

*

swsabzi@basu.ac.ir :

(دریافت مقاله: ۱۳۸۸/۵/۲۶؛ دریافت نسخه نهایی: ۱۳۸۹/۹/۱۰)

(R_s) (ANFIS) (ANN) ()
($R > /$)

اقليمی و جغرافیایی مناطق مختلف، مدل‌های مناسبی پیشنهاد شده است [۳]. نخستین و مهم‌ترین نیاز در طراحی‌های کاربردی انرژی خورشیدی، مشاهدات و تخمین‌های دقیق مولفه‌های تابش خورشیدی است. در ایران متأسفانه ایستگاه سنجش تابش خورشیدی به تعداد کافی وجود ندارد و در برخی موارد اندازه‌گیری‌ها از کیفیت مطلوب برخوردار نیست [۳]. تفاوت زیاد عرض جغرافیایی در ایران عامل مهمی در تفاوت قابل ملاحظه تابش خورشیدی در گستره کشور می‌باشد. مدل‌سازی مناسب به منظور برآورد انرژی خورشید در مناطق مختلف کشور و استفاده صحیح از آن نقش مهمی در تعیین انرژی مورد نیاز کشور ایفا

تابش کل خورشیدی متغیر هواشناسی است که بر بسیاری از فرآیندهای آب و خاک مانند تبخیر، ذوب برف و رشد گیاهان اثر می‌گذارد. سازمان کشاورزی و خواروبار ملل متحد (FAO) نیاز به داشتن مقدار تابش خورشیدی دقیق را در تخمین تبخیر تعرق پتانسیل، بسیار ضروری تشخیص داده است [۱]. علی‌رغم اهمیت تابش خورشیدی، اندازه‌گیری آن به طور محدود انجام می‌شود [۲]. مطالعه وسیع و کاربردی درباره انرژی خورشید از دهه ۱۹۷۰ در اکثر نقاط جهان صورت گرفت و با توجه به شرایط

* نویسنده مکاتبه کننده.

مناسب نداشته باشند، بسیار کارا هستند [۶]. کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در مدل کردن مقدار تابش خورشیدی اولین بار توسط کاجیرو و همکاران [۷] مطرح شد. فادار [۸] شبکه عصبی مصنوعی را تکنیکی برتر در پیش بینی مقدار تابش خورشیدی می داند. آلفا و همکاران [۹] با به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی، موفق به پیش بینی سری زمانی تابش خورشیدی ساعتی در کشور نیجریه شدند. سوزن و همکاران [۱۰] از شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین پهنه بندی پتانسیل تابش در ترکیه استفاده کردند. در این راستا جیلا و آلفا [۱۱] نیز از شبکه عصبی مصنوعی برای پهنه بندی تابش خورشیدی بهره جستند. ملیت و همکاران [۱۲] سیستم انطباقی شبکه - امواج ریز^۳ را برای پیش بینی مقدار تابش خورشیدی روزانه به کار بردند. رمان و همکاران [۱۳] با به کارگیری آزمون گاما تست مؤثرترین پارامترهای ورودی شبکه عصبی مصنوعی جهت تخمین R_s را سرعت باد، بارندگی، دمای حداقل، دمای حداکثر، متوسط دما و مقدار R_a (تابش فرا جوی) پیشنهاد و شبکه عصبی مصنوعی را تکنیکی با قابلیت پیش بینی R_s با خطای ۲/۸۱ درصد و $R^2 > 0/8$ معرفی کردند. فادار [۸] موفق به پیش بینی پتانسیل انرژی خورشید در نیجریه شد. پارامترهای ورودی شبکه در مطالعه مذکور شامل مختصات جغرافیایی (طول، عرض و ارتفاع از سطح دریا)، ماه، میانگین دما، میانگین ساعات آفتابی و رطوبت نسبی بود. در این مطالعه شبکه عصبی مصنوعی قادر به پیش بینی پتانسیل انرژی خورشید با ضریب تعیین $R^2 > 0/83$ بود. مقدم نیا و همکاران [۱۴] به منظور تعیین پارامترهای هواشناسی مؤثر در مقدار تابش خورشیدی، با به کارگیری آزمون گاما، اقدام به پیش بینی مقدار تابش خورشیدی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی فازی^۴ (ANFIS) نمودند. در این مطالعه توانایی شبیه سازی تابش خورشیدی از شبکه عصبی مصنوعی بهتر از مدل فازی ارزیابی گردید. از دیگر مطالعات صورت گرفته در ایران، در زمینه کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی مقدار تابش خورشیدی، مطالعه سلطانی و مرید [۱۵] می باشد. آنان عملکرد بهتر شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش

خواهد نمود [۳]. روابط متفاوتی برای محاسبه انرژی خورشیدی پیشنهاد شده اند که هر یک دقت متفاوتی دارند. نخستین رابطه جهت تخمین تابش خورشیدی توسط آنگستروم در سال ۱۹۲۴ ارائه شد. او با به کارگیری داده های جوی نظیر ساعات آفتابی توانست مدل ساده ای برای تخمین مقدار تابش کل خورشیدی رسیده به سطح افقی زمین^۱ (R_s) ارائه نماید. بعد از وی دانشمندان زیادی اقدام به بهبود و تعدیل مدل آنگستروم نمودند که ضرایب تبدیل و داده های ورودی بستگی به شرایط اقلیمی داشت. سبزی پرور [۴] مدل اصلاح شده دانشیار را برای تخمین تابش خورشیدی روزانه در مناطق ساحلی ایران به عنوان روش قابل قبول پیشنهاد نمود. سبزی پرور و شتایی [۵] نشان دادند مدل های پایه گذاری شده بر پارامتر ابرناکی، تخمین های خوبی از تابش خورشیدی در اقلیم های خشک و نیمه خشک ارائه می دهد. صفائی و همکاران [۳] با به کارگیری سه مدل ریاضی آنگستروم-پریسکات، روش حداکثر احتمال و مدل هیبرید اقدام به برآورد پتانسیل تابش خورشیدی در کشور نمودند. در این مطالعه مدل هیبرید، بهترین برازش را بین داده ها داشت.

از آنجایی که مقدار تابش خورشیدی متاثر از شرایط جغرافیایی و اقلیمی منطقه می باشد، لزوم به کارگیری روش های محاسباتی با دقت مطلوب در تخمین این پارامتر پیچیده و مهم را می رساند. در ایران، اکثر مطالعات صورت گرفته در زمینه برآورد تابش خورشیدی از مدل های تجربی و نیمه تجربی استفاده شده است. حال آنکه به دلیل محدود بودن تعداد ایستگاه های تابش سنجی و عدم کیفیت مطلوب برخی داده های تابش خورشیدی ثبت شده، پیش بینی تابش خورشیدی به عنوان فاکتوری مهم در کاربردهای متفاوت انرژی خورشید ضروری به نظر می رسد. شبکه های عصبی مصنوعی^۲ (ANN) از روش های محاسباتی هوشمند می باشند که مزیت اصلی آن سرعت بالا و دقت مطلوب در پیش بینی متغیرهای پیچیده با نگاشت خطی و غیر خطی است. اصولاً شبکه های عصبی مصنوعی در حل مسائل پیچیده که مدل های تجربی یا نیمه تجربی در حل آن کارایی

۳. wavelet-network

۴. Adaptive Neuro – Fuzzy Inference System

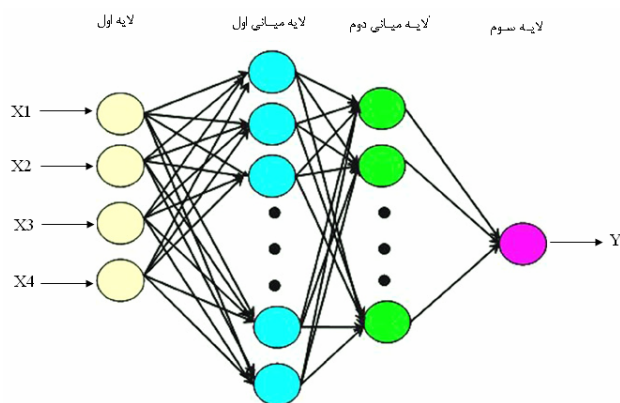
۱. Global Solar Radiation

۲. Artificial Neural Network

نهایت به یادگیری منجر می‌شود. یادگیری شبکه، زمانی انجام می‌شود که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. با دستیابی به این شرایط، فرآیند یادگیری محقق شده است. این وزن‌ها، حافظه و دانش شبکه را بیان می‌کنند. شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند برای پیش‌بینی خروجی‌هایی متناسب با مجموعه جدید داده به کار رود. خانان [۱۶] و دایهوف [۱۷] سرعت بالای پردازش و انعطاف‌پذیری در برابر خطاهای ناخواسته را از ویژگی‌های شبکه عصبی مصنوعی ذکر کرده‌اند.

پژوهش‌های صورت‌گرفته نشان می‌دهد که شبکه پرسپترون چند لایه^۱ (MLP) پیش‌خور با قانون یادگیری پس‌انتشار خطا^۲ (FFBP)، ساده‌ترین و پرکاربردترین نوع شبکه عصبی است که در خصوص تخمین پارامترهای مجهول مناسب ارزیابی شده است [۱۸]. این نوع شبکه (FFBP) دارای یک لایه ورودی، یک یا چند لایه مخفی و یک لایه خروجی است (شکل ۱). پارامترهای ورودی در لایه اول و پارامتر خروجی (هدف) در لایه سوم قرار می‌گیرد.

در شبکه پس‌انتشار پیش‌خور، ابتدا وزن‌های لایه خروجی تعدیل می‌شوند، زیرا برای هر یک از نرون‌های لایه خارجی مقدار مطلوب وجود دارد که می‌تواند وزن‌ها را تعدیل کند [۱۶]. پس از محاسبه خطای آموزش توسط شبکه، مقدار آن با مقدار مطلوب مقایسه و خطای آموزش محاسبه می‌شود و الگوریتم یادگیری اقدام به بهینه‌سازی مقدار خطای مربوط می‌کند. اگر خطای آموزش از خطای تعیین شده از قبل کمتر باشد، فرآیند یادگیری پایان می‌یابد. در مرحله آموزش ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی آن انجام می‌شود و سپس مقادیر خطای محاسبه شده به لایه‌های قبل انتشار می‌یابد. در ابتدا محاسبه خروجی به صورت لایه به لایه انجام می‌شود و خروجی هر لایه، ورودی لایه بعدی خواهد بود. ساختار یک شبکه عصبی با تعیین تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در هر لایه،



شکل ۱. معماری شبکه عصبی مصنوعی FFBP.

هارگریوز سامانی را گزارش کردند. مطالعه فوق در چهار ایستگاه تهران، شیراز، زاهدان و امامه انجام گرفت که بهترین نتیجه به ایستگاه شیراز ($R^2 > 0.70$) تعلق داشت.

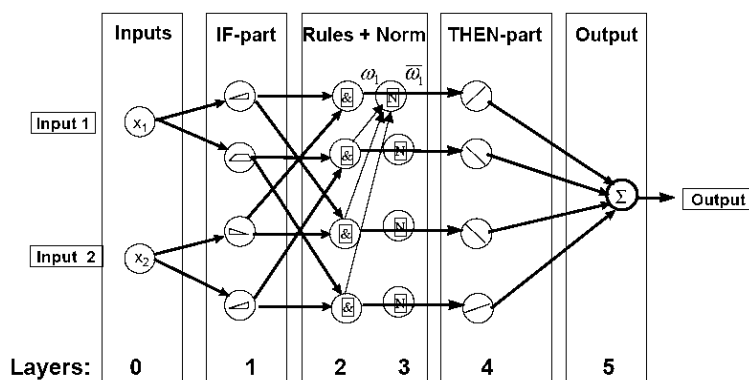
علی‌رغم اهمیت نیاز به مولفه‌های تابش خورشیدی و وجود مشکلات فراوان (هزینه بالا و احتمال خطا) در اندازه‌گیری این پارامتر مهم، مطالعات اندکی در این خصوص صورت گرفته است. این مطالعه به منظور ارزیابی شبکه‌های هوش مصنوعی در تخمین مقدار تابش خورشیدی انجام گرفت. در تحقیق حاضر ۴ ایستگاه هواشناسی کرمان، شیراز، اصفهان و ارومیه مورد مطالعه قرار گرفت. هدف ارزیابی توانایی سیستم‌های هوشمند در تخمین مقدار R_s و مقایسه نتایج در ۴ اقلیم متفاوت می‌باشد.

(ANN)

شبکه عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرآیند یادگیری و با استفاده از پردازشگرهای ساده به نام نرون تلاش می‌کند با شناخت روابط ذاتی میان داده‌ها، نگاهی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. در شبکه‌های عصبی مصنوعی سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیکی مغز انسان و شبکه بدن طراحی شود تا همانند آن، قدرت یادگیری، تعمیم دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد. لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند. هر شبکه با دریافت مثال‌هایی آموزش می‌بیند. آموزش فرآیندی است که در

۱. Multi layer perceptron

۲. Feed-Forward Back Propagation



شکل ۲. معماری شبکه ANFIS [۲۰].

در چگونگی تعیین تابع عضویت فازی است. در این مطالعه روش خوشه‌بندی جزئی موجود در نرم‌افزار MATLAB 7.0 مورد استفاده قرار گرفت که در آن نوع تابع عضویت با توجه به اطلاعات ورودی و دسته‌بندی‌های موجود، توسط خود مدل تعیین می‌شود. در روش خوشه‌بندی، محدوده نفوذ از مشخصات اجرای روش فوق می‌باشد که توسط کاربر تعیین می‌شود و معمولاً بین صفر تا یک متغیر است. در این بررسی با توجه به خصوصیات اطلاعات ورودی، تمام این محدوده مورد آزمون قرار گرفت تا محدوده نفوذ مناسب معرفی گردد. ارقام بالای محدوده نفوذ، علی‌رغم افزایش سرعت اجرای برنامه ANFIS، به دلیل داشتن خطای محاسباتی بیشتر، کمتر مورد استفاده قرار می‌گیرد.

اطلاعات مورد استفاده در این تحقیق شامل داده‌های هواشناسی روزانه (دمای حداقل، دمای حداکثر، میانگین رطوبت نسبی، ساعات آفتابی و تابش خورشیدی) ثبت شده در ایستگاه‌های هواشناسی هم نظیر^۳ کرمان، ارومیه، شیراز و اصفهان طی سال‌های ۱۹۹۲ تا ۲۰۰۶ بود. انتخاب این طول دوره آماری به دلیل در دسترس بودن این داده‌ها در همه ایستگاه‌های مورد مطالعه صورت گرفت. مشخصات جغرافیایی و اقلیمی ایستگاه‌های مذکور در جدول ۱ ارائه شده است. لازم به ذکر

تابع محرک (کنترل کننده خروجی هر نرون)، روش آموزش، الگوریتم تصحیح وزن‌ها و نوع مدل، تعیین می‌شود [۶].

(ANFIS)

سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی از الگوریتم‌های شبکه عصبی و منطق فازی به منظور طراحی نگاشت غیر خطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کند. این سیستم از قدرت زبانی سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی در مدلسازی فرآیندهای پیچیده بسیار قدرتمند می‌باشد [۲۰]. سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی شبکه‌ای ۵ لایه‌ای، متشکل از گره‌ها و کمان اتصال دهنده گره می‌باشد. لایه اول، داده‌های ورودی با درجه عضویت می‌باشد که توسط کاربر مشخص می‌گردد. کلیه عملیات مدل‌سازی در لایه‌های دوم تا چهارم انجام می‌گیرد. لایه آخر، خروجی شبکه می‌باشد که هدف آن حداقل نمودن اختلاف خروجی به دست آمده از شبکه و خروجی واقعی است.

ساختار مناسب ANFIS متناسب با داده‌های ورودی، درجه عضویت، قوانین و توابع درجه عضویت خروجی انتخاب می‌گردد. در مرحله آموزش با اصلاح پارامترهای درجه عضویت بر اساس میزان خطای قابل قبول، مقادیر ورودی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر می‌شوند.

برای استفاده از ANFIS، دو روش منقطع‌سازی شبکه‌ای^۱ و خوشه‌بندی جزئی^۲ وجود دارد. تفاوت عمده این دو روش

۱. Grid partitioning

۲. Sub-clustering

۳. Synoptic

جدول ۱. مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه.

ایستگاه	عرض جغرافیایی (درجه شمالی)	طول جغرافیایی (درجه شرقی)	ارتفاع از سطح دریا (متر)	اقلیم منطقه (یونسکو)
ارومیه	۳۷° ۳۲'	۴۵° ۰۵'	۱۳۱۵/۹	نیمه خشک سرد
اصفهان	۳۲° ۳۷'	۵۱° ۴۰'	۱۵۵۰/۴	خشک سرد
شیراز	۲۹° ۳۲'	۵۲° ۳۶'	۱۴۸۴	خشک گرم
کرمان	۳۰° ۱۵'	۵۶° ۵۸'	۱۷۵۳/۸	خشک گرم

جدول ۲. مشخصات آماری اطلاعات هواشناسی ایستگاه‌های مورد مطالعه.

ایستگاه		کرمان			ارومیه	
پارامتر	نماد	کمینه	بیشینه	میانگین	کمینه	بیشینه
دمای حداقل (درجه سانتی‌گراد)	T_{min}	-۱۶/۲	۲۶/۶	۷/۴	-۱۵/۸	۲۳
دمای حداکثر (درجه سانتی‌گراد)	T_{max}	-۴	۴۲	۲۵/۵	-۵/۲	۳۷
میانگین رطوبت نسبی (درصد)	RH	۸/۹	۹۸/۴	۳۲/۱	۱۵/۶	۹۷
ساعات آفتابی (ساعت)	n	۰	۱۳/۵	۹/۱	۰	۱۳/۸
تابش خورشیدی ($J.cm^{-2}.day^{-1}$)	R_s	۲۵۳	۳۴۳۰	۲۱۴۰/۷	۳۲۹	۳۴۷۸
ایستگاه		شیراز			اصفهان	
پارامتر	نماد	کمینه	بیشینه	میانگین	کمینه	بیشینه
دمای حداقل (درجه سانتی‌گراد)	T_{min}	-۶/۲	۲۶/۸	۱۰/۹	-۱۴/۴	۲۸/۲
دمای حداکثر (درجه سانتی‌گراد)	T_{max}	۱/۴	۴۲/۴	۲۶/۱	-۱	۴۳
میانگین رطوبت نسبی (درصد)	RH	۱۳	۹۷/۹	۳۸/۵	۸/۵	۹۸/۸
ساعات آفتابی (ساعت)	n	۰	۱۳	۹/۳	۰	۱۳/۹
تابش خورشیدی ($J.cm^{-2}.day^{-1}$)	R_s	۲۸۹	۳۰۶۳	۱۹۹۰/۸	۲۷۳	۳۴۴۲

است که اقلیم ایستگاه‌ها براساس طبقه‌بندی جدید یونسکو صورت گرفت [۲۱]. انتخاب این طبقه بندی اقلیمی به دلیل کاربردی تر بودن آن در علوم کشاورزی (زیرا علاوه بر منعکس کردن رژیم‌های حرارتی و رطوبتی، توازن آبی را در ایستگاه مورد نظر نشان می‌دهد) صورت گرفت.

روابط تجربی ارائه شده توسط محققین در تخمین تابش خورشیدی مؤید ارتباط مناسب بین پارامترهای هواشناسی و مقدار تابش خورشیدی می‌باشد ([۵] و [۲۲]). بنابراین در این مطالعه با استفاده از پارامترهای هواشناسی میانگین دمای حداقل، میانگین دمای حداکثر، رطوبت نسبی و ساعات آفتابی به منظور پیش‌بینی تابش خورشیدی در هر منطقه استفاده شد.

انتخاب پارامترها بر اساس درجه اهمیت پارامترها و تأثیر آنها در روابط تجربی صورت گرفت. جزئیات داده‌های هواشناسی ایستگاه‌ها در جدول ۲ ارائه شده است.

به دلیل اینکه در داده‌های تابش (R_s) ثبت شده ایستگاه‌ها، احتمال خطا وجود داشت، لذا قبل از مدل‌سازی، داده‌ها کنترل کیفیت شدند. در مرحله اول داده از نظر مقادیر کمینه و بیشینه ممکن، با استفاده از تابش فراجوی کنترل شدند. نکته قابل توجه آن است که وجود برخی داده‌های پرت تنها ناشی از مشکلات یا خطاهای اندازه‌گیری نبوده، بلکه گاهاً مشاهداتی استثنایی هم می‌باشند [۲۳]. به دلیل اینکه این روش به تنهایی نمی‌تواند داده‌های پرت را شناسایی کند، بنابراین در مرحله بعد

جدول ۳. نتایج اجرای شبکه ANN در مرحله آموزش و آزمون.

آزمون			آموزش			تکرار محاسباتی	آرایش شبکه	تابع محرک	ایستگاه
MPE (%)	RMSE ($J.cm^{-2}.day^{-1}$)	R ^۲	MPE (%)	RMSE ($J.cm^{-2}.day^{-1}$)	R ^۲				
۸/۲	۱۹۰	۰/۹۲	۸/۵	۱۹۹	۰/۹۲	۴۸	۴-۱۰-۱	کرمان	
۱۰/۱ ۱۳	۲۲۶	۰/۸۸	۱۰/۶ ۱۲	۲۲۰	۰/۸۸	۲۹	۴-۱۲-۱	ارومیه	
۹/۵	۲۰۰	۰/۸۸	۸/۵	۱۸۰	۰/۹۱	۵۹	۴-۷-۱	شیراز	
۸/۳	۱۹۲	۰/۹۲	۸/۹	۲۰۶	۰/۹۰	۱۳۵	۴-۹-۱	اصفهان	

عصبی مصنوعی و داده‌ها برآورد شد. جهت دستیابی به بهترین شبکه عصبی مصنوعی، مدل‌ها و توابع متفاوت با آرایش نرون‌های مختلفی آزمایش شدند. به منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد شبکه‌ها با یکدیگر از داده‌های آزمون و آموزش استفاده گردید. در نهایت شبکه عصبی مصنوعی با قانون آموزش لومبرگ مارکوات به دلیل خطای کمتر به عنوان الگوریتم بهینه شبکه با توابع محرک و تعداد نرون‌های مختلف در لایه میانی مورد آزمون قرار گرفت. مقادیر خروجی از هر شبکه با مقادیر مشاهده‌ای متناظر آن مقایسه شد و جزئیات آن بر اساس ضریب تعیین، مجذور میانگین خطای مطلق و میانگین درصد خطا استخراج گردید. نتایج ساختارهای بهینه شبکه عصبی مصنوعی در برآورد مقدار R_s به تفکیک هر ایستگاه در جدول ۳ ارائه شده است.

مقایسه نتایج اجرای آرایش‌های مختلف شبکه عصبی، با معیارهای خطا سنجی نشان می‌دهد، این مدل توانمندی پیش‌بینی تابش خورشیدی را داراست. همان‌گونه که در جدول ۳ مشاهده می‌شود بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی با تابع فعالیت تانژانت هایپربولیک و ساختار ۴-۱۰-۱ در ایستگاه کرمان می‌باشد. این مدل قادر به تخمین R_s با ۸/۲ درصد خطا می‌باشد در ایستگاه کرمان خطای برآورد کمتر از سایر ایستگاه‌ها است. ضمن آنکه کمترین خطای برآوردی نیز متعلق به این ایستگاه می‌باشد (RMSE=۱۹۰، MPE= ۸/۲٪). به نظر می‌رسد کیفیت مطلوب داده‌های ثبتی در ایستگاه کرمان در افزایش دقت برآورد شبکه، نقش دارد. مقادیر خطاسنجی و ضریب تعیین نشان می‌دهد با توجه به مطالعاتی که تا کنون در زمینه کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در

بر اساس رابطه منطقی R_s با کسر ساعات آفتابی، از متغیر ساعات آفتابی برای کنترل کیفیت داده‌ها استفاده شد [۲۴]. با انجام این عمل تعداد زیادی از داده‌های تابش قبل از عملیات حذف شدند، زیرا وجود چنین داده‌هایی سبب ایجاد خطا در مدل‌سازی خواهد بود. پس از انجام آزمون کیفی داده‌ها اقدام به مدل‌سازی R_s گردید. بدین منظور، ابتدا داده‌ها نرمال و سپس به دو دسته آموزش و آزمایش تقسیم شدند. مطابق معمول از ۳۰ درصد داده‌ها جهت آزمایش و باقی‌مانده داده‌ها برای آموزش استفاده گردید.

پارامترهای ورودی ANN و ANFIS شامل دمای هوای حداقل، دمای هوای حداکثر، رطوبت نسبی و ساعات آفتابی بود. خروجی شبکه نیز مقدار تابش خورشیدی بود. نحوه انتخاب پارامترهای هواشناسی بر اساس درجه اهمیت در تخمین R_s می‌باشد. ارزیابی دقت نتایج با مقدار تابش خورشیدی ثبت شده در هر یک از ایستگاه‌ها انجام گرفت. شاخص‌های آماری مورد استفاده جهت ارزیابی شامل مجذور میانگین مربعات خطا^۱ (RMSE)، ضریب تعیین^۲ (R^۲) و میانگین درصد خطا^۳ (MPE) بودند.

ANN

مقدار تابش خورشیدی برای مناطق مورد مطالعه با استفاده از شبکه

۱. Root Mean Square Error

۲. Coefficient of determination

۳. Mean Percent Error

جدول ۴. نتایج اجرای شبکه ANFIS در مرحله آموزش و آزمون.

آزمون			آموزش			تکرار محاسباتی	محدوده نفوذ	ایستگاه
MPE (%)	RMSE ($J.cm^{-2}.day^{-1}$)	R^2	MPE (%)	RMSE ($J.cm^{-2}.day^{-1}$)	R^2			
۸/۷	۱۹۶/۸	۰/۹۲	۹/۲	۲۰۷/۸۶	۰/۹۱	۲۰۰	۰/۳	کرمان
۱۲/۹	۲۲۷/۸	۰/۸۸	۱۱/۰۴	۲۰۴/۱۹	۰/۸۹	۲۰۰	۰/۳	ارومیه
۹/۸	۲۰۰/۹	۰/۸۹	۹/۰۱	۱۸۷/۳	۰/۹۰	۲۰۰	۰/۳	شیراز
۱۱/۷	۲۸۸/۷	۰/۹۱	۱۳/۷	۳۲۰/۲۵	۰/۹۰	۵۰	۰/۲۵	اصفهان

مقدار عرض از مبدا موید برتری نتایج مدل ANN در تخمین تابش R_s می‌باشد. بنابراین نتایج اجرای شبکه عصبی در کرمان نسبت به سایر ایستگاه بهتر می‌باشد.

در پایان، با توجه به اینکه در زمینه پیش‌بینی تابش R_s در ایران، مطالعات اندکی صورت گرفته است، پیشنهاد می‌گردد در مطالعات بعدی جهت بهبود نتایج حاصل، دیگر پارامترهای هواشناسی نظیر میزان ابرناکی، سرعت باد و غیره نیز به عنوان پارامترهای ورودی مدل‌های هوشمند در نظر گرفته شود. ضمن آنکه در مطالعات تکمیلی، اقلیم‌های دیگر نیز مورد ارزیابی قرار گیرد.

مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی هرچند برای مدل‌سازی رفتار دینامیک سیستم‌های غیرخطی مناسب می‌باشند، ولی نیاز به تخصص و مهارت دارند. بنابراین در صورت عدم امکان استفاده از مدل‌های هوشمند به‌کارگیری مدل‌های رگرسیونی می‌تواند مفید واقع شود. کاربرد مدل‌های رگرسیونی برای برآورد پارامترهای مختلف توسط محققین بسیاری مورد استفاده قرار گرفته است [۲۵ و ۲۶]. از آنجایی که این روش‌ها بخوبی می‌توانند تأثیر یک متغیر مستقل را بر متغیر وابسته نشان دهند [۲۷]، سعی گردید با استفاده از معادلات رگرسیونی نیز، ارتباط بین تابش خورشیدی با پارامترهای هواشناسی در هر ایستگاه مورد بررسی قرار گیرد. نتایج مدل‌های رگرسیونی با میزان شاخص‌های آماری R^2 و RMSE هر ایستگاه در جدول ۵ ارائه شده است.

مقایسه ضرایب مدل‌های رگرسیونی در ایستگاه‌های مورد

تخمین R_s صورت گرفته است [۸، ۱۳ و ۱۵] رضایت‌بخش می‌باشد. همچنین مقادیر خطاسنجی و ضریب تعیین نسبت به سایر مطالعات بهبود یافته است [۸ و ۱۳].

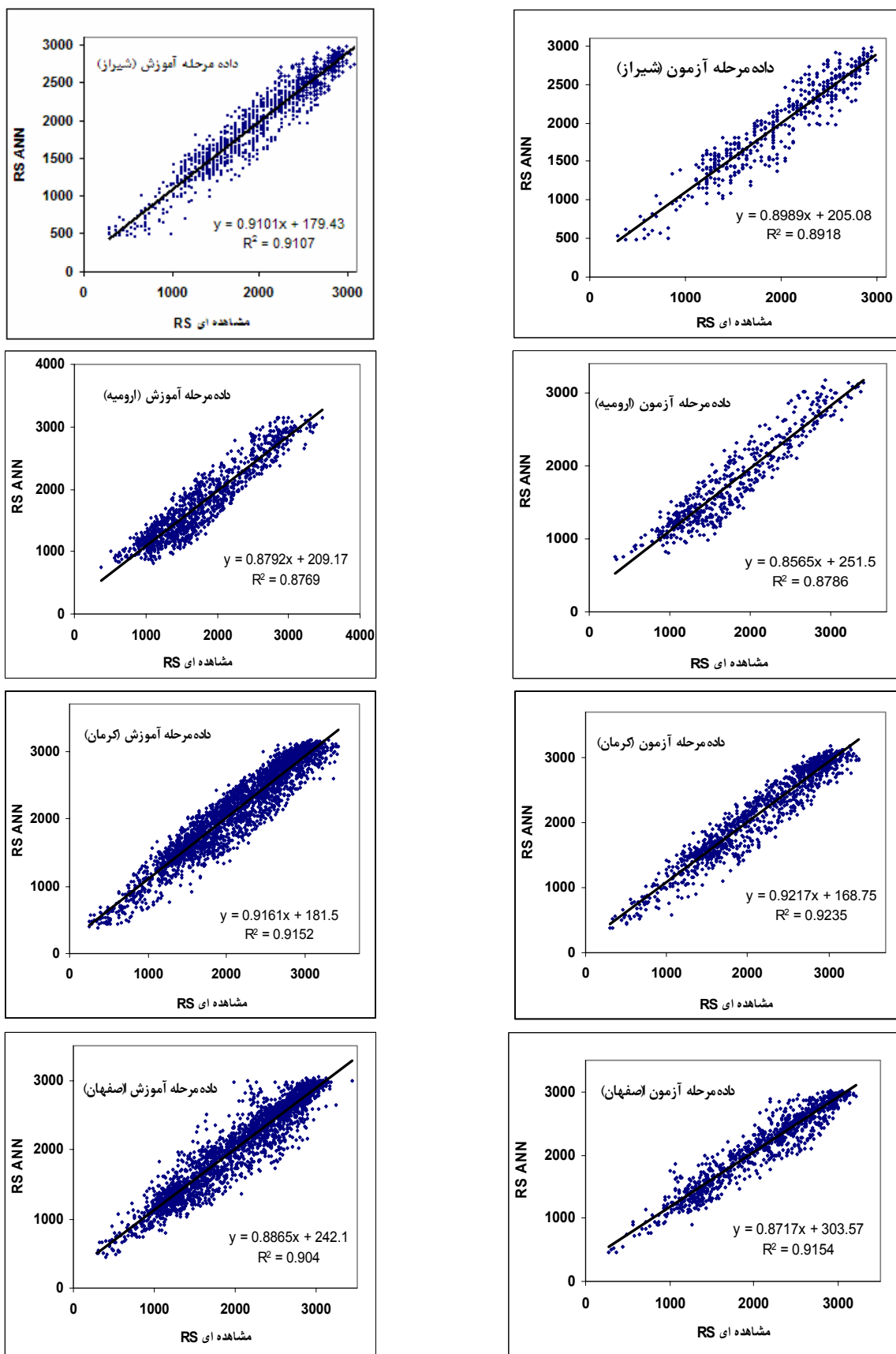
ANFIS

مدل بهینه ANFIS نیز با اجرای قانون آموزشی ترکیبی (Hybrid) حاصل شد. محدوده نفوذ مربوطه در مدل بهینه ANFIS به صورت سعی و خطا، با معیارهای خطا سنجی مشخص گردید. بهترین نتایج به‌دست آمده برای مدل‌های شبکه عصبی فازی در جدول ۴ ارائه شده است.

بر اساس نتایج ارائه شده در جدول ۴، با به‌کارگیری شبکه ANFIS می‌توان مقدار تابش خورشیدی را با دقت قابل قبول برآورد نمود. مقادیر محدوده نفوذ نشان می‌دهد این مدل قادر به تخمین R_s در مقادیر کمتر یا مساوی ۰/۳ می‌باشد. بهترین نتیجه اجرای این مدل مربوط به ایستگاه کرمان با خطای $RMSE=196/8$ و $MPE=8/7\%$ با ضریب $R^2=0/92$ است.

مقایسه نتایج مقادیر متناظر ANN و ANFIS در هر ایستگاه نشان می‌دهد، ANN با اختلاف ناچیزی نسبت به ANFIS در تخمین R_s توانا می‌باشد. همبستگی بین مقادیر R_s برآورد شده با شبکه عصبی مصنوعی و مقادیر مشاهده‌ای هر ایستگاه به تفکیک دو مرحله آموزش و آزمایش، در شکل ۳ نشان داده شده است.

شکل ۳ نشان‌دهنده ارتباط بین مقادیر واقعی R_s با مقادیر برآورد از شبکه ANN است. همان‌گونه که در شکل دیده می‌شود، نزدیک بودن شیب خط عبوری به عدد یک و کم بودن



شکل ۳. همبستگی بین RS برآورد شده با ANN و مقادیر مشاهده ای در ایستگاه های تحت مطالعه.

جدول ۵. مدل رگرسیونی تابش و پارامترهای هواشناسی در ایستگاه‌های مورد مطالعه.

ایستگاه	مدل رگرسیونی	R^2	RMSE ($J.cm^{-2}.day^{-1}$)
اصفهان	$R_s = 43/4T_{min} - 8/3T_{max} - 2/13RH + 90/92n + 1070/9$	۰/۲۹	۸۱۵
ارومیه	$R_s = 61/3T_{min} - 29/3T_{max} - 0/6RH + 115/05n + 1101/24$	۰/۷۱	۳۴۱
کرمان	$R_s = 36/6T_{min} + 1/93T_{max} - 2/09RH + 141/26n + 566/5$	۰/۸۷	۲۴۷/۵
شیراز	$R_s = 33/2T_{min} - 6/2T_{max} - 2/37RH + 120/6n + 723/68$	۰/۶۰	۴۰۰/۸

جدول ۶. معیارهای آماری عوامل مؤثر بر مقدار تابش خورشیدی در ایستگاه‌های مورد مطالعه.

اصفهان		شیراز		ارومیه		کرمان		پارامتر هواشناسی
RMSE ($J.cm^{-2}.day^{-1}$)	R^2	RMSE ($J.cm^{-2}.day^{-1}$)	R^2	RMSE ($J.cm^{-2}.day^{-1}$)	R^2	RMSE ($J.cm^{-2}.day^{-1}$)	R^2	
۴۳۹/۵	۰/۵۵۵	۵۲۱/۸	۰/۳۲۵	۴۶۷/۱	۰/۴۵۹	۵۱۲/۷	۰/۴۴۱	T_{min}
۳۹۷/۹	۰/۶۳۵	۴۷۹/۶	۰/۴۲۹	۴۵۶/۵	۰/۴۸۳	۴۰۸/۸	۰/۶۴۵	T_{max}
۴۱۷/۴	۰/۵۹۸	۴۷۳/۸	۰/۴۴۳	۵۳۳/۸	۰/۲۹۳	۴۶۴/۱	۰/۵۴۲	RH
۳۶۶/۹	۰/۶۸۹	۴۵۱/۵	۰/۴۹۴	۴۱۱/۵	۰/۵۸۰	۳۹۴/۹	۰/۶۶۸	n

گردید. هدف از مقایسه، ارزیابی میزان تأثیر پارامترهای هواشناسی بر مقدار تابش خورشیدی در اقلیم‌های مورد مطالعه بود. در این تحقیق معیارهای آماری ارزیابی ضرایب R^2 و RMSE جهت بررسی مورد استفاده قرار گرفت. نتایج بررسی همبستگی‌ها در جدول ۶ ارائه شده است. با توجه به مقادیر به‌دست آمده می‌توان ساعات آفتابی را مؤثرترین پارامتر در مقدار تابش خورشیدی در همه ایستگاه‌ها دانست. بالاترین همبستگی بین ساعات آفتابی و R_s در ایستگاه اصفهان دیده می‌شود ($R^2 > 0/69$) در ۳ ایستگاه کرمان، اصفهان و شیراز کمترین تأثیر مربوط به پارامتر دمای حداقل هوا می‌باشد. همچنین دلیل تأثیرگذاری ناچیز دمای حداقل بر مقدار تابش را می‌توان اینگونه اظهار نمود که زمان وقوع دمای حداقل در طول شب که انرژی مستقیم خورشید وجود ندارد، اتفاق می‌افتد و بدیهی است که نمی‌تواند تأثیر قابل ملاحظه‌ای بر معادلات همبستگی با تابش R_s ایفا نماید. در حالی که دمای حداکثر در طول روز و چند ساعت بعد از حداکثر تابش R_s به وقوع می‌پیوندد که می‌تواند همبستگی قوی‌تری با تابش R_s داشته باشد. در ارومیه کمترین تأثیر به پارامتر رطوبت نسبی

مطالعه نشان می‌دهد که قوی‌ترین همبستگی‌ها مربوط به دمای هوا و کمترین همبستگی به رطوبت نسبی ایستگاه ارومیه با اقلیم نیمه‌خشک سرد تعلق دارد. این امر گویای آن است که تفاوت اقلیم این ایستگاه نسبت به ایستگاه‌های دیگر محسوس‌تر است و در نتیجه تأثیر آن در ضرایب مدل رگرسیونی مشهودتر است. در خصوص ضریب همبستگی پارامتر ساعات آفتابی، بیشترین مقدار در ایستگاه اصفهان با اقلیم سرد و خشک است که با توجه به اقلیم خشک حاکم بر آن منطقی به نظر می‌رسد. در مجموع، با توجه به جدول ۵ می‌توان اظهار داشت کاربرد مدل‌های رگرسیونی نیز در ایجاد نتایج مطلوب مؤثر است. هرچند اختلاف این نتایج با نتایج مدل‌های هوشمند زیاد است، اما سهولت استفاده و عدم نیاز به تخصص ویژه از محاسن مدل‌های رگرسیونی است.

برای تعیین مؤثرترین عوامل بر مقدار تابش در مناطق مورد مطالعه، از رگرسیون خطی در محیط نرم‌افزار SPSS استفاده

عصبی- فازی (ANFIS) بوده است. این نتیجه در راستای مطالعه مقدم‌نیا و همکاران [۱۴] می‌باشد. آنان در پیش‌بینی تابش خورشیدی، شبکه عصبی مصنوعی را نسبت به مدل ANFIS توانا تر دانستند. مایرو و باندا [۲۸] و ملیت و همکاران [۲۹] نیز شبکه عصبی مصنوعی را روشی برتر در پیش‌بینی تابش کل خورشیدی معرفی نمودند. بیشترین اختلاف بین نتایج ANN و ANFIS در ایستگاه اصفهان و کمترین اختلاف در ایستگاه شیراز می‌باشد. دقت پیش‌بینی R_s از هر دو مدل در ایستگاه کرمان بهتر از سه ایستگاه دیگر است. به نظر می‌رسد کیفیت مطلوب داده‌ها، بالابودن مقادیر ساعات آفتابی و دمای هوا و مهم‌تر از همه حداقل بودن رطوبت نسبی در ایستگاه فوق می‌تواند در ایجاد چنین نتیجه‌ای نقش داشته باشد. زیرا کم بودن رطوبت هوا سبب غالب شدن نقش ساعات آفتابی و دمای هوا در مقدار تابش می‌شود، لذا خطای محاسباتی کاهش می‌یابد. همچنین، با در نظر گرفتن مدل رگرسیون خطی، ساعات آفتابی بیشترین تأثیر را در مقدار تابش خورشیدی مناطق مورد مطالعه داشت. کمالی و مرادی [۲۳] نیز ساعات آفتابی را نزدیکترین پارامتر به مقدار تابش خورشیدی دانستند. در سه ایستگاه اصفهان، شیراز و کرمان، حداقل دمای هوا و در ایستگاه ارومیه، میانگین رطوبت نسبی، کمترین تأثیر را در مقدار تابش خورشیدی داشتند.

برمی‌گردد. به نظر می‌رسد شرایط آب و هوایی و اقلیمی حاکم در این مناطق در ایجاد چنین نتیجه‌ای دخالت دارد. مقدار بخار آب تابش خورشیدی دریافتی را کاهش می‌دهد، هرچند این امر در کلیه مناطق صادق است اما در ارومیه به دلیل بالا بودن مقدار رطوبت نسبی تأثیر این پارامتر روی R_s بیشتر از سایر ایستگاه‌ها می‌باشد. در سه منطقه دیگر به دلیل اقلیم حاکم در منطقه و بالا بودن میانگین دمای هوا، نقش T_{min} نسبت به RH با تأثیر بیشتری در همبستگی‌ها دیده می‌شود (جدول ۶).

با توجه به اهمیت مقدار تابش در علوم کاربرد انرژی خورشیدی و وجود مشکلات فراوان در ثبت این پارامتر و موفقیت مدل‌های هوشمند در پیش‌بینی پارامترهای پیچیده، لزوم استفاده از مدل‌های هوشمند عصبی نظیر ANN و ANFIS در پیش‌بینی پارامتر تابش را می‌رساند. نتایج تحقیق حاضر نیز نشان داد هر دو روش ANN و ANFIS توانایی شبیه‌سازی مقدار تابش خورشیدی را دارا می‌باشند. مقادیر بالای ضریب تعیین و خطای کم RMSE و MPE مؤید قابل اعتماد بودن نتایج است. همچنین با توجه به نتایج حاصله، تقریباً برای تمامی ایستگاه‌ها، مقادیر آماره‌های میانگین مربع خطا، میانگین درصد خطا و ضریب تعیین در روش شبکه عصبی مصنوعی بهتر از اجرای روش تلفیقی شبکه

Expert, December (1987) 46.
 7. S A Kaogirou, C C Neocleous, and C N Schizas, *Appl. Energy* **60** (1998) 98.
 8. D A Fadare, *Applied Energy* **86** (2009) 1410.
 9. B Alfa, J D Jila, A S Sambo and A A Asere, *Nigerian J Renew Energy*, **9** (1-2) (2001) 42.
 10. A Sozen, E Arcaklioglu, M Ozalp and E G Kanit, *Appl Energy*, **77** (2004) 273.
 11. J D Jila, and B Alfa, *Nigerian J. Renew Energy*, **10** (1-2) (2002) 6.
 12. A Mellit, M Benghanem and S A Kalogirou, *Appl. Energy*, **83** (7) (2006) 705.
 13. M A Remesan, R Shamim, and D Han, *Hydrol. Process.* **22** (2008) 4301.
 14. A Moghaddamia, R Remesan, M Hassanpour Kashani, M Mohammadi, D Han and J Piri, *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, **71** (8-9) (2009) 975.

۱. علی اکبر سبزی پرور و همکاران، مجله علمی پژوهشی آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، ۲۲ (۲) (۱۳۸۷) ۳۲۸.
 ۲. علی اکبر سبزی پرور، "مدلسازی اطلس تابش کشور با استفاده از داده‌های زمینی، اطلاعات ماهواره‌ای و مدل‌های فیزیکی"، طرح خاتمه یافته به سفارش سازمان هواشناسی کشور، تهران، وزارت راه و ترابری، (۱۳۸۴) ۱۸۱.
 ۳. ب. صفائی و همکاران. مجله علوم و فنون هسته‌ای، ۳۳ (۱۳۸۴) ۲۷.
 4. A A Sabziparvar, *International Journal of Photoenergy* (2007) 7.
 5. A A Sabziparvar, and H Shetaee, *Journal of Energy* **32** (2006) 649.
 6. M Caudill, *Neural networks primer: Part I, AI*

22. R Chen, K Ersi, J Yang, S Lu and W Zhao., *Energy Conversion and Management*, **45** (2004) 1759.
۲۳. و. کریمی، ع. ا. کامکارحقیقی، ع. ر. سپاسخواه و د. خلیلی، علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، **۵** (۴) (۱۳۸۰).
۲۴. غ. کمالی و ا. مرادی، تابش خورشید (اصول و کاربردها در کشاورزی و انرژی‌های نو)، انتشارات پژوهشکده هواشناسی، تهران (۱۳۸۴).
25. M A Razi and K A Athappilly, *Expert Systems with Applications*, **29** (2005) 65.
26. H Yang, P R Griffiths and J D Tate, *Analytica Chimica Acta*, **489** (2003) 125.
27. G Mc. Bride. "Using statistical methods for water quality management", John Wiley and sons (2005).
28. J Mubiru and E J K B Banda. *Solar Energy* **82** (2008) 181.
29. A Mellit, M Benghanem, A H Arab, A A Guessoum. *Solar Energy* **79** (2005) 469.
۱۵. س. سلطانی و س. مرید، مجله دانش کشاورزی، **۱۵** (۱) (۱۳۸۴) ۶۹.
16. T Khanna, *Foundations of neural networks*, Addison-Wesley Pub. Co. USA (1990).
17. J E Dayhoff, *Neural Networks Principles*, Prentice-Hall International, U.S. (1990).
18. N R Hecht, Kolmogorov Mapping, *Neural network existence theorem. 1st IEEE ICNN*, **3**, san Diego, CA (1987).
19. M E Keskin, O Terzi and D Taylan, "Estimating daily pan evaporation using adaptive neural-based fuzzy inference system", DOI 10.1007/s00704-008-0092-7 (2009).
۲۰. و. نورانی و ک. صالحی، چهارمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه تهران (۱۳۸۷).
۲۱. ع. غفاری و ر. قاسمی و ا. دپائو. مجله خشکی و خشکسالی، **۱۲** (۱۳۸۳).