نشریه علمی- پژوهشی

علوم و مهندسی آبخیزداری ایران
Iran-Watershed Management Science & Engineering

سال هفتم- شماره ۲۲- پاییز ۱۳۹۲ Vol. 7, No. 22, Fall 2013

تخمین و بازسازی داده‌های حداکثر بارش ۲٤ ساعته سالانه با استفاده از مدل تلفیقی الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: استان چهارمحال و بختیاری)

محمد مهدی متین‌زاده[۱]، روح‌الله فتاحی[۲]، محمد شایان‌نژاد[۳] و خدایار عبداللهی[٤]

تاریخ دریافت:۱۳۹۰/۰۱/۱۰ تاریخ پذیرش:۱۳۹۱/۱۰/۲

چکیده

حداکثر بارش ۲٤ ساعته یکی از عامل‌های هواشناسی با ماهیتی بسیار تصادفی در مقایسه با سایر داده‌های مرتبط با بارندگی از جمله بارش‌های ماهانه و سالانه است. باتوجه به در دسترس نبودن داده‌های شدت-مدت-فراوانی (I-D-F) و قابلیت دسترسی بیشتر داده‌های حداکثر بارش ۲٤ ساعته، برآورد بارش‌های کوتاه مدت بر مبنای بارش ۲٤ ساعته اقدامی رایج در مطالعات و عملیات آبخیزداری است. برخی از مواقع‌این اطلاعات ناقص می‌باشد و استفاده از آن‌ها باعث بروز خطا در نتایج می‌گردد. دراین پژوهش کارآیی استفاده از روش الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی مصنوعی (GA-ANN) در بازسازی داده‌های حداکثر بارش ۲٤ ساعته در استان چهارمحال و بختیاری، توسط نمایانه‌های آماری RMSE، P ٪ و R^2 مورد ارزیابی قرار گرفت و با روش شبکه عصبی مصنوعی ساده (ANN) مقایسه شد. مقدار نمایانه RMSE حاصل از بهترین شبکه ANN در اقلیم بسیار مرطوب، نیمه مرطوب، مدیترانه‌ای و نیمه‌خشک به ترتیب برابر با ۳۸، ۲۵/۹، ۱۱/۸، ۱۱/٤ میلیمتر و در بهترین شبکه GA-ANN به ترتیب برابر با ۱۹/۲، ۱٤/۳، ۱۰/۸ و ٦/٤ میلیمتر می‌باشد. نتایج بازسازی در کلیه نواحی آب و هوایی حکمفرما دراین استان نشان دهنده برتری معنی‌دار روش GA-ANN نسبت به روش ANN می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: بازسازی، حداکثر بارش ۲٤ ساعته سالانه، الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی مصنوعی، چهارمحال و بختیاری.

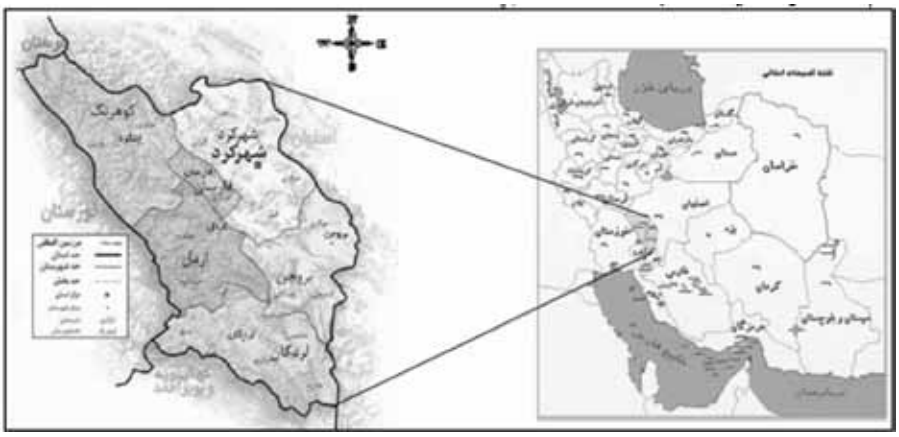
مقدمه

یکی از نیازهای عملیات آبخیزداری اطلاع از میزان حداکثر رواناب در زیرحوضه‌های کوچک تا بزرگ است. از آنجا که داده‌های آب‌سنجی از پراکندگی متناسب بااین نیاز برخوردار نیست برآورد میزان رواناب در حوضه‌های آبخیز و زیرحوضه‌های کوچک تشکیل دهنده آنها با استفاده از مدل‌های بارش-رواناب نظیر روش‌های استدلالی[۵] و سازمان حفاظت خاک (SCS) یا نرم‌افزارهای مبتنی براین مدل‌ها صورت می‌گیرد. مهمترین مؤلفه‌این مدل‌ها میزان بارش با تداومی به‌طور ارجح معادل زمان تمرکز حوضه است. از سوی دیگر با توجه به در دسترس نبودن داده‌های شدت-مدت-فراوانی و قابلیت دسترسی بیشتر داده‌های حداکثر بارش ۲٤ ساعته، برآورد بارش‌های کوتاه مدت بر مبنای بارش ۲٤ ساعته اقدامی رایج در مطالعات و عملیات آبخیزداری است. نواقص آماری همیشه در امور پژوهشی و مطالعاتی مشکل‌ساز بوده‌اند. در مطالعات آب‌شناختی و هواشناسی در حوضه‌های آبخیز وجود اطلاعات بارش، زیربنای مطالعات را تشکیل می‌دهد. در اختیار داشتن اطلاعات و آمار صحیح و قابل قبول در بررسی‌های علمی و مطالعات مهندسی منابع آب، طرح‌های توسعه کشاورزی، آبخیزداری و نظایر آن ضروری می‌باشد. اما برخی از مواقع‌این اطلاعات ناقص می‌باشد و استفاده از آن مشکل بوده و باعث بروز خطا در نتایج می‌گردد [۱۳]. برای کاربردهای منطقه‌ای آمار ضروری است که پس از انتخاب پایه‌زمانی مشترک بهینه، داده‌های مفقوده با یک روش صحیح بازسازی شده و یا در صورت نیاز تطویل گردند [۳]. حداکثر بارش ۲٤ ساعته یکی از عامل‌های هواشناسی با ماهیتی بسیار تصادفی در مقایسه با سایر داده‌های مرتبط با بارندگی از جمله بارش‌های ماهانه و سالانه است. از سوی دیگر آماراین عامل هواشناسی درایستگاه‌های مختلف دارای خلأ آماری است و تکمیل‌این سری‌های زمانی نیاز به برآورد دقیق داده‌های مفقوده دارد [۱٦]. استفاده از بارش‌های حداکثری در برآورد سیلاب و مقادیر رواناب در حوضه‌های کوچک یا فاقد آمار طولانی مدت‌ایستگاه‌های آب‌سنجی همواره مورد توجه بوده است. بر اساس روابط ارائه شده توسط SCS، از مقدار حداکثر بارش ۲٤ ساعته با دوره‌های بازگشت مختلف، بارش ٦ ساعته برآورد می‌شود.این روابط و استفاده از آنها در محاسبه آبنمودهای سیلاب در طرح‌های آبخیزداری اهمیت زیادی دارد [۱۷]. از دیگر اهمیت‌های حداکثر

۱- نویسنده مسئول و دانش آموخته کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، دانشگاه شهرکرد Mohammadmatinzadeh@yahoo.com
۲- استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد
۳- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه صنعتی اصفهان
٤

5- Rational

[Downloaded from jwmsei.ir on 2024-07-18]
[DOR: 20.1001.1.20089554.1392.7.22.5.1]



شکل ۱- نقشه استان چهار محال و بختیاری

بارش ۲٤ ساعته برای برآورد زمان تمرکز با معادلاتی نظیر، معادله اورتون - میدوز است. دراین معادله $P_{2,4}$ میانگین حداکثر بارش ۲٤ ساعته است [۱]. با توجه به فقدان داده‌های مربوط به بارش‌های کوتاه مدت در بسیای از مناطق دنیا برآوردراین قبیل اطلاعات بر اساس روش‌هایی مانند روش SCS انجام می‌شود که وابسته به بارندگی حداکثر بارش ۲٤ ساعته است [۱٤]. برای برآورد مقدار بارندگی R_t^T (میلیمتر) در تناوب T (سال) و تداوم t (دقیقه)، از مدل‌هایی استفاده می‌شود که وابسته به حداکثر بارش ۲٤ ساعته با دوره بازگشت ۲ سال می‌باشد که از جمله کوتیاری و گارد [۸] در هندوستان رابطه (۱) را پیشنهاد نمودند همچنین قهرمان و آبخضر]۲[برای برآورد باران ساعتی ۱۰ ساله (R_{60}^{10}) برای کل‌ایستگاه‌های‌ایران رابطه (۲) را ارائه دادند:

$$R_t^T = c\frac{T^{0.2}}{t^{0.71}}\left(R_{1440}^2\right)^{0.33}\left(\frac{60}{t}\right)$$ رابطه (۱)

$$R_{60}^{10} = e^{0.291}\left(R_{1440}^2\right)^{0.694}$$ رابطه (۲)

که در آن‌ها R_{1440}^2 حداکثر بارش ۲٤ ساعته با دوره بازگشت ۲ سال می‌باشد. (R_{60}^{10} : باران ساعتی ۱۰ ساله).

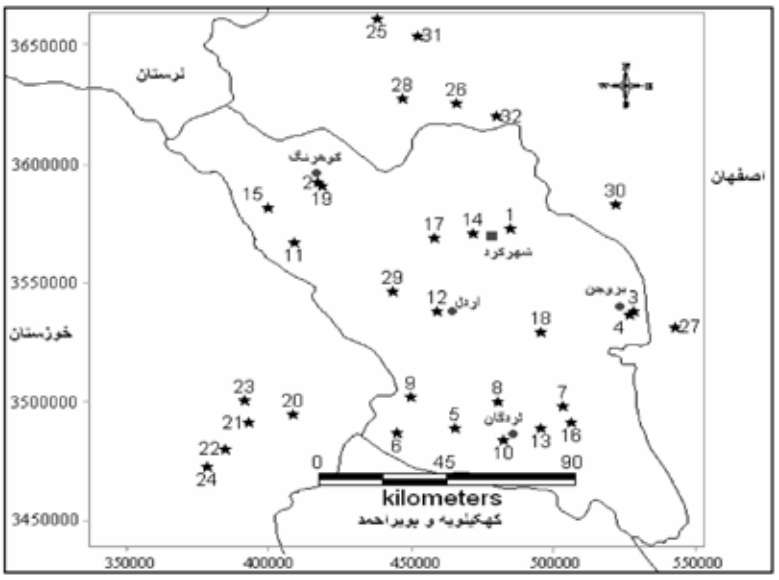
ترکیب پیچیده و ناشناخته‌ای از عوامل اقلیمی مختلف در رخداد حداکثر بارش ۲٤ ساعته مؤثر می‌باشند (داده حدی[1]). بنابراین تهیه یک مدل ریاضی برای برآورد و بازسازی آن با در نظر گرفتن تمام عوامل اقلیمی مؤثر در آن، کاری مشکل، دارای خطاهای قابل توجه و یا نیاز به اطلاعات زیادی دارد که اندازه‌گیری آنها مشکل و وقت‌گیر است. بنابراین باتوجه به ماهیت حداکثر بارش ۲٤ ساعته، در بازسازی و تکمیل‌این قبیل داده‌ها، روش‌های رایج در برآورد و بازسازی سایر داده‌های آب اقلیم‌شناختی، کارآمد نیستند. استفاده از مدل‌های همبستگی هوشمند نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) بدین منظور می‌تواند نتایج دقیق‌تری بهمراه داشته باشد. بطورکلی شبکه‌های عصبی مصنوعی، ابزار مؤثری برای مدل کردن سامانه‌های غیرخطی هستند. زیرااین شبکه‌ها نیاز به رابطه ریاضی از پیش تعیین شده برای مدل نمودن پدیده پیچیده مورد بررسی را ندارند. ساختمان شبکه‌های عصبی مصنوعی تأثیر به سزایی بر روی بازده آن دارد. اگر تعداد عناصر پردازشی کم باشد، شبکه با توجه به متغیرهای ورودی و خروجی بطور کامل آموزش نمی‌بیند و اگر تعداد نرون‌ها زیاد باشد، ساختمان شبکه پیچیده و زمان آموزش آن بیشتر و در نتیجه کارایی شبکه پایین می‌آید.این درست همان چیزی است که‌ایده تلفیق شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم ژنتیک جهت‌ایجاد ساختار بهینه شبکه عصبی و در نتیجه بهترشدن جواب‌ها را باعث می‌شود. ناصری وهمکاران [۱۱] از روش GA-ANN برای پیش‌بینی بارندگی استفاده کردند. ابب و همکاران [٤] برای بازسازی داده‌های مفقوده بارندگی روش منطق فازی را با شبکه‌های عصبی مصنوعی و نسبت نرمال در سه‌ایستگاه باران‌سنجی واقع در شمال‌ایتالیا مورد مقایسه قرار دادند نتایج نشان داد که منطق فازی نسبت به دو روش دیگر خطای کمتری‌ایجاد می‌کند. لوسیو [۹] بوسیله شبکه عصبی مصنوعی خلاءهای آماری بارش ماهیانه را در طول سال‌های (۲۰۰۵-۱۹٦۱) در ریوگراندو برزیل بازسازی کردند و نسبت به دیگر روش‌ها نتایج قابل قبولی را گرفتند. کولیبالی و همکاران [٦] با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی داده‌های مفقوده روزانه بارش و دما را بازسازی نمودند. کیم و همکاران [۷] با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و همبستگی درختی، داده‌های مفقوده روزانه بارش را بازسازی نمودند و روش تلفیقی شبکه عصبی به همراه همبستگی درختی را جهت بازسازی داده‌های مذکور پیشنهاد نمودند. بررسی منابع نشان می‌دهد علیرغم اهمیت حداکثر بارندگی ۲٤ ساعته بویژه در زمینه‌هایی نظیر عملیات آبخیزداری دراین مورد پژوهش‌های ویژه‌ای صورت نگرفته است. همچنین کاربرد روش GA-ANN در مهندسی آب بسیار اندک بوده است.

این پژوهش با هدف بررسی کارآیی روش الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی مصنوعی (GA-ANN) در بازسازی آمار مفقوده حداکثر بارش ۲٤ ساعته سالانه و مقایسه آن با روش شبکه عصبی مصنوعی ساده (ANN) و تعیین میزان دقت هر یک ازاین روش‌ها و انتخاب

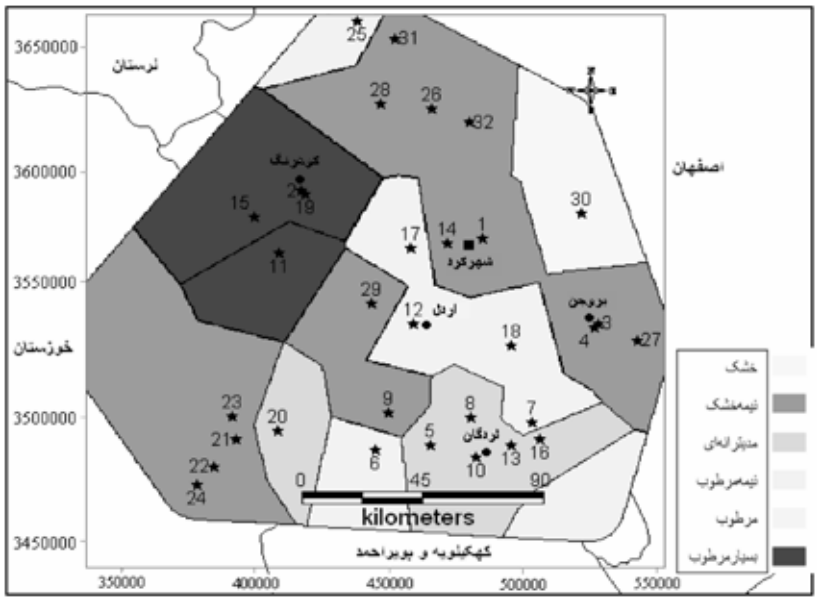
1- Extreme Values

[Downloaded from jwmsei.ir on 2024-07-18]

[DOR: 20.1001.1.20089554.1392.7.22.5.1]



شکل ۲- نقشه پراکنش و موقعیت ۳۲ایستگاه انتخابی



شکل ۳- پهنه‌بندی اقلیمی استان چهارمحال و بختیاری بر اساس‌ایستگاه‌های واقع در محدوده استان و مرزهای مجاور آن

بهترین روش جهت بازسازی‌این داده‌ها در کاربردهای مربوط به عملیات آبخیزداری بصورت یک مطالعه موردی در اقلیم‌های واقع در استان چهارمحال و بختیاری صورت گرفته است.

مواد و روش‌ها

استان چهارمحال و بختیاری با دارا بودن مساحتی بالغ بر ۱۶۵۳۳ کیلومترمربع، که حدود ۱ درصد از مساحت کل کشور را به خود اختصاص می‌دهد در حد فاصل مختصات جغرافیایی ٤۹ درجه و ۲۸ دقیقه تا ۵۱ درجه و ۲۵ دقیقه طول شرقی و ۳۱ درجه و ۹ دقیقه تا ۳۲ درجه و ٤۸ دقیقه عرض شمالی، با میانگین بارش سالانه معادل ۷۰۷ میلی‌متر و حجم نزولات جوی برابر با ۱۱/۵ میلیارد مترمکعب (۱۰٪ کشور) جایگاهی ممتاز و ویژه را در بین حوضه‌های آبخیز غرب کشور به خود اختصاص داده است.

دراین پژوهش‌ایستگاه‌های باران‌سنجی، کلیماتولوژی و سینوپتیک واقع در استان چهارمحال و بختیاری و برخی‌ایستگاه‌های اطراف مورد بررسی و شناسایی قرار گرفته و داده‌های حداکثر بارش ۲٤ ساعته ایستگاه‌های مذکور (بدون هیچ‌گونه بازسازی) از مراجع ذیصلاح جمع‌آوری گردید و سپس با بکار بردن فرمول ماکوس (رابطه ۳) تعداد ۳۲ ایستگاه با پایه مشترک آماری ۲۰ ساله (از سال آبی ٦۸ – ۱۳٦۷ تا ۸۷ – ۱۳۸٦) انتخاب گردیدند که در جدول (۱) نام و موقعیت و در شکل (۳) پراکنش‌این‌ایستگاه‌ها مشخص شده است. داده‌های حداکثر بارش ۲٤ ساعته در دوره آماری مورد مطالعه

[Downloaded from jwmsei.ir on 2024-07-18]

[DOR: 20.1001.1.20089554.1392.7.22.5.1]

جدول ۱- مشخصات جغرافیایی ۳۲ایستگاه هواشناسی و باران‌سنجی انتخابی

ردیف	ایستگاه	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	ارتفاع (m)	منطقه اقلیمی	طول دوره آماری (year)	نوع‌ایستگاه
۱	شهرکرد	″۲۳ ′۵۰ °۵۰	″۳٤ ′۱۷ °۳۲	۲۰٤۹	نیمه خشک	۲۸	سینوپتیک
۲	کوهرنگ	″۳۱ ′۰۷ °۵۰	″۲۵ ′۲۷ °۳۲	۲۲۸۵	بسیار مرطوب	۲۱	سینوپتیک
۳	بروجن	″۵۷ ′۱۷ °۵۱	″٤٤ ′۵۸ °۳۱	۲۱۹۷	نیمه خشک	۲۰	سینوپتیک
٤	بروجن	″۵۹ ′۱٦ °۵۱	″۵۸ ′۵۷ °۳۱	۲۲٤۵	نیمه خشک	۲۵	باران‌سنجی وزارت نیرو
۵	منج	″۰۱ ′۳۸ °۵۰	″۰٤ ′۳۲ °۳۱	۱٤۱٦	مدیترانه‌ای	۳۷	باران‌سنجی وزارت نیرو
٦	بارز	″۰۰ ′۲۵ °۵۰	″۰۰ ′۳۱ °۳۱	۹۷۰	نیمه مرطوب	۲۱	باران‌سنجی وزارت نیرو
۷	سولگان	″۵٤ ′۰۱ °۵۱	″۰۲ ′۳۷ °۳۱	۲۱۵۹	نیمه مرطوب	۲۲	باران‌سنجی وزارت نیرو
۸	ارمند	″۳۵ ′٤۷ °۵۰	″۱۱ ′۳۸ °۳۱	۱۲۹۵	مدیترانه‌ای	۲٦	باران‌سنجی وزارت نیرو
۹	مرغک	″۵۸ ′۲۷ °۵۰	″۵۹ ′۳۸ °۳۱	۹٤۹	نیمه خشک	۲۷	باران‌سنجی وزارت نیرو
۱۰	لردگان	″۵۷ ′٤۸ °۵۰	″۲۷ ′۲۹ °۳۱	۱۵۸۲	مدیترانه‌ای	۳۸	سینوپتیک
۱۱	دزک آباد	″۰۱ ′۰۲ °۵۰	″۰۳ ′۱٤ °۳۲	۲۲٦۱	بسیار مرطوب	۲۲	باران‌سنجی وزارت نیرو
۱۲	بهشت آباد	″۵۸ ′۳۳ °۵۰	″۳۸ ′۵۸ °۳۱	۱٦۸٦	نیمه مرطوب	۲۳	باران‌سنجی وزارت نیرو
۱۳	زرین درخت	″۰۰ ′۵۷ °۵۰	″۰۰ ′۳۲ °۳۱	۱۸۰۷	مدیترانه‌ای	۲۳	باران‌سنجی وزارت نیرو
۱٤	شهرکرد	″۵۱ ′٤۱ °۵۰	″۲۷ ′۱٦ °۳۲	۲۰۵۸	نیمه خشک	۲۷	باران‌سنجی وزارت نیرو
۱۵	آب ترکی	″۵۹ ′۵۵ °٤۹	″۵۸ ′۲۱ °۳۲	۱۷۱۲	بسیار مرطوب	۲۳	باران‌سنجی وزارت نیرو
۱٦	آلونی	″٤۷ ′۰۳ °۵۱	″۲٦ ′۳۳ °۳۱	۱۸۸٦	مدیترانه‌ای	۲۱	باران‌سنجی وزارت نیرو
۱۷	فارسان	″۲۰ ′۳۳ °۵۰	″۱۹ ′۱۵ °۳۲	۲۰۸۹	نیمه مرطوب	۲۰	باران‌سنجی وزارت نیرو
۱۸	آورگان	″۵۸ ′۵٦ °۵۰	″۰۱ ′۵٤ °۳۱	۲٤۰۵	نیمه مرطوب	۲۰	باران‌سنجی وزارت نیرو
۱۹	چلگرد	″۱۰ ′۰۸ °۵۰	″۰۵ ′۲٦ °۳۲	۲۳۷۲	بسیار مرطوب	٤۱	باران‌سنجی وزارت نیرو
۲۰	مال آقا	″۰۸ ′۰۲ °۵۰	″۱۱ ′۳٤ °۳۱	۱۸۰	مدیترانه‌ای	۳٤	باران‌سنجی وزارت نیرو
۲۱	باغ ملک	″۰۱ ′۵۲ °٤۹	″۵۸ ′۳۱ °۳۱	٦۷۵	نیمه خشک	۳۵	باران‌سنجی وزارت نیرو
۲۲	گنداب	″۰۲ ′٤۷ °٤۹	″۵٦ ′۲٦ °۳۱	۷٤۰	نیمه خشک	۳۰	باران‌سنجی وزارت نیرو
۲۳	قلعه تل	″۱۲ ′۵۱ °٤۹	″۰۷ ′۳۷ °۳۱	۹۰۰	نیمه خشک	۲۹	باران‌سنجی وزارت نیرو
۲٤	ماشین	″۵۷ ′٤۲ °٤۹	″۰۵ ′۲۳ °۳۱	۳۸۰	نیمه خشک	۲۹	باران‌سنجی وزارت نیرو
۲۵	بادیجان	″۰۹ ۲۰ °۵۰	″۵۵ ′۰٤ °۳۳	۲۳۰۰	نیمه مرطوب	۲۵	کلیماتولوژی
۲٦	چادگان	″۲۱ ۳۸ °۵۰	″۰٦ ′٤٦ °۳۲	۲۱۰۰	نیمه خشک	۲٤	کلیماتولوژی
۲۷	همگین	″۵۸ ′۲۵ °۵۱	″۰۳ ′۵٤ °۳۱	۲۱۵۰	نیمه خشک	٤۰	کلیماتولوژی
۲۸	سینگرد	″۱۳ ′۲٦ °۵۰	″۵۲ ′٤۵ °۳۲	۲۱۰۰	نیمه خشک	۳۵	کلیماتولوژی
۲۹	پل زمانخان	″٤۸ ′۲۳ °۵۰	″۱٦ ′۰۲ °۳۲	۱۸۸۰	نیمه خشک	٤۱	باران‌سنجی وزارت نیرو
۳۰	پل کله	″۳۵ ′۱۳ °۵۱	″۲۸ ′۲۳ °۳۲	۱۷٦۰	خشک	۳۰	باران‌سنجی وزارت نیرو
۳۱	دامنه فریدن	″۱۹ ′۲۹ °۵۰	″۱٦ ′۰۱ °۳۳	۲۳۰۰	نیمه خشک	۳۵	کلیماتولوژی
۳۲	سد زاینده رود	″٤۷ ′٤٦ °۵۰	″۱٤ ′٤۳ °۳۲	۱۹۹۰	نیمه خشک	۳۵	باران‌سنجی وزارت نیرو

[Downloaded from jwmsei.ir on 2024-07-18]
[DOR: 20.1001.1.20089554.1392.7.22.5.1]

جدول ۲- عامل‌های بهترین مدل GA-ANN در بازسازی داده‌های حداکثر بارش ۲۴ ساعته

عامل	کمیت	عامل	کمیت
درصد احتمال جهش	۰/۰۰۵	تعداد کروموزوم	۵۰ نمونه
درصد احتمال ترکیب	۰/۹	تعداد نسل	۱۰۰ نمونه
درصد احتمال انتخاب	۰/۹	نوع ترکیب	یکنواخت

جدول ۳- ارزیابی روش‌های مختلف بازسازی حداکثر بارش ۲۴ ساعته در هر اقلیم

اقلیم	روش بازسازی	آماره		
		RMSE (mm)	P ٪	R^2
بسیار مرطوب	همبستگی چند متغیره	۴۹/۲	۳۵/۹	۰/۳۰
	محورهای مختصات (عکس فاصله)	۵۳/۷	۴۴/۳	۰/۲۷
	شبکه عصبی مصنوعی	۳۸/۰	۲۹/۱	۰/۳۴
	الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی	۱۹/۲	۱۷/۳	۰/۸۷
نیمه مرطوب	همبستگی چند متغیره	۳۵/۱	۳۲/۵	۰/۴۴
	محورهای مختصات (عکس فاصله)	۴۲/۴	۳۸/۸	۰/۳۸
	شبکه عصبی مصنوعی	۲۵/۹	۲۸/۴	۰/۴۹
	الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی	۱۴/۳	۱۶/۵	۰/۹۲
مدیترانه‌ای	همبستگی چند متغیره	۲۹/۷	۲۸/۶	۰/۴۹
	محورهای مختصات (عکس فاصله)	۳۵/۶	۳۰/۷	۰/۴۱
	شبکه عصبی مصنوعی	۱۱/۸	۲۲/۴	۰/۷۲
	الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی	۱۰/۸	۱۴/۳	۰/۹۴
نیمه خشک	همبستگی چند متغیره	۲۵/۱	۲۲/۸	۰/۵۱
	محورهای مختصات (عکس فاصله)	۳۰/۵	۲۷/۴	۰/۴۴
	شبکه عصبی مصنوعی	۱۱/۴	۱۷/۹	۰/۸۳
	الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی	۶/۴	۱۰/۱	۰/۹۸

با استفاده از آزمون توالی[1] بررسی گردید و تمامی‌این داده‌ها همگن بودند همچنین آزمون کنترل داده‌های پرت به روش Grubbs-Beck در سطح ۱ درصد انجام شد. از آنجا که مقادیر حداکثر بارش ۲۴ ساعته از جمله داده‌های مزین بشمار می‌روند، همانگونه که انتظار می‌رفت بررسی‌های آماری نشان داد که، تمامی داده‌های‌ایستگاه‌ها از توزیع گامبل پیروی می‌کنند.

رابطه (۳) $y = \left[(4.3t)\ \mathrm{Log}\ R\right]^2 +$

که در آن y حداقل قابل قبول تعداد داده‌ها برای تجزیه و تحلیل، t مقدار t استیودنت در سطح اعتماد ۹۰ درصد به ازای درجه آزادی (۶y-)، و R نسبت مقدار متغیر در دوره بازگشت ۱۰۰ سال به مقدار آن در دوره بازگشت ۲ سال براساس داده‌های موجود می‌باشد.

1- Run Test

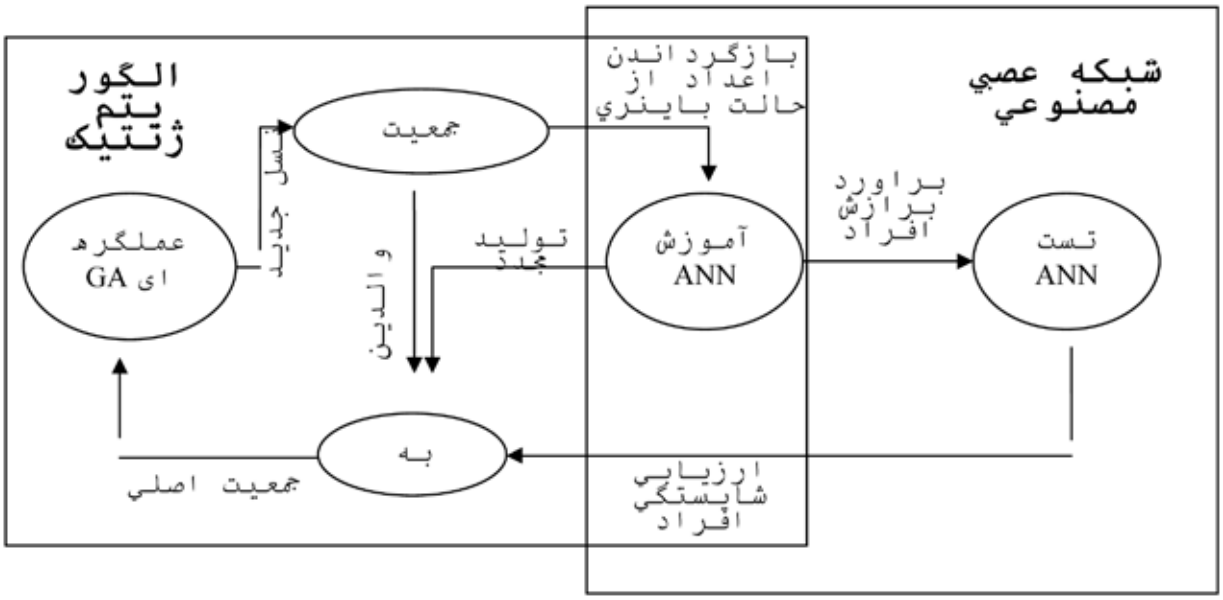
ازآنجا که بارش، یک پدیده آب‌شناختی و عاملی اقلیمی است که تابع فشار، رطوبت، دما، پستی و بلندی و...، بنابراین می‌توان گروه‌بندی‌ایستگاه‌های مورد نیاز جهت بازسازی حداکثر بارش ۲۴ ساعته بر مبنای اقلیم را بعنوان یک گزینه مناسب مدنظر قرار داد. بدین منظور پهنه‌بندی اقلیمی منطقه مورد مطالعه توسط طبقه‌بندی دومارتن انجام گردید و براساس آن چهار اقلیم بسیار مرطوب، نیمه‌مرطوب، مدیترانه‌ای و نیمه‌خشک دراین استان تشخیص داده شد که در شکل (۳) ارایه شده است.

مدل تلفیقی الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی

امروزه علیرغم دامنه وسیعی از کاربردها و انعطاف پذیری شبکه‌های عصبی مصنوعی، طراحی ساختار شبکه عصبی مصنوعی به‌شدت

[Downloaded from jwmsei.ir on 2024-07-18]

[DOR: 20.1001.1.20089554.1392.7.22.5.1]



شکل ٤- آموزش شبکه عصبی مصنوعی توسط الگوریتم ژنتیک

وابسته به تجربه طراح می‌باشد که در واقع بزرگترین عیب شبکه عصبی مصنوعی است. برای تعدیل‌این مشکل، یک روش طراحی خودکار شبکه عصبی مصنوعی استفاده از الگوریتم ژنتیک[1] می‌باشد [۱۵]. توپولوژی و ساختمان شبکه عصبی مصنوعی تأثیر بسزایی بر روی بازده و کارایی‌اش دارد [۱]. اگرشبکه عصبی مصنوعی توسط GA، با تولید نسل‌های شایسته خوب آموزش ببیند، نتایج بسیار قابل قبولی ارایه خواهد داد [۵]. الگوریتم ژنتیک به همراه شبکه عصبی (GA-ANN) روشی است که از GA برای تکامل جنبه‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی.از جمله: وزن‌ها، تعداد نرون‌ها در لایه مخفی، نرخ یادگیری[2]، ضریب ممنتوم[3]، ساختار، توابع یادگیری و بطور کلی آموزش شبکه استفاده می‌شود [۱۲]. در شکل (٤) روندنمای آموزش شبکه عصبی مصنوعی توسط GA نشان داده شده است. باید توجه داشت که استفاده از GA برای یادگیری وزن‌های یک شبکه عصبی می‌تواند بسیار سریعتر از روش استاندارد Back Propagation عمل نماید اما در عوض استفاده از GA برای یادگیری ساختار شبکه عصبی مشکل‌تر و زمان‌بر می‌باشد.

دراین پژوهش، به منظور اهمیت مدل‌های هوشمند نظیر روش‌های ANN و GA-ANN در بازسازی داده‌های حدی مانند حداکثر بارش ٢٤ ساعته سالانه، از روش‌های سنتی و رایج بازسازی داده‌ها، ٢ روش همبستگی چند متغیره و محورهای مختصات (عکس فاصله) به کار برده شد. جهت استفاده از روش GA-ANN، از نسخه ٦ نرم‌افزار NeuroSolutions استفاده شده است.این نرم‌افزار قابلیت تعیین خودکار طول بهینه کروموزوم‌ها، تعیین خودکار تعداد عناصر پردازشی[4] در لایه میانی[5] را دارا می‌باشد. همچنین نرخ یادگیری و ضریب ممنتوم بطور خودکار با هر کروموزوم واقع در جمعیت تولید شده، تنظیم می‌شود در ضمن مقادیر اولیه‌این پارامترها بطور خودکار با توجه به جمعیت کروموزوم‌ها و داده‌ها تنظیم می‌شود.

دراین پژوهش شبکه‌ها از نوع چند لایه‌ای پرسپترون[6] و شبکه با پایه شعاعی[7] می‌باشند. ٦٠ درصد از داده‌های ورودی جهت آموزش شبکه، ٢٠ درصد از داده‌ها جهت تست شبکه و ٢٠ درصد از داده‌ها جهت اعتبار سنجی شبکه در نظر گرفته شد.

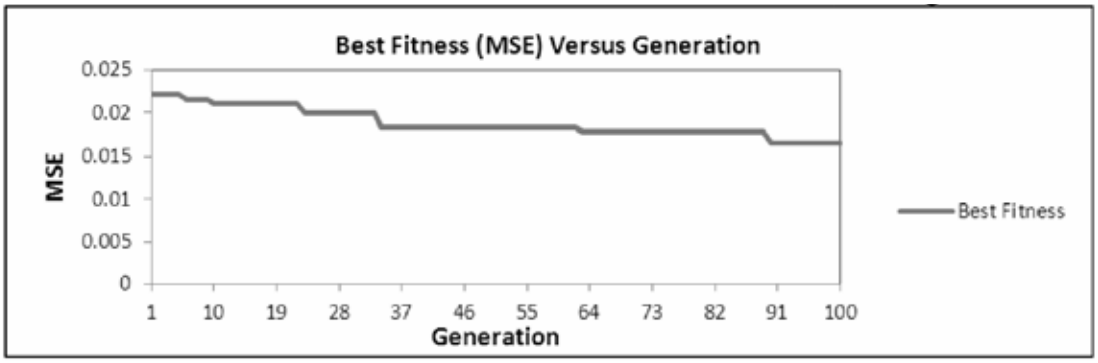
آمار ٢٠ ساله هرایستگاه که قرار است داده‌هایش بازسازی گردد به عنوان لایه خروجی شبکه عصبی، و آمارایستگاه‌های دیگر واقع در آن اقلیم به عنوان لایه ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. به دلیل آنکه طول دوره آماری ٢٠ سال است، در نتیجه ٢٠ ردیف داده‌ی حداکثر بارش ٢٤ ساعته سالانه در هر گروه بازسازی (اقلیم) وجود دارد، امااین تعداد ردیف داده برای شبکه عصبی کم است در نتیجه برای افزایش تعدادایین ردیف‌ها، داده‌های تمام‌ایستگاه‌های موجود در یک گروه (ایستگاه‌های موجود در هر اقلیم) را زیر هم قرار داده تا بتوان از روش شبکه عصبی استفاده کرد و در نتیجه خروجی آن مربوط به همان اقلیم است نه تک تک‌ایستگاه‌های موجود در آن اقلیم. (در فرآیند بازسازی داده‌های حداکثر بارش ٢٤ ساعته سالانه کشف رابطه‌ای که میان داده‌های هرایستگاه باایستگاه‌های مجاورش که در آن اقلیم واقع شده مهم است که می‌بایست‌این رابطه توسط شبکه عصبی شناسایی شود).

در حالت کلی نمی‌توان در مورد تعداد مناسب نرون‌های لایه

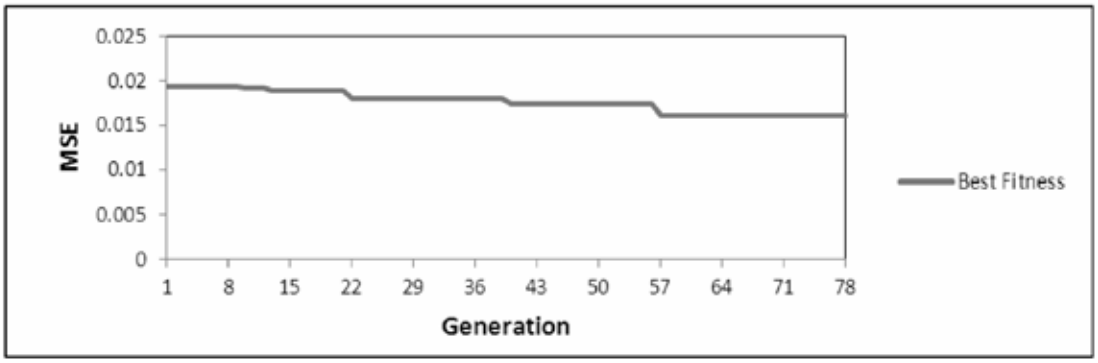
1- Genetic Algorithm
2- Learning Rate
3- Momentum Coefficient

1- Processing Elements
2- Middle Layer
3- Multilayer Perceptrons- MLP
4- Radial Basis Function- RBF

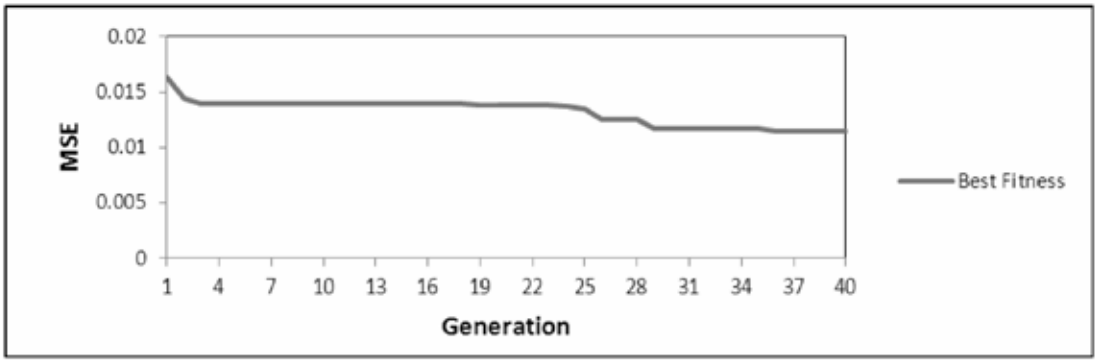
[Downloaded from jwmsei.ir on 2024-07-18]
[DOR: 20.1001.1.20089554.1392.7.22.5.1]



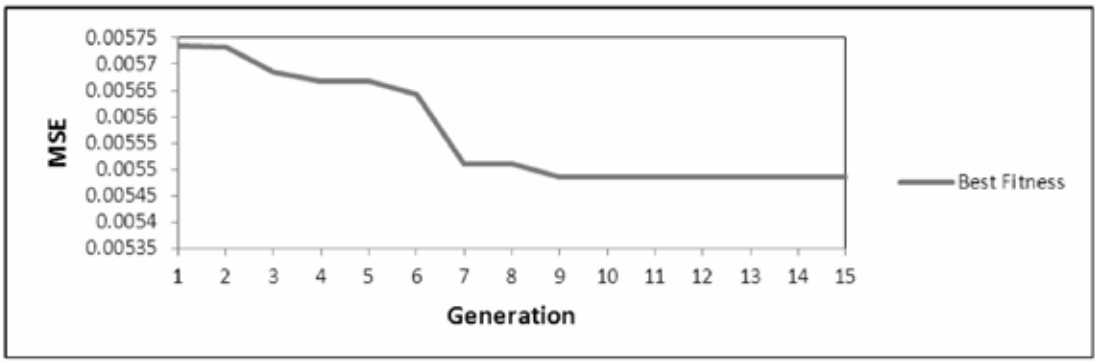
۵- الف- اقلیم بسیار مرطوب



۵- ب- اقلیم نیمه مرطوب



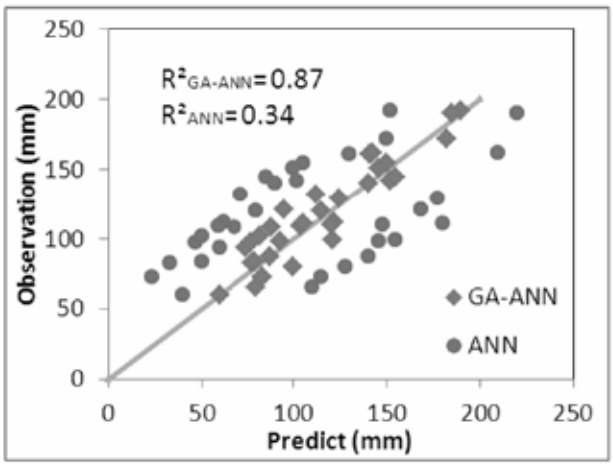
۵- ج- اقلیم مدیترانه‌ای



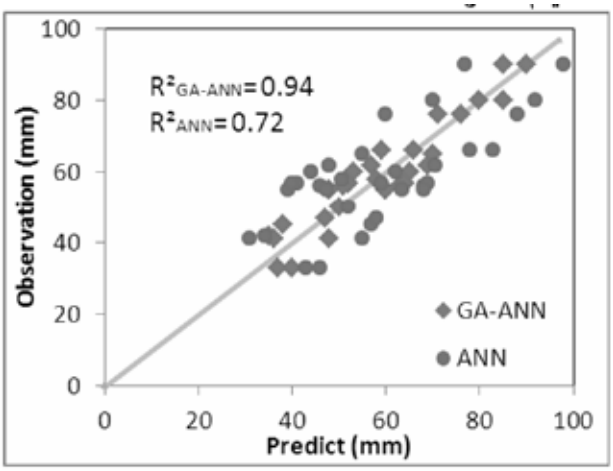
۵- د- اقلیم نیمه خشک

شکل ۵ (الف الی د)- تغییرات MSE در مقابل تولید نسل‌های جدید، در مورد بهترین شبکه GA-ANN در هر اقلیم

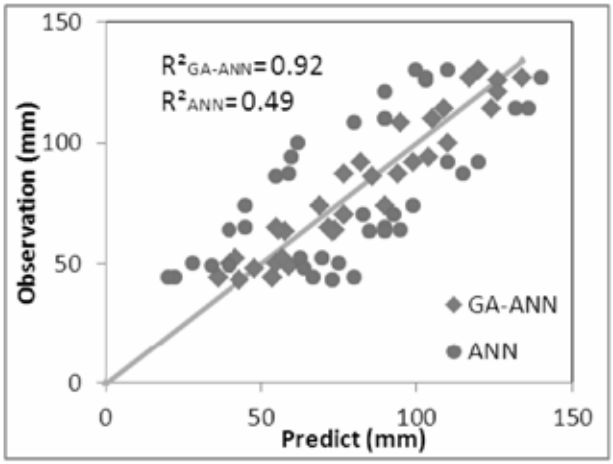
[Downloaded from jwmsei.ir on 2024-07-18]
[DOR: 20.1001.1.20089554.1392.7.22.5.1]



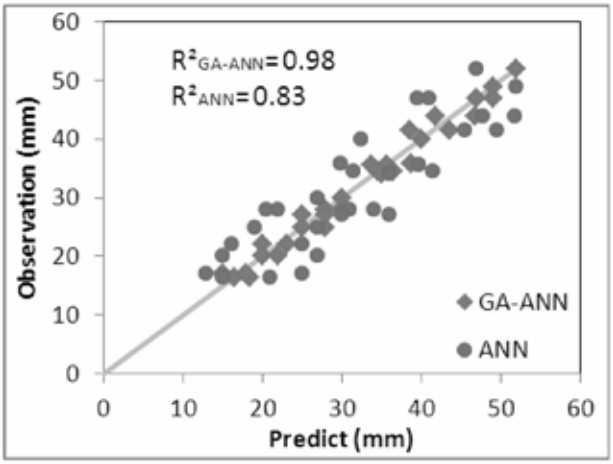
۶- الف- اقلیم بسیار مرطوب



۶- ج- اقلیم مدیترانه‌ای



۶- ب- اقلیم نیمه مرطوب



۶- د- اقلیم نیمه خشک

شکل٦ (الف الی د)- مقایسه مقادیر حداکثر بارش ٢٤ ساعته سالانه برآورد شده توسط بهترین شبکه ANN و GA-ANN با اندازگیری شده

پنهان اظهار نظر قطعی کرد و انتخاب تعداد نرون‌های لایه پنهان به صورت سعی و خطا انجام می‌گیرد. دراین پژوهش تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌های حاصل از بهترین شبکه GA-ANN در اقلیم بسیار مرطوب به ترتیب برابر ٢ لایه پنهان که در لایه اول ٤ نرون و در لایه دوم ٢ نرون، در اقلیم نیمه مرطوب ٢ لایه پنهان که در لایه اول ٣ نرون و در لایه دوم ١ نرون، در اقلیم مدیترانه‌ای ٢ لایه پنهان که در لایه اول ٢ نرون و در لایه دوم ٢ نرون، در اقلیم نیمه خشک ١ لایه پنهان با ٣ نرون بدست آمد.

فرمول‌بندی تابع هدف

تابع هدف، تابعی است که قصد کمینه کردن آن می‌باشد. اگر مقادیر مشاهده‌ای حداکثر بارش ٢٤ ساعته را با M_O و مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل با M_{Pre} نشان داده شود، تابع خطا را می‌توان بصورت زیر نشان داد:

$$E = M_O - M_{Pre}$$ رابطه (٤)

حال برای مقادیر مختلف حداکثر بارش ٢٤ ساعته در دوره آماری می‌توان مجموع خطای مربعات[1] SSE را محاسبه کرد:

$$SSE = \sum_{i=1}^{N} (M_{oi} - M_{Prei})^2$$ رابطه (٥)

$$F(x) = SSE$$ رابطه (٦)

که N تعداد داده‌های مشاهده‌ای حداکثر بارش ٢٤ ساعته و $f(x)$ تابع هدف می‌باشد.

1- Sum of Square Errors- SSE

[Downloaded from jwmsei.ir on 2024-07-18]
[DOR: 20.1001.1.20089554.1392.7.22.5.1]

ارزیابی مدل

ارزیابی مدل‌های بازسازی توسط سه آماره ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، درصد مدول میانگین انحراف نسبی (P٪) و ضریب تعیین (R^2) صورت گرفت.

رابطه (۷)
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(M_{O\,i} - M_{Pre\,i}\right)^2}{N}}$$

رابطه (۸)
$$P\% = \frac{100}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{\left|M_{O\,i} - M_{Pre\,i}\right|}{M_{O\,i}}$$

رابطه (۹)
$$R^2 = \frac{\left(\sum_{i=1}^{N}\left(M_{oi} - \overline{M_o}\right)\left(M_{Prei} - \overline{M_{Pre}}\right)\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(M_{oi} - \overline{M_o}\right)^2\left(M_{Prei} - \overline{M_{Pre}}\right)^2}$$

نتایج و بحث

در جدول (۲) عامل‌های مورد استفاده در الگوریتم ژنتیک آورده شده است. در شکل ۵ (الف الی د) تغییرات MSE مرحله آموزش شبکه عصبی مصنوعی توسط GA در مقابل تولید نسل‌های جدید، در مورد بهترین شبکه GA-ANN که در اولویت اول بازسازی داده‌های حداکثر بارش ۲٤ ساعته در هر یک از اقلیم‌ها قرار دارد را نشان می‌دهد. هنگامی که نمودار به حالت خط افقی ثابت درآید، بهترین نسل ممکن‌ایجاد شده و باایجاد نسل‌های جدید بعد از آن نسل، تغییری در نمایانه MSE ایجاد نخواهد شد و سپس تولید نسل جدید متوقف خواهد شد. در اقلیم‌های بسیار مرطوب، نیمه مرطوب، مدیترانه‌ای و نیمه خشک به ترتیب به‌طور تقریب‌ایجاد ۹۰، ٦٤، ۳۵ و ۹ نسل، بهترین نسل و در نتیجه بهترین بازسازی داده‌های حداکثر ۲٤ ساعته تولید شده است. نتایج حاصل از روش‌های مختلف بازسازی اعمال شده درهریک از اقلیم‌های موجود در استان چهارمحال و بختیاری درجدول (۳) ارئه شده است.

همچنین مقایسه داده‌های بازسازی شده توسط روش‌های GA-ANN و ANN در هر اقلیم با استفاده از آزمون t انجام شد به‌این صورت که مقادیر t محاسبه شده در اقلیم بسیار مرطوب، نیمه مرطوب، مدیترانه‌ای و نیمه خشک به ترتیب برابر ۱۱/۳، ۹/۸۲، ٦/۳۷ و ۵/٤۸ می‌باشد که همگی حاکی از معنی‌دار بودن (در سطح ۱ درصد) تفاوت دو روش مورد مقایسه می‌باشند.

جدول فوق بیانگر آن است که دقت کلیه روش‌های بازسازی اعم از همبستگی چند متغیره، محورهای مختصات، ANN و GA-ANN از اقلیم بسیار مرطوب تا اقلیم نیمه خشک افزایش می‌یابد بطوریکه در هر روش بازسازی، بیشترین دقت مربوط به اقلیم نیمه خشک و کمترین دقت مربوط به اقلیم بسیار مرطوب می‌باشد و از بین روش‌های فوق، روش GA-ANN در کلیه اقلیم‌ها بهترین روش بازسازی محسوب می‌شود. نتایج‌این پژوهش نشان در روش GA-ANN تعداد نسل‌های جدید تولید شده و در نتیجه تشکیل بهترین نسل جهت بازسازی داده‌های حداکثر بارش ۲٤ ساعته، از اقلیم بسیار مرطوب تا اقلیم نیمه خشک کاهش می‌یابد (شکل ۵ الف الی د). علت زیاد بودن تعداد نسل‌های تولیدی در اقلیم بسیار مرطوب، قرار گرفتن‌این اقلیم در مناطق کوهستانی استان چهارمحال و بختیاری و در نتیجه شرایط خاص مناطق کوهستانی از قبیل پستی و بلندی و تغییرات دمایی، فشار و رطوبتی شدید آن است که باعث پیچیده شدن فرآیند وقوع بارش و مشکل‌تر شدن عمل بازسازی و در نهایت باعث تولید نسل‌های بیشتر تا رسیدن به بهترین نسل خواهد شد.

در شکل ٦ (الف الی د) مقایسه نتایج پیش‌بینی شده توسط بهترین شبکه GA-ANN در مقابل داده‌های مشاهده‌ای حداکثر بارش ۲٤ ساعته در هر اقلیم ارائه شده است.

نتیجه گیری

حداکثر بارش ۲٤ ساعته از جمله داده‌های با اهمیت هواشناسی در مطالعات و تصمیم گیری‌های آب‌شناختی در مدیریت حوضه‌های آبخیز و بویژه طراحی سازه‌های کنترل مکانیکی فرسایش و رسوب در عملیات آبخیزداری بشمار می‌رود. به علت حدی بودن داده‌های حداکثر بارش ۲٤ ساعته سالانه واینکه برخلاف داده‌های بارش سالانه و ماهانه، دارای تغییرات بسیار شدید مکانی و زمانی هستند، بازسازی آنها با استفاده از روش‌های رایج بازسازی نظیر همبستگی چند متغیره و محورهای مختصات نتایج مناسبی بهمراه نداشت. دراین پژوهش استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی بدون حضور الگوریتم ژنتیک، نتایج قابل قبولی را در بازسازی داده‌های حداکثر بارش ۲٤ ساعته ارایه نداد بطوریکه مقدار شاخص‌های آماری RMSE بر حسب میلیمتر و R^2 حاصل از بهترین شبکه ANN در اقلیم بسیار مرطوب، نیمه مرطوب، مدیترانه‌ای و نیمه‌خشک به ترتیب برابر با ۳۸ و ۰/۳٤، ۲۵/۹ و ۰/٤۹، ۱۱/۸ و ۰/۷۲، ۱۱/٤ و ۰/۸۳ و در بهترین شبکه GA-ANN به ترتیب برابر با ۱۹/۲ و ۰/۸۷، ۱٤/۳ و ۰/۹۲، ۱۰/۸ و ۰/۹٤، ٦/٤ و ۰/۹۸ حاصل گردید و بیانگر آن است که در بازسازی داده‌های حداکثر بارش ۲٤ ساعته سالانه در کلیه اقلیم‌های موجود دراین استان اعم از اقلیم بسیار مرطوب، نیمه مرطوب، مدیترانه‌ای و نیمه‌خشک روش GA-ANN برتری معنی‌داری نسبت به روش ANN دارد و دقت‌این روش از اقلیم بسیار مرطوب تا اقلیم نیمه خشک افزایش می‌یابد بطوریکه در اقلیم نیمه خشک‌این روش بیشترین دقت و در اقلیم بسیار مرطوب کمترین دقت را دارا می‌باشد. در واقع‌این الگوریتم ژنتیک است که می‌تواند با تولید نسل‌های شایسته، شبکه عصبی را با توپولوژی و ساختار بهینه آموزش داده و در نتیجه نتایج قابل قبولی ارائه دهد در صورتیکه شبکه عصبی مصنوعی ساده، قادر به انجام‌این کار نمی‌باشد. در واقع الگوریتم ژنتیک با توجه به مهمترین قابلیت‌های خود از جمله: جستجوی تصادفی در مجموعه جواب‌ها از چندین نقطه بطور همزمان و در نتیجه ممانعت از افتادن الگوریتم در مینیمم‌های محلی، بصورت

[Downloaded from jwmsei.ir on 2024-07-18]

[DOR: 20.1001.1.20089554.1392.7.22.5.1]

کامل‌تر و بهینه‌تر نسبت به سایر روش‌های استاندارد آموزش شبکه عصبی مصنوعی، مانند الگوریتم Back Propagation قادر به آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی است. با توجه به کارایی روش GA-ANN که روش‌های سنتی فاقد آنها می‌باشند، برای برآورد و بازسازی داده‌های حدی با ماهیت پیچیده، نظیر مقادیر حداکثر بارش ۲٤ ساعته سالانه که روش‌های سنتی بازسازی نمی‌توانند برآورد قابل قبولی ارایه دهند ازاین تکنیک استفاده کرد. براین اساس می‌توان انتظار داشت که روش GA-ANN در مورد سایر داده‌های حدی آب‌شناختی نظیر حداکثر سیلاب سالانه که ضریب تغییرات آن کمتر از داده‌های مورد استفاده دراین پژوهش است کاربرد کارآمدتری از روش‌های موجود بازسازی داشته باشد. بدیهی است تأییداین نکته نیاز به پژوهش دارد.

منابع

1- Abebe, A.J., Solomatine, D.P. and Venneker, R.G.W. 2000. Application of adaptive fuzzy rule-based models for reconstruction of missing precipitation events. Hydrological Sciences Journal 45 (3):425–436.

2- Alizadeh, A. 2005. Principles of applied hydrology. Astan Quds Razavi Press. First edition. 815 p. (In persian).

3- Bean, M. and Jutten, C. 2000. Neural Networks in Geophysical Applications. Geophysics. 65:1032-1047.

4- Coulibaly, P., Evora, N.D. 2007. Comparison of neural network methods for infilling missing daily weather records. Journal of Hydrology 341 (2):27–41.

5- Ghahreman, B. and Abkhazar. H. 2004. Modified relations intensity - duration - frequency of precipitation. Science and Technology of Agriculture and Natural Resources Journal, 8 (2):232–238. (In persian).

6- Kim, J.W. and Pachepsky, Y.A. 2010. Reconstructing missing daily precipitation data using regression trees and artificial neural networks for SWAT streamflow simulation. Journal of Hydrology 394 (2010) 305–314.

7- Kothyari, U.C. and Garde, R.J. 1992. Rainfall Intensity-Duration-Frequency Formula for India. Journal of Hydraulic Engineering ASCE 118:323-326.

8- Lucio, C. 2007. Spatiotemporal monthly rainfall reconstruction via artificial neural network case study: south of Brazil. Advances in Geosciences. 10:67-76.

9- Mahdavi, M. 2002. Applied Hydrology. Tehran University Press. First edition. 364 p. (In persian).

10- Marshall, S.J. and Harrison, R.F. 1991. Optimization and Training of FeedForward Neural Networks by GAs. Proceeding of IEE Second International Conference on Artificial Neural Networks. 39-43.

11- Nasseri, M., Asghari, K. and Abedini, M.J. 2008. Optimized Scenario for Rainfall Forecasting Using Genetic Algorithm Coupled with Artificial Neural Network. Expert Systems with Applications. 35:1415-1421.

12- Niculescu, S.P. 2003. Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms in QSAR. Journal Model Structure. 622:71-83.

13- Saraless, N. and Dongseok, C. 2007. Maximum Daily Rainfall in South Korea. Journal. Earth System Science. 116:311-321.

14- Unkasievic, M. and Radinovic, D. 2000. Statistical Analysis of Daily Maximum and Monthly Precipitation at Belgrade. Theoretical and Applied Climatology. 66:241-250.

15- Van Rooij, A.J.F., Jain, L.C. and Johnson, R.P. 1996. Neural Network Training Using Genetic Algorithms. World Scientific Publishing Co. Pvt. Ltd, Singapore.

16- Wallis, J.R., Schaefer, M.G., Barker, B.L. and Taylor, G.H. 2007. Regional Precipitation Frequency Analysis and Spatial Mapping of Precipitation for 24-Hour and 2-Hour duration in Washington. Journal of Hydrology and Earth system Science. 11:415-442.

17- Yuste, L.d. 2006. Maximum Rainfall Intensity Analysis Using L-Moments in Spain. The 7 th International Conference on Hydroscience and Engineering. Philadelphia, Drexel University. 341-352.

[Downloaded from jwmsei.ir on 2024-07-18]

[DOR: 20.1001.1.20089554.1392.7.22.5.1]