

برآورد تابش خورشیدی کل با استفاده از دو روش وایازی و شبکه عصبی مصنوعی در منطقه مشهد

سارا بامهر^۱، سمانه ثابت‌قدم^۲، پرویز ایران‌نژاد^۳

^۱دانشجوی کارشناسی ارشد هواشناسی، مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، s.bamehr@ut.ac.ir

^۲استادیار گروه فیزیک فضا، مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، ssabet@ut.ac.ir

^۳دانشیار گروه فیزیک فضا، مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، piran@ut.ac.ir

چکیده

برآورد میزان تابش خورشیدی رسیده به سطح زمین در مطالعات کشاورزی، هواشناسی، آب‌شناسی و اقلیمی دارای اهمیت ویژه‌ای می‌باشد. علی‌رغم اهمیت موضوع، شرایط اندازه‌گیری این پارامتر در همه نقاط مهیا نیست. بنابراین معمولاً مدل‌های متعددی جهت برآورد آن در اقلیم‌های مختلف استفاده می‌شود. در مطالعه حاضر مقدار تابش خورشیدی کل ماهانه با استفاده از دو روش وایازی خطی چندمتغیره و شبکه عصبی مصنوعی در منطقه مشهد برآورد شده‌است. اطلاعات ورودی مدل شامل برخی ویژگی‌های نوری جو از جمله کسر ابر، ضخامت نوری هواویز، محتوای آب قابل بارش و ضخامت نوری ابر از ماهواره مادیس در بازه زمانی ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۵ می‌باشد. بر اساس نتایج، مدل‌های وایازی که در آنها از کسر ابر به‌عنوان متغیر پیش‌بینی‌کننده استفاده شد نسبت به دیگر مدل‌ها دقت بالاتری دارند. مقایسه نتایج مدل شبکه عصبی با مدل وایازی خطی برای حالت با تعداد متغیر ورودی مشابه نشان می‌دهد خطای مدل وایازی تقریباً دو برابر شبکه عصبی است. **واژه‌های کلیدی:** تابش خورشیدی کل، ویژگی‌های نوری جو، مادیس، مدل وایازی خطی، مدل شبکه عصبی.

Estimation of Global Solar Radiation by Regression and Artificial Neural Network in Mashhad

Sara Bamehr¹, Samaneh Sabetghadam², Parviz Irannejad³

¹Master of science student in meteorology, Institute of Geophysics, University of Tehran

²Assistant Professor of Space Physics, Institute of Geophysics, University of Tehran

³Associate Professor of Space Physics, Institute of Geophysics, University of Tehran

Abstract

Incident solar radiation is important in agriculture, meteorology, hydrology and climatology studies. However, direct measurements of solar radiation are usually not available where required. Therefore, it is usually estimated by using models based on routine atmospheric variables. In this study, monthly global solar radiation in Mashhad is estimated by multiple linear regression and artificial neural network methods. Atmospheric optical properties, such as cloud fraction, aerosol optical depth, precipitable water and cloud optical depth, derived from MODIS since 2002 to 2015 are used as model input data. According to results, the regression models that use cloud fraction as input variable, are more accurate than others. Comparing neural network with linear regression results for common inputs, shows that error in neural network model is about half of that in linear regression model.

Keywords: Global solar radiation, Atmospheric optical properties, MODIS, Linear regression model, Neural network model

۱ مقدمه

انرژی رسیده از خورشید، محرک اصلی فرآیندهای فیزیکی، زیستی و شیمیایی در زمین است (مزا و یبرا، ۲۰۱۶) و تابش خورشیدی رسیده به زمین بنیادی‌ترین منبع انرژی تجدیدپذیر در طبیعت است. در دهه‌های اخیر با پیشرفت علوم و دستیابی بشر به منابع جدید انرژی، نه تنها از اهمیت این منبع انرژی پاک کاسته نشده است، بلکه آلودگی‌های ناشی از سوخت‌های فسیلی و محدود بودن انرژی‌های فسیلی در مقایسه با افزایش روزافزون نیاز به انرژی، توجه بشر را به سوی منابع نامحدود انرژی نظیر انرژی خورشیدی معطوف داشته است (جاکوبسون، ۲۰۰۹). بهترین روش تعیین مقدار تابش خورشیدی کل، نصب

دستگاه‌های اندازه‌گیری مانند پیرانومتر و پیرهلیومتر و دیده‌بانی و ثبت مقادیر هر روز آن است (جرگیو و همکاران، ۲۰۰۴). متأسفانه به علت محدودیت‌های مالی، فنی و یا سازمانی، ایستگاه‌های سنجش تابش خورشیدی در بیشتر مناطق جهان وجود ندارد. بنابراین، روش‌هایی برای برآورد تابش خورشیدی کل روزانه یا ماهانه بر پایه داده‌های در دسترس زمینی (آنگستروم-پرسکات، ۱۹۴۰؛ بریستو و کمپبل، ۱۹۸۴) و سنجش‌ازدور ماهواره‌ای (چن و همکاران، ۲۰۱۴؛ دئو و شاهین، ۲۰۱۷) توسعه یافته است. در مقاله حاضر برآوردهای تابش خورشیدی کل در منطقه مشهد با استفاده از برخی اطلاعات نوری جو از ماهواره مادیس، با دو روش وایازی خطی و شبکه عصبی مصنوعی محاسبه و مقایسه می‌شود.

۲ داده‌ها و روش تحقیق

دو دسته داده زمینی و ماهواره‌ای برای انجام این مطالعه استفاده شده است: (۱) تابش خورشیدی کل که توسط پیرانومتر واقع در ایستگاه همدیدی مشهد بر حسب مگاژول بر مترمربع در روز (MJm-2day-1) از ژوئیه ۲۰۰۲ تا دسامبر ۲۰۱۵ در ساعت ۱۸ هرروز اندازه‌گیری شده است. (۲) اطلاعات کسر ابر (CF)، ضخامت نوری ابر (COD)، محتوای آب قابل بارش (PWV) و ضخامت نوری هواویز (AOD) از ماهواره مادیس، که از محصولات جوی MOD08-M3 با تفکیک مکانی ۱درجه در ۱درجه استخراج شده و میانگین ماهانه آن‌ها محاسبه شده است. در ادامه تابش فرازمینی با استفاده از مطالعه آلن و همکاران (۱۹۹۸) محاسبه و سپس همبستگی بین هر یک از اجزاء جو و نسبت تابش خورشیدی به تابش فرازمینی محاسبه شده است. همبستگی‌ها برای CF، AOD، PWV و COD به ترتیب ۰/۵۳، ۰/۴۱، ۰/۳۰ و ۰/۷ بدست می‌آید، بنابراین مدل‌های اولیه با متغیرهای CF و AOD طراحی می‌شود که با افزودن دو متغیر دیگر مدل‌ها توسعه داده می‌شود و در مجموع ۱۰ مدل وایازی خطی به دست می‌آید (جدول ۱). هم‌چنین شبکه عصبی مصنوعی با بکارگیری شبکه پرسپترون چندلایه (MLP) با تعداد ورودی‌های ۲، ۳ و ۴ متغیر با ترکیبات مختلفی از CF، AOD، PWV و COD آموزش و آزمون می‌شود. در نهایت نتایج دو مدل مقایسه می‌شود.

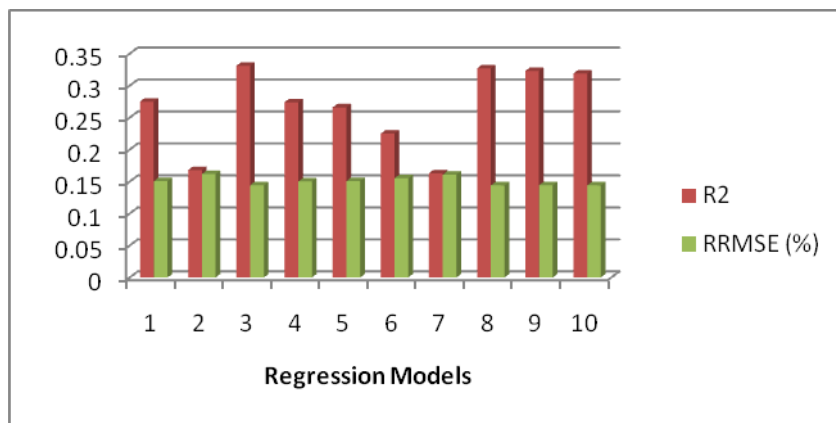
۳ تحلیل نتایج

با محاسبه مقادیر ثابت جدول ۱ مشاهده می‌شود همه ضرایب a_1, a_2, a_3, a_4 منفی هستند و این نشان‌دهنده اثر خاموشی این پارمترها بر تابش خورشیدی است. با توجه به همبستگی زیاد بین نسبت تابش خورشیدی کل بر تابش فرازمینی و کسر ابر، مدل‌های ۱، ۳، ۴، ۵، ۸، ۹ و ۱۰ که دارای پارامتر CF هستند خطای کمتری نسبت به مدل‌های ۲، ۶ و ۷ که فاقد این پارامتر هستند، دارند. با توجه به اینکه منطقه مشهد دارای میانگین سالانه ۰/۴۰ کسر ابر است، مقدار قابل توجهی از تابش رسیده به سطح توسط پارامتر کسر ابر توصیف می‌شود (شکل ۱).

جدول ۱. مدل‌های وایازی طراحی شده توسط چهار پارامتر کسر ابر (CF)، ضخامت نوری هواویز (AOD)، محتوای آب قابل بارش (PWV) و ضخامت نوری ابر (COD) برای منطقه مشهد. G تابش خورشیدی کل و G_a تابش فرازمینی.

شماره	مدل	ثابت‌ها
۱	$G=G_a(a_1CF+b)$	a_1, b
۲	$G=G_a(a_1AOD+b)$	a_1, b
۳	$G=G_a(a_1CF+a_2AOD+b)$	a_1, a_2, b
۴	$G=G_a(a_1CF+a_2PWV+b)$	a_1, a_2, b
۵	$G=G_a(a_1CF+a_2COD+b)$	a_1, a_2, b
۶	$G=G_a(a_1AOD+a_2PWV+b)$	a_1, a_2, b
۷	$G=G_a(a_1AOD+a_2COD+b)$	a_1, a_2, b
۸	$G=G_a(a_1CF+a_2AOD+a_3PWV+b)$	a_1, a_2, a_3, b
۹	$G=G_a(a_1CF+a_2AOD+a_3COD+b)$	a_1, a_2, a_3, b
۱۰	$G=G_a(a_1CF+a_2AOD+a_3COD+a_4PWV+b)$	a_1, a_2, a_3, a_4, b

بر اساس شکل ۱، ضخامت نوری هواویز دومین پارامتر مورد اهمیت در برآورد تابش در منطقه مورد مطالعه است. با افزودن AOD به مدل‌های ۱، ۴، ۵ حاصل به ترتیب مدل‌های ۳، ۸ و ۹ می‌شود که عملکرد بهتری را نشان می‌دهند. پارامتر PWV کمک کمتری نسبت به CF و AOD به بهبود عملکرد برآورد تابش خورشیدی می‌کند، به طوری که با اضافه کردن آن به مدل ۱ که حاصل مدل ۴ است، خطا تنها ۰/۰۵٪ کاهش پیدا کرده است. با مقایسه مدل‌های ۵ و ۷ با مدل‌های ۱ و ۲ مشاهده می‌شود پارامتر COD هم تقریباً تأثیری در بالا بردن دقت مدل ندارد.



شکل ۱. عملکرد مدل‌های وایازی با میانگین ریشه مربع خطای نسبی (RRMSE) و ضریب تعیین (R^2) برای پیش بینی تابش خورشیدی کل در منطقه مشهد.

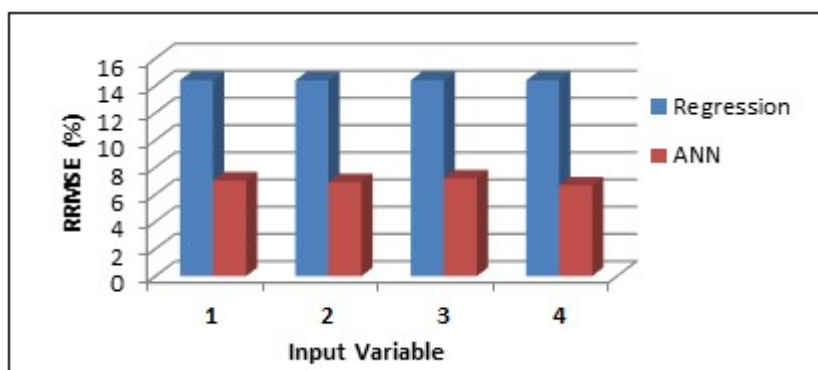
در جدول ۲ چهار شبکه عصبی با ورودی‌های مختلف با مشخصات منحصر به فرد شامل تعداد نرون لایه مخفی، تابع انتقال لایه مخفی و تابع انتقال لایه خروجی خلاصه شده‌است. خطای این چهار مدل تفاوت قابل ملاحظه‌ای با هم ندارند و این حاکی از اهمیت کم COD و PWV در بالا بردن دقت مدل شبکه عصبی است. آموزش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه ابتدا با تنها دو ورودی CF و AOD به دلیل داشتن بیشترین همبستگی با نسبت تابش خورشیدی بر تابش فرازمینی انجام می‌شود. شبکه با بهترین عملکرد دارای ۲ نرون ورودی (به دلیل داشتن دو متغیر ورودی)، ۲۷ نرون پنهان و یک نرون خروجی آموزش می‌شود. تابع تانژانت هایپربولیک به عنوان تابع انتقال لایه پنهان و تابع لاجستیک هم به عنوان تابع انتقال لایه خروجی انتخاب شده‌است. میانگین ریشه مربع خطا برای این شبکه ۷٪ بدست آمده که از مقدار خطای مدل رگرسیونی با این دو متغیر پیش‌بینی (مدل ۳) خیلی کمتر است (شکل ۲). همان طور که در شکل ۲ مشهود است، برای هر تعداد متغیر پیش‌بینی به عنوان ورودی، مدل شبکه عصبی خطایی تقریباً نصف خطای مدل وایازی خطی دارد و این دلالت بر توانایی کمتر مدل‌های خطی در توصیف گذردهی جو و برآورد تابش خورشیدی دارد.

۴ نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر مقدار تابش خورشیدی کل ماهانه در منطقه مشهد با استفاده از دو روش وایازی خطی چندمتغیره و

جدول ۲. مشخصات چهار شبکه عصبی طراحی شده با ورودی‌های متفاوت برای پیش بینی میزان تابش خورشیدی کل.

ورودی‌ها	نام شبکه	تابع انتقال لایه مخفی	تابع انتقال لایه خروجی	RRMSE(%)
CF, AOD	MLP 2-27-1	Tanh	Logistic	7.0
CF, AOD, PWV	MLP 3-34-1	Tanh	Tanh	6.9
CF, AOD, COD	MLP 3-30-1	Logistic	Logistic	7.1
CF, AOD, PWV, COD	MLP 4-38-1	Tanh	Logistic	6.6



شکل ۲. مقایسه عملکرد مدل وایازی (Regression) و شبکه عصبی (ANN) با متغیرهای ورودی ۱: (CF, AOD)، ۲: (CF, AOD, PWV)، ۳: (CF, AOD, COD) و ۴: (CF, AOD, PWV, COD)

شبکه عصبی مصنوعی برای بازه زمانی ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۵ برآورد شده است. متغیرهای CF، AOD، PWV و COD از ماهواره مادیس به عنوان متغیر پیش‌بینی کننده انتخاب شده‌اند. با توجه به همبستگی بیشتر بین تابش خورشیدی و CF نسبت به دیگر متغیرها، مدل‌های وایازی دارای CF دقت بالاتری دارند. حضور PWV و COD در مدل نمی‌تواند دقت مدل را به طور قابل توجهی بالا ببرد. هم‌چنین نتایج مدل شبکه عصبی با ۲، ۳ و ۴ متغیر مستقل به عنوان متغیر ورودی نشان می‌دهد که بهترین شبکه برای هر حالت از حیث ویژگی‌هایی چون تعداد نرون‌های لایه پنهان، تابع انتقال لایه پنهان و تابع انتقال لایه خروجی منحصر بفرد است و عملکردشان برای این چهار حالت تقریباً مشابه است؛ RRMSE بهترین حالت با چهار متغیر ورودی ۶.۶٪ و بدترین حالت با سه متغیر ورودی CF، AOD و COD، ۷.۱٪ محاسبه شد. با مقایسه شبکه عصبی با مدل وایازی خطی برای حالت‌های با متغیرهای پیش‌بینی مشابه، مشاهده شد خطای مدل وایازی خطی تقریباً دو برابر مدل شبکه عصبی است.

منابع

- Allen, R. G., L. S. Pereira, D. Raes, and M. Smith, 1998: Crop evapotranspiration-Guidelines for computing crop water requirements-FAO Irrigation and drainage paper 56. *FAO Rome*, **300**, D05109.
- Angstrom, A., 1924: Solar and terrestrial radiation. Report to the international commission for solar research on actinometric investigations of solar and atmospheric radiation. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **50**, 121–126.
- Bristow, K. L., and G. S. Campbell, 1984: On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature. *Agric. For. Meteorol.*, **31**, 159–166.
- Chen, J.-L., B.-B. Xiao, C.-D. Chen, Z.-F. Wen, Y. Jiang, M.-Q. Lv, S.-J. Wu, and G.-S. Li, 2014: Estimation of monthly-mean global solar radiation using MODIS atmospheric product over China. *J. Atmospheric Sol.-Terr. Phys.*, **110**, 63–80.
- Deo, R. C., and M. Şahin, 2017: Forecasting long-term global solar radiation with an ANN algorithm coupled with satellite-derived (MODIS) land surface temperature (LST) for regional locations in Queensland. *Renew. Sustain. Energy Rev.*, **72**, 828–848.
- Georgiev, A., P. Roth, and A. Olivares, 2004: Sun following system adjustment at the UTFSM. *Energy Convers. Manag.*, **45**, 1795–1806.
- Jacobson, M. Z., 2009: Review of solutions to global warming, air pollution, and energy security. *Energy Environ. Sci.*, **2**, 148–173.
- Meza, F. J., and M. L. Yebra, 2016: Estimation of daily global solar radiation as a function of routine meteorological data in Mediterranean areas. *Theor. Appl. Climatol.*, **125**, 479–488.
- Prescott, J. A., 1940: Evaporation from a water surface in relation to solar radiation. *Trans. R. Soc. S. Aust.*, **64**, 114–118.