



ارزیابی قابلیت مدل برنامه‌ریزی بیان ژن در شبیه‌سازی تابش خورشیدی رسیده به زمین (مطالعه موردی: اهواز)

حسین امجدی^۱، علی ماشاءاله کرمانی^{۲*}، محمد سلطانی^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک بیوسیستم، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران، تهران

۲- استادیار، گروه فنی کشاورزی، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران، تهران

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی آبیاری و زهکشی، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران، تهران

* تهران، کد پستی: ۳۳۹۱۶۵۳۷۵۵، ایمیل: amkermani@ut.ac.ir

چکیده

تعیین میزان تابش خورشیدی رسیده به زمین در هر محل، برای بسیاری از مسایل کاربردی مانند استفاده از انرژی خورشیدی، دارای اهمیت فراوانی است. ولی در بسیاری از ایستگاه‌ها به دلیل هزینه زیاد نصب و نگهداری تجهیزات اندازه‌گیری تابش خورشیدی، اندازه‌گیری مستقیم این پارامتر به‌طور محدود انجام می‌شود. بنابراین در دهه‌های گذشته معادلات تجربی مختلفی برای تخمین این پارامتر توسعه یافته‌اند که در صورت استفاده برای مناطق جدید، نیازمند واسنجی می‌باشند. در این مطالعه به‌منظور بررسی عملکرد مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) در شبیه‌سازی تابش خورشیدی رسیده به زمین از اطلاعات روزانه هواشناسی ایستگاه سینوپتیک اهواز استفاده گردید. به این منظور پارامتر روز از سال و داده‌های روزانه حداقل، حداکثر و میانگین دما، رطوبت نسبی، ساعات آفتابی و تابش برون‌زمینی سه سال متوالی محدودده سال‌های ۲۰۰۶ تا ۲۰۰۸ شهر اهواز به عنوان ورودی مدل GEP انتخاب گردید. همچنین کارایی مدل GEP در مقایسه با دو روش تجربی آنگستروم و هارگریوز-سامانی مورد مطالعه قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل GEP در تخمین تابش خورشیدی رسیده به زمین، به‌طورکل دارای عملکرد بهتری نسبت به معادله‌های تجربی می‌باشد و از بین معادله‌های تجربی مورد استفاده در این تحقیق، معادله آنگستروم دارای دقت بهتری نسبت به مدل هارگریوز-سامانی بود.

کلیدواژگان: تابش خورشیدی، برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، مدل‌های تجربی، اهواز، داده‌های هواشناسی

Capability evaluation of Gene Expression Programming (GEP) in the simulation of solar radiation (Case study: Ahwaz)

Hossein Amjadi¹, Ali mashaallah Kermani^{2*}, Mohammad Soltani³

¹- M.Sc. Student, Biosystem Mechanical Engineering, Aburaihan Campus, University of Tehran, Tehran, Iran

²- Assistant professor, Agrotechnology Department, Aburaihan Campus, University of Tehran, Tehran, Iran

³- Irrigation and Drainage Department, University of Tehran, Tehran, Iran

* P.O.B. 3391653755 Tehran, Iran, amkermani@ut.ac.ir

Received: 23 December 2018 Accepted: 13 May 2019

Abstract

Determining the amount of solar radiation reaching the ground in each location is important for many practical applications such as the use of solar energy. However, in many stations due to the high cost of installing and maintaining solar radiation measuring equipment, the direct measurement of this parameter is limited. Hence, in the past decades, some empirical equations have been developed to estimate the received solar radiation that needs to calibrate for use in any location. In this study in order to evaluate the performance of gene expression programming method for solar radiation simulation, daily meteorological data of Ahwaz synoptic station were used. For this purpose, day of the year parameter and daily data of the minimum temperature, maximum temperature and average temperature, relative humidity, sunshine hours and the extraterrestrial radiation of three consecutive years (2006-2008) in Ahwaz were selected as input for GEP models. The performance of the GEP model in comparison with experimental methods angstrom and Hargreaves-Samani were studied also. Generally the results showed that, GEP model had better performance than empirical equations for estimates of solar radiation and among of the empirical equation used in this study, the Angstrom equation was accurate compared to the Hargreaves-Samani model.

Keywords: Solar Radiation, Gene Expression Programming (GEP), Experimental Models, Ahwaz, Weather Data



۱- مقدمه

شناخته شده است که برای تخمین تابش خورشید در بسیاری از مدل‌های هیدرولوژیکی و کشاورزی استفاده می‌شود [۱۳]. باکیرسی (۲۰۰۹) فهرستی از ۶۰ مدل تجربی را برای تخمین میانگین ماهانه تابش خورشیدی کل روزانه توسعه داد که بسیاری از آن‌ها، همان بیان ریاضی تنها با ثابت‌های رگرسیونی متفاوت هستند. با توجه به نتایج بسیاری از مطالعات موجود، این ضرایب ثابت کاملاً به مکان مورد بررسی بستگی دارند [۱۴]. علیزاده و خلیلی (۲۰۰۹) با استفاده از داده‌های هواشناسی شهر مشهد ضرایب معادله آنگستروم را با دقت مناسبی تخمین زدند [۱۵]. نتایج برخی از تحقیقات نشان داده که چنانچه این مدل برای هر منطقه واسنجی شود، نتایج دقیق‌تری نسبت به مدل‌های مبتنی بر دما و ابرناکی ارائه می‌دهد [۱۶-۱۷].

رحیمی خوب و همکاران (۲۰۱۰) در تحقیقی دو روش تجربی آنگستروم و هارگریوز-سامانی که به ترتیب مبتنی بر ساعات آفتابی و دمای هوا هستند، جهت برآورد تابش خورشیدی روزانه در جنوب شرق تهران را واسنجی و ارزیابی نمودند. نتایج نشان داد که مدل‌های تجربی با دقت خوبی تابش خورشید را برآورد می‌کند، اما مدل‌های مبتنی بر ساعات آفتابی نسبت به مدل‌های مبتنی بر دمای هوا برتری دارند [۱۸]. مدل‌های تجربی بسط یافته برای تخمین تابش خورشیدی رسیده به زمین به‌طور کلی منطقه پایه بوده و در صورت استفاده برای سایر مناطق به دلیل ذات تجربی آن‌ها عموماً نیازمند به واسنجی هستند. از این‌رو در سال‌های اخیر توجه محققین به سوی استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین جلب شده است. یاداو و چندل (۲۰۱۴) تعداد زیادی از مطالعات انجام شده که در آن‌ها از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برای تخمین تابش خورشیدی روی سطح افقی استفاده شده بود را مورد بازبینی قرار دادند. با وجودی که آن‌ها به‌طور شفاف، مقیاس‌های زمانی تخمین‌ها و همچنین انواع تابش خورشیدی را لحاظ نکرده بودند اما نتایج نشان داد که مدل‌های ANN از مدل‌های تجربی دقیق‌تر می‌باشند [۱۹]. نتایج مطالعات کومار و همکاران (۲۰۱۵) در مقایسه مدل‌های تجربی خطی و شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین میانگین ماهانه تابش کل روزانه نشان داد که که مدل‌های ANN دارای عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های رگرسیونی بودند [۲۰]. رحمان و مهندس (۲۰۰۸) برای منطقه‌ای در عربستان، سه مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از داده‌های دمای هوا و رطوبت نسبی و پارامتر روز از سال که اثر زمان را روی پارامترهای اقلیمی تدوین کردند. نتایج بررسی‌های آنان نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه قادر است با استفاده از ورودی‌های رطوبت نسبی، میانگین روزانه دمای هوا، تابش خورشیدی این منطقه را با دقت خوبی برآورد نماید و نتایج بهتری نسبت به مدل‌های تجربی ارائه دهد [۲۱]. بیات و میرلطیفی (۲۰۰۹) از شبکه‌های عصبی مصنوعی و شش مدل رگرسیونی برای تخمین RS ایستگاه شیراز در سال‌های ۱۹۸۵ الی ۱۹۹۰ استفاده نمودند. آن‌ها ابتدا از آمار ایستگاه کرج که تا حدودی دارای شرایط اقلیمی مشابه با ایستگاه شیراز می‌باشد، برای آموزش شبکه‌های مختلف عصبی و همچنین واسنجی معادلات تجربی استفاده نمودند. سپس معادلات تجربی واسنجی شده و شبکه‌های آموزش دیده را برای ایستگاه شیراز با آماره‌های مختلف خطا مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج آن‌ها حاکی از آن بود که شبکه عصبی مصنوعی با پارامترهای ورودی تابش برون‌زمینی، ساعات آفتابی واقعی و ساعات آفتابی حداکثر، بهترین نتیجه را ارائه می‌دهد [۲۲]. نتایج مطالعات شریفی و همکاران (۲۰۱۶) در مقایسه مدل‌های شبکه عصبی

یکی از مهم‌ترین چالش‌ها برای تأمین انرژی جهان در آینده نزدیک، تلفیق منابع انرژی تجدیدپذیر به‌ویژه منابع غیرقابل پیش‌بینی مانند خورشید و باد با ساختارهای تأمین انرژی کنونی خواهد بود [۱]. امروزه به‌دلیل مشکلات زیست محیطی ناشی از احتراق سوخت‌های فسیلی در قرن بیست و یکم، انرژی خورشیدی به یک گزینه بسیار جذاب تبدیل شده است. یک دلیل مهم دیگر برای ارزش‌گذاری انرژی خورشیدی، مصرف بیش از اندازه سوخت‌های فسیلی با ذخایر محدود می‌باشد. کمبود سوخت‌های فسیلی یک چالش طولانی مدت در سراسر جهان است که نیازمند تلاش برای دستیابی به منابع انرژی پایدار و تجدیدپذیر می‌باشد [۲]. تابش خورشیدی رسیده به سطح زمین، مهم‌ترین منبع انرژی تجدیدپذیر در طبیعت می‌باشد. خورشید با انتشار نور و حرارت، کاربردهای فراوانی مانند صفحات فتوولتائیک و سیستم‌های حرارتی-خورشیدی را در اختیار بشر گذاشته است [۳]. دانستن مقدار تابش خورشیدی رسیده به زمین در هر محل برای بسیاری از مسایل کاربردی از جمله استفاده از انرژی خورشیدی، تخمین تبخیر و تعرق، مدل‌های رشد محصولات کشاورزی و طراحی معماری، اهمیت فراوان دارد. اما علی‌رغم اهمیت اندازه‌گیری این پارامتر، به‌دلیل مشکلات اقتصادی، حساس بودن و در نتیجه نیاز به مراقبت‌های زیاد، وسایل و ابزار مناسب اندازه‌گیری تابش نه تنها در کشورهای در حال توسعه بلکه در کشورهای توسعه یافته نیز برخلاف سایر پارامترهای هواشناسی از جمله دما و بارش در همه مناطق، موجود نبوده و غالب ایستگاه‌های هواشناسی فاقد آن می‌باشند بنابراین باید به گونه‌ای آن را تخمین زد [۴]. تابش خورشیدی رسیده به زمین (Rs) را می‌توان با استفاده از پیرانومتر^۲ به‌طور مستقیم اندازه‌گیری نمود. در واقع بهترین راه اندازه‌گیری تابش خورشیدی رسیده به سطح زمین، نصب پیرانومترها در ایستگاه‌های هواشناسی و خواندن اطلاعات ضبط شده توسط آن‌ها می‌باشد. اما در بسیاری از ایستگاه‌ها به‌دلیل هزینه زیاد نصب و نگهداری تجهیزات و نیز نیاز به واسنجی، تجهیزات اندازه‌گیری Rs وجود ندارد. بنابراین اندازه‌گیری مستقیم این پارامتر به‌طور محدود انجام می‌شود. از طرفی در بسیاری از ایستگاه‌ها پارامترهای هواشناسی مانند دمای هوا، ساعات آفتابی، رطوبت نسبی و سرعت باد اندازه‌گیری می‌شوند که می‌توان با استفاده از آن‌ها و به کمک روابط و مدل‌های ریاضی مقدار Rs را برآورد نمود [۵]. اگرچه مطالعات زیادی در زمینه برآورد تابش خورشیدی در خارج از کشور انجام شده است [۶-۱۰]. اما در داخل ایران مطالعات اندکی در این زمینه انجام گرفته است. طی دهه‌های گذشته، محققان زیادی معادلات تجربی و مدل‌های غیرخطی مختلفی را برای تخمین Rs با استفاده از پارامترهای هواشناسی ارائه نمودند که می‌توان آن‌ها را در سه گروه معادلات مبتنی بر ابرناکی (ردی سوپیت و کاپل، اهنبرگ و بولن)، بر اساس ساعات آفتابی (مدل Angstrom-Prescott) و دمای هوا (مدل‌های Bristow-Campbell; Hargreaves-Samani, Campbell; Mahmud-Hobard, Campbell-Donatelli) تقسیم‌بندی نمود [۱۱-۱۲]. به‌طور کلی معادلات مبتنی بر ساعات آفتابی با ضرایب واسنجی شده نسبت به دو گروه دیگر معادلات مبتنی بر ابرناکی و دمای هوا از دقت بالاتری برخوردارند. اگرچه معادلات مبتنی بر ساعات آفتابی از قدرت تخمین بهتری برخوردارند ولی در برخی از ایستگاه‌ها به دلیل عدم اندازه‌گیری پارامتر ساعات آفتابی استفاده از معادلات دمایی ضرورت می‌یابد. از میان مدل‌های تابش مبتنی بر ساعات آفتابی، مدل آنگستروم معروف‌ترین مدل



۲- مواد و روش‌ها

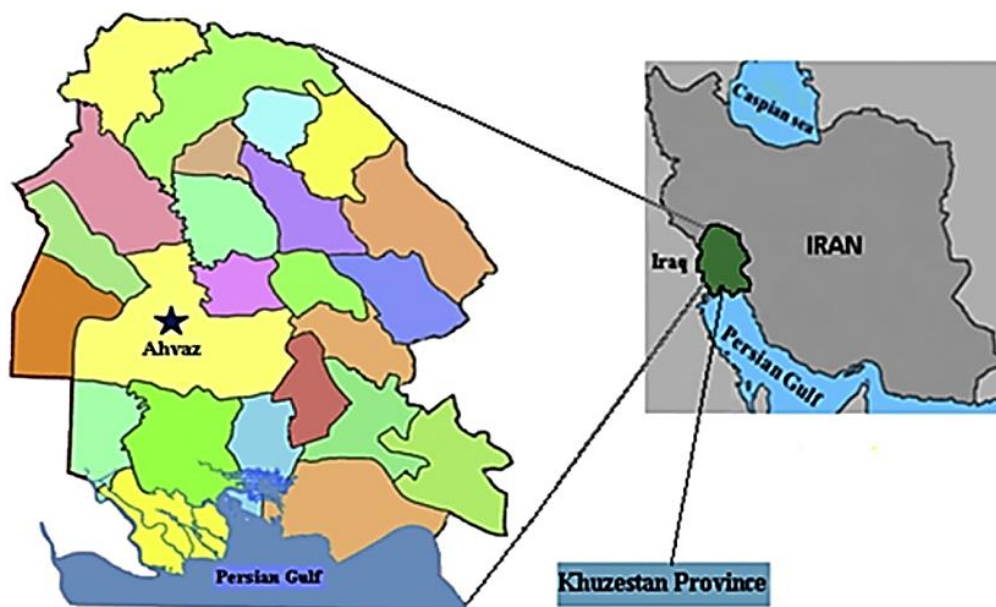
۱-۲- منطقه مورد مطالعه و منابع داده‌ها

اهواز یکی از کلان‌شهرهای ایران است که در بخش مرکزی شهرستان اهواز قرار دارد (شکل ۱) و به‌عنوان مرکز استان خوزستان شناخته می‌شود. جمعیت این شهر طبق آمار رسمی سال ۱۳۹۰ برابر ۱۱۱۲۰۲۱ نفر می‌باشد، که به‌عنوان هفتمین شهر پرجمعیت ایران به‌شمار می‌آید. اهواز در موقعیت جغرافیایی ۳۱ درجه و ۳۳ دقیقه عرض شمالی و ۴۸ درجه و ۶۶ دقیقه طول شرقی، در بخش جلگه‌ای خوزستان و با ارتفاع ۲۲/۵ متر از سطح دریا واقع شده است (جدول ۱). اهواز با ۱۸۶۵۰ هکتار به‌عنوان یکی از قطب‌های کشاورزی ایران محسوب می‌شود. بر مبنای طبقه‌بندی کوپن، خوزستان دارای اقلیم نیمه‌خشک است که میانگین بارش سالانه در شهرستان اهواز ۲۱۳ میلی‌متر و میانگین دمای آن در سال ۲۵ درجه سلسیوس می‌باشد. جهت تخمین تابش رسیده به سطح زمین از داده‌های اقلیمی شامل دمای حداقل، حداکثر و میانگین، رطوبت نسبی، ساعات آفتابی، تابش برون‌زمینی و همچنین پارامتر روز از سال استفاده شد. به دلیل تغییرات کم در پارامتر RS در این مطالعه از ۳ سال دوره آماری برای شبیه‌سازی آن استفاده شد (جدول ۲). در پژوهش‌هایی که اخیراً در زمینه شبیه‌سازی تابش خورشیدی روزانه با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی صورت گرفته است، تنها از اطلاعات روزانه‌ی متغیرهای اقلیمی یک ساله استفاده شده است [۲۷ و ۲۸].

مصنوعی و برنامه‌ریزی بیان ژن و پنج مدل تجربی دما پایه در تخمین RS برای استان‌های آذربایجان غربی و آذربایجان شرقی، حاکی از دقت مدل‌های هوش مصنوعی بود [۲۳]. معتمد شریعتی و همکاران (۲۰۱۶) نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی با شش متغیر ورودی دمای میانگین و رطوبت نسبی هوا، ساعات آفتابی، تابش خارج از جو، شماره روز سال و درجه حرارت خشک شهرستان مشهد تابش خورشیدی دریافتی با دقت مناسبی میزان تشعشع را تخمین بزند. هدف از این تحقیق مطالعه بررسی قابلیت و عملکرد مدل برنامه‌ریزی بیان ژن برای تخمین تابش رسیده به سطح زمین در شهرستان اهواز با استفاده از داده‌های هواشناسی و مقایسه با مدل‌های تجربی آنگستروم و هارگریوز-سامانی بود [۲۴]. مهدی‌زاده و همکاران (۲۰۱۶) در پژوهشی، توانایی قابلیت روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی استنتاجی-فازی و برنامه‌ریزی بیان ژن را در شبیه‌سازی تابش خورشیدی کلی روزانه مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که این روش‌ها دارای دقت بالاتری نسبت به معادلات تجربی هستند [۲۵]. صمدیانفر و همکاران (۲۰۱۹) با مقایسه روش‌های داده‌کاوی ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی استنتاجی-فازی، مدل درختی، برنامه‌ریزی بیان ژن و چندین معادله تجربی، به شبیه‌سازی تابش خورشیدی روزانه پرداختند. نتایج این بررسی نشان داد که روش‌های داده‌کاوی نسبت به روش‌های تجربی به‌طور عام، دارای عملکرد بهتری بوده و روش‌های ماشین بردار پشتیبان به‌طور خاص دارای بالاترین دقت بود [۲۶].

جدول ۱ مشخصات جغرافیایی ایستگاه سینوپتیک اهواز

ایستگاه	طول جغرافیایی (شرقی)	عرض جغرافیایی (شمالی)	وسعت (km ²)	ارتفاع از سطح دریا (m)	دوره آماری
اهواز	۴۸/۶۶	۳۱/۳۳	۱۸۵	۲۲/۵	۲۰۰۸ - ۲۰۰۶



شکل ۱ موقعیت جغرافیایی اهواز در استان خوزستان و ایران

جدول ۲ مشخصات آماری متغیرهای اقلیمی ایستگاه مورد مطالعه

R	SK	K	SD	SE	X _{max}	X _{min}	متغیر
۰/۷۶۰	-۰/۲۹	-۱/۲۵	۱۱/۳۷	۰/۳۸۲	۴۴/۲	۶/۶	T _{max} (°C)
۰/۶۶۹	-۰/۲۳۲	-۱/۲۱	۸/۹۱	۰/۲۹۹	۳۴/۴	۰/۲	T _{min} (°C)
۰/۷۲۸	-۰/۲۵	-۱/۲۸	۱۰/۰۳	۰/۳۳	۳۶/۶	۵/۳	T _{mean} (°C)
۰/۷۴۹	-۱/۳۲	۰/۸۶	۳/۲۴	۰/۱	۱۲/۸	۰	SD (hours)
-۰/۷۸۰	۰/۶۹	-۰/۳۶	۱۹/۶۳	۰/۶۵	۸۵/۴	۱۰/۸	RH (%)
۱	-۰/۳۱	-۰/۶۹	۶۵۶/۷۳	۲۲/۰۶	۲۹۸۷	۱۰۲	R _s (MJm ⁻² day ⁻¹)

تابش برون‌زمینی برای هر روز از سال در عرض جغرافیایی مختلف با استفاده از مقدار ثابت خورشیدی، زاویه میل خورشید و زمان به صورت روابط زیر برآورد می‌شود.

در این معادله R_a تابش برون‌زمینی (مگاژول بر متر مربع بر روز)، G_{sc} ثابت خورشیدی (مساوی با $۰/۰۸۲۰$ مگاژول بر متر مربع بر دقیقه)، d_r فاصله نسبی زمین تا خورشید، ω_s زاویه ساعتی خورشید، φ عرض جغرافیایی (رادیان)، δ زاویه میل خورشید (رادیان) و N حداکثر ساعات آفتابی روزانه می‌باشد.

معادلات تجربی ارائه شده دارای برخی ضرایب تجربی می‌باشند که تجربه محققان مختلف ثابت کرده است تنها در صورت استفاده از ضرایب واسنجی شده در هر محل، نتایج تخمین R_s به نتایج واقعی نزدیک خواهد بود [۳۱]. یعنی این ضرایب باید برای هر محل که خواهان محاسبه تابش خورشیدی آن هستیم کالیبره شوند و یک مورد مهم دیگر که می‌توان به آن اشاره کرد و سبب شده است که گرایش به سمت سایر روش‌ها برود دقت کم این روش‌های تجربی می‌باشد. از این رو در این مطالعه از مدل برنامه‌ریزی بیان ژن جهت برآورد تابش خورشیدی استفاده شده است و نتایج این روش با نتایج معادلات تجربی مقایسه شده است.

۶- برنامه‌ریزی بیان ژن

برنامه‌ریزی بیان ژن که اولین بار به وسیله فریرا (۲۰۰۱) معرفی شد، یک الگوریتم تکاملی است که برنامه‌های کامپیوتری را استنتاج نموده و مدل‌های ریاضیاتی را از داده‌های آزمایشی پیش‌بینی می‌کند. الگوریتم این روش مشابه روش برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) است با این تفاوت که در این روش از رشته‌های کاراکتری با طول ثابت که کروموزوم نامیده می‌شوند برای ارائه برنامه‌های کامپیوتری که بعداً به صورت بیان درختی اظهار می‌شوند استفاده می‌شود. ساختار کروموزوم‌های خطی عملکرد عملگرهای مهم ژنتیکی مانند جهش، انتقال و ترکیب را تسهیل می‌سازد. از مزیت‌های روش GP آن است که ایجاد تنوع ژنتیکی بسیار ساده‌سازی شده است و دیگر نقطه قوت آن طبیعت و سرشت منحصربفرد و مولتی‌ژنیک آن می‌باشد که برنامه‌های بسیار پیچیده را نیز استنتاج و استخراج می‌کند. GP در مقایسه با روش GP، ۱۰۰ تا ۱۰۰۰۰ برابر سریع‌تر می‌باشد [۳۱]. برای آماده‌سازی این مدل چند مرحله اساسی وجود دارد. در گام اول تابع برازش باید تعریف شود. بر مبنای نتایج گزارش شده (شیری و همکاران ۲۰۱۲-۲۰۱۴) کاربرد تابع برازش ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) دقیق‌ترین نتایج را حاصل نموده است [۲۳-۲۲]. مرحله دوم شامل انتخاب مجموعه ترمینال‌ها و مجموعه توابع برای ایجاد کروموزوم‌هاست. مجموعه ترمینال‌ها که در این مطالعه شامل متغیرهای اقلیمی برای هر مدل GP است. در جدول ۵ ارائه شده است. برای انتخاب توابع مناسب در مجموعه

$$R_a = \frac{24 \times 60}{\pi} G_{sc} d_r [\omega_s \sin(\varphi) \sin(\delta) + \cos(\varphi) \cos(\delta) \sin(\omega_s)] \quad (۳)$$

$$d_r = 1 + 0.033 \cos\left(\frac{2\pi}{365} J\right) \quad (۴)$$

$$\delta = 0.409 \sin\left(\frac{2\pi}{365} J\right) - 1.39 \quad (۵)$$

$$\omega_s = \arccos[-\tan(\varphi) \tan(\delta)] \quad (۶)$$

$$N = \frac{24}{\pi} \omega_s \quad (۷)$$

R و SK ، K ، SD ، SE ، X_{max} ، X_{min} به ترتیب بیانگر حداقل، حداکثر، خطای معیار، انحراف استاندارد، ضریب کشیدگی، چولگی، و ضریب همبستگی پارامتر مورد نظر با R_s می‌باشد. کاربرد پارامتر چولگی در بررسی نرمال بودن یا عدم نرمال بودن توزیع متغیرهای هواشناسی می‌باشد. قرار گرفتن مقدار این پارامتر در بازه -1 تا $+1$ ، بیانگر توزیع نرمال مورد نظر می‌باشد.

۳- معادله آنگستروم

معادله آنگستروم، تابش رسیده به زمین را به صورت رابطه ۱ به تابش برون‌زمینی و ساعات آفتابی ارتباط می‌دهد.

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

که در آن: R_a و R_s به ترتیب تابش رسیده به زمین و تابش برون‌زمینی بر حسب مگاژول بر متر مربع در روز، n و N به ترتیب ساعات آفتابی اندازه‌گیری شده واقعی و حداکثر ساعات آفتابی روزانه و a و b ضرایب ثابت رگرسیون معادله آنگستروم هستند [۱۳].

۴- معادله هارگریوز-سامانی

هارگریوز-سامانی رابطه ۲ را برای تخمین تابش خورشیدی ارائه دادند.

$$\frac{R_s}{R_a} = (KT) \times (TD)^{0.5} \quad (۲)$$

که در آن: TD دامنه تغییرات روزانه دمای هوا (°C) و KT ضریب ثابت معادله است. هارگریوز آن‌ها هم‌چنان مقدار KT را برای مناطق ساحلی و غیرساحلی به ترتیب $۰/۱۹$ و $۰/۱۶$ توصیه نمودند. T_{min} و T_{max} به ترتیب دمای بیشینه و کمینه روزانه هوا می‌باشند [۳۰].

۵- محاسبه تابش برون‌زمینی



§Correlation Coefficient

¶. Sunset Hour Angle

∇. Gene Expression Programming

△Root Means Square Error

§ Standard Error

∇ Standard Deviation

¶ Kurtosis Coefficient

§ Skewness

وجود ندارد [۳۴]. در این مقاله تابع اتصال جمع برای ایجاد پیوند بین زیر درخت‌ها مورد استفاده قرار گرفت. در گام آخر عملگرهای ژنتیکی انتخاب می‌شوند. این عملگرها و مقادیر آن‌ها در جدول ۳ ارائه شده است. به منظور بررسی تأثیر پارامترهای مختلف اقلیمی در تخمین تابش خورشیدی رسیده به زمین، مدل‌های مختلف GEP با ورودی‌های متفاوت در این مطالعه مورد ارزیابی قرار گرفت (جدول ۴).

توابع نیز از تجربه‌های محققین گیوین و همکاران (۲۰۰۸) و شیرینی و همکاران (۲۰۱۲) استفاده شد [۳۳ و ۳۵]. مرحله سوم تعیین برخی پارامترهای کنترلی اجرای برنامه است. این پارامترها به همراه مجموعه توابع استفاده شده در مرحله دوم در جدول ۳ خلاصه شده است. مرحله چهارم عبارت است از انتخاب تابع اتصال که برای زیردرخت‌های جبری باید تابع پیوندی جمع یا ضرب انتخاب شود [۳۲]. به طور کلی انتخاب تابع اتصال بستگی به ماهیت مسأله داشته و هیچ‌گونه قاعده‌ای برای تعیین این که کدام یک از این توابع مناسب‌تر است

جدول ۳ عملگرهای ژنتیکی و مقادیر آن‌ها

مجموعه توابع	$+, -, \times, \div, \sqrt{\quad}, \sqrt[3]{\quad}, x^2, x^3, exp, x^{-1}, avg$
تعداد کروموزوم‌ها	۳۰
طول رأس	۸
تعداد ژن‌ها	۳
تابع اتصال	جمع (+)
تابع خطای برازش	ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)
نرخ جهش	۰/۰۴۴
نرخ برگشت	۰/۱
نرخ تلاقی تک نقطه‌ای	۰/۳
نرخ تلاقی تک نقطه‌ای	۰/۳
نرخ تلاقی ژنی	۰/۱
نرخ جابجایی ژنی	۰/۱
نرخ انتقال ژنی	۰/۱
ابزار جریمه	Parsimony pressure

جدول ۴ مجموعه ترمینال‌های (پارامترهای اقلیمی) مدل‌های مختلف GEP

مدل	پارامترهای اقلیمی
GEP1	DOY
GEP2	T_x, T_n, DOY
GEP3	T_x, T_n, DOY, T_m
GEP4	T_x, T_n, DOY, T_m, RH
GEP5	$T_x, T_n, DOY, T_m, RH, SD$
GEP6	$T_x, T_n, DOY, T_m, RH, SD, R_a$

که در آن: X_i مقادیر اولیه، X_n مقادیر نرمال شده، X_{max} و X_{min} به ترتیب حداقل و حداکثر مقادیر پارامتر مورد نظر می‌باشند.

برای ارزیابی توانایی مدل از ترکیب‌های مختلف پارامترهای اقلیمی به عنوان ورودی استفاده گردید. ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد باقی‌مانده جهت آزمون مدل GEP اختصاص یافت. در مرحله آزمون مدل با استفاده از داده‌هایی که در آموزش شرکت داده نشده بودند، روابط غیرخطی پیش‌بینی مقادیر R_s توسط مدل استخراج شد. به منظور بررسی دقت و همچنین مقایسه عملکرد مدل‌های مورد استفاده در شبیه‌سازی پارامتر تابش خورشیدی رسیده به زمین از آماره‌های ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و ضریب تبیین (R^2) استفاده گردید (رابطه-های ۹-۱۱).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y - \hat{y})^2} \quad (9)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y - \hat{y}| \quad (10)$$

معیارهای توقف GEP ممکن است یکی از معیارهای زیر و یا ترکیبی از آن‌ها باشد:

۱- شرط عدم بهبود بهترین جواب در طی چندین نسل پیاپی: اگر بین بهترین جواب طی چندین نسل، تفاوت محسوسی مشاهده نشود، می‌تواند دلیلی بر رسیدن به جواب بهینه مطلق باشد.

۲- شرط تعداد نسل معین: این شرط زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد که انتظار می‌رود تعداد نسل کمی منجر به یافتن پاسخ بهینه عمومی شود.

۳- عدم بهبودی بهترین جواب در طی مدت زمان معین: در این معیار اگر طی مدت زمان معینی در بهترین جواب انتخاب شده نسل آخر بهبودی ایجاد نگردد محاسبات متوقف می‌شود.

به دلیل اختلاف زیاد میان مقادیر عددی متغیرهای استفاده شده در این مطالعه، لازم است که داده‌های اولیه نرمال شوند. با این کار سرعت و دقت آموزش مدل‌ها افزایش می‌یابد. بنابراین برای پیشگیری از تحت تأثیر قرار گرفتن مدل به وسیله متغیرهای با مقادیر بزرگ، تمامی داده‌های ورودی و خروجی با استفاده از رابطه ۸ زیر بین عدد ۱ و -۱ نرمال شدند.

$$X_n = 2 \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} - 1 \quad (8)$$



در این مطالعه دو مدل تجربی آنگستروم (بر مبنای ساعت آفتابی) و هارگریوز-سامانی (بر مبنای دمای هوا) جهت تخمین R_s استفاده شد. به این منظور ضرایب تجربی هر دو مدل پس از واسنجی محاسبه و نتایج عملکرد آنها در جداول نمایش داده شده است. ضرایب مدل آنگستروم $a = 1/136$ و $b = 1/709$ و ضریب مدل هارگریوز $KT = 0.622$ بدست آمد. باتوجه به مقادیر آماره‌های جدول ۵ نمایان است که مدل آنگستروم دارای عملکرد مناسب‌تری نسبت به مدل هارگریوز-سامانی است. نتایج رحیمی خوب و همکاران (۲۰۰۹) و همچنین علیزاده و خلیلی (۲۰۰۹) در مقایسه مدل‌های آنگستروم و هارگریوز-سامانی مؤید نتایج بدست آمده در این مطالعه است.

$$R^2 = \frac{(\sum_{i=1}^N (y - \bar{y})(\hat{y} - \bar{\hat{y}}))^2}{\sum_{i=1}^N (y - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^N (\hat{y} - \bar{\hat{y}})^2} \quad (11)$$

در این رابطه‌ها، y و \bar{y} به ترتیب مقادیر R_s اندازه‌گیری شده و میانگین آن، \hat{y} و $\bar{\hat{y}}$ نیز به ترتیب مقادیر شبیه‌سازی شده R_s و میانگین آن برای تعداد N نمونه می‌باشند. برای شبیه‌سازی R_s از نرم‌افزار GeneXproTools 5.0 و برای محاسبه ضرایب معادلات تجربی از صفحه گسترده Excel استفاده شد.

۷- نتایج و بحث

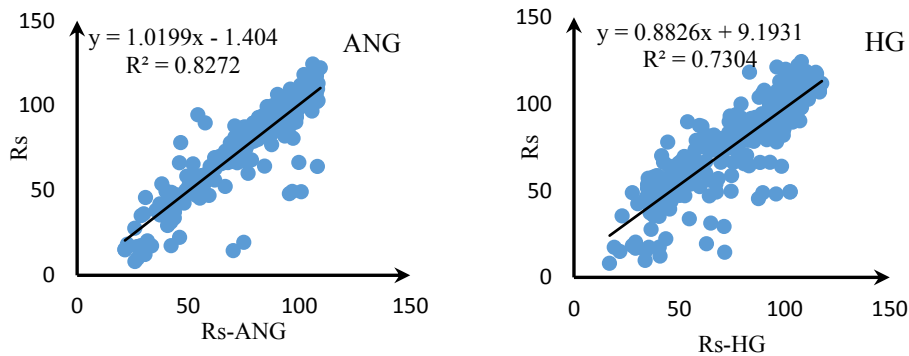
۷-۱- نتایج مدل‌های تجربی

جدول ۵ نتایج عملکرد مدل‌های تجربی

آماره‌ها			ترکیب متغیرهای اقلیمی	مدل تجربی
RMSE	MAE	R^2		
۱۰/۹۲	۶/۷۳	۰/۸۲۷	R_a, N, n	آنگستروم
۱۳/۹۵	۱۰/۱۶	۰/۷۳۰	T_x, T_n, R_a	هارگریوز-سامانی

مدل‌های تجربی آنگستروم و هارگریوز-سامانی نمایش داده شده است.

در شکل ۲ نمودار پراکنش مقادیر تخمینی و اندازه‌گیری شده R_s در



شکل ۲ نمودار پراکنش مقادیر تخمینی و اندازه‌گیری شده R_s در مدل‌های تجربی



در پیش‌بینی R_s استفاده شد. این مدل حائز کم‌ترین دقت در میان مدل‌های GEP بود و دقت آن کم‌تر از مدل‌های تجربی بود. در جدول ۶ نتایج مدل برنامه‌ریزی بیان ژن برای پارامترهای متفاوت ورودی ارائه شده است.

۷-۲- نتایج مدل GEP

در این مطالعه از پارامترهای اقلیمی مختلف به‌عنوان ورودی در مدل GEP1 استفاده شد. در مدل GEP1 فقط از پارامتر روز از سال جهت بررسی تأثیر زمان

جدول ۶ ترکیب مختلف متغیرهای اقلیمی و نتایج ارزیابی مدل‌های GEP

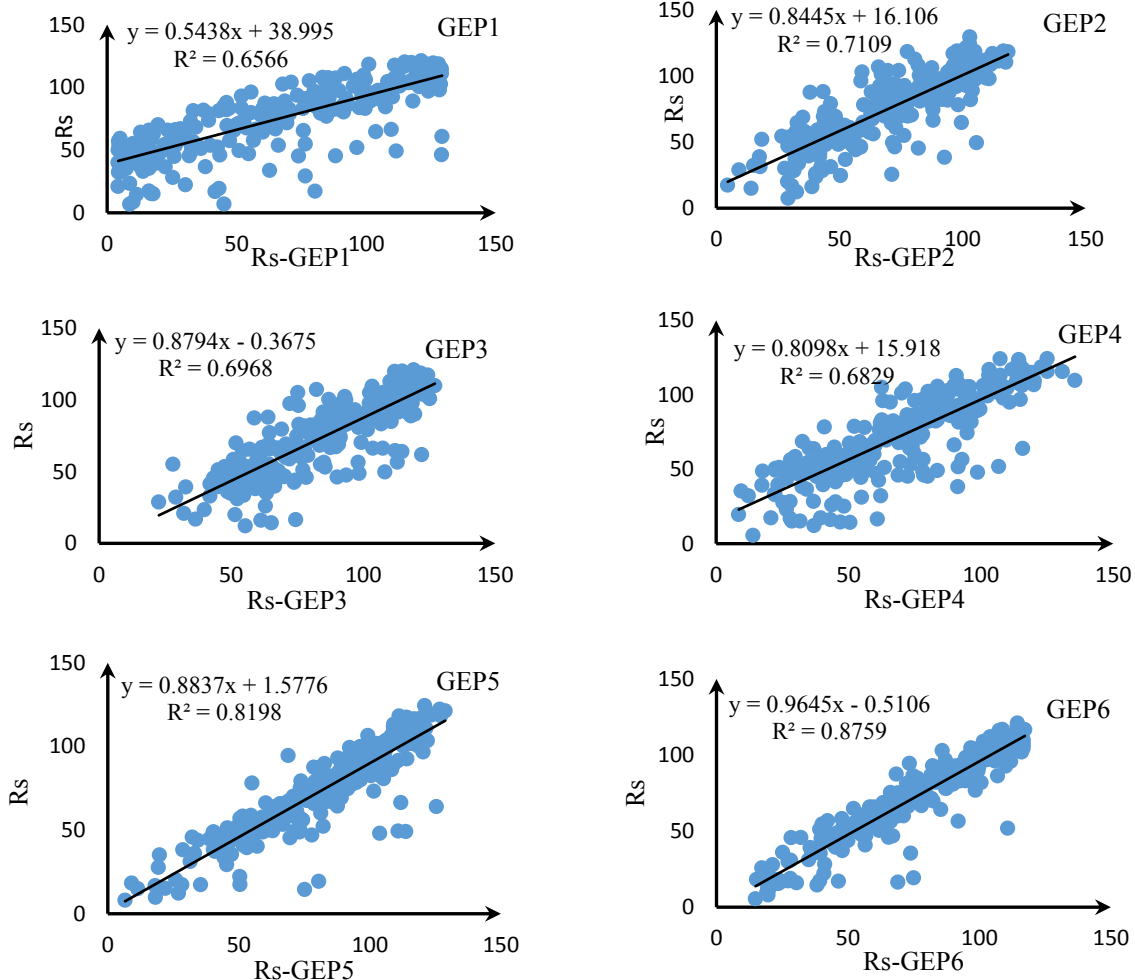
آماره‌ها			ترکیب متغیرهای اقلیمی	ردیف
RMSE	MAE	R^2		
۲۰/۵۱	۲۱/۷۱	۰/۶۵۶	DOY	GEP1
۱۵/۹۳	۱۱/۸۹	۰/۷۱۱	T_x, T_n, DOY	GEP2
۱۸/۰۷	۱۳/۵۶	۰/۸۳۵	T_x, T_n, DOY, T_m	GEP3
۱۶/۴۶	۱۲/۵۹	۰/۸۲۶	T_x, T_n, DOY, T_m, RH	GEP4
۱۴/۴۴	۱۰/۱۹	۰/۸۱۹	$T_x, T_n, DOY, T_m, RH, SD$	GEP5
۱۰/۴۵	۶/۹۳	۰/۸۷۵	$T_x, T_n, DOY, T_m, RH, SD, R_a$	GEP6

به ورودی‌های مدل GEP3، عملکرد مدل GEP4 در آماره‌های خطای RMSE و MAE بهبود یافت اما ضریب تبیین آن‌ها نسبت به مدل GEP3 کاهش یافت. در مدل GEP5، پارامتر ساعات آفتابی واقعی به مجموع ورودی‌های مدل GEP4 اضافه گردید و نتایج حاکی از کاهش آماره‌های

با افزودن دو پارامتر T_x و T_n به ورودی مدل GEP1، نتایج به صورت قابل توجهی بهبود یافت (GEP2) در مدل GEP3 پارامتر دمای میانگین به سایر ورودی‌ها افزوده شد. در این حالت ضریب تبیین نسبت به مدل GEP2 افزایش یافت اما آماره‌های خطا یعنی RMSE و MAE افزایش یافتند. با افزودن پارامتر

نکته اشاره کرد که معادلات استخراج شده به این روش نیازمند واسنجی نبوده و با جای‌گذاری پارامترهای مورد نیاز در هر معادله، مقادیر R_s را به دست آورد. در جدول ۷ معادلات استخراج شده به روش GEP با توجه پارامترهای ورودی هر مدل ارائه شده است. نمودار پراکنش مقادیر تخمینی R_s به روش GEP و مقادیر اندازه‌گیری شده آن در شکل ۳ نمایش داده شده است.

MAE و RMSE استفاده از تمام پارامترهای اقلیمی کامل در مدل GEP6 منجر به حصول بالاترین دقت در تمام آماره‌ها شد اما باید خاطر نشان شود که به‌طور کل مدلی که همزمان با تعداد پارامترهای ورودی که دارای عملکرد قابل قبول می‌باشد، مناسب‌تر است. مقایسه نتایج مدل‌های تجربی و مدل GEP نشان از عملکرد مناسب‌تر مدل GEP بود. از مزایای مدل GEP می‌توان به این



شکل ۳ نمودار پراکنش مقادیر تخمینی و اندازه‌گیری شده R_s در مدل GEP

جدول ۷ معادله‌های استخراج شده به روش GEP

مدل	معادله‌های استخراج شده
GEP1	$R_s = \left[3 \sqrt{\left(\frac{0.5 \times (7.8595 + DOY) - 0.517}{2} \right)^2} \right] + \left[\sqrt{\frac{DOY - 2.7762}{2}} \times (DOY^3 - DOY^2) \right] + \left[(1.7689 + DOY)(DOY^3) - 2 \times DOY \times \sqrt[3]{DOY} \right]$
GEP2	$R_s = \left[\left(\frac{DOY - 2.3781}{2} \right) \times \left(\frac{T_x + DOY}{2} \right)^3 \times (\exp(DOY))^3 \right] + \left[\left((\exp(T_x) - \exp(T_n)) \times \frac{T_x - 7.3434}{2} \right) \right] + \left[\frac{(T_x \times DOY) + (DOY - T_n)}{2} \right] + \left[\frac{(DOY + 4.0976) \times \exp(T_x)}{2} \right]$



$$R_s = \left[\left((11.1644 \times DOY) - \frac{27.2238 - 14.4292 \times T_m}{2} \right)^{-1} \right] + \left[\left(\exp((T_n - 0.8901) - (2 \times T_x)) \times ((T_x - T_n) - \frac{T_n - 0.5282}{2}) \right) \right] + [1.0261 \times T_x] \quad \text{GEP3}$$

$$R_s = \left[\left((\exp(\exp \times T_x)) \times (-5.4172 \times DOY) \right) \times (\exp(DOY) + DOY)^3 \right] + \left[T_x + \left(\frac{\sqrt[3]{T_n} + RH^2}{1.4482} \right)^4 \right] + \left[\sqrt[3]{\left(\frac{T_m + 7.2667}{T_n} \right) \times (DOY^3 - 1.1984)} \right]^{-1} \quad \text{GEP4}$$

$$R_s = \left[\frac{RH + \frac{n^3 + T_n}{2} + (-0.0254 \times RH)}{2} \right] + \left[\frac{\left(\frac{T_m + n}{2} - DOY \right) + DOY^2}{2} - RH \right] + \left[\frac{(-0.940 - T_x) + \frac{DOY + n}{2} + \sqrt[3]{T_x}}{2} \right]^3 \quad \text{GEP5}$$

$$R_s = \left[4.8156 + 3 \sqrt[3]{\left(\frac{T_x + DOY}{2} \right) (T_m)} \right]^{-1} + \left[T_m - \left(\frac{0.0625 \times (T_m + T_n) + T_n + 45.82 + T_m}{2} \right) \right] + \left[\frac{(0.3786 - n) + \sqrt[3]{T_x} \times \exp(RH - T_x) + RH}{2} \right] \quad \text{GEP6}$$

۸- نتیجه‌گیری

هارگریوز- سامانی، تابش خورشیدی رسیده به زمین را تخمین زد. مقایسه نتایج بدست آمده از مدل‌های برنامه‌ریزی بیان ژن و معادلات تجربی نشان داد که مدل برنامه‌ریزی بیان ژن از عملکرد بالاتری در تخمین تابش خورشیدی رسیده به زمین برخوردار است و توانست این پارامتر را با ضریب تبیین (R^2) ۰/۸۸، و نمایه‌های خطا RMSE و MAE، به ترتیب با مقادیر ۱۰/۴۵ و ۶/۹۳ مگاژول بر متر مربع بر روز تخمین بزند. نتایج هم‌چنین نشان داد که از میان دو مدل تجربی استفاده شده، مدل هارگریوز- سامانی با ضریب تبیین ۰/۷۳ و مدل GEPI با پارامتر ورودی، روز از سال با ضریب تبیین ۰/۶۵ کم‌ترین میزان دقت را در برآورد تابش خورشیدی رسیده به زمین داشتند.

دانستن مقدار تابش کل خورشیدی در هر محل برای بسیاری از مسایل کاربردی از جمله استفاده از انرژی خورشیدی اهمیت فراوان دارد. در این تحقیق جهت برآورد تابش خورشیدی رسیده به زمین و هم‌چنین اعتبارسنجی نتایج بدست آمده از مدل‌ها، از ۶ مدل برنامه‌ریزی بیان ژن و دو معادله تجربی آنگستروم و هارگریوز- سامانی واسنجی شده مبتنی بر پارامترهای هواشناسی، از جمله دمای حداقل، حداکثر و میانگین، رطوبت نسبی، ساعات آفتابی، تابش برون‌زمینی و هم‌چنین پارامتر روز از سال استفاده گردید. نتایج حاصل از معادلات تجربی نشان داد که معادله آنگستروم با دقت بیشتری نسبت به معادله

۹- مراجع

- [1] C.Voyant, G. Notton, S. Kalogirou, M.L. Nivet, C. Paoli, F. Motte, & F. Alexis, (2017). Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. *Renewable Energy*, 105, 569- 582.
- [2] J. Zhang, Li. Zhao, S. Deng, W. Xu, & Y. Zhang, (2017). A critical review of the models used to estimate solar radiation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 70, 314-329.
- [3] K.D.V. Siva Krishna Rao, M. Premalatha, & C. Naveen, (2018). Method and strategy for predicting daily global solar radiation using one and two input variables for Indian stations. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 10(1), 013701.
- [4] M.G. Iziomon, & H. Mayer (2002). Assessment of some global solar radiation parameterizations. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 64, 1631- 1643.
- [5] M. Yorukoglu, & A.N. Celik, (2006). A critical review on the estimation of daily global solar radiation from sunshine duration. *Energy Conversion and Management*, 47, 2441-2450.
- [6] J. Hofierka, & M. Suri, (2002). The solar radiation model for Open source GIS: Implementation and applications. *Proceedings of the Open source GIS-GRASS user's conference*.
- [7] E. Louis, & E. Sunday, (2003). Relationship between Global solar radiation & sunshine duration for Onne, Nigeria, *Turkish Journal of Physics*, 27, 161-167.
- [8] K.L. Bristow, & G.S. Campbell, (2003). On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature, *Agricultural and Forest Meteorology*, 31(2), 156- 166.
- [9] M. Rivington, G. Bellocchi, K.B. Matthews, K. Buchan, (2005). Evaluation of three model estimations of solar radiation at 24 UK stations. *Agricultural and Forest Meteorology*, 132(3&4), 228-243.
- [10] E.G. Evseev, & A.I. Kudish, (2009). An assessment of a revised Olmo et al. model to predict solar global radiation on a tilted surface at Beer Sheva, Israel. *Renewable Energy*, 34, 112-119.
- [11] H.O. Menges, C. Ertekin, & M.H. Sonmete, (2006). Evaluation of global solar radiation models for Konya, Turkey. *Energy Conversion and Management*, 47, 3149-3173.
- [12] W. Tang, K. Yang, J. He, & J. Qin, (2010). Quality control and estimation of global solar radiation in China. *Solar Energy*, 84, 466-475.
- [13] A. Angstrom, (1924). Solar and terrestrial radiation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 50(210), 121-126.
- [14] K. Bakirci, (2009). Models of solar radiation with hours of bright sunshine: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 13(9), 2580-2588.
- [15] A. Alizadeh, & N. Khalili, (2009). Angstrom model and develop a regression model to estimate the solar radiation in Mashhad. *Journal of Agricultural industry Soil and Water*, 1, 229- 238. (In Farsi).
- [16] M.G. Iziomon, & H. Mayer, (2001). Performance of solar radiation models- a case study. *Agricultural and Forest Meteorology*, 110(1), 1-11.
- [17] M. Pohlert, (2004). Use of empirical global radiation models for maize growth simulation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 126, 47-58.



- [18] A. Rahimi khoob, S.M.R. Behbahani, & M. Jamshidi, (2009). Evaluation of experimental methods and neural network models for estimating solar radiation reaching the ground in the south east of Tehran case study. *Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources (Soil and Water Science)*, 50, 53-62. (In Farsi).
- [19] A. K. Yadav & S.S. Chandel (2014). Solar radiation prediction using Artificial Neural Network techniques: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 33, 772-781.
- [20] R. Kumar, R.K. Aggarwal, & J.D. Sharma, (2015). Comparison of regression and artificial neural network models for estimation of global solar radiations. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 52, 1294-1299.
- [21] S. Rahman, & M. Mohandes, (2008). Artificial neural network estimation of global solar radiation using air temperature and relative humidity. *Energy Policy*, 36, 571-576.
- [22] K. Bayat, & M. Mirlatif, (2009). Estimation of daily solar radiation using regression models and artificial neural network. *Journal of Agricultural Sciences and Natural Resources*, 16(3), 270-279. (In Farsi).
- [23] S.S. Sharifi, V. Rezaverdinejad, & V. Nourani, (2016). Estimation of daily global solar radiation using wavelet regression, ANN, GEP and empirical models: A comparative study of selected temperature-based approaches. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 149, 131-145.
- [24] H. Motamed Shariati, H. Mobli, M. Sharifi, & H. Ahmadi, (2016). Estimating solar radiation with ordinary meteorological data in Mashhad. *Iranian Journal of Biosystem Engineering*, 47(1), 185-196. (In Farsi)
- [25] S. Mehdizadeh, J. Behmanesh, & K. Khalili, (2016). Comparison of artificial intelligence methods and empirical equations to estimate daily solar radiation. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 146, 215-227.
- [26] S. Samadianfard, A. Majnooni-Haris, S.N. Qasem, O. Kisi, Shamshirband, S., & K.W. Chau, (2019). Daily global solar radiation modeling using data driven technique and empirical equations in a semi-arid climate. *Engineering Application of Computational Fluid Mechanics*, 13(1), 142-157.
- [27] G.H. Hargreaves, & Z.A. Samani, (1982). Estimating potential evapotranspiration. *Journal of the Irrigation and Drainage*, 108(3), 225-230.
- [28] M. Vakili, S.R. Sabbagh-Yazdi, S. Khosrojerdi, K. Kalhor, (2017) Evaluating the effect of particulate matter pollution on estimation of daily global solar radiation using artificial neural network modeling based on meteorological data. *Journal of Cleaner Production* 2017; 141:1275-85.
- [29] A. Khosravi, R.R. Nunes, M.H.E. Asad, Machado, L. (2018). Comparison of artificial intelligence methods in estimation of daily global solar radiation. *Journal of Cleaner Production* 194 (2018) 342-358.
- [30] G.H. Hargreaves, & Z.A. Samani, (1982). Estimating potential evapotranspiration. *Journal of the Irrigation and Drainage*, 108(3), 225-230.
- [31] J.L. De Souza, R.M. Nicacio, & M.A. Lima Moura, (2005). Global solar radiation measurements in Maceio, Brazil. *Renewable Energy*, 30(8), 1203-1220.
- [32] C. Ferreira, (2001). Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. *Complex System*, 13(2), 87-129.
- [33] J. Shiri, O. Kisi, G. Landeras, J.J. Lopez, A.H. Nazemi, & C.P.M. L. Stuyt, (2012). Daily reference evapotranspiration modeling by using genetic programming approach in the Basque Country (northern Spain). *Journal of Hydrology*, 414, 302-316.
- [34] J. Shiri, A.A. Sadraddini, A.H. Nazemi, O. Kisi, G. Landeras, A. Fakheri fard, & P. Marti, (2014). Generalizability of Gene Expression Programming-based approaches for estimating daily reference evapotranspiration in coastal stations of Iran. *Journal of Hydrology*, 508, 1-11.
- [35] A. Guven, A. Aytek, M.I. Yuces, & H. Aksoy, (2008). Genetic programming-based empirical model for daily reference evapotranspiration estimation. *Clean- Soil, Air, Water*, 36(10&11), 905-912.

