



تخمین مقادیر تابش خورشیدی با استفاده از معادله آنگستروم-پرسکات و الگوریتم ماشین بردار

پشتیبان (مطالعه موردی شهر سنندج)

ستار زندسلیمی^۱، چنور عبدی^۲، حمید زارع ابیانه^{۳*}

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۷/۰۷

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۲/۱۲

چکیده

در این مطالعه با واسنجی و اعتبار سنجی ضرایب معادله تجربی آنگستروم-پرسکات برای شهر سنندج طی دوره آماری ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۱، میزان تابش خورشیدی به روش حداقل مربعات خطا و ماشین بردار پشتیبان (SVM) تخمین زده شد و نتایج با داده‌های اندازه‌گیری مقایسه گردید. ضرایب معادله آنگستروم-پرسکات با دقت مناسبی برابر $a=0/22$ و $b=0/54$ تعیین گردید و نتایج آنالیز آماری مقایسه تابش اندازه‌گیری شده با پیرانومتر و برآورد شده توسط معادله آنگستروم-پرسکات و اعتبار سنجی شده (مقادیر بالای R^2 و مقادیر پایین RMSE، MBE) نشان داد که بکارگیری معادله در برآورد مقدار تابش خورشیدی رسیده به سطح زمین در این ایستگاه از درجه اعتبار قابل قبولی برخوردار است. مدل هوشمند SVM در تعیین ضرایب معادله آنگستروم-پرسکات و توسعه معادله رگرسیونی در برآورد تابش خورشیدی نسبت به روش‌های تجربی عملکرد بهتری داشت (RMSE=0/73، $R^2=0/98$ ، RMSE=1/3). برای بررسی تأثیر متغیرهای اقلیمی در برآورد تابش خورشیدی از روش تحلیل حساسیت استفاده شد. برای این منظور شش مدل مختلف تعریف شد. نتایج نشان داد که با حذف بارندگی در متغیرهای ورودی، ضریب همبستگی افزایش و میزان خطا کاهش می‌یابد ($R^2=0/94$ و RMSE=1/99). اثر رطوبت نسبی و سرعت باد در برآورد تابش خورشیدی یکسان بود. بررسی و تحلیل مدل‌های مختلف نشان داد ساعات آفتابی، دمای بیشینه و دمای کمینه بیشترین همبستگی را با تابش برآورد شده دارند.

واژه‌های کلیدی: تابش خورشیدی، سنندج، معادله آنگستروم-پرسکات، SVM

مقدمه

از آن، می‌توانیم به‌طور فعال انتشار گازهای گلخانه‌ای را کاهش داد (Hissou et al., 2023). برآوردها نشان می‌دهد انرژی خورشیدی، بزرگترین و مهم‌ترین منبع انرژی تجدیدپذیر است که میزان آن در سطح زمین ۱۶۰ برابر انرژی همه ذخایر سوخت‌های فسیلی شناخته شده جهان است (Ayana, 2011). خورشید، انرژی سالم، پاک، رایگان، بدون آلودگی و بی‌پایانی را در اختیار زمین قرار می‌دهد (Tamer et al., 2015). تابش خورشیدی یا تابش فرازمینی^۴ (Ra) پس از عبور

سوخت‌های فسیلی با وجود محدودیت‌های زیاد و عمر کوتاه‌شان، در بسیاری از کشورهای جهان هنوز منبع انرژی محسوب می‌شوند. لیکن یکی از شاخص‌های رشد اقتصادی و اجتماعی کشورها میزان دسترسی به انرژی خورشیدی یا استفاده از آن است (Take, 2015). تابش خورشیدی، یک منبع انرژی فراوان و تجدیدپذیر است که جایگزینی پاک و پایدار برای سوخت‌های فسیلی ارائه می‌کند که با بهره‌برداری

^۲ استاد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی دانشگاه بوعلی سینا، همدان ایران
(*نویسنده مسئول: zare@basu.ac.ir)

^۱ دانشجوی دکتری، گروه مهندسی آبیاری و زهکشی، دانشکده کشاورزی دانشگاه بوعلی سینا، همدان ایران
^۲ دانشجوی دکتری، گروه مهندسی آبیاری و زهکشی، دانشکده کشاورزی دانشگاه بوعلی سینا، همدان ایران

⁴ Extra-terrestrial solar energy

نحوه ارجاع مقاله:

زندسلیمی، س.، عبدی، چ.، زارع ابیانه، ح. ۱۴۰۳. تخمین مقادیر تابش خورشیدی با استفاده از معادله آنگستروم-پرسکات و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (مطالعه موردی شهر سنندج). نشریه هواشناسی کشاورزی، ۱۲(۲): ۲۶-۴۱. DOI: 10.22125/AGMJ.2024.436966.1164
Zandsalimi, S., Abdi, Ch., Zare Abyaneh, H. 2025. Determining Angstrom-Prescott equation coefficients and estimating solar radiation values using SVM method (Case study: Sanandaj city). Journal of Agricultural Meteorology, 12(2): 26-41. DOI: 10.22125/AGMJ.2024.436966.1164

Sabbagh et al., (1976) and Mc Colocj (1957) Bristow and Hargreaves and Samani (1982) Reddy et al., (1987), Campbell (1984) و معادلات مشابه دیگری برای محاسبه تابش خورشیدی با استفاده از داده‌های اقلیمی توسط دانشمندان ارائه شده‌اند. نخستین بار Angstrom (1924) با بکارگیری ساعات آفتابی، برآوردی تجربی از میزان تابش خورشیدی رسیده به سطح افق (Rs) را با مدل ساده‌ای ارائه نمود و پس از آن محققین سعی در ارائه مدل‌های جدید برآورد تابش خورشیدی و یا اصلاح مدل آنگستروم را داشتند (Prescott, 1940). مدل تجربی Angstrom، مقدار تابش خورشیدی را با استفاده از یک رابطه خطی بین تابش خورشیدی و عناصر اقلیمی مانند ارتفاع، عرض جغرافیایی و ساعات آفتابی محاسبه می‌کند (Feng et al., 2021). در همین راستا نتایج برخی محققین نشان داد که اصلاح و واسنجی ضرایب معادله آنگستروم- پرسکات، منجر به تخمین تابش خورشیدی قابل اعتمادتری می‌شود. Penman (1956) ضرایب a و b را برای انگلستان به ترتیب ۰/۱۸ و ۰/۵۵، Rehman (1998) برای عربستان ۰/۳۴۶۵ و ۰/۳۵۲، Almorox and Hontoria (2004) برای اسپانیا ۰/۲۱۷ و ۰/۵۴۵۳، Yin (2008) برای چین ۰/۲ و ۰/۷۹ به دست آوردند. در ایران نیز Alizadeh and Khalili (2009) ضرایب a و b را برای مشهد به ترتیب ۰/۲۳ و ۰/۴۴، Mehdi-zadeh and Behmanesh (2016) برای حوضه آبریز ارومیه ۰/۲۶ و ۰/۴۳، Kamali and Aghashariatmadary (2017) برای کرج ۰/۲۱۶۵ و ۰/۵۴۶۴، Seyedian et al., (2017) برای ایستگاه‌های هواشناسی اصفهان، مشهد، ارومیه، رامسر، شیراز و زاهدان، به ترتیب ۰/۳۴، ۰/۳۷، ۰/۳۳ و ۰/۳۰، ۰/۳۱ و ۰/۴۱، ۰/۲۷ و ۰/۴۹، ۰/۳۰ و ۰/۴۲، ۰/۳۷ و ۰/۳۱ گزارش نمودند. در سال‌های اخیر تکنیک‌های مبتنی بر هوش مصنوعی^۶ (AI) مانند روش شبکه عصبی مصنوعی^۷ (ANN)، ترکیب شبکه عصبی با منطق فازی در قالب سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی^۸ (ANFIS) و اخیراً ماشین بردار

از لایه‌های جو توسط عواملی چون ابرناکی، گرد و خاک و گازهای اتمسفر، جذب، منعکس و یا پراکنده می‌شود و در نهایت بخشی از آن به سطح زمین می‌رسد که تابش واقعی آفتاب^۱ (Rs) است (FAO, 2009 and Tamer et al., 2012). میزان تابش خورشیدی رسیده به سطح زمین مهم‌ترین پارامتر تأثیرگذار بر توان حرارتی سیستم جو-زمین می‌باشد (Iziomon and Mayer, 2002). به همین ترتیب مهم‌ترین پارامتر مؤثر در مطالعات اقلیمی، برآورد آب مصرفی گیاه، استفاده از انرژی‌های پاک، مباحث هیدرولوژی، مدیریت منابع آب، معماری ساختمان و غیره نیز هست (Ball et al., 2004). لذا برآورد یا اندازه‌گیری میزان تابش خورشیدی رسیده به سطح زمین برای پژوهشگران از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است (Desouza et al., 2005). تابش واقعی انرژی خورشیدی در ایستگاه‌های هواشناسی با دستگاه‌های مختلفی مانند رادیومتر^۲، تابش‌سنج^۳، پیرانومتر^۴ و پیرهلیومتر^۵ اندازه‌گیری می‌شود (Agarwal and Verma, 1978). به دلیل الزامات تکنولوژی و هزینه‌های اولیه خرید و نگهداری دستگاه‌ها، امکان تجهیز و نوسازی ایستگاه‌ها در خیلی از نواحی، بویژه در مناطق کوهستانی ناممکن است. بنابراین استفاده از تکنیک‌ها و روش‌های برآورد و تخمین تابش خورشیدی به‌عنوان یک موضوع مهم می‌باشد (Balcher and Gaetano, 2007). در همین راستا روش‌ها و مدل‌های زیادی برای تخمین میزان تابش واقعی خورشید در نقاط مختلف جهان پیشنهاد شده است که از آن جمله می‌توان به روش‌های تجربی و رگرسیونی، استفاده از فنون سنجش از دور و روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی اشاره نمود (Tranka, 2005). هر یک از این روش‌ها بر پایه فاکتورهای مؤثر در جذب، پراکنش و انعکاس تابش فرازمینی خورشید بنا شده‌اند. عوامل طول و عرض جغرافیایی، ارتفاع از سطح دریا و پارامترهای هواشناسی دمای محیط، ابرناکی، رطوبت نسبی، فشار هوا، ساعات آفتابی و طول روز بر تخمین میزان تابش واقعی خورشید مؤثر هستند (Take, 2015). به همین ترتیب مدل‌ها و معادلاتی مانند مدل (Angstrom (1924), Glover

⁵ Pyrheliometer

⁶ Artificial intelligence

⁷ Artificial neural networks

⁸ Adaptive neuro fuzzy inference system

¹ Global solar energy

² Radiometer

³ Solarimeter

⁴ Pyranometer

تخمین تابش خورشیدی داشت. در مجموع دقت روش‌های یادگیری ماشین بهتر از معادله آنگستروم-پرسکات و روش رگرسیون خطی چندگانه بود (He et al., 2020). Jia et al., (2022) نشان دادند که عملکرد ماشین‌بردار پشتیبان برای جانمایی موقعیت جغرافیایی ساخت نیروگاه فتوولتائیک در همه مناطق خشک، نیمه خشک، نیمه مرطوب یا مرطوب، نسبت به روش‌های مدل‌سازی خطی عمومی (GLMNET) و جنگل تصادفی (RF) بسیار بهتر است. در ۶ ایستگاه هواشناسی ایران با شرایط آب و هوایی متفاوت، میزان تابش خورشیدی با استفاده از ۸ پارامتر هواشناسی دمای حداقل و حداکثر هوا، سرعت باد، رطوبت نسبی، فشار هوا، بارندگی، بارندگی، ساعات آفتابی و سرعت باد، با بکارگیری روش SVM و سه روش تجربی Hargreaves and Samani, Abdollah و Angstrom برآورد شد. نتایج نشان داد پارامترهای دمای حداکثر، ساعات آفتابی و بارندگی فاکتورهای تأثیرگذار، سرعت باد، رطوبت نسبی و فشار هوا فاکتورهای کم‌تأثیر و بارندگی و دمای حداقل پارامترهای بی‌تأثیر بودند. مقایسه نتایج روش SVM با نتایج هر سه روش تجربی بیان‌گر دقت بیشتر روش SVM در برآورد تابش خورشیدی بود (Seyedian et al., 2017). در تحقیقی دیگر مقدار تابش خورشیدی، با استفاده از دو سری داده‌های هواشناسی ۵ ساله و ۷ ساله در ایستگاه‌های هواشناسی زاهدان و بجنورد با تکنیک SVR پیش‌بینی شد. داده‌های هواشناسی مورد استفاده در این مطالعه، دمای حداقل و حداکثر هوا، دمای میانگین هوا، رطوبت نسبی و تابش خورشیدی بود. آن‌ها از دو تابع چند جمله‌ای^۵ و تابع پایه شعاعی^۶ (RBF) به‌عنوان توابع پایه SVR بهره گرفتند و نتایج را با مقادیر اندازه‌گیری شده تابش مقایسه نمودند. نتایج نشان داد تکنیک SVR بر پایه تابع چندجمله‌ای در ایستگاه زاهدان بهتر بود و در ایستگاه بجنورد تابع پایه شعاعی (RBF) توانست با ضریب همبستگی بالا ($R^2=0.96$) برآورد بهتری داشته باشد. در مجموع همه شاخص‌های آماری مورد بررسی در این مطالعه عملکرد بالای روش SVR را در مقایسه با روش‌های تجربی به اثبات رساندند (Piri et al.,

پشتیبان^۱ (SVM) در زمینه‌های مختلف، از جمله برآورد تابش خورشیدی، با توجه به وابستگی آن به عوامل جوی و جغرافیایی و ماهیت پیچیده و غیرخطی آن، مورد توجه قرار گرفته است (Seyedian et al., 2017). تخمین میزان تابش خورشیدی با روش ANN، به‌عنوان اولین تکنیک مبتنی بر هوش مصنوعی و مقایسه نتایج آن با داده‌های تابش خورشیدی اندازه‌گیری شده در ایستگاه‌های هواشناسی، بیان‌گر دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی است (Rahman and Mohandes, 2009; Azeez, 2011 and Lazzus et al., 2011). ماشین‌بردار پشتیبانی (SVM) نیز در دو قالب محاسبه‌گرهای نرم ماشین‌بردار پشتیبان طبقه‌بندی^۲ (SVC) و ماشین‌بردار پشتیبان رگرسیونی^۳ (SVR) می‌باشند که اهمیت بکارگیری آن در مسائل زیست‌محیطی به اثبات رسیده است (Ornella and Tapia, 2010 and Ananthakrishnan et al., 2013). Long et al., (2014) میزان تابش خورشیدی را با استفاده از پارامترهای اقلیمی، دمای حداقل هوا، دمای حداکثر هوا، دمای میانگین هوا، ساعات آفتابی، رطوبت نسبی، سرعت باد، فشار هوا و بارندگی با دو مدل ANN و SVM و دو روش K همسایگی^۴ (KNN) و رگرسیون خطی چند متغیره (MLR) برآورد نمودند. نتایج تحقیقات آن‌ها نشان داد که دمای حداکثر و حداقل، دمای میانگین، سرعت باد و بارندگی پارامترهای مؤثر و رطوبت نسبی، فشار هوا و نقطه شبنم پارامترهای کم‌تأثیر در برآورد میزان تابش خورشیدی هستند. هم‌چنین مقایسه مدل‌های مختلف نشان داد که دقت مدل SVM نسبت به دیگر مدل‌ها و روش‌ها بیشتر بود. در مطالعه‌ای دیگر در چین، ترکیبات مختلفی از عوامل هواشناسی در روش ماشین‌بردار پشتیبان برای تخمین تابش خورشیدی جهانی در ۸۰ ایستگاه هواشناسی در چهار منطقه آب و هوایی به‌کار گرفته شد. نتایج نشان داد سه عامل ساعات آفتابی، تابش فرازمینی و دمای هوا تأثیر بیشتری بر تخمین تابش خورشیدی دارد. از دیگر نتایج این تحقیق تأثیر عامل بارندگی در افزایش دقت تخمین در مناطق مرطوب برخلاف مناطق خشک بود. عامل سرعت باد تأثیر بسیار کمی بر

⁴ Support Vector Regression

⁵ Polynomial

⁶ Radial Basis function

¹ Support Vector Machines

² Support Vector Classification

³ k -nearest neighbor

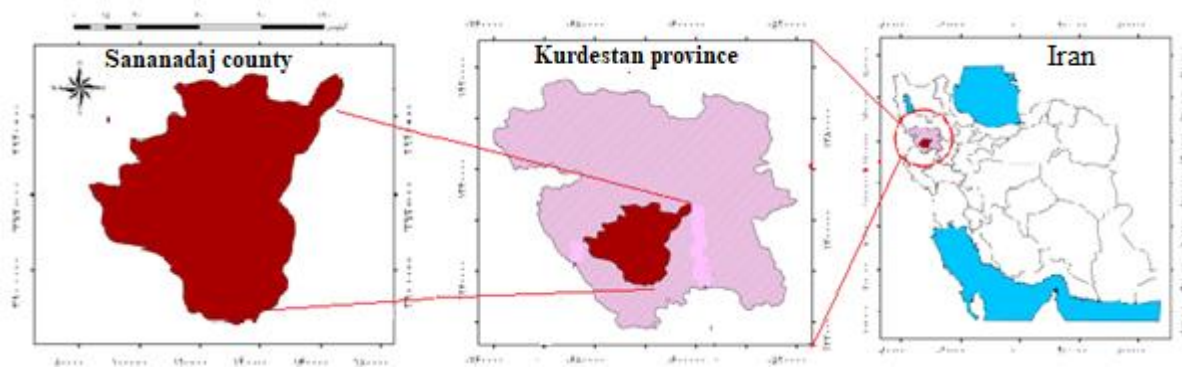
روش‌های محاسباتی نرم، روش SVM است که با وجود کارایی بالا در تخمین تابش خورشیدی و موفقیت‌آمیز بودن آن در زمینه‌های مختلف، به‌عنوان یک راه‌کار بهتر نسبت به‌دیگر روش‌های قدیمی، مورد توجه کمتری بوده است (Chen et al., 2011; Zeng and Qiao, 2013 and Ekici, 2014). توجه به تفاوت ضرایب تجربی معادله آنگستروم-پرسکات برای هر موقعیت مکانی و عدم واسنجی آن برای شهرستان سنندج در این مطالعه سعی شد تا با واسنجی و اعتبارسنجی ضرایب مدل آنگستروم-پرسکات برای منطقه سنندج، تخمینی از تابش خورشیدی با دو روش حداقل مربعات خطا و رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (SVR) ارائه گردد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در این پژوهش شهرستان سنندج با مساحت ۳۶۳۷ کیلومتر مربع در استان کردستان، واقع در غرب کشور بین مدار ۳۴ درجه و ۴۴ دقیقه و ۳۶ درجه و ۳۰ دقیقه شمالی و بین نصف‌النهارهای ۴۵ درجه و ۳۱ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۱۶ درجه شرقی می‌باشد. استان کردستان از شمال به استان آذربایجان غربی، از جنوب به استان کرمانشاه، از شرق به استان همدان و از غرب به کشور عراق محدود است (شکل ۱).

(2014). (Jahantigh and Piri (2022) برای تخمین تابش خورشیدی از روش‌های هیبریدی یادگیری ماشین براساس داده‌های اقلیمی دمای متوسط، رطوبت نسبی، ساعت آفتابی، تبخیر و سرعت باد در قسمت‌های آفتابی ایران شامل بندرعباس، کرمان، سنندج، سمنان و زاهدان بهره گرفتند. نتایج نشان داد که مقدار R^2 و RMSE برای ایستگاه سنندج به‌ترتیب برابر با $۶۸۳/۵۵$ کالری بر سانتی‌مترمربع، $۰/۳۷$ برای معادله تجربی شماره ۱، $۶۴۱/۲۶$ کالری بر سانتی‌مترمربع، $۰/۴۵$ برای معادله تجربی شماره ۲ و $۳۳۵/۲۸$ کالری بر سانتی‌مترمربع، $۰/۸۳$ برای ماشین بردار پشتیبان رگرسیونی (SVR) بود. برآورد دقیق میزان نیاز آبی گیاه و استفاده از انرژی‌های تجدیدپذیر خورشیدی از یک‌سو و محدودیت در ایجاد ایستگاه‌های هواشناسی، کمبود امکانات و تجهیزات مدرن هواشناسی از دیگر سو بیان‌گر ضرورت تخمین تابش خورشیدی است. در همین راستا تجهیز ۲۵ ایستگاه تابش‌سنجی به‌ازای هر ۶۵۹۲۰ کیلومترمربع در کشور برای سنجش تابش کل خورشیدی^۱ (TSR) و در برخی ایستگاه‌ها سایر مولفه‌های تابش مانند تابش پراکنده^۲ (DSR) و تابش بازتاب‌شده^۳ (RSR)، تراکم محدودی است (Kamali and Aghashariatmadary, 2017). بررسی منابع نشان داد پژوهش‌های زیادی بر بستر استفاده از مدل‌های تجربی طراحی شده‌اند و ضروری است تا کارایی روش‌های محاسباتی نرم در برآورد شدت تابش خورشیدی ارزیابی شوند. یکی از



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه در استان کردستان، ایران
Figure 1- Location of the study area in Kurdistan province, Iran

³ Reflected Solar Radiation

¹ Total Solar Radiation

² Diffuse Solar Radiation

است که با توجه به عرض جغرافیایی و شمار روز سال از معادله ۲ و براساس استانداردهای فانو تخمین زده شد (Allen et al., 1998).

$$R_a = \frac{24 \times 60}{\pi} \times G_{SG} \times d_r \times \quad (2)$$

$$[\omega_s \times \sin(\varphi) \times \sin(\sigma) + \cos(\varphi) \times \cos(\sigma) \times \sin(\omega_s)]$$

که در آن GSC ثابت تابش خورشیدی یا مقدار تابش خورشیدی در خارج از جو رسیده به صفحه‌ای عمود بر شعاع خورشید که معادل ۰/۰۸۲ مگاژول بر مترمربع در روز است. ω_s زاویه ساعات خورشیدی بر حسب رادیان (معادله ۴)، φ عرض جغرافیایی بر حسب رادیان و δ زاویه میل خورشید نسبت به استوا بر حسب رادیان (معادله ۵) است. مقدار dr یا معکوس نسبی فاصله زمین با خورشید به‌عنوان پارامتری بدون بعد از معادله ۳ قابل محاسبه است.

$$d_r = 1 + 0.033 \cos\left(\frac{2\pi}{365} j\right) \quad (3)$$

$$\omega_s = \text{Arccos}(-\tan(\varphi) \tan(\delta)) \quad (4)$$

$$\delta = 0.409 \sin\left[\frac{2\pi}{365} j - 1.39\right] \quad (5)$$

j شماره روز ژولیوسی برابر شماره روزهای سال از اولین روز ماه ژانویه، N مقادیر طول روز یا حداکثر ساعات آفتابی ممکن در معادله ۱، که از معادله پیشنهادی فانو مطابق معادله ۶ بدست می‌آید (FAO, 2009).

$$N = \frac{24 \times \omega_s}{\pi} \quad (6)$$

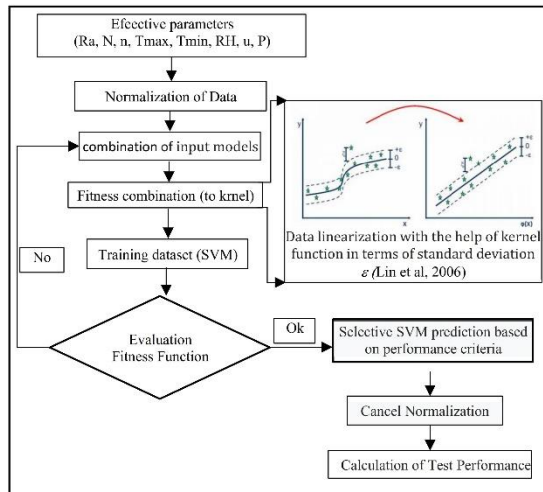
شکل ماتریسی معادله ۱، معادله دو مجهولی شماره ۷ است که برای برآورد ضرایب a و b (مجهولات) به‌روش بهینه‌سازی حداقل مربعات خطا^۱ می‌باشد. برای این منظور مقادیر بهینه‌ای از ماتریس ضرایب با هدف حداقل‌سازی خطای ناشی از تفاوت بین مقادیر بهینه اولیه با مقادیر واقعی در نظر گرفته شد (Alizadeh and Khalili, 2009). در این پژوهش جهت واسنجی معادله ۱ در قالب معادله ۷ از جفت داده‌های R_s و n روزانه اندازه‌گیری شده طی ۹ سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۹ در ایستگاه همدیدی سنندج و برای اعتبارسنجی آن از ۲ سال داده روزانه سال‌های ۲۰۲۰ و ۲۰۲۱ استفاده شد.

شهرستان سنندج منطقه‌ای کوهستانی دارای اقلیمی متأثر از توده‌های هوای گرم و مرطوب مدیترانه‌ای است که در برخورد با ارتفاعات زاگرس سبب بارندگی‌های بهاری و ریزش‌های زمستانی می‌گردد. اقلیم شهرستان سنندج، بر اساس طبقه‌بندی اقلیمی دومارتن گسترش داده شده (Khalili et al., 2022)، سرد مدیترانه‌ای تا نیمه‌مرطوب با میانگین دمای حداقل و حداکثر روزانه ۶/۵ و ۲۳/۱ درجه سانتی‌گراد و میانگین سالانه بارندگی ۳۳۲/۴ میلی‌متر طی دوره آماری ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۱ می‌باشد. در پژوهش حاضر از ۱۲ سال داده هواشناسی طی سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۱، ایستگاه همدید شهر سنندج با موقعیت جغرافیایی ۳۲/۳۵ درجه شمالی و ۴۷ درجه شرقی استفاده شد. داده‌ها شامل مقادیر روزانه تابش خورشیدی (R_s)، دمای حداکثر هوا (T_{max})، دمای حداقل هوا (T_{min})، ساعات آفتابی (n)، رطوبت نسبی (RH)، بارندگی (P) و سرعت باد (u) به‌تعداد ۴۳۸۴ روز داده بود. سری داده‌ها پس از حذف داده‌های پرت، مرتب‌سازی و برای شبیه‌سازی تابش خورشیدی به‌روش داده‌کاوی ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) مورد استفاده قرار گرفتند. تمامی داده‌ها به‌صورت تصادفی در دو مجموعه داده‌های آموزش به‌میزان ۷۵٪ و داده‌های آزمون به‌میزان ۲۵٪ آماده‌سازی شدند. بررسی داده‌ها نشان داد میانگین تابش سالانه حدود ۱۸/۳۶ مگاژول بر مترمربع در روز ($\text{MJ m}^{-2} \text{ day}^{-1}$)، بیشترین ساعات آفتابی در فصول گرم سال ۱۳ ساعت در روز و کمترین ساعات آفتابی در اواخر پاییز و اوایل زمستان در حدود ۳ ساعت در روز بود. جهت برآورد مقادیر روزانه تابش خورشیدی (R_s)، از معادله تجربی آنگستروم-پرسکات در قالب معادله ۱ استفاده شد (Angstrom, 1924).

$$R_s = R_a \left(a + b \frac{n}{N} \right) \quad (1)$$

که در آن R_s مقدار روزانه تابش خورشیدی بر حسب $\text{MJ m}^{-2} \text{ day}^{-1}$ و a و b ضرایب معادله بدون بعد، n مقادیر ساعات آفتابی اندازه‌گیری شده و N حداکثر ساعات آفتابی برآوردی (معادله ۶) می‌باشد. R_a مقدار تابش فرازمینی یا تابش خارج از جو خورشیدی برآوردی بر حسب $\text{MJ m}^{-2} \text{ day}^{-1}$ است. R_a بیان‌گر بخشی از انرژی تابش خورشیدی در بالای اتمسفر

¹ Least square error



شکل ۲- مراحل انجام عملگر SVM
Figure 2- Steps to perform the SVM operator

برای نگاشت فضای ورودی به فضایی با ابعاد نامعین از تابع پایه شعاعی^۳ (RBF) در قالب معادله ۸ استفاده شد (Vapnik, 1998).

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x - x_i\|^2\right), \quad \sigma > 0 \quad (۸)$$

که در آن x و x_i بردارهای فضای ورودی، K تابع برداری کرنل و σ عرض تابع کرنل تعریف شده توسط کاربر است. ضرایب a و b ، معادله آنگستروم-پرسکات با اعمال روش SVR بر شکل رگرسیونی معادله ۱ (یا Y) به صورت $\frac{R_s}{R_a} = a \frac{n}{N} + b$ و نتایج با روش کمترین مربعات خطا مقایسه گردیدند. سپس بهترین مدل برآورد تابش با انجام حساسیت‌سنجی به روش حذف عوامل اقلیمی مؤثر بر تابش واقعی خورشید، انجام شد. به‌عبارتی دیگر میزان تأثیر هر پارامتر بر تابش خورشیدی با اجرای روش SVM به‌ازای حذف مرحله به مرحله هر پارامتر، برآورد و با مقادیر اندازه‌گیری مقایسه و ارزیابی گردید (Babiker et al., 2005). تحلیل حساسیت به‌صورت ۷ سناریو مختلف از پارامترهای اقلیمی در محیط برنامه‌نویسی MATLAB انجام شد. اولین سناریوی انتخابی شامل تمامی پارامترهای تشعشع خارج جو (R_a)، حداکثر ساعات آفتابی (N)، ساعات آفتابی واقعی (n)، بارندگی (P)، دمای حداقل (T_{min})، دمای حداکثر (T_{max})، سرعت باد (u) و رطوبت

$$\begin{bmatrix} R_{s1} \\ R_{s2} \\ \vdots \\ R_{sm} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{a1} & \frac{n}{N} R_{a1} \\ R_{a2} & \frac{n}{N} R_{a2} \\ \vdots & \vdots \\ R_{am} & \frac{n}{N} R_{am} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} a \\ \vdots \\ b \end{bmatrix} \quad (۷)$$

به‌عبارتی دیگر برای دستیابی به ضرایب a و b معادله آنگستروم-پرسکات از داده‌های ۹ سال ابتدایی سری داده‌ها استفاده شد و برای اعتبارسنجی معادله حاصل، از دنباله دو ساله سری زمانی داده‌ها استفاده شد. پردازش، مرتب‌سازی و کنترل کیفی داده‌ها در نرم‌افزار آماری SPSS انجام شد. در هر دو روش تجربی و ماشینی، به‌منظور مقایسه‌سازی نتایج و عملکرد روش‌ها از رویه یکسان برای آماده‌سازی داده‌های ورودی استفاده شد. تعداد محدودی از داده‌های پرت و خارج از محدوده^۱ و مقادیر تشعشع بیشتر از تابش فرازمینی ($\frac{R_s}{R_a} > 1$) از مجموعه داده حذف شدند (Ramedani et al., 2013). از روش ماشین بردار پشتیبانی (SVM) نیز به‌عنوان یکی از الگوریتم‌های داده‌کاوی نسبتاً جدید یادگیری با نظارت، برای رگرسیون خطی داده‌ها استفاده شد. مدل رگرسیون بردار پشتیبان در حل مسائل برآوردی کاربرد دارد. در مدل رگرسیونی SVR برآوردسازی داده‌ها براساس وابستگی تابعی متغیر وابسته Y به مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل X براساس معادله $Y=f(X)+noise$ الزامی است. در شکل ۲، مراحل استفاده از روش SVM با هدف یافتن تابعی با کمترین انحراف (ϵ) در مقایسه با روش تجربی آنگستروم-پرسکات بین مقادیر ورودی با مقادیر خروجی است (Avazpour et al., 2019). اساس کار عملکرد SVM، نمایش کلاس‌های متفاوت در یک فضای چند بعدی ابر صفحه^۲ به‌منظور حداقل‌سازی خطای مقادیر برآوردی نسبت به مقادیر اندازه‌گیری است. بنابراین هدف یافتن فرم تابع f برای پیش‌بینی صحیح موارد جدید تجربه نشده توسط SVR که بر روی یک مجموعه داده آموزش خطی شده با استفاده از تابع کرنل طرح‌ریزی (معادله ۸)، به‌منظور بهینه‌سازی دائمی تابع خطا آموزش یافته است.

³ Radial Basis Function

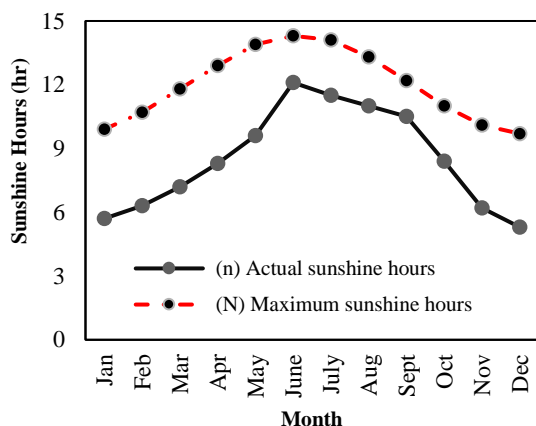
¹ Outlier

² Hyperplane

واقعی و MBE منفی، کمتر بودن مقدار پیش‌بینی از مقدار واقعی را نشان می‌دهد (Badescu, 2008).

نتایج و بحث

نمودار میانگین ماهانه تغییرات ساعات آفتابی روزانه (n)، در شکل ۳ آمده است.



شکل ۳- میانگین تغییرات ساعات واقعی آفتاب (n) و حداکثر ساعات آفتابی ممکن (N) براساس داده‌های هواشناسی در ماه‌های مختلف سال

Figure 3- Mean of variations in actual sunshine hours (n) and maximum sunshine hours (N) based on meteorology data in different months of the year

مطابق نتایج شکل ۳ میانگین بیشترین ساعات آفتابی واقعی (n) براساس داده‌های هواشناسی ۱۲ ساله ایستگاه همدید سنندج طی دوره‌ی آماری ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۱ برابر ۱۲/۱ ساعت مربوط به ماه ژوئن (خرداد) و کمترین آن به مقدار ۵/۳ ساعت در ماه دسامبر (آذر) است. بین روند تغییرات ساعات آفتابی با طول روز نیز نوعی تناسب یا هارمونی برقرار است. به طوری که روند تغییرات ساعات آفتابی از ۵/۷ ساعت در روز در ماه ژانویه تا حداکثر مقدار در ماه ژوئن افزایشی است و در ماه‌های دیگر سال روند کاهشی را تا کمترین مقدار در ماه دسامبر طی می‌کند. به همین ترتیب بیشترین مقدار میانگین ساعات آفتابی ممکن (N) در طول روز نیز برابر ۱۴/۳ ساعت به ماه ژوئن و کمترین آن به میزان ۹/۷ ساعت به ماه دسامبر تعلق داشت. روند تغییرات میانگین ساعات آفتابی ممکن (N) نیز مشابه تغییرات ساعات آفتابی روزانه (n) است. از شکل ۳ ملاحظه می‌گردد که ساعات آفتابی روزانه (n)، همواره مقداری

نسبی (RH) بود. در سناریوهای دوم عامل p، سوم عامل Tmin، چهارم عامل Tmax، پنجم عامل u، ششم عامل RH و هفتم عوامل p، Tmin، Tmax، u، RH حذف شدند. به عبارتی دیگر سناریوی هفتم از عوامل Ra، N، n در اجرای روش SVM استفاده شد. برای ارزیابی عملکرد ترکیب‌های انتخابی و مقایسه نسبی نتایج تابش برآوردی با تابش اندازه‌گیری، از معیارهای آماری ضریب تعیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و متوسط خطای گرایش یا اریبی (MBE) مطابق معادلات ۹ تا ۱۱ استفاده شد (Zhao et al, 2013).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (9)$$

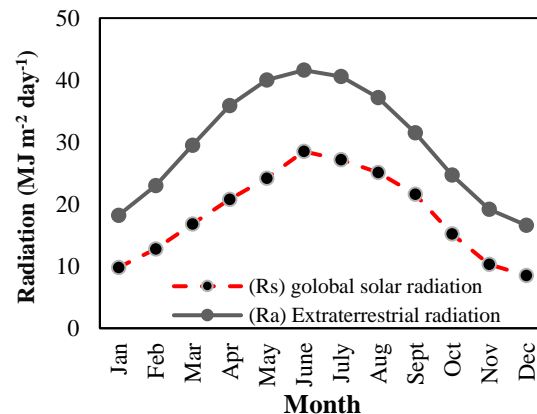
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (10)$$

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)}{n} \quad (11)$$

در این معادلات P_i و O_i به ترتیب آمین مقدار تابش خورشیدی برآوردی و اندازه‌گیری شده بر حسب $MJ m^{-2} day^{-1}$ ، \bar{O} متوسط مقدار اندازه‌گیری شده و n تعداد کل مشاهدات می‌باشد. شاخص RMSE، مقایسه‌ای از مقادیر اندازه‌گیری و مقادیر برآوردی بر حسب متغیر مجهول ($MJ m^{-2} day^{-1}$) و شاخص MBE، خطای اریبی می‌باشد که گرایش داده‌های برآوردی به مقادیر اندازه‌گیری بر حسب $MJ m^{-2} day^{-1}$ را نشان می‌دهد. به طوری که مقادیر پایین و نزدیک به صفر برای هر دو شاخص RMSE و MBE بیان‌گر مطلوبیت روش مورد استفاده است. RMSE، یک شاخص درجه دو است که تفاوت میان مقدار برآوردی از مدل با مقدار اندازه‌گیری را در قالب خطاهای برآوردی از یک مجموعه داده نشان می‌دهد. R^2 نشان‌دهنده میزان وابستگی تغییرات متغیر وابسته به متغیر مستقل است. تغییرات R^2 بین صفر و یک است. مقدار $R^2=1$ نشان از یک رابطه خطی کامل بین مقادیر اندازه‌گیری و برآوردی دارد. به طوری که تمام مقادیر اندازه‌گیری شده با مقادیر برآورد شده یکسان بوده و همه نقاط داده‌ها بر روی خط برآوردی قرار خواهند گرفت. به همین ترتیب $R^2=0$ نشان می‌دهد که مدل هیچ‌یک از تغییرپذیری داده‌های پاسخ در اطراف میانگین داده‌ها را تعیین نمی‌کند. به همین ترتیب MBE مثبت، بیشتر بودن مقدار پیش‌بینی شده از مقدار

شکل ۳ مبنی بر حداکثر بودن ساعات واقعی آفتاب و بیشتر بودن میزان تابش خورشیدی رسیده به سطح زمین به دلیل بالا بودن ضریب صافی هوا در ماه ژوئن و کمتر بودن آن در ماه‌های ژانویه و دسامبر، به دلیل ابرناکی هوا است. مشابه نتایج حاضر در مطالعات (Ebrahimpour et al., 2009) برای حداکثر بودن ساعات واقعی آفتاب و بیشتر بودن میزان تابش خورشیدی رسیده به سطح زمین در ایستگاه تبریز گزارش شده است. از طرفی شکل ۴، نشان می‌دهد مقدار تابش رسیده به زمین در تمامی ایام سال از تابش فرازمینی، کمتر است و روند تغییرات این دو پارامتر مشابه روند تغییرات دو پارامتر حداکثر ساعات آفتابی ممکن و ساعات واقعی آفتاب در شکل ۳ است. مقایسه تابش فرازمینی (R_a) محاسبه شده از رابطه Allen et al., (1998) در عرض جغرافیایی $35/32$ درجه ایستگاه سنندج با میزان تابش رسیده به سطح زمین (R_s) در شکل ۴ نشان می‌دهد که به‌طور میانگین ماهانه حدود ۴۰ درصد از انرژی فرازمینی خورشید، توسط جو زمین جذب، منعکس یا پراکنده می‌شود. به عبارتی دیگر در حدود ۶۰ درصد از تابش فرازمینی به سطح زمین می‌رسد که در فرآیند تبخیر و تعرق، گرم کردن زمین، توازن انرژی و غیره مؤثر است. شکل ۴، نشان می‌دهد بیشترین میزان تابش واقعی آفتاب رسیده به سطح زمین به ماه ژوئن تعلق دارد که معادل $31/5$ درصد تابش فرازمینی در این ماه است. به همین ترتیب کمترین میزان تابش واقعی آفتاب رسیده به سطح زمین مربوط به ماه دسامبر است که شامل $48/9$ درصد از تابش فرازمینی در این ماه است. شکل ۳ نیز در تایید نتایج شکل ۴، نشان می‌دهد بیشترین ساعات آفتابی ممکن و واقعی ماهانه به ترتیب معادل $14/3$ و $12/1$ ساعت است که نشان‌دهنده ۲۹ درصد کاهش است. به عبارت دیگر نتایج شکل ۳ و ۴ هم‌راستا با یکدیگر هستند. در شکل ۵ نتایج مدل رگرسیون خطی برازش یافته بین داده‌های نسبت تابش واقعی رسیده به سطح زمین به تابش فرازمینی یعنی $\frac{R_s}{R_a}$ با نسبت ساعات واقعی آفتابی به حداکثر ساعات آفتابی ممکن ($\frac{Z}{N}$) آمده است. معادله حاصل از خط برازشی در شکل ۵، به صورت $R_s = R_a(0.2202 + 0.5403 \frac{Z}{N})$ با ضریب تعیین $0/89$ است. بالا بودن ضریب تعیین به مفهوم عدم انحراف نقاط از

کمتر از ساعات آفتابی ممکن (N) دارد. در همین راستا شکل ۳ نشان می‌دهد که میانگین ماهانه حداکثر ساعات آفتابی ممکن (N) در طول دوره مطالعاتی $143/9$ ساعت و میانگین ماهانه ساعات آفتابی روزانه (n)، $102/2$ ساعت است که معادل $71/02$ درصد حداکثر ساعات آفتابی ممکن است. Seyedian et al., (2017) ساعت آفتابی را پارامتر مهمی در برآورد تابش خورشیدی برای تمامی ۵ ایستگاه هواشناسی اصفهان، مشهد، ارومیه، رامسر، شیراز و زاهدان گزارش کردند. آنان تأثیر حذف ساعت آفتابی بر تابش خورشیدی را موجب افزایش خطا و به تبع کاهش دقت مدل‌سازی دانستند. Alizadeh and Khalili (2009) نیز نشان دادند که ساعات آفتابی بیشترین تأثیر را بر تابش واقعی خورشیدی دارد. در شکل ۴ میانگین ماهانه تغییرات تابش رسیده به زمین (R_s) و تابش فرازمینی (R_a) محاسبه شده براساس معادله (۲) Allen et al., (1998) نشان داده شده است.



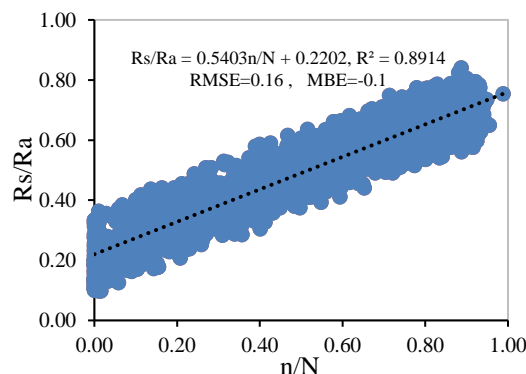
شکل ۴- میانگین تغییرات تابش رسیده به سطح زمین (R_s) و تابش فرازمینی (R_a) در ماه‌های مختلف سال

Figure 4- Mean of variations in global solar radiation (R_s) and Extraterrestrial radiation (R_a) in different months of the year

مطابق شکل ۴ میانگین بیشترین مقدار تابش روزانه $28/5$ مگاژول بر مترمربع در روز در ماه ژوئن و کمترین آن $8/5$ مگاژول بر مترمربع در روز در ماه دسامبر ثبت شده است. میانگین تابش سالانه در ایستگاه سنندج برابر $18/5$ مگاژول بر مترمربع در روز است. به همین ترتیب میانگین بیشترین مقدار تابش فرازمینی روزانه $41/6$ MJ m⁻² day⁻¹ مگاژول بر مترمربع در روز در ماه ژوئن و کمترین آن $16/6$ MJ m⁻² day⁻¹ در ماه دسامبر است. نتایج شکل ۴ در راستای نتایج

آوردند. نتایج آنان نشان داد مقدار R_2 و $RMSE$ در دو روش تجربی اول و دوم به ترتیب $۶۸۳/۵۵$ کالری بر سانتی متر مربع، $۰/۳۹$ و $۶۴۱/۲۶$ کالری بر سانتی متر مربع، $۰/۴۵$ بود. در حالی که مقدار R_2 در مطالعه حاضر مطابق نتایج شکل ۵ برابر $۰/۸۹۱۴$ محاسبه گردید که به میزان $۹۷/۶$ درصد از مقدار میانگین R_2 هر دو روش تجربی مورد استفاده Jahantigh and Piri (2022) برای شهر سنندج بیشتر است. این بهبود R_2 بیانگر اثرات منفی تأثیر عوامل هواشناسی تبخیر، میانگین درجه حرارت و رطوبت نسبی در مطالعه جهانتیغ و پیری (۱۴۰۲) و اثر مثبت n/N در مطالعه حاضر (شکل ۵) برای برآورد مقدار مناسب ضرایب a و b است. Khalili and Rezai Sadr (1997) نیز با واسنجی ضرایب a و b معادله آنگستروم- پرسکات برای ۱۸ ایستگاه تابش سنجی ایران نشان دادند که ضریب a بین $۰/۲۱$ تا $۰/۳۹$ و ضریب b بین $۰/۳۹$ تا $۰/۶۲$ برای شهرهای مختلف بود. ضریب a ، به عنوان عرض از مبدأ معادله خطی آنگستروم- پرسکات، بیانگر کسری از تابش فرازمینی ورودی به سطح زمین در حالت ابری یعنی $n=0$ است که رابطه مستقیمی با ضریب صافی هوا دارد (Ebrahimpour et al., 2009). بررسی سری زمانی داده‌های مورد استفاده در این پژوهش نشان داد دامنه رطوبت هوای سنندج بین ۲۲ درصد در فصل تابستان تا ۶۵ درصد در فصل پاییز است که نشان‌دهنده کم شدن ضریب صافی هوا ۱۱ به واسطه بالا بودن رطوبت نسبی هوا و به تبع کاهش مقدار ضریب a نسبت به مقدار پیشنهادی FAO باشد. در شکل ۶ مقادیر تابش خورشیدی برآوردی برای ایستگاه سینوپتیک سنندج از معادله آنگستروم- پرسکات پیشنهادی با ضرایب حاصله از شکل ۵، یعنی $R_S = R_a(0.2202 + 0.5403 \frac{n}{N})$ به صورت متناظر با مقادیر اندازه‌گیری آمده است. شکل ۶ در قالب دو مرحله واسنجی با داده‌های موجود در بازه زمانی ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۹ و اعتبارسنجی با داده‌هایی که در مرحله واسنجی استفاده نشده است (بازه زمانی ۲۰۲۰ و ۲۰۲۱) تنظیم شده است. عوامل آماری به دست آمده در شکل ۶ نشان می‌دهد که ضریب تعیین معادلات در مرحله واسنجی و اعتبارسنجی به ترتیب $۰/۹۷۷$ و $۰/۹۶۹$ است.

خط رگرسیون و هم‌چنین میزان همبستگی خطی بین R_s/R_a به عنوان متغیر وابسته با n/N به عنوان متغیر مستقل است. مقدار ضریب R^2 اگر بیش از $۰/۶۰$ باشد به مفهوم تبیین تغییرات متغیر وابسته توسط متغیر مستقل است (Nosrati, et al., 2021).



شکل ۵- برآورد ضرایب معادله آنگستروم- پرسکات برای شهر سنندج به روش حداقل مربعات خطا

Figure 5- Calculation of Angstrom-Prescott coefficients for Sannandaj city by least Squares method

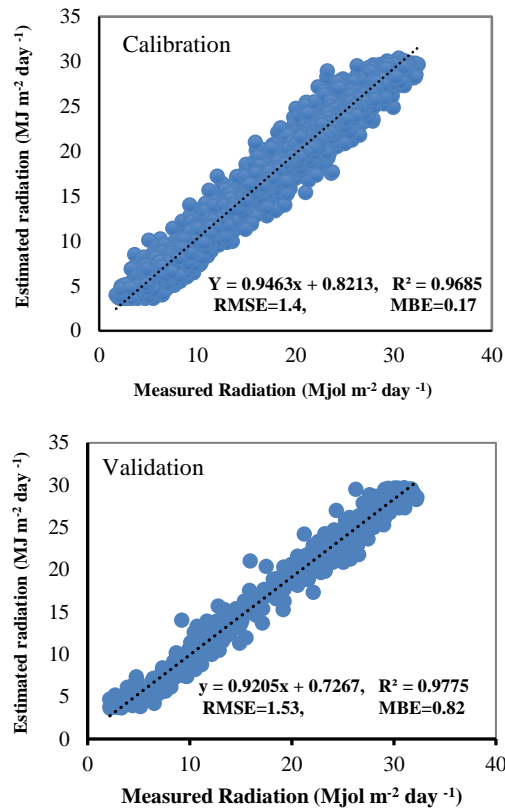
بسته به شرایط اتمسفر (میزان صافی هوا) و زاویه میل خورشیدی (عرض جغرافیایی و ماه) مقادیر ضرایب تجربی a و b برای هر موقعیت جغرافیایی متفاوت است. در این مطالعه ضرایب a و b در معادله واسنجی شده آنگستروم- پرسکات برای شهر سنندج به ترتیب $۰/۲۲۰۲$ و $۰/۵۴۰۳$ به دست آمد که به مقادیر پیشنهادی FAO برای مناطق فاقد واسنجی یعنی $a=۰/۲۵$ و $b=۰/۵$ نزدیک است (FAO, 56). در همین راستا (Almorox and Hontoria, 2004) برای ۱۶ ایستگاه از مناطق گرمسیر اسپانیا، مقادیر $۰/۲۱۷$ را برای ضریب a و $۰/۵۴۵۳$ برای ضریب b پیشنهاد دادند. Jahantigh and Piri (2022) میزان تابش خورشیدی در اقلیم‌های مختلف ایران را از دو روش تجربی پیشنهادی برای اقلیم کشور بحرین بر پایه مدل آنگستروم- پرسکات و روش ماشین بردار پشتیبان رگرسیونی (SVR)، پیش‌بینی نمودند. آنان مقادیر ضرایب a و b آنگستروم- پرسکات را براساس دو معادله تجربی آنگستروم- پرسکات با عوامل هواشناسی رطوبت نسبی و میانگین درجه حرارت برای شهر سنندج به ترتیب $۰/۰۶۵$ و $۰/۰۲$ و با عوامل تبخیر و میانگین درجه حرارت $۱/۷۵$ و $۰/۱۰۷$ به دست

¹ Global Clearness Index

این پژوهش است. (Alizadeh and Khalili (2009) نیز با بررسی تأثیر متغیرهای مقدار کمبود فشار بخار اشباع، بارش، دمای میانگین هوا، درصد رطوبت نسبی و نسبت n/N ، در تخمین R_s ، به این نتیجه رسیدند که یک معادله تک پارامتری براساس نسبت n/N از دقت لازم در مقایسه با معادله چند پارامتری برای ایستگاه مشهد برخوردار است. در مطالعه (Alizadeh and Khalili (2009) مقدار RMSE در مرحله واسنجی و اعتبارسنجی به ترتیب $15/8$ و $11/6$ به دست آمد که از مقادیر متناظر در مطالعه حاضر بیشتر است. از دیگر نتایج شکل ۶ تطابق بهتر مقادیر R_s تخمینی با مقادیر اندازه‌گیری شده به خصوص در مرحله واسنجی است که از نظر ریاضی به دلیل بیشتر بودن تعداد داده مورد استفاده در استخراج معادله امری بدیهی می‌باشد. بنابراین می‌توان معادله انگستروم- پرسکات پیشنهادی در شکل ۵ برای شهر سنج را با اطمینان جهت برآورد تابش خورشیدی در نقاط مختلف استان به کار گرفت.

روش ماشین بردار پشتیبان (SVM)

همبستگی بین مقادیر R_s برآورد شده با SVM و مقادیر مشاهده‌ای ایستگاه سنج به تفکیک دو مرحله آموزش و آزمون، در شکل ۷ آمده است که نشان‌دهنده ارتباط بین مقادیر واقعی R_s با مقادیر برآورد از روش SVM است. مطابق شکل ۷ معیارهای خطاسنجی نشان می‌دهد، روش SVM توانمندی پیش‌بینی تابش واقعی خورشیدی را دارد. مقدار آماره RMSE در روش SVM در مرحله آموزش و آزمون به ترتیب $1/34$ و $1/39$ به دست آمد که کمتر از مقادیر متناظر در روش انگستروم- پرسکات $1/53$ و $1/4$ است (شکل ۷ و شکل ۶). نزدیکی مقادیر آماره‌های RMSE و R^2 و متوسط خطای بایاس (MBE) در محاسبه تابش خورشیدی طی دو مرحله آموزش و آزمون در روش SVM نشان‌دهنده آموزش خوب مدل با داده‌های مرحله آموزش است. این مدل به دلیل اینکه با واکاوی داده‌های ورودی یعنی طول ساعت آفتابی، طول روز و تابش فرازمینی، اقدام به برازش بهترین مدل با مبنای بیشترین ضریب تعیین و کمترین خطا می‌کند، درصد خطای تخمین مقادیر R_s کمتری نسبت به روش حداقل مربعات خطا دارد (شکل ۷).

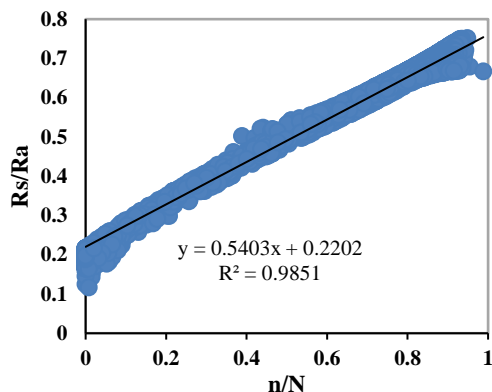


شکل ۶- برازش رگرسیونی مقادیر تابش خورشیدی اندازه‌گیری و تخمینی از معادله انگستروم- پرسکات

Figure 6- Regression fit of measured and estimated solar radiation values from Angstrom-Preccott equation

به همین ترتیب مقادیر شاخص‌های RMSE و MBE نیز در دو مرحله واسنجی و اعتبارسنجی به ترتیب $1/53$ ، $1/82$ و $1/4$ ، $1/17$ به دست آمد. شکل ۶ نشان می‌دهد تراکم بیشتر نقاط حول خط نیمساز و نزدیکی مقادیر ضریب تعیین و خطا در هر دو مرحله اعتبارسنجی و واسنجی به یکدیگر حاکی از دقت بالای برآورد تشعشع خورشیدی است که نشان می‌دهد ضرایب پیشنهادی مدل انگستروم- پرسکات مناسب ایستگاه سنج است. کم بودن اختلاف مقادیر ضریب تعیین و مقدار خطای مقادیر برآوردی در مقایسه با مقادیر اندازه‌گیری R_s در دو مرحله واسنجی و اعتبارسنجی (به ترتیب برابر $0/9685$ و $1/4$ در مقابل $0/9775$ و $1/53$) نشان‌دهنده دقت برآوردهای مناسب مدل است. (Li et al. (2013) نیز عملکرد بهتر مدل‌های واسنجی شده مبتنی بر ساعات آفتابی برای برآورد تابش خورشیدی، را گزارش نموده‌اند که تایید کننده نتایج

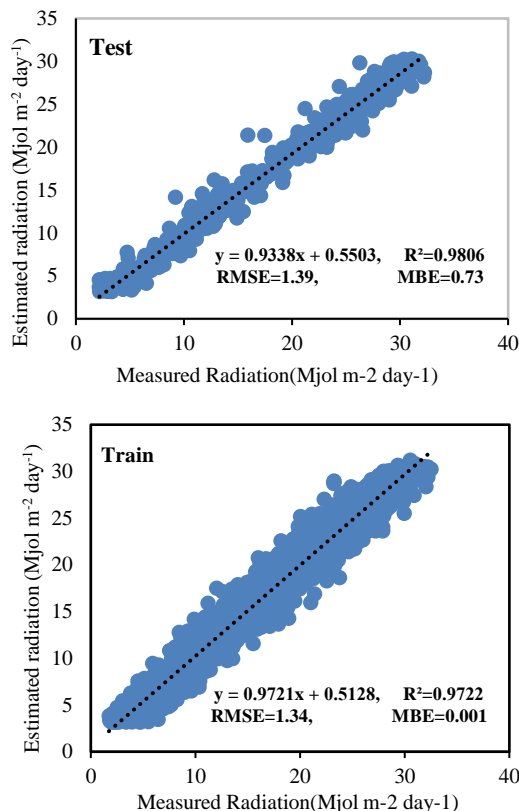
مورد استفاده ۴۹/۴ درصد کاهش و ۹۷/۶ درصد افزایش نشان داد. (Jahantigh and Piri (2022) دلیل بهتر بودن برآوردهای روش SVM نسبت به دو روش تجربی در ایستگاه سنندج را ناشی از اثرات منفی عوامل هواشناسی تبخیر، میانگین درجه حرارت و رطوبت نسبی در برآورد ضرایب a و b دانستند. در شکل ۸ ارتباط بین داده‌های شبیه‌سازی شده R_s توسط الگوریتم SVM با نسبت n/N ، در قالب یک رابطه خطی با عرض از مبدا آمده است.



شکل ۸- تخمین ضرایب معادله آنگستروم- پرسکات با داده‌های شبیه‌سازی شده توسط SVM

Figure 8: Estimation of coefficients of Angstrom-Prescott equation with simulated data by SVM

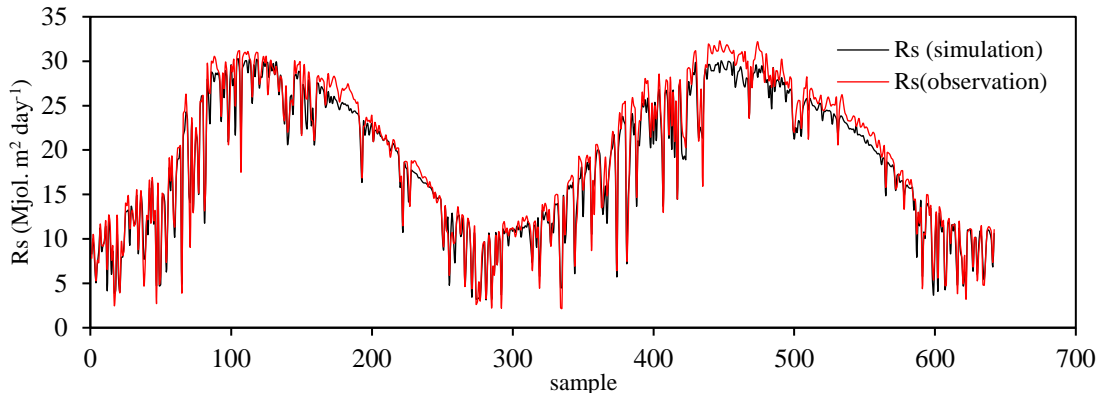
مطابق نتایج شکل ۸، مقدار ضرایب a و b به ترتیب ۰/۲۲۰۲ و ۰/۵۴۰۳ به دست آمد که برابر ضرایب حاصل از روش آنگستروم- پرسکات در شکل ۵ است. لیکن ضریب تعیین در روش SVM معادل ۰/۹۸۵ است که به میزان ۱۰/۱ درصد بهبود یافته است و بیان گر ۹۸ درصد از تغییرات تابش خورشیدی (متغیر وابسته مطالعه) تحت تأثیر متغیر n/N است. در شکل ۹ نمودار تغییرات مقادیر R_s مشاهداتی و محاسباتی با استفاده از روش SVM آمده است. در شکل ۸ مشخص شد روش SVM نسبت به روش تجربی انطباق بیشتری از نقاط برآورد شده نسبت به نقاط اندازه‌گیری شده داشت. نتیجه این برتری به صورت نمودار تطابق نوسانات مقادیر R_s برآورد شده به روش برتر SVM در مقایسه با مقادیر اندازه‌گیری شده در شکل ۹ قابل مشاهده می‌باشد. همان‌گونه که از شکل ۹ ملاحظه می‌گردد روند تغییرات مقادیر R_s برآورد شده مشابه روند تغییرات مقادیر R_s اندازه‌گیری شده است.



شکل ۷- پراکنش مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی تابش واقعی خورشیدی با روش SVM در دو مرحله آموزش و آزمون

Figure 7- Distribution of observed values and simulation of Actual solar radiation with SVM method in two stages of train and test

به‌طور کلی در هر یک از روش‌ها هر چه مقدار شاخص‌های خطاسنجی، پایین‌تر و میزان شاخص R^2 بالاتر باشد، برآوردهای روش مربوطه دقیق‌تر و مناسب‌تر است. لذا مقایسه نتایج هر دو روش نشان می‌دهد روش SVM نتایج بهتری دارد. بهتر بودن وضعیت روش SVM نسبت به روش تجربی را می‌توان در توانایی این روش در آموزش بهتر با همان تعداد داده مورد استفاده در روش تجربی دانست. تراکم بیشتر نقاط حول خط نیمساز، در شکل ۷ نسبت به روش آنگستروم- پرسکات در شکل ۶، نشان‌دهنده دقت بالای برآوردها در روش SVM است که به مفهوم بازسازی دقیق‌تر مقادیر تابش است. در مطالعه (Jahantigh and Piri (2022) نیز آماره‌های خطاسنجی در روش ماشین بردار پشتیبان به شرح $RMSE=335/28$ کالری بر سانتی‌متر مربع و $R^2=0/83$ بود که در مقایسه با میانگین مقادیر متناظر در دو روش تجربی



شکل ۹- منحنی مقادیر تابش خورشیدی شبیه سازی شده توسط روش SVM و اندازه گیری شده (خروجی برنامه matlab)
Figure 9- Curve of solar radiation values simulated by SVM method and measured (output of Matlab)

حساسیت‌سنجی

به‌منظور امکان‌سنجی استفاده از ترکیب پارامترهای مختلف هواشناسی در پیش‌بینی دقیق مقادیر تابش خورشیدی، هفت سناریو از ترکیب‌های مختلف هواشناسی براساس مطالعات مختلف مانند (Seyedian et al., 2017), Ramedani et al. (2013) and Motamed Shariati et al., (2016) تعریف گردید (جدول ۱). انتخاب سناریوهای اطلاعاتی با توجه به سهولت دسترسی به داده‌ها و هم‌چنین گزارش تحقیقات قبلی که افزایش دقت تخمین Rs را با

انتخاب سناریوهای اطلاعاتی متفاوتی مورد ارزیابی قرار داده‌اند انجام شد ((Sharifi, et al., 2022). سپس محاسبات آموزش مدل بر روی ۷۵٪ از داده‌ها) و محاسبات آزمون مدل بر روی ۲۵٪ از داده‌های باقی‌مانده انجام شد. با تعریف هفت سناریو از پارامترهای هواشناسی، محاسبات پیش‌بینی تابش خورشیدی با روش SVR، انجام گرفت و دقت روش مذکور در مرحله آموزش و آزمون، براساس معیارهای آماری از روابط ۹ تا ۱۱ محاسبه و در جدول ۱ ارائه گردید.

جدول ۱- معیارهای ارزیابی عوامل مؤثر بر مقدار تابش خورشیدی در ایستگاه سنندج

Table 1- Criteria for evaluating factors affecting the amount of solar radiation in Sanandaj station

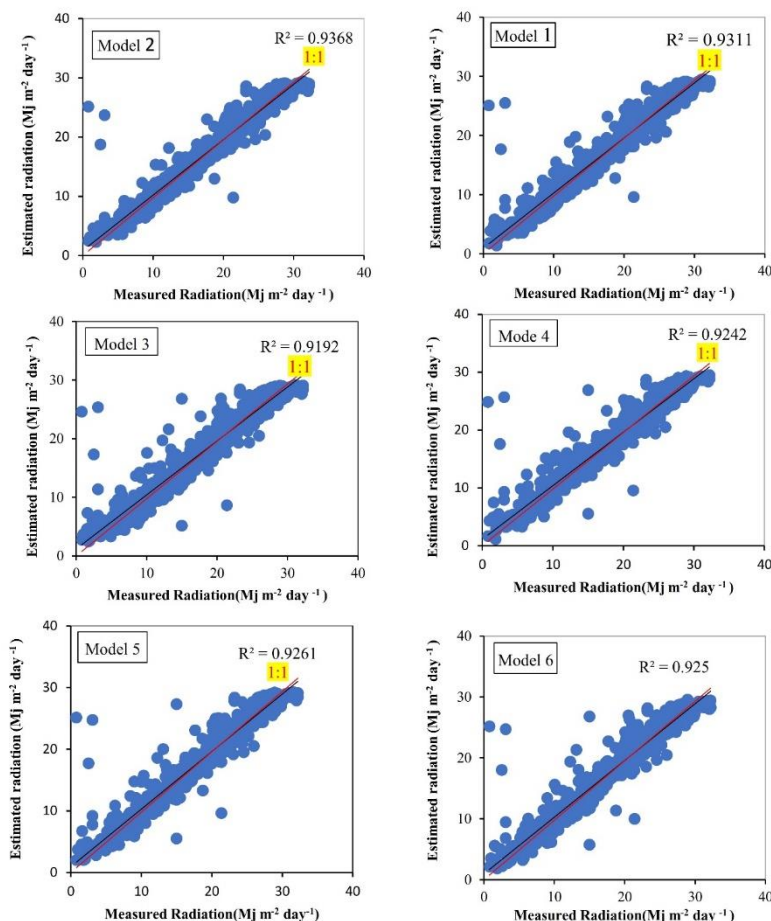
Model	Parameters	Train			Test		
		R ²	RMSE MJ m ⁻² d ⁻¹	MBE MJ m ⁻² d ⁻¹	R ²	RMSE MJ m ⁻² d ⁻¹	MBE MJ m ⁻² d ⁻¹
Model 1	Ra, N, n, Tmax, Tmin, RH, u, P	0.92	2.23	0.04	0.93	2.07	-0.25
Model 2	Ra, N, n, Tmax, Tmin, RH, u	0.92	2.20	0.04	0.94	1.99	-0.28
Model 3	Ra, N, n, Tmax, RH, u, P	0.92	2.26	0.04	0.92	2.23	-0.18
Model 4	Ra, N, n, Tmin, RH, u, P	0.92	2.24	-0.04	0.92	2.17	-0.19
Model 5	Ra, N, n, Tmax, Tmin, RH, P	0.92	2.23	0.04	0.93	2.14	-0.23
Model 6	Ra, N, n, Tmax, Tmin, u, P	0.92	2.26	0.04	0.93	2.16	-0.26
Model 7	Ra, N, n	0.97	1.34	0.001	0.98	1.39	-0.73

سناریوی پیشنهادی برای شهر سنندج معرفی گردید. در سناریوی هفت تنها از سه پارامتر Ra, N و n در ورودی روش SVR، استفاده شد. این سه مولفه به‌تنهایی در حدود ۹۸ درصد از پراکندگی داده‌های اصلی را شامل می‌شوند و مولفه‌های اضافی در دیگر سناریوها سبب افزایش خطا می‌شود. در همین راستا دسته‌بندی دقت سناریوها در مرحله آزمون نشان داد سناریوی ۳ با بیشترین مقدار جذر میانگین مربعات خطا (RMSE=۲/۲۳)، کمترین مقدار ضریب تعیین

با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۱، سناریوی هفت با جذر میانگین مربعات خطای ۱/۳۴، ضریب تعیین ۹۷ درصد و متوسط خطای گرایش ۰/۰۰۱ در مرحله آموزش و جذر میانگین مربعات خطای ۱/۳۹، ضریب تعیین ۹۸ درصد و متوسط خطای گرایش ۰/۷۳- در مرحله آزمون بهترین عملکرد را نسبت به دیگر سناریوهای تعریف شده به‌روش SVR، و هم‌چنین در مقایسه با روش تجربی آنگستروم-پرسکات (شکل ۶) نشان داد که به‌عنوان روش برآورد برتر و

دمای میانگین هوا و درصد رطوبت نسبی بر تخمین R_s برای ایستگاه مشهد توصیه نمودند. (Avazpour et al., 2019) هم مجموع خطاهای ناشی از ابزار اندازه‌گیری در سناریوهای با چندین متغیر ورودی برای ارزیابی شدت تابش خورشید و کاهش سرعت عملکرد شبکه در مراحل آموزش و یادگیری به‌واسطه تعدد متغیرهای ورودی را عامل کاهش دقت برخی سناریوها دانستند. به‌عنوان یک نتیجه کلی از جدول ۱ می‌توان انتخاب مناسب و کم تعداد از متغیرهای ورودی برای برآورد R_s به منظور دقت بیشتر و کمبود پیچیدگی در روش SVM را پراهمیت ارزیابی نمود. در شکل ۱۰ همبستگی بین مقادیر تابش خورشیدی تخمینی به روش SVM و اندازه‌گیری شده در ایستگاه سینوپتیک شهر سندانج در مدل‌های مختلف نشان داده شده است.

در $(R^2=92)$ و $(MBE=-0/18)$ در رتبه آخر قرار دارد. در سناریوی ۳ علاوه بر پارامترهای n ، R_a و N پارامترهای P ، u ، RH و T_{max} به‌عنوان ورودی روش SVR، استفاده شد که موجب کاهش دقت گردید. در مطالعه Jahantigh and Piri (2022) اثرات منفی استفاده از عوامل هواشناسی تبخیر، میانگین درجه حرارت و رطوبت نسبی و تأثیر مثبت روش SVR، بر برآورد مقدار مناسب ضرایب a و b گزارش شده است. بهتر بودن سناریوی هفت (جدول ۱) در راستای نتایج Jahantigh and Piri (2022) مبنی بر عدم استفاده از عوامل هواشناسی و بهتر بودن روش ماشین بردار پشتیبان جهت برآورد تابش خورشیدی است. به‌همین ترتیب Alizadeh and Khalili (2009) نیز در مطالعه خود، تأثیر بیشتر نسبت n/N را در مقایسه با متغیرهای کمبود فشار بخار اشباع، بارش،



شکل ۱۰- همبستگی بین مقادیر تابش خورشیدی تخمینی به روش SVM و اندازه‌گیری شده در ایستگاه سینوپتیک شهر سندانج در مدل‌های مختلف

Figure 10- Correlation between solar radiation values estimated by SVM method and measured at Sanandaj synoptic station in different models

تحقیق در برآورد تابش واقعی خورشیدی (Rs) با ورود داده‌های طول ساعت آفتابی و تابش فرازمینی نشان داد که مدل SVM دارای خطای پایین و میزان ضریب تعیین بالا بوده است. مقایسه مقادیر تابش خورشیدی محاسبه شده با استفاده از مدل SVM و حداقل مربعات خطا نتایج نشان داد که میزان RMSE در مدل SVM کمتر از روش حداقل مربعات خطا است. این تفاوت میزان برآورد خطا به این دلیل است که مدل SVM به واکاوی و بهینه‌ترین داده‌های مشاهداتی و تعیین ضرایب معادله می‌پردازد اما روش حداقل مربعات خطا ابتدا با استفاده از روش رگرسیونی، ضرایب تجربی معادله آنگستروم - پرسکات را محاسبه و سپس اقدام به برآورد تابش خورشیدی خواهد نمود. بنابراین مدل هوشمند SVM در تعیین ضرایب معادله آنگستروم - پرسکات و توسعه معادله رگرسیونی در برآورد تابش خورشیدی نسبت به روش‌های تجربی عملکرد بهتری داشته است. پیشنهاد می‌شود از مدل SVM در اقلیم‌های مختلف کشور با تنوع متغیرهای ورودی، برای آموزش شبکه‌های مختلف استفاده شود تا در هر اقلیم مناسب‌ترین پارامترهای ورودی به شبکه‌های هوشمند برای پیش‌بینی تابش خورشیدی به دست آیند. در بررسی دخالت اقلیم و شرایط آب و هوایی بر تابش خورشیدی در ایستگاه سنندج با تعریف شش مدل شبیه‌سازی با ورودی‌های مختلف واکاوی انجام شد. نتایج نشان داد که کیفیت داده‌ها مطلوب بوده، میزان بارندگی، سرعت باد و رطوبت نسبی بر میزان کمترین تأثیر و تعداد ساعات آفتابی مؤثرترین پارامتر بر میزان تابش خورشیدی را داشته است.

منابع

- Agarwal, K.N., Verma V.V. 1978. Sun: Mankind's future source of energy proceedings of the international solar. In: Energy society congress. 1, 415-429.
- Alizadeh, A., Khalili, N. 2009. Estimation of Angstrom Coefficient and Developing a Regression Equation of Solar Radiation Estimation (Case study: Mashhad). Journal of Water and Soil. 23(1), 229-238. (In Farsi)
- Allen, R.G., Pereira, L. S., Raes, D., Smith, M. 1998. Crop evapotranspiration-guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and

بالا بودن مقادیر R^2 نشان دهنده ارتباط خطی گسترده‌تری میان مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل‌های مختلف با مقادیر اندازه‌گیری شده در ایستگاه هواشناسی شهر سنندج می‌باشد. چنانچه مشاهده می‌گردد بعد از مدل ۷ که بیشترین همبستگی را با مقادیر واقعی تابش نشان داده است سناریوی ۲ با پارامترهای Ra, N, n, Tmax, Tmin, RH, u عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها داشت ($R^2=0.94$). به نظر می‌رسد میزان بارندگی (P) پارمتری کم تأثیر در برآورد میزان تابش خورشیدی است که با نتایج Seyedian et al., (2017) مبنی بر اثر فاکتورهای مختلف اقلیمی بر تخمین تابش خورشیدی با استفاده از آزمون گاما هماهنگی داشت اما نتایج این تحقیق با مطالعات Long et al., (2014) هم‌خوانی نداشت.

نتیجه‌گیری

استفاده از داده‌های صحیح و پیوسته، شرط اولیه انجام مطالعات هیدرولوژیکی جهت برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب است. در ثبت داده‌های ساعات آفتابی، به عنوان یکی از داده‌های اصلی در مطالعات هیدرولوژیکی، خلاءهای زیادی وجود دارد. با توجه به لزوم استفاده از روش‌های نوین در برآورد تابش خورشیدی، در این پژوهش، بازسازی داده‌های ساعات آفتابی با استفاده از روش‌های تجربی و ماشین بردار پشتیبان در ایستگاه سنندج مدنظر قرار گرفت. تمامی سناریوهای اطلاعاتی از جمله سناریوی برتر شماره ۷ در جدول ۱ به مفهوم آن است که همه متغیرها تقریباً با احتمال نزدیک به یکدیگر سهم یکسانی در درصد کل احتمال رخداد یعنی برآورد R_s دارند، که برابری تأثیر متغیرها خود به‌عنوان یک منبع خطا می‌تواند باشد. از آنجاکه مقدار تابش خورشیدی متأثر از شرایط جغرافیایی و اقلیمی منطقه می‌باشد، لزوم بکارگیری روش‌های محاسباتی با دقت مطلوب در تخمین این پارامتر پیچیده و مهم را می‌رساند. با توجه به اینکه بیشتر مطالعات در زمینه برآورد تابش خورشیدی از مدل‌های تجربی و نیمه‌تجربی استفاده شده است لذا استفاده از روش‌های محاسباتی هوشمند که مزیت اصلی آنها سرعت بالا و دقت مطلوب در پیش‌بینی متغیرهای پیچیده با نداشتن خطی و غیرخطی هستند روز به روز اهمیت بیشتری پیدا کرده است. نتایج این

- Ebrahimpour, A., Marefat, M., Naeri, H. 2009. Presenting a new relationship for estimating total radiation in different climates of Iran. *Journal of Geographical Space*, 9(25), 1-22 (In farsi)
- Ekici, B.B. 2014. A least squares support vector machine model for prediction of the next day solar insolation for effective use of PV systems. *Measurement*, 50, 255–262.
- Feng, Y., Zhang, X., Jia, Y., Cui, N., Hao, W., Li, H., Gong, D. 2021. High-resolution assessment of solar radiation and energy potential in China. *Energy Conversion and Management*. 240, 114265
- Glover, J., Colocj, M. 1957. The Empirical relation between solar radiation and hours of sunshine. *Quarterly journal of the Royal Meteorological Society*, 84(360), 172-175.
- Hargreaves, G. H., Samani, Z. A. 1982. Estimating potential evapotranspiration. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 108, 225-230.
- He, C., Liu, J., Xu, F., Zhang, T., Chen, S., Sun, Z., Zheng, W., Wang, R., He, L., Feng, H., Yu, Q., He, J. 2020. Improving solar radiation estimation in China based on regional optimal combination of meteorological factors with machine learning methods. *Energy Conversion and Management*, 220 (113111), 1-15.
- Hissou, H., Benkirane, S., Guezzaz, A., Azrou, M. and Beni-Hssane, A. 2023. A Novel Machine Learning Approach for Solar Radiation Estimation. *Sustainability*, 15 (10609), 1-21.
- Iziomon, M.G. and Mayer, H. 2002. Assessment of some global solar radiation parameterizations. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 64 (2), 1631-1643.
- Jahantigh, N and Piri, J. 2022. Estimating Solar Radiation in Different Climates of Iran using Hybrid Machine Learning Methods. *Journal of Applied and Computational Sciences in Mechanics*, 35, 37-54. (In Farsi)
- Jia, D., Yang, L., Lv, T., Liu, W., Gao, X. and Zhou, J. 2022. Evaluation of machine learning models for predicting daily global and diffuse solar radiation under different weather/pollution conditions. *Renewable Energy*, 187, 896-906.
- Kamali, S. and Aghashariatmadary, Z. 2017. Investigating the effect of atmospheric pollutants on the efficiency of Angstrom-PreScott relation in estimating solar radiation (A case study of Karaj) . *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 45 (5), 1051-1061. (In Farsi)
- Khalili, A., Bazrafshan, J., Cheraghalizadeh, M. 2022. A Comparative study on climate maps of Iran in extended de Martonne classification and application of the method for world climate drainage paper 56. United Nations Food and Agriculture Organization, Rome.
- Almorox, J., C. Hontoria, 2004. Global solar radiation estimation using sunshine duration in Spain. *Energy Conversion and Management*, 45(9–10), 1529–1535.
- Ananthakrishnan S., Prasad, R., Stallard, D., Natarajan, P. 2013. Batch-mode semi-supervised active learning for statistical machine translation. *Computer Speech and Language*. 27, 397–406.
- Angstrom, A. K., 1924. Solar and terrestrial radiation. *Quarterly Journal of Royal Meteorological Society*, 50, 121-125.
- Avazpour, S., Bakhtiari, B., Qaderi, K. 2019. Evaluation of artificial neural network and support vector machine methods in estimating total solar radiation at Kerman and Yazd. *Journal of Renewable and New Energy*, 7(2), 19-38.
- Ayana, H. B. 2011. Solar energy resources as an important part of renewable energy resources in terms of Turkey. Project for the Degree of MSc in Energy. London: Environmental Technology and Economics, City University.
- Azeez, M. A. A. 2011. Artificial neural network estimation of global solar radiation using meteorological parameters in Gusau, Nigeria. *Artificial Applied Science Research*, 3(2), 586–95.
- Babiker IS, Mohamed MA, Hiyama T, Kato K. 2005. A GIS-based DRASTIC model for assessing aquifer vulnerability in Kakamigahara Heights, Gifu Prefecture, central Japan. *Science of the Total Environment*. 345(1), 127-40.
- Badescu, V. 2008. Modeling solar radiation at the earth surface. Verlag Berlin Heidelberg, Springer
- Ball, R.A., Purcell, L.C., and Carey, S.K. 2004. Evaluation of solar radiation prediction models in North America. *Agronomy Journal*, 96, 391–397.
- Belcher, B.N. and DeGaetano, A. T. 2007. A revised empirical model to estimate solar radiation using automated surface weather observations. *Solar Energy*, 81(3), 329–345.
- Bristow, K. L. and Campbell, G. S. 1984. On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature, *Agricultural and Forest Meteorology*, 31, 159-166.
- Chen, JL, Liu, H.B., Wu, W., Xie, D.T. 2011. Estimation of monthly solar radiation from measured temperatures using support vector machines– A case study. *Renewable Energy*, 36, 413– 420.
- De Souza, J. L., Nicacio, R. L., Lima Moura, M. A. 2005. Global solar radiation measurements in Maceio Brazil. *Agricultural water Management*, 30, 1203 – 1220.

- Reddy, T. A., Gordon, J. M. and De Silva, I. P. 1987. MIRA, A one-repetitive day method for predicting the long-term performance of solar energy systems. *Solar Energy*, (Pergamon Press), 39(2), 123-133.
- Rehman S, Mohandes M. 2009. Estimation of diffuse fraction of global solar radiation using artificial neural networks. *Energy Sources, Part A*. 31, 974–84.
- Rehman, S. 1998. Solar radiation over Saudi Arabia and comparisons with empirical models. *Energy*. 23(12), 1077–1082
- Rosen, L. 1994. A study of the DRASTIC methodology with emphasis on Swedish conditions. *Ground Water*. 32(2), 278-285.
- Sabbagh, J., Sayigh, A. and Al-Salam, E. 1977. Estimation of the Total Solar Radiation from Meteorological Data. *Solar Energy*. 19, 307-311.
- Seyedian, S.M., Farsasati, M., Rouhani, H. and Heshmatpor, A. 2017. Solar Radiation Prediction Using Metrological Parameters. *Iran-Water Resources Research*. 13(1), 88-100. (In Farsi).
- Sharifi, S.S., Rezaverdinejad, V., Nourani, V. and Behmanesh, J. 2020. Evaluation of the Capability of Intelligent Models in Estimating Monthly Global Solar Radiation. *Water and Soil Science*. 31(2), 13-26. (In Farsi).
- Take, a., Hasak Yildirim, H and Celik, O. 2015. Evaluation and performance comparison of different models for the estimation of solar radiation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 50, 1097-1107.
- Tamer, K., Azah, M. and Sopian, K. 2012. A review of solar energy modelling techniques. *Renewable Sustainable Energy Reviews*. 16(5), 2864–2869.
- Trnka, M., Zalud, Z., Eitzinger, J and Dubrovsky, M. 2005. Global solar radiation in Central European lowlands estimated by various empirical formulae. *Agricultural and Forest Meteorology*. 131 (1–2), 54–76.
- Vapnik, V.N. 1998. The Support Vector Method of Function Estimation. *Nonlinear Modeling*. 55-85.
- Yin, Y., S. Wu, D. Zheng and Yang, Q, 2008. Radiation calibration of FAO56 Penman–Monteith model to estimate reference crop evapotranspiration in China. *Agricultural Water Management*. 95, 77-84.
- Zeng, J, and Qiao, W. 2013. Short-term solar power prediction using a support vector machine. *Renewable Energy*. 52, 118–27.
- Zhao, N., Zeng, X. and Han, Sh. 2013. Solar radiation estimation using sunshine hour and air pollution index in China. *Energy conversion and Management*. 846-851.
- zoning. *Journal of Agricultural Meteorology*. 10(1), 3-16. (In Farsi).
- Khalili, S. and Rezai Sadr, H. (1997). Estimation of solar radiation in iran, based on climate data. *Journal of Geographical Research*. 84, 15-35. (In Farsi).
- Lazzus, J.A., Ponce, A.A.P. and Marin, J. 2011. Estimation of global solar radiation over the city of La Serena (Chile) using a neural network. *Applied Solar Energy*. 47 (1), 66-73.
- Li M.F., Tang X.P., Wu W and Liu H.B, 2013. General models for estimating daily global solar radiation for different solar radiation zones in mainland China. *Energy Conversion and Management*. 70, 139-148.
- Long, H., Zhang, Z. and Su, Y. 2014. Analysis of daily solar power prediction with data-driven approaches. *Applied Energy*. 126, 29–37.
- Mehdizadeh S. and Behmanesh, J. 2016. Calibration of Angstrom-Prescott Equation Coefficients in the Selected Stations of Urmia Lake Watershed. *Journal of Irrigation and Water engineering*. 6(23), 78-91. (In Farsi)
- Motamed Shariati, H., Mobli, H., Sharifi, M. and Ahmadi, H. 2016. Estimating Solar Radiation with Ordinary Meteorological Data in Mashhad. *Iranian Journal of Biosystem Engineering*. 47(1), 185-196. (In Farsi).
- Nosrati, N., Masoompour Samakosh, J., Zolfaghari, h. and Ghahraman, A. 2021. Relationship between Atmospheric Water Vapor Transfer and Daily Rainfall in Iran. *Arid Region Geographic Studies*. 45(12), 1-13. (In Farsi)
- Ornella L. and Tapia, E. 2010. Supervised machine learning and heterotic classification of maize (*Zea mays* L.) using molecular marker data, *Computers and Electronics in Agriculture*. 74, 250–257.
- Penman, H. L. 1956. Evaporation an Introductory Survey. *Netherlands Journal of Agricultural Science*. (4), 9-29.
- Piri, j., Shamshirband, sh., Petkovic, D. and Wen Tong, C. 2014. Prediction of the solar radiation on the Earth using support vector regression technique. *Infrared Physics & Technology*. 68, 179-185.
- Prescott, J. A., 1940, Evaporation from a Water Surface in Relation to Solar Radiation. *Trans. R. Soc South Aust*. 64, 114–118.
- Ramedani, Z., Omid, M. and Keyhani, A. 2013. Modeling Solar Energy Potential in a Tehran Province Using Artificial Neural Network. *International Journal of Green Energy*. 10, 427-441.



Determining Angstrom-Prescott equation coefficients and estimating solar radiation values using SVM method (Case study: Sanandaj city)

S. Zandsalimi¹, Ch. Abdi², H. Zare Abyaneh^{3*}

Received: 29/09/2023

Accepted: 01/05/2024

Abstract

In this study, the Angstrom Prescott equation was calibrated for estimation of solar radiation variable in Sanandaj station west of Iran during the 2010 to 2021 period using the least square error method and intelligent Support Vector Machine (SVM). The estimated values results were compared with the observed data. The coefficients of Angstrom-Prescott equation, a and b were determined 0.22 and 0.54, respectively. The statistical measures of R2 and RMSE indicated acceptable accuracy of this empirical equation in study station. Intelligent SVM model performed better in determining the Angstrom-Prescott equation coefficients in solar radiation estimation comparing to experimental methods (R2=0.98, RMSE=1.3 and RMSE=0.73). To investigate the effect of climatic variables in solar radiation estimation a sensitivity analysis using six different models were performed. The results showed that by excluding rainfall, the correlation coefficient increases and the estimation error decreases (R2=0.94 and RMSE=1.99). The effect of relative humidity and wind speed in estimating solar radiation was almost same. The analysis of different models showed that in the study station, sunshine hours, maximum and minimum temperature are the most significant variables in solar radiation estimation.

Keywords: Angstrom-Prescott equation, Solar radiation, Sanandaj



¹ Ph. D. Student of Irrigation and drainage, Department of Water Engineering- Faculty of Agricultural- Bu- Ali Sina University, Hamedan, Iran

² Ph.D. Student of Irrigation and drainage, Department of Water Engineering, Faculty of Agricultural- Bu- Ali Sina University Hamedan, Iran

³ Associate Professor, Department of Water Engineering- Faculty of Agricultural- Bu- Ali Sina University, Hamedan
(*Corresponding Author Email Address: zare@basu.ac.ir)

نحوه ارجاع مقاله:

زندسلیمی، س.، عبدی، چ.، زارع ابیانه، ح. ۱۴۰۳. تخمین مقادیر تابش خورشیدی با استفاده از معادله آنگستروم-پرسکات و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (مطالعه موردی شهر سنندج). نشریه هواشناسی کشاورزی، ۱۲(۲): ۲۶-۴۱. DOI: 10.22125/AGMJ.2024.436966.1164

Zandsalimi, S., Abdi, Ch., Zare Abyaneh, H. 2025. Determining Angstrom-Prescott equation coefficients and estimating solar radiation values using SVM method (Case study: Sanandaj city). Journal of Agricultural Meteorology, 12(2): 26-41. DOI: 10.22125/AGMJ.2024.436966.1164