions, different ANN methods have to be tested for prediction of global solar radiation for other climates.

**Key words:** Prediction, Global solar radiation, Artificial neural networks, Angström model, Tabriz

## ۱ مقدمه

شمرده می‌شود. از این روی، شناخت ویژگی‌ها و نیز پیش‌بینی این سازه‌های ریشه‌ای، جا پای پرننگی در برنامه‌ریزی و گرداندگی جستارهای وابسته به انرژی دارد (کمالی و مرادی، ۱۳۸۳). در بسیاری از پهنه‌های کوهستانی که برق‌رسانی آسان نیست، نیروی به دست

امروزه استفاده از انرژی‌های نو یکی از کارهای ریشه‌ای برای بهره‌برداری بهینه از توانایی‌های اقلیمی هر پهنه جغرافیایی است. تابش جهانی خورشید (Global Solar Radiation) یکی از سازه‌های بنیادی هر گستره اقلیمی

خورشیدی کل بهره برده شده است. بیشتر این پژوهش‌ها نیز چون دارای پایه رگرسیونی بودند، ریزینی زیادی نداشتند (هوکوی و همکاران، ۱۹۹۰).

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 (*Artificial Neural Networks*) است که کاربرد روزافزونی در مدل‌سازی و همانندسازی پدیده‌های گوناگون دارد. تاکنون مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تابش جهانی خورشیدی از سوی پژوهشگران فراوانی به کار رفته است (زارزالجو و همکاران، ۲۰۰۵؛ مویرو و باندا، ۲۰۰۸). همه این کوشش‌ها کم‌وبیش حکایت از برتری و توانمندی زیاد این مدل نسبت به دیگر مدل‌های به کار رفته دارند.

مهندس و همکاران (۱۹۹۸) و لویز و همکاران (۲۰۰۱) نخستین کسانی بودند که از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی تابش خورشیدی بهره جستند. سوزن و همکاران (۲۰۰۵) مدل شبکه عصبی را برای پیش‌بینی تابش خورشیدی در کشور ترکیه به کار بردند. در تحقیق ایشان، ۶ سازه گوناگون اقلیمی درون‌داد مدل بودند و در پایان GSR با ریزینی بیش از ۹۳٪ پیش‌بینی شد. همچنین تیمویوس و همکاران (۲۰۰۵) از ۴ پارامتر ورودی برای مدل‌سازی تابش خورشیدی با شبکه عصبی بهره بردند. در این کار مدل‌های گوناگون شبکه عصبی مورد ارزیابی قرار گرفته و یافته‌های مدل شبکه عصبی با یافته‌های مدل فراگیر آنگستروم (*Angström*) سنجیده شده است. رحمان و مهندس (۲۰۰۸) از شبکه عصبی برای برآورد سازه‌های تابش بهره برداری کردند. در این تحقیق دمای هوا و نم نسبی به منزله ورودی‌های شبکه معرفی شده‌اند. بوش و همکاران (۲۰۰۸) با استفاده از روش شبکه‌های عصبی در

آمده از تابش خورشیدی می‌تواند جایگزینی برای سوخت‌های فسیلی باشد. به ویژه اینکه کاربرد این سرچشمه انرژی عاری از دشواری‌هایی همچون آلودگی‌های بوم‌زیستی است (بوش و همکاران، ۲۰۰۸).

از دیگر سو، داده‌های تابش خورشیدی از نیازهای ریشه‌ای مدل‌های همانندسازی رشد گیاهان برای پیش‌بینی شدت کارکرد نورساخت (فتوسنتز)، سرعت تبخیر و تعرق، پردازش‌های وابسته به نورپردازی ساختمان‌ها، طراحی سامانه‌های فعال و غیرفعال خورشیدی (مانند سامانه‌های گرمایش خورشیدی در ساختمان‌ها مانند آبگرمکن‌های خورشیدی) و نظیر آن است. اندازه‌گیری و یادداشت این داده‌ها نیاز به ابزارهای ریزین مانند آشکارسازهای گرمایی دارد. متأسفانه در بسیاری جاها، اندازه‌گیری تابش خورشیدی به لحاظ هزینه گزاف، نگهداری و نیاز به واسنجی (کالیبراسیون) تجهیزات همیشه صورت نمی‌گیرد و داده‌های این سازه اقلیمی تنها در شمار اندکی از ایستگاه‌های هواشناسی یادداشت می‌شوند (منگس و همکاران، ۲۰۰۶؛ باکیرسی، ۲۰۰۹). لذا، روش‌ها و فرمول‌های گوناگونی برای برآورد تابش روزانه یا ماهانه در پهنه‌های گوناگون دنیا گسترش یافته است (سبزی پرور، ۲۰۰۸).

تاکنون رویکردهای گوناگونی برای فراگیر ساختن نقشه‌های تابش به انجام رسیده است، تا از این راه بتوان به برآوردی از تابش خورشیدی در پهنه‌هایی که داده‌های دیدبانی در دسترس نیست، دست یافت (شیفینگر و کلب، ۲۰۰۰؛ وینسلاو و همکاران، ۲۰۰۱). یافته‌های این پژوهش‌ها نشان داد که کاربرد این مدل‌ها فقط در پهنه‌های نزدیک به ایستگاه‌های اندازه‌گیری کارایی دارد (هاسن‌آور و همکاران، ۲۰۰۳). همچنین، از روش‌هایی همچون درون‌یابی خطی (سلطانی و همکاران، ۲۰۰۴) و روش‌های پایه آماری (هانسن، ۱۹۹۹) برای پیش‌بینی تابش

## ۲ روش تحقیق

### ۲-۱ داده‌ها و منطقه مورد بررسی

در این پژوهش، مدل پیشنهاد شده برای شهر تبریز در ایران به کار گرفته شد. عرض جغرافیایی شهر تبریز  $38^{\circ}5'$  شمالی و طول جغرافیایی آن  $46^{\circ}17'$  شرقی است. همچنین بلندی ایستگاه تبریز از سطح دریا  $1361$  متر است. همه داده‌ها و پارامترهای به کار رفته، از سازمان هواشناسی ایران دریافت شده است. در این راستا، پارامترهای هواشناسی روزانه برای یک دوره  $5$  ساله از سال  $1380$  تا  $1384$  گردآوری و بهره برداری شد.

داده‌های گردآوری شده در دو دسته جدا از هم، در برگزیده داده‌های آموزشی و داده‌های واسنجی جای گرفتند. از این‌رو، نزدیک  $70$  درصد داده‌ها (از اول فروردین  $1380$  تا اول دی  $1383$ ) برای آموزش و  $30$  درصد داده‌ها (از اول دی  $1383$  تا  $30$  اسفند  $1384$ ) برای آزمون کارایی شبکه بکار گرفته شد.

### ۲-۲ شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs)

شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل یک الگوی پردازش اطلاعات و ابزاری قدرتمند به منظور شبیه‌سازی الهام گرفته از نرون‌های زیستی است. با این رویکرد، شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند ساختار زیست‌شناختی مغز انسان با ترکیب ویژگی‌هایی همچون قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی، پردازش موازی و تصمیم‌گیری، قابلیت حل کامل مسائلی پیچیده با ماهیتی خطی یا غیرخطی را خواهند داشت (تورهان،  $1995$ ؛ استرجو و سیگانوس،  $2008$ ). شبکه‌های عصبی زیست‌شناختی مغز انسان شامل مجموعه‌ای از واحدهای عصبی به نام نرون هستند که با رابط‌هایی موسوم به آسه (آکسون) به هم متصل شده‌اند.

برآورد پارامتر تابش کل در مناطق کوهستانی اسپانیا به نتایج قابل قبولی دست یافتند. نتایج آنها روشن ساخت که استفاده از شبکه عصبی مصنوعی حتی در برآورد تابش در مناطقی با توپوگرافی پیچیده نیز رویکردی مناسب است. جیانگ ( $2009$ ) مقادیر پیش‌بینی شده میانگین تابش کل روزانه در مناطق گوناگونی از کشور چین با شبکه‌های عصبی را با مدل‌های دیگر تجربی مقایسه کرده و دقت زیاد شبکه عصبی را در پیش‌بینی تابش مورد تاکید قرار داده است. آزاده و همکاران ( $2009$ ) شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای برآورد تابش کل برای  $6$  منطقه از ایران مورد استفاده قرار دادند و نتایج آن را با مدل آنگستروم مقایسه کردند. نتایج این بررسی نیز نشان دهنده برتری شبکه‌های عصبی نسبت سایر مدل‌های مرسوم است. رحیمی خوب ( $2010$ ) در قالب یک یادداشت فنی از روش شبکه‌های عصبی برای برآورد تابش خورشیدی کل در شهر اهواز به کمک پارامتر دما بهره گرفت.

هدف از این تحقیق، به کارگیری یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای پیش‌بینی تابش خورشیدی کل روزانه است. از این‌رو سازه‌های اقلیم‌شناختی گوناگونی در ریخت یک شبکه عصبی به کار گرفته شده است. سنجش یافته‌های این بررسی با نتایج برآمده از یک ابزار پیش‌بینی رایج (آنگستروم) نیز از دیگر اهداف این تحقیق خواهد بود. با توجه به پیشینه پژوهش‌های صورت گرفته، در این بررسی پارامترهای گوناگونی درحکم ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شده است، که برخی از آنها همچون مقدار ابرناکی و دمای سطح زمین قبلاً توسط محققان دیگر مورد توجه قرار نگرفته بود. لذا نتایج برآمده از این تحقیق به لحاظ تعداد پارامترهای وابسته از جامعیت بیشتری برخوردار است.

شبکه‌های چندلایه پرسپترون مورد استفاده قرار گرفته است. در این نوع شبکه، داده‌ها به صورت پیوسته و بدون هرگونه بازخوردی (*Feedback*) به سمت خروجی انتقال می‌یابند.

فرایند آموزش در شبکه‌های عصبی در واقع به معنای 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 (*Back propagation*) 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 مورد نظر هستند، برای اصلاح وزن‌ها در شبکه و برای رساندن مجموع مربع خطا (*SSE*) به حداقل مقدار خود از راه الگوریتم فوق مورد آموزش قرار می‌گیرند. همچنین به منظور بررسی دقت شبکه آموزش یافته لازم است آزمون شبکه صورت گیرد. این کار با دادن زوج داده‌های مجموعه آزمون به شبکه و محاسبه میزان خطای شبکه صورت می‌گیرد. به طور کلی ویژگی‌های یک شبکه عصبی مصنوعی، ساختار شبکه و روش آموزش شبکه، با نوع تابع محرک نرون‌ها مشخص می‌شود (علیانی و همکاران، ۱۳۸۷). در تحقیق حاضر، پارامترهای مهم گوناگونی برای پیش‌بینی تابش خورشیدی کل مورد توجه قرار گرفته است. این پارامترها عبارت‌اند از: دمای بیشینه، دمای کمینه، دمای میانگین، رطوبت نسبی، دمای سطح زمین، ساعات آفتابی، فشار بخار، بارش کل و مقدار ابرناکی. همچنین سعی شده است تا پیش‌بینی صورت گرفته از جامعیت بیشتری نسبت به روش‌های مرسوم مورد استفاده برخوردار باشد. بدین منظور شبکه عصبی پرسپترون چند لایه انتخاب شد.

یک نرون مصنوعی مدل ریاضی ساده شده یک عصب زیستی است. عملیاتی که در هر نرون صورت می‌گیرد به این صورت است که نرون همه ورودی‌هایی را که به سلول رسیده است جمع می‌کند، آن را از یک تابع محرک عبور می‌دهد و در نهایت خروجی نرون را ایجاد می‌کند.

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

$$y_i = \sum_{j=1}^n w_{i,j} x_{i,j} + \theta_i \quad (1)$$

که در آن،  $x_{i,j}$  سیگنال ورودی از  $j$  امین نرون (در لایه ورودی)،  $w_{i,j}$  وزن اتصال نرون  $j$  به نرون  $i$  (در لایه مخفی) است.  $\theta_i$  نیز آریبی (*bias*) نرون  $i$  خواهد بود. طی فرایند آموزش، این وزن‌ها و مقادیر ثابتی که با آنها جمع می‌شود و در اصطلاح آریبی نامیده می‌شوند، به طور 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 به صورت زیر تعریف می‌شود (علیانی و همکاران، ۱۳۸۷):

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (2)$$

با توجه به اینکه طی سال‌های اخیر، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (*Multi layer perceptron*) به خوبی قابلیتش را در مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی متفاوت از جمله تابش خورشیدی نشان داده است (آزاده و همکاران، ۲۰۰۹)، در این تحقیق نیز یک نمونه از

ارزیابی (آزمون) قرار گرفت. تابع انتقال برای لایه ورودی و خروجی یک تابع خطی و برای لایه مخفی، تابع سیگموئید در نظر گرفته شد. این تابع در اغلب مدل‌سازی‌های صورت گرفته از پارامترهای هیدرولوژیکی و هواشناسی تابعی مرسوم است (باکیرسی، ۲۰۰۹). برای آموزش شبکه نیز از الگوریتم انتشار به عقب استفاده شد. برای دستیابی به ساختار بهینه شبکه عصبی، پارامترهای مورد نیاز برای ورودی شبکه در طول ۵ سال (از ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۴) جمع‌آوری شد. در جدول ۱ پراکنش داده‌ها براساس مقادیر میانگین، حداقل و حداکثر پارامترهای مورد استفاده در ساختار شبکه عصبی آورده شده است.

به منظور ارزیابی مدل‌های مورد نظر از شاخص میانگین خطای آریبی (*Mean Bias Error*) بهره‌برده شده است که با استفاده از روابط زیر قابل محاسبه است:

$$MBE = \sum_{i=1}^n \frac{[GSR_{i(estimated)} - GSR_{i(measured)}]}{n} \quad (۳)$$

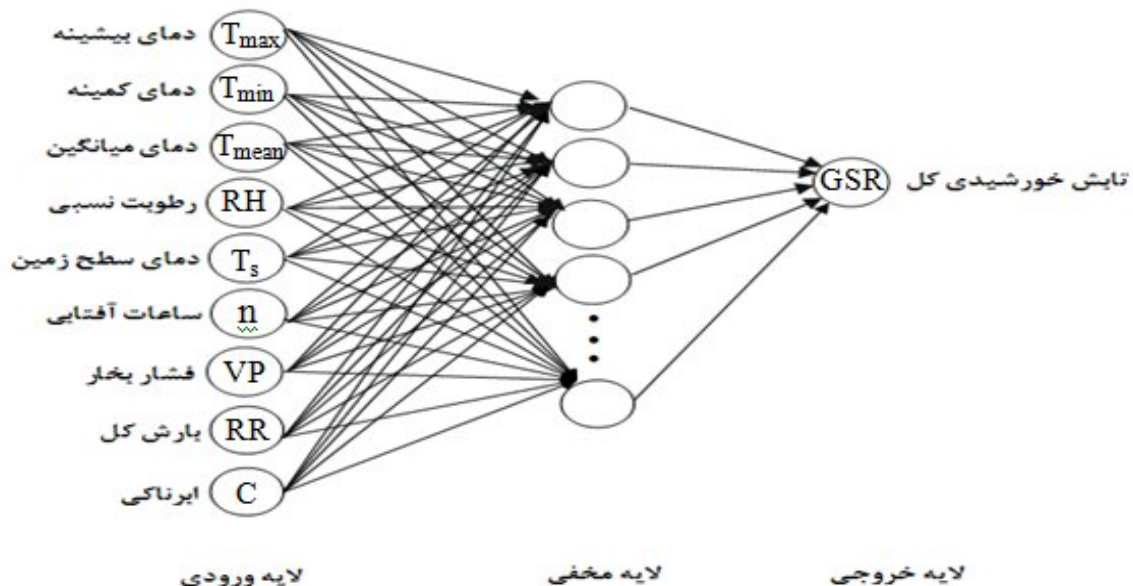
لازم به ذکر است که کلیه پارامترهای ورودی مورد استفاده در تحقیق در مقیاس روزانه‌اند. شبکه عصبی با این پارامترها آموزش یافته‌اند و در نهایت پیش‌بینی‌های داده مدل شده حاصل از شبکه عصبی با داده‌های واقعی مقایسه (راستی‌آزمایی) می‌شوند. لازم به ذکر است که بهترین ساختار شبکه با کمترین میزان خطا شناسایی می‌شود. علاوه بر آن، برای ارزیابی عملکرد شبکه عصبی منتخب، نتایج حاصل با مدل رایج معادله آنگستروم مقایسه می‌شود. ساختار کلی شبکه عصبی پرسپترون سه‌لایه مورد استفاده در این تحقیق (شکل ۱) نمایش داده شده است.

## ۳-۲ بحث

### ۳-۲-۱ شبیه‌سازی تابش خورشیدی کل به روش

#### شبکه عصبی مصنوعی

در این بررسی، به منظور مدل‌سازی تابش خورشیدی کل، شبکه‌های پرسپترون چندلایه متفاوتی طراحی شد و مورد



شکل ۱. مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه به کار رفته در این تحقیق متشکل از پارامترهای ورودی و خروجی.

جدول ۱. دامنه تغییرات پارامترهای هواشناسی مورد استفاده در ساختار شبکه عصبی مصنوعی (۱۳۸۰-۱۳۸۴).

پارامتر	دما (C°)	رطوبت نسبی (%)	دمای سطح زمین (C°)	ساعات آفتابی (hr)	فشار بخار (Mbar)	بارش (mm/day)	ابریابی (اکتا)	تابش خورشیدی کل روزانه (J/cm <sup>2</sup> )	نماد
	T <sub>max</sub>	RH	T <sub>s</sub>	n	VP	RR	C	GSR	
میانگین	۱۹/۲۴	۴۹/۸۴	۴/۲۴	۷/۹۸	۷/۴۲	۰/۶۷	۳/۱۵	۱۳۸۹	
پیشینه	۴۰	۹۵/۱	۲۵	۱۳/۵	۱۷/۲۰	۳۷	۸	۲۷۷۴	
کمینه	-۷/۹	۱۳/۹	-۲۲	۰	۱/۱۴	۰	۰	۴۳	

قبول مدل و برتری آن نسبت به مدل دیگر است. برای هر کدام از الگوهای ورودی با تغییر در تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های لایه پنهان که اغلب به صورت 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 ANN با نرم‌افزار Qnet 2000 صورت گرفت. نتایج آماری برآمده از آرایش بهینه شبکه عصبی مصنوعی در جدول ۲ آمده است. با توجه به اینکه ۹ پارامتر در حکم پارامترهای ورودی شبکه لحاظ شده است، لذا ساختار پیشنهادی شبکه به منظور برآورد پارامتر تابش کل خورشیدی کل به صورت  $9-p-1$  و یا  $9-p-q-1$  خواهد بود که  $p$  و  $q$  به ترتیب تعداد نرون‌ها در اولین و دومین لایه مخفی هستند. در میان ساختارهای مورد بررسی آرایش ۳ لایه با ۱۱ نرون در لایه مخفی دارای کمترین میزان خطا بود. ساختار مطلوب شبکه در تعداد ۱۰۰۰۰ دور تکرار برای آموزش به دست آمد. همان‌گونه که قبلاً گفته شد، تعداد متفاوت نرون‌ها در لایه مخفی و انتخاب ساختار بهینه شبکه عصبی با استفاده از روش سعی و خطا صورت پذیرفت. شکل ۲ نتیجه اعمال تعداد نرون‌های متفاوت در

که در آن،  $GSR_{i(estimated)}$  و  $GSR_{i(measured)}$  به ترتیب تابش خورشیدی پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده برای ماه  $i$  است ( $i = 1, 2, 3, \dots, 12$ ). همچنین،  $n$  تعداد داده‌ها است. علاوه بر پارامتر فوق برای نشان دادن دقت مدل از دو پارامتر آماری ریشه میانگین مربع خطا (Root Mean Square Error) و ضریب همبستگی ( $r$ ) نیز استفاده شد (معادلات ۴ و ۵).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (GSR_{i(estimated)} - GSR_{i(measured)})^2}{n}} \quad (4)$$

$$r = \frac{n \sum_{i=1}^n O_i y_{p,i} - \left( \sum_{i=1}^n O_i \right) \left( \sum_{i=1}^n y_{p,i} \right)}{\sqrt{\left[ n \sum_{i=1}^n O_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n O_i \right)^2 \right]} \sqrt{\left[ n \sum_{i=1}^n y_{p,i}^2 - \left( \sum_{i=1}^n y_{p,i} \right)^2 \right]}} \quad (5)$$

که در آن،  $O_i$  و  $y_{p,i}$  به ترتیب مقادیر محاسبه شده با مدل و مقادیر اندازه‌گیری شده متغیرها است. مقدار  $RMSE$  نشان دهنده میزان انحراف برآوردها نسبت به مشاهدات است. مقادیر مثبت  $MBE$  نشان‌دهنده بیش‌برآورد کردن مقادیر با مدل و مقادیر منفی آن نشان‌دهنده کم‌برآورد کردن مقادیر با مدل است. کم بودن میزان  $RMSE$  و  $MBE$ ، همراه با زیاد بودن ضریب همبستگی  $r$  بیانگر دقت قابل

با ساختار ۱-۱۱-۹ در محور عمودی و داده‌های اندازه-گیری شده در محور افقی جای گرفته‌اند.

### ۲-۳-۲ مقایسه نتایج شبکه عصبی با برآوردهای معادله آنگستروم

لازم است نتایج به‌دست آمده از مدل پیشنهادی شبکه عصبی مورد اعتبار سنجی قرار گیرد. در این تحقیق عملکرد نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی، با استفاده از معادله آنگستروم به‌مثابه یکی از متداول‌ترین روش‌های رایج و شناخته شده برآورد تابش خورشیدی، مورد ارزیابی قرار گرفت. معادله آنگستروم یکی از اولین و رایج‌ترین مدل‌های برآورد تابش روزانه خورشیدی کل است. این معادله را آنگستروم در ۱۹۲۴ به‌صورت زیر تعریف کرد:

$$R_s = R_a \left( a + b \frac{n}{N} \right) \quad (6)$$

که در آن،  $R_s$  تابش کل خورشید در یک روز برحسب  $(J.cm^{-2})$  است. همچنین عبارت است از تابش بالای جوی برحسب ژول بر سانتی‌متر مربع  $(J.cm^{-2})$ ،  $n$  و  $N$  به ترتیب ساعات آفتابی دیدبانی شده و بیشینه ساعات آفتابی برحسب ساعت ( $h$ ) است.  $a$  و  $b$  نیز ضرایبی هستند که با توجه به اقلیم مناطق و شرایط جوی منطقه تعیین می‌شوند.

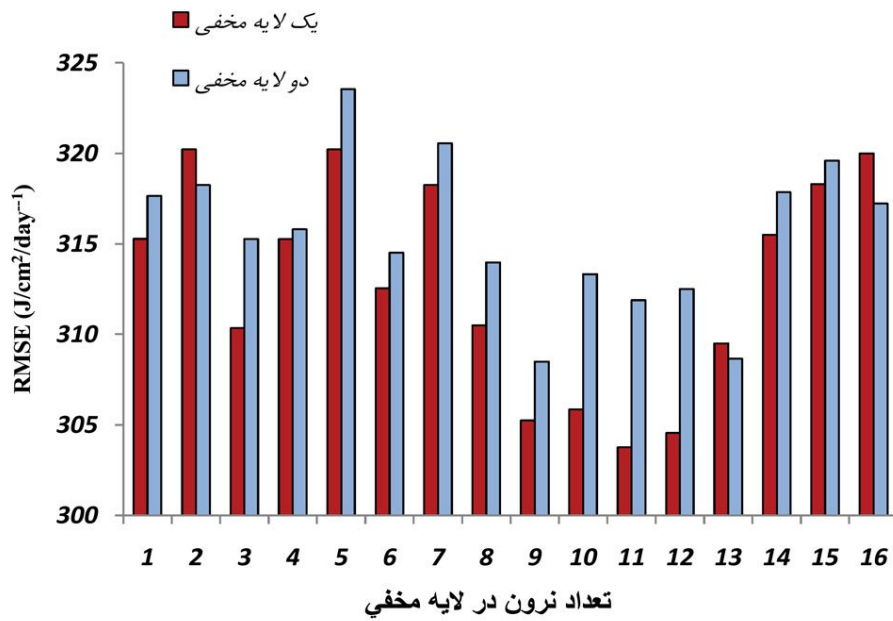
لایه مخفی به منظور حصول ساختار بهینه شبکه عصبی است. همان‌گونه که در شکل فوق ملاحظه می‌شود، در ساختار یک لایه مخفی با تغییر در تعداد نرون‌ها از ۱ تا ۸ روند کلی خطا به‌صورت نامنظم و شدید است و از نرون نهم تا نرون ۱۲ نوسان خطا به حالت نامحسوسی تغییر می‌کند. از نرون سیزدهم به بعد نیز روند تغییرات خطا شکل صعودی به خود می‌گیرد. با توجه به نمودار فوق تعداد ۱۱ نرون در لایه مخفی دارای کمترین خطا به میزان ۳/۳ ژول بر سانتی‌متر مربع بر روز است. همچنین در ساختار شبکه با دو لایه مخفی در اکثر موارد خطای ناشی از ساختار اخیر بیشتر از آرایش شبکه با یک لایه مخفی است. با توجه به اینکه ساختار بهینه شبکه عصبی دارای کمترین میزان خطا است، لذا در این تحقیق یک شبکه عصبی با آرایش سه‌لایه (یک لایه ورودی، یک لایه مخفی و یک لایه خروجی) با ۱۱ نرون در لایه مخفی به‌منزله بهترین ساختار شبکه عصبی برای برآورد پارامتر تابش خورشیدی در ایستگاه سینوپتیک تبریز پیشنهاد می‌شود.

ارزیابی عملکرد شبکه عصبی با ساختار فوق در شکل ۳ نشان داده شده است. همچنین، شکل ۴ گویای همبستگی زیاد و مناسب بین تابش خورشیدی کل پیش‌بینی شده با شبکه عصبی و مقادیر تابش اندازه‌گیری شده است ( $r = 0.905$ ). در واقع این شکل حکایت از شبیه‌سازی مناسب پارامتر تابش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی دارد. در شکل ۳ داده‌های پیش‌بینی شده با ANN

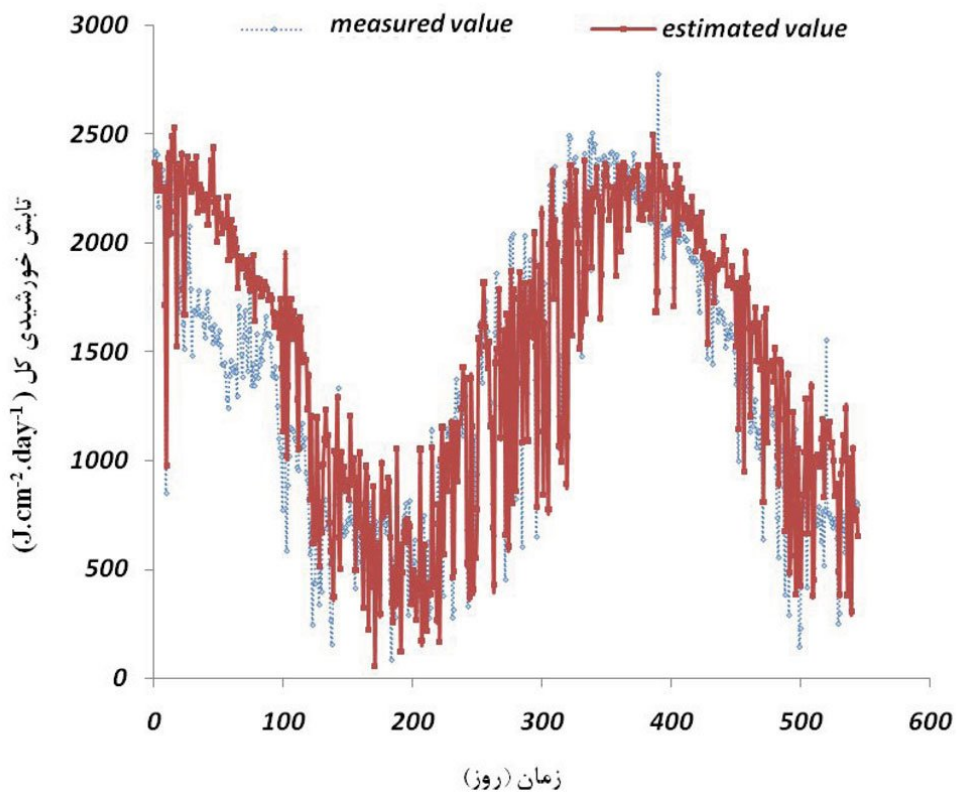
جدول ۲. ساختار مدل شبکه عصبی مصنوعی منتخب در برآورد تابش خورشیدی کل روزانه تبریز.

آماره	آموزش	صحت یابی
$r$	۰/۹۳۸	۰/۹۰۵
$RMSE$ ( $J.cm^{-2}.day^{-1}$ )	۲۳۳	۳۰۳
$MBE$ ( $J.cm^{-2}.day^{-1}$ )	۲۱	۱۳۴

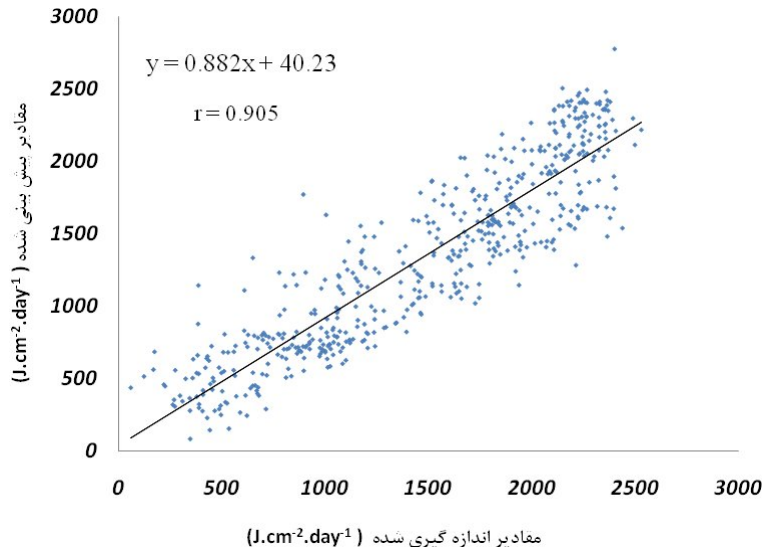




شکل ۲. مقایسه تغییرات خطا با افزایش تعداد نرون در لایه مخفی برای ساختار بهینه شبکه عصبی.



شکل ۳. مقایسه نتایج حاصل از روش ANN با مقادیر اندازه‌گیری شده تابش خورشیدی کل روزانه تبریز (ژول بر سانتی متر مربع بر روز).



شکل ۴. رابطه همبستگی بین مقادیر تابش روزانه پیش‌بینی شده با روش ANN منتخب با مقادیر اندازه‌گیری شده روزانه تابش خورشیدی کل در ایستگاه تبریز (ژول بر سانتی‌متر مربع بر روز).

$$\delta = (180/\pi) \left( \begin{array}{l} 0.006918 - 0.399912 \cdot \cos \Gamma \\ + 0.070257 \cdot \sin \Gamma - 0.006758 \cdot \cos 2\Gamma \\ + 0.000907 \cdot \sin 2\Gamma - 0.002697 \cdot \cos 3\Gamma \\ + 0.00148 \cdot \sin 3\Gamma \end{array} \right) \quad (9)$$

که در آن،  $\Gamma = 2\pi \cdot (n-1)/360$  (رادیان) زاویه روزشمار سال و  $n$  تعداد روزهای سال (از اول ژانویه) است. میانگین هندسی زاویه ساعتی ( $w_s$ ) برحسب درجه از رابطه (۱۰) قابل محاسبه است:

$$w_s = \cos^{-1}(-\tan \varphi \cdot \tan \delta) \quad (10)$$

همچنین، حداکثر ساعات آفتابی با استفاده از رابطه (۱۱) به‌دست می‌آید (آزاده و همکاران، ۲۰۰۹):

$$N = (2/15)w_s \quad (11)$$

مقادیر ضرایب تجربی  $a$  و  $b$  در مناطق گوناگون دنیا به دلیل تاثیرپذیری از شرایط و نوع اقلیم منطقه باید به‌صورت جداگانه محاسبه شود (سبزی‌پرور، ۱۳۸۴). مقادیر  $a$  و  $b$  برای ایستگاه مورد بررسی در این تحقیق (ایستگاه تبریز) به‌ترتیب عبارت‌اند از ۰/۲۷ و ۰/۶۲ (خلیلی و رضایی صدر، ۱۳۷۶).

مقادیر  $R_a$  و  $N$  در رابطه (۶) با استفاده از روابط (۷) الی (۱۱) قابل محاسبه است.

$$R_a = \left( \frac{1}{\pi} \right) G_{sc} \cdot E_0 \left( \begin{array}{l} \cos \varphi \cdot \cos \delta \cdot \sin w_s \\ + \left( \frac{\pi}{180} \right) \cdot \sin \varphi \cdot \sin \delta \cdot w_s \end{array} \right) \quad (7)$$

ثابت خورشیدی ( $G_{sc}$  در رابطه ۷) برای بالای جو قابل تعریف است و عبارت از انرژی رسیده به سطح عمود بر پرتو‌ها در بالای جو زمین است. این پارامتر با در نظر گرفتن یک سطح فرضی ۱ متر مربع بیرون از جو، بیانگر کل انرژی دریافتی است، به گونه‌ای که پرتوهای خورشید عمود بر این سطح باشند. در رابطه (۷)،  $E_0$  ضریب تصحیح فاصله زمین تا خورشید است که از رابطه (۸) به‌دست می‌آید.

$$E_0 = 1.00011 + 0.034221 \cdot \cos \Gamma + 0.00128 \cdot \sin \Gamma + 0.000719 \cdot \cos 2\Gamma + 0.000077 \cdot \sin 2\Gamma \quad (8)$$

زاویه میل خورشیدی ( $\delta$ ) برحسب درجه نیز از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

جدول ۳. مقایسه آماری عملکرد مدل منتخب شبکه عصبی و معادله آنگستروم.

مدل شبکه عصبی	معادله آنگستروم	معیار ارزیابی
۳۰۳	۱۲۴۷	$RMSE (J.cm^{-2}.day^{-1})$
۱۳۴	-۱۱۱۳	$MBE (J.cm^{-2}.day^{-1})$
۰/۹۰۵	۰/۸۳۰	$r$

اندازه گیری و ثبت می شوند. به منظور اعتبار سنجی نتایج به دست آمده از مدل، این نتایج با نتایج برآمده از یک روش متداول (معادله آنگستروم) برای برآورد پارامتر تابش در این ایستگاه مورد مقایسه قرار گرفت. مقایسه نتایج نشان از برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به معادله آنگستروم داشت. در مجموع، مقایسه عملکرد دو روش به کار رفته نشان داد که معادله آنگستروم علی رغم سادگی و نیاز کمتر به پارامترهای هواشناسی، از لحاظ مقدار خطا و انعطاف پذیری ضعیف تر از مدل شبکه عصبی عمل می کند. لذا، شبکه های عصبی مصنوعی از نظر توانایی زیاد، در صورت موجود بودن داده های جوی به منزله فنی جایگزین به جای روش های متداول برآورد تابش کل خورشیدی قابل استفاده و مفید خواهند بود.

با داشتن مقادیر  $a$  و  $b$ ، و همچنین، محاسبه پارامترهای  $R_a$  و  $N$ ، تابش کل خورشیدی روزانه ( $R_s$ ) از معادله آنگستروم به دست می آید. جدول ۳ مقایسه نتایج عملکرد مدل شبکه عصبی و معادله آنگستروم را نشان می دهد. در این جدول مقادیر میانگین خطای دو مدل برای ایستگاه همدیدی فوق آمده است. با توجه به نتایج به دست آمده و مقادیر  $RMSE$ ،  $MBE$  و ضریب همبستگی نیز گویای عملکرد بهتر شبکه عصبی در برآورد و شبیه سازی پارامتر تابش خورشیدی است. به طوری که ضریب همبستگی میان مقادیر پیش بینی شده با معادله آنگستروم ۰/۸۳ در مقابل ۰/۹۰۵ این میزان در مورد مقادیر پیش بینی شده با شبکه عصبی بوده است.

### ۳ نتیجه گیری

امروزه با توسعه روش های هوش مصنوعی در برآورد پارامترهای گوناگون، مدل هایی همچون شبکه های عصبی مصنوعی قابلیت خود را در پیش بینی این پارامترها به منزله ابزاری قدرتمند به خوبی نشان داده اند. در این تحقیق مدل شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تابش کل خورشیدی برای ایستگاه همدیدی تبریز به کار گرفته شد. بدین منظور از مجموعه ای از پارامترهای اقلیمی و هواشناسی موثر در برآورد تابش خورشیدی در حکم ورودی و تعیین ساختار شبکه استفاده شد. پارامترهای فوق از جمله پارامترهایی هستند که از سوی سازمان هواشناسی به صورت روزانه

### منابع

خلیلی، ع.، و رضایی صدر، ح.، ۱۳۷۶، برآورد تابش کلی خورشید در گستره ایران بر مبنای داده های اقلیمی: فصلنامه تحقیقات جغرافیایی، سال دوازدهم، شماره ۴۶، ۱۲۹-۱۲۵.

سبزی پرور، ع. ا.، ۱۳۸۴، مدل سازی اطلس تابش خورشیدی کشور با استفاده از مدل های فیزیکی داده های زمینی و اطلاعات ماهواره ای: گزارش نهایی طرح تحقیقاتی، سازمان هواشناسی کل کشور، دانشگاه بوعلی سینا، ۱۳۱.

- using artificial neural networks: *Solar Energy*, **82**, 1-7.
- Mohandes, M., Rehman, S., and Halawani, T. O., 1998, Estimation of global solar radiation using artificial neural networks: *Renew Energy*, **14**, 179-184.
- Rahimikhoob, A., 2010, Estimating global solar radiation using artificial neural network and air temperature data in a semi-arid environment: *Renewable Energy*, **35**, 2131-2135.
- Rehman, S., and Mohandes, M., 2008, Artificial neural network estimation of global solar radiation using air temperature and relative humidity: *Energy Policy*, **36**(2), V571-V576.
- Sabziparvar, A. A., 2008, A simple formula for estimation global solar radiation in central arid desert of Iran: *Renewable Energy*, **33**, 1002-1010.
- Scheifinger, H., and Kolb, H., 2000, Modeling global radiation in complex terrain: comparing two statistical approaches: *Agric for Meteorol*, **100**, 127-136.
- Sozen, A., Arcaklıoğlu, E., Özalp, M., and Çağlar, N., 2005, Forecasting based on neural network approach of solar potential in Turkey: *Renewable Energy*, **30**, 1075-1090.
- Soltani, A., Meinke, H., and Voil, P., 2004, Assessing linear interpolation to generate daily radiation and temperature data for use in crop simulations: *Eur. J. Agron*, **21**, 133-148.
- Stergiou, C., and Siganos, D., 2008, Neural networks, [http://www.doc.ic.ac.uk/nd/surprise\\_96/journal/vol14/cs11/report.html](http://www.doc.ic.ac.uk/nd/surprise_96/journal/vol14/cs11/report.html).
- Turhan, M., 1995, Neural networks and computation of neural network weights and biases by the generalized delta rule and back-propagation of errors: *Rock Solid Images Press*.
- Tymvios, F. S., Jacovides, C. P., Michaelides, S. C., and Scouteli C., 2005, Comparative study of Angstrom's and artificial neural networks methodologies in estimating global solar radiation: *Sol Energy*, **78**, 752-762.
- Winslow, J. C., Hunt, E. R., and Piper, S. C., 2001, A globally applicable model of daily solar irradiance estimated from air temperature and precipitation data: *Ecol Model*, **43**, 227-243.
- Zarzalejo, L. F., Ramirez, L., and Polo, J., 2005, Artificial intelligence techniques applied to hourly global irradiance estimation from satellite-derived cloud index: *Energy*, **30**(9), 1685-1697.
- کمالی، غ.، و مرادی، ا.، ۱۳۸۳، تابش خورشیدی، اصول و کاربردها در کشاورزی و انرژی‌های نو: انتشارات پژوهشکده هواشناسی، تهران.
- علیائی، ا.، قربانی، م. ع.، و جباری خامنه، ح.، ۱۳۸۷، عملکرد حافظه مدل اتورگرسیو و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه ليقوان: مجموعه مقالات سومین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران (لوح فشرده)، تبریز، دانشگاه تبریز.
- Azadeh, A., Maghsoudi, A., and Sohrabkhani S., 2009, An integrated artificial neural networks approach for predicting global radiation: *Energy Conversion and Management*, **50**, 1497-1505.
- Bosch, J. L., Lopez, G., and Batlles, F. J., 2008, Daily solar irradiation estimation over a mountainous area using artificial neural networks: *Renewable Energy*, **33**, 1622-1628.
- Bakirci, K., 2009, Correlations for estimation of daily global solar radiation with hours of bright sunshine in Turkey: *Energy*, **34**(4), V485-0V501.
- Jiang Y., 2009, Computation of monthly mean daily global solar radiation in China using artificial neural networks and comparison with other empirical model: *Energy*, **34**, 1276-1283.
- Hansen, J. W., 1999, Stochastic daily solar irradiance for biological modeling applications: *Agr Forest Meteorol*, **94**, 53-63.
- Hasenauer, H., Merganicova, K., Petritsch, R., Pietsch, S. A., and Thornton, P. E., 2003, Validating daily climate interpolations over complex terrain in Austria: *Agric For Meteorol*, **119**, 87-107.
- Hokoi, S., Matsumoto, M., and Kagawa, M., 1990, Stochastic models of solar radiation and outdoor temperature: *ASHRAE Trans*, **96**, 245-52.
- Lopez, G., Rubio, M. A., Martinez, M., and Batlles, F. J., 2001, Estimation of hourly global photosynthetically active radiation using artificial neural network models: *Agric Forest Meteorol*, **107**, 279-291.
- Menges, H. O., Ertekin, C., and Sonmete, M. H., 2006, Evaluation of global solar radiation models for Konya, Turkey: *Energy Conversion and Management*, **47**, 3149-3173.
- Mubiru, J., and Banda, K. B., 2008, Estimation of monthly average daily global solar irradiation