

کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی و شبیه‌سازی

شاخص اقلیمی خشک‌سالی هواشناسی دهک بارش

(مطالعه موردی: استان سیستان و بلوچستان)

- ❖ آرش ملکیان*؛ استادیار دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران
- ❖ مهرو ده‌بزرگی؛ دانشجوی دکتری دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران
- ❖ امیر هوشنگ احسانی؛ دانشیار دانشکده محیط زیست دانشگاه تهران
- ❖ امیررضا کشتکار؛ استادیار مرکز تحقیقات بین‌المللی بیابان دانشگاه تهران

چکیده

محدودیت منابع آب ناشی از خشک‌سالی‌های متوالی، از مهم‌ترین معضلات استان سیستان و بلوچستان است. در این پژوهش برای پیش‌بینی سیکل خشک‌سالی در ۹ ایستگاه هواشناسی استان سیستان و بلوچستان از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. داده‌های مورد استفاده ورودی شبکه شامل بارش سالانه و شاخص دهک بارش (DPI) ایستگاه‌ها است که از سال ۱۳۵۰ تا ۱۳۷۹ برای آموزش مدل و از سال ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۷ برای اعتبارسنجی شبکه است. شبکه مورد استفاده از نوع پرسپترون چندلایه بود و از الگوریتم پس انتشار خطا و تابع محرک سیگموئید استفاده شد. تعداد نرون‌های لایه‌ها بر اساس کمترین میزان خطا محاسبه شد و به صورت ساختار لایه ۱-۱۰-۱ است. سپس، عمل پیش‌بینی خشک‌سالی توسط الگوریتم آموزش دیده شده توسط شبکه عصبی مصنوعی و بدون استفاده از داده‌های واقعی و مشاهداتی برای سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۱ صورت گرفت. نتایج نشان داد شبکه عصبی مصنوعی با همبستگی ۹۷٪ و میانگین خطای (RMSE) کمتر از ۰.۵٪ قادر به پیش‌بینی شاخص خشک‌سالی بر اساس دهک بارش است. نتایج پیش‌بینی شاخص خشک‌سالی دهک بارش نشان‌دهنده این مطلب بود که خشک‌سالی در طی سال‌های ۱۳۸۸-۱۳۹۱ به طور کلی روند افزایشی داشته است. از این رو، با استفاده از این روش می‌توان وضعیت خشک‌سالی را در سال‌های آتی و بدون استفاده از آمار هواشناسی پیش‌بینی کرد و در مدیریت و بهره‌وری منابع آب و نیز مدیریت خشک‌سالی و تغییرات اقلیمی از این روش بهره جست.

واژگان کلیدی: پرسپترون، پیش‌بینی، خشک‌سالی، شاخص دهک بارش، شبکه عصبی مصنوعی.

مقدمه

خشک‌سالی پدیده‌ای طبیعی و نامحسوس است که در پی کاهش بارندگی در طی یک دوره ممتد کوتاه یا طولانی روی می‌دهد [۸]. این پدیده، به عنوان یکی از محدودیت‌های خاص طبیعت، برای هر اقلیمی تکرارپذیر و پیش‌آمدنی است و برخی از محققان از آن به عنوان ناهنجاری اقلیمی یاد کرده‌اند [۲۶]. استان سیستان و بلوچستان، به دلیل موقعیت طبیعی خود و عوامل زمین‌شناسی، شرایط اقلیمی، و هیدرولوژیک، تهدیداتی مانند خشک‌سالی، طوفان‌های حاره‌ای، و رژیم‌های سیلابی رودخانه‌ها را داراست [۱۹]. خشک‌سالی پدیده‌ای نیست که به طور مستقیم اندازه‌گیری شود. برای شناخت و اندازه‌گیری خشک‌سالی باید آثار آن را کمی کرد و از روی آن کمیت‌ها خشک‌سالی را ارزیابی نمود. این کمیت‌ها معمولاً بر اساس اندازه‌گیری‌های زمینی به‌دست می‌آیند. این شاخص‌ها با اعداد ریاضی نشان داده می‌شوند. بر این اساس، ارزیابی کاربرد نمایه‌های مختلف خشک‌سالی هواشناسی برای شناخت بهتر شدت خشک‌سالی در هر سال در کشور بسیار ضروری است. پیش‌بینی عناصر اقلیمی فرصت بیشتری برای برنامه‌ریزی و ارائه تمهیدات لازم در اختیار برنامه‌ریزان قرار می‌دهد. مدل‌های قدیمی در زمینه پیش‌بینی مدل‌های رگرسیونی هستند، اما امروزه، با پیشرفت علوم و ابداع روش‌های هوشمند، ضرورت جانشینی آن مطرح می‌شود. یکی از این روش‌های هوشمند شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند که توانایی زیادی در مدل‌سازی و پیش‌بینی عناصر جوی و اقلیمی دارند [۷]. همچنین، در مدیریت منابع دهه‌های اخیر، با توجه به ماهیت غیرخطی پدیده‌ها، شبکه‌های عصبی مصنوعی بیشترین توانایی را در مدل‌سازی و پیش‌بینی سری‌های زمانی در هیدرولوژی و مهندسی منابع آب نشان داده‌اند [۱۳].

مدل شبکه عصبی مصنوعی مدلی قوی با توانمندی بالاست که می‌توان با دیدگاهی مثبت در پیش‌بینی مسائل اقلیمی هیدرولوژیک به آن نگرست، به‌ویژه آنجا که این شبکه قادر است قانون حاکم بر داده‌ها، حتی داده‌های مغشوش، را استخراج کند [۵]. این شبکه‌ها، با استفاده از مجموعه ورودی و خروجی، روابط بین آن‌ها را تخمین می‌زنند و اصطلاحاً آموزش می‌بینند، به نحوی که پس از آن، به ازای یک عضو جدید از مجموعه ورودی، خروجی متناظر آن را تقریب می‌زنند [۹].

در تحقیقی از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی شاخص‌های خشک‌سالی استفاده شد. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی شاخص‌ها دارای دقت زیادی است [۱۵]. در پژوهشی دیگر، با استفاده از مدل‌های هیبرید آماری و شبکه عصبی، پیش‌بینی خشک‌سالی به انجام رسید و بر کاربرد مدل‌های خطی و غیرخطی آماری، به عنوان مدل‌های مناسبی برای پیش‌بینی وقوع خشک‌سالی تأکید شد [۱۴]. همچنین، در تحقیقی از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی خشک‌سالی استفاده شد و این نتیجه حاصل شد که کاربرد این مدل ارجحیت زیادی به کاربرد مدل‌های قدیمی و خطی دارد [۳]. در مطالعه‌ای، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و سیگنال‌های بزرگ مقیاس اقلیمی، به مطالعه خشک‌سالی‌های ایران پرداخته شد. نتایج حاصل از خروجی مدل عصبی نشان داد که طی فاز گرم (ENSO) و فاز منفی (NAO) شرایط ترسالی و طی فاز سرد^۱ (ENSO) و فاز مثبت^۲ (NAO) شرایط خشک‌سالی در ایران به وقوع می‌پیوندد [۲۳]. در پژوهش دیگری خشک‌سالی‌های هیدرولوژیک در استان همدان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

1. El Nino-Southern Oscillation
2. North Atlantic Oscillation

شاخص SPI در پنج ایستگاه هواشناسی در مطالعه‌ای استفاده شد [۱۱]. همچنین، از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی خشک‌سالی در استان یزد استفاده شد و این نتیجه حاصل گردید که مدل شبکه عصبی مصنوعی مدلی مناسب در برآورد خشک‌سالی‌هاست و درجه حرارت و بارش مهم‌ترین و بهترین ورودی برای شبکه به‌شمار می‌رود [۴]. در تحقیقی با عنوان مقایسه شاخص‌های خشک‌سالی هواشناسی در ۳۱ ایستگاه واقع در استان یزد روش‌های 'BMDI، 'SPI، 'RAI، 'DPI، 'PNPI بررسی شد و این نتیجه حاصل گشت که بیشترین میزان تشابه بین روش‌های RAI و DPI است و نسبت به بقیه دارای بهترین برآورد بوده‌اند. در این پژوهش شاخص مورد نظر برای پایش خشک‌سالی شاخص دهک‌های بارش است که یکی از کارآمدترین شاخص‌ها در امر پایش به‌شمار می‌رود [۲۱]. به‌علاوه، در پژوهشی با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی در مناطق مختلف اقلیمی به پیش‌بینی خشک‌سالی اقدام گردید که برای اجرای این پژوهش از SPI‌های ۳ و ۶ و ۹ و ۱۲ و ۲۴ ماهه استفاده شد و نشان داده شد که کاربرد این روش در برآورد SPI ۲۴ و ۱۲ ماهه بسیار دقیق و با خطای بسیار اندک مواجه است [۲۰]. سرانجام، در تحقیقی، با عنوان پیش‌بینی خشک‌سالی یک‌ساله با استفاده از مدل فازی-عصبی، سری‌های زمانی خشک‌سالی، و شاخص‌های اقلیمی در زاهدان، این نتیجه به‌دست آمد که استفاده از سری‌های زمانی مشابه سال قبل و شاخص‌های خشک‌سالی، مانند SPI، در پیش‌بینی خشک‌سالی‌های ۱۲ ماهه مؤثر است [۱۸].

با توجه به موفقیت روش شبکه عصبی مصنوعی

پیش‌بینی شد و نشان داده شد که مدل تأخیر زمانی شبکه عصبی تطابق بیشتری با مقادیر Z مشاهده‌ای دارد و روشی مطلوب در پیش‌بینی خشک‌سالی‌ها در آینده است [۲۷]. در تحقیقی دیگر، برای پیش‌بینی خشک‌سالی در ۱۳ ایستگاه کلیماتولوژی و یک ایستگاه همدیدی در منطقه یزد از روش شبکه عصبی مصنوعی کمک گرفته شد. نتایج به‌دست‌آمده گویای انعطاف‌پذیری قابل ملاحظه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی است که آن‌ها را به ابزار مناسبی برای مدل‌سازی در شرایطی که با فقر داده مواجهیم تبدیل می‌کند [۱]. در مطالعه‌ای دیگر، که با عنوان پیش‌بینی سیکل خشک‌سالی توسط شبکه عصبی مصنوعی در ۲۰ ایستگاه هواشناسی استان اصفهان صورت گرفت، این نتیجه حاصل شد که با استفاده از مدل شبکه عصبی می‌توان با دقت بالای ۹۵ درصد سیکل خشک‌سالی استان را اندازه‌گیری کرد [۱۲]. در پژوهشی به پیش‌بینی حداکثر دما با استفاده از مدل شبکه عصبی اقدام گردید و مشاهده شد که پیش‌بینی دمای حداکثر با خطای قابل قبولی محاسبه شده، به گونه‌ای که میزان ضریب همبستگی آن ۰/۹۹ بوده است [۲۲]. طی تحقیقی دیگر، با عنوان استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی و مدیریت ریسک، این نتیجه حاصل شد که مدل شبکه عصبی مدلی جدید و توانمند در پیش‌بینی سیل و خشک‌سالی است [۱۶]. در تحقیقی، با عنوان استفاده از مدل فازی-عصبی و الگوهای ارتباط از دور جهت پیش‌بینی خشک‌سالی در زاهدان، نتیجه گرفته شد که شاخص اقلیمی NAO و همچنین بارندگی و شاخص خشک‌سالی SPI متغیرهایی هستند که می‌توان از آن‌ها در بازه زمانی تابستان و پاییز برای پیش‌بینی خشک‌سالی پاییزه استفاده کرد [۱۷]. از روش شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی خشک‌سالی هواشناسی در ترکیه و با استفاده از محاسبه

1. Percent of Normal Precipitation Index
2. Deciles Precipitation Index
3. Rainfall Anomaly Index
4. Standardized Precipitation Index
5. Bhaln and Mooley Drought Index

بارش از سال ۱۳۵۰ تا ۱۳۷۹ آموزش داده شده و از سال ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۷ برای اعتبارسنجی و آزمون شبکه استفاده می‌شود. در مرحله آموزش، شبکه عصبی مصنوعی روابط بین متغیرها را به کمک داده‌های ورودی فرامی‌گیرد. سپس، در مرحله اعتبارسنجی، شبکه توسط داده‌های وارد شده بارش و شاخص دهک بارش در مرحله آموزش و یادگیری روابط بین متغیرها قادر به شبیه‌سازی شاخص دهک بارش می‌شود و خطای شبکه مورد آزمون قرار می‌گیرد. سپس، مقادیر شاخص دهک بارش بدون وجود آمار بارش و صرفاً بر اساس الگوریتم آموزش دیده شده در سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۱ به عنوان خروجی شبکه پیش‌بینی می‌شود. سپس، نتایج پیش‌بینی با مقادیر واقعی مقایسه و میزان خطا محاسبه می‌شود. مقادیر خطا باید در کمترین مقدار خود باشد که برای این کار باید شبکه دلخواه طراحی شود و چندین بار عمل آموزش و تست تکرار بشود تا خطا به حداقل برسد. به منظور ارزیابی و مقایسه نتایج حاصل از روش‌ها و برآورد خطا، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطای مطلق (MAE)، و ضریب همبستگی (R) محاسبه می‌شود.

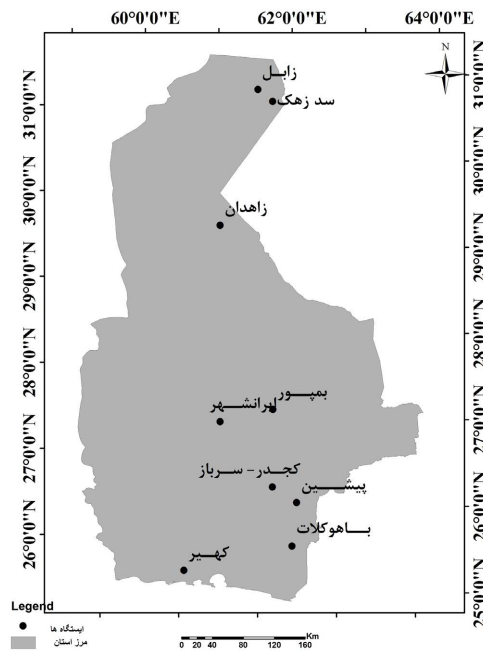
ویژگی‌های منطقه مورد مطالعه

استان سیستان و بلوچستان، با وسعتی حدود ۱۸۷۵۰۲ کیلومتر مربع، پهناورترین استان ایران است. این استان بین ۲۵ درجه و ۳ دقیقه تا ۳۱ درجه و ۲۷ دقیقه عرض شمالی از خط استوا و ۵۸ درجه و ۵۰ دقیقه تا ۶۳ درجه و ۲۱ دقیقه طول شرقی از نصف‌النهار گرینویچ در جنوب خاوری ایران قرار دارد. شکل ۱ موقعیت ایستگاه‌ها بر روی نقشه و جدول ۱ طول و عرض جغرافیایی ایستگاه‌ها و تعیین اقلیم آن‌ها را نشان می‌دهد.

برای پیش‌بینی خشک‌سالی در مناطق مختلف در مطالعات پیشین، در این پژوهش سعی بر آن است تا نخست دقت شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی شاخص خشک‌سالی دهک بارش خشک‌سالی در اقلیم خشک و گرم استان سیستان و بلوچستان ارزیابی و با سایر نتایج مقایسه شود. سپس، در صورتی که شبکه در مرحله اعتبارسنجی و آزمون از دقت کافی برای شبیه‌سازی برخوردار باشد و میزان خطای حاصله کم باشد، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی عمل پیش‌بینی شاخص خشک‌سالی دهک بارش برای سال‌های فاقد آمار در استان سیستان و بلوچستان (که تا کنون صورت نگرفته است) انجام می‌گیرد. سپس، میزان خطا و دقت شبکه در پیش‌بینی مقادیر شاخص دهک با استفاده از مقایسه بین مقادیر پیش‌بینی شده بدون آمار و آمار واقعی برآورد می‌شود.

روش شناسی

پژوهش حاضر شامل آمار بارش سالانه ایستگاه‌های باران‌سنجی وزارت نیرو در استان سیستان و بلوچستان از سال ۱۳۵۰ تا ۱۳۸۷ است که دارای طول دوره آماری کافی هستند. نخست داده‌های بارش ایستگاه‌ها با آزمون‌های آماری بررسی شد و صحت داده‌ها تأیید گردید. این آزمون‌ها عبارت‌اند از: تست همگنی با استفاده از روش ران تست؛ تست داده‌های پرت؛ آزمون کفایت و استقلال داده‌ها؛ آزمون نرمال‌بودن داده‌ها [۲۸]. پس از بازسازی داده‌های ناقص توسط روش نسبت نرمال، که در نرم‌افزار SPSS انجام گرفته، داده‌های مورد استفاده، به صورت تصادفی، به دو بخش تقسیم شد: بخش اول (۸۰٪ داده‌ها) برای آموزش شبکه و بخش دوم (۲۰٪ باقی‌مانده) برای اعتبارسنجی و آزمون میزان خطا استفاده گردید [۲۹]، به طوری که شبکه عصبی مصنوعی توسط آمار بارش سالیانه و شاخص دهک



شکل ۱. موقعیت ایستگاه‌های مورد مطالعه

جدول ۱. موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه و وضعیت اقلیمی آن‌ها

ایستگاه	طول جغرافیایی (درجه و دقیقه)	عرض جغرافیایی (درجه و دقیقه)	اقلیم بر اساس روش دومارتن	نوع ایستگاه
۱ زاهدان	۶۰ ۵۱ E	۲۹ ۲۹ N	فراخشک معتدل	باران‌سنجی
۲ بمپور	۶۰ ۲۷ E	۲۷ ۱۱ N	فراخشک گرم	باران‌سنجی
۳ زابل	۶۱ ۲۹ E	۳۱ ۰۲ N	فراخشک معتدل	باران‌سنجی
۴ ایرانشهر	۶۰ ۴۱ E	۲۷ ۱۲ N	فراخشک گرم	باران‌سنجی
۵ کجدر-سرباز	۶۱ ۱۵ E	۲۶ ۳۷ N	خشک بیابانی گرم	باران‌سنجی
۶ پیشین	۶۱ ۴۵ E	۲۶ ۰۵ N	فراخشک گرم	باران‌سنجی
۷ سد زهک	۶۱ ۴۰ E	۳۰ ۵۳ N	فراخشک معتدل	باران‌سنجی
۸ کهیر	۶۰ ۰۷ E	۲۵ ۳۵ N	فراخشک گرم	باران‌سنجی
۹ باهوکلات	۶۱ ۳۷ E	۲۵ ۳۳ N	فراخشک گرم	باران‌سنجی

مرتب می‌شود. سپس، احتمال وقوع بارش یک ماه

یا P_i سال معین از رابطه ۱ تعیین می‌شود:

$$P_i = \frac{i}{N+1} \times 100 \quad \text{DPI} \quad \text{فرمول ۱}$$

که در آن p_i احتمال وقوع بارندگی در شماره i ردیف i ام و N تعداد داده‌های بارندگی است. در این صورت بر حسب اینکه یک مقدار P_i در چه فاصله دهکی قرار گرفته باشد، مطابق جدول ۲، یکی از درجه‌های خشکی به آن نسبت داده می‌شود.

شاخص دهک‌های بارش

بهترین شاخص انتخاب‌شده برای پایش

خشک‌سالی در اکثر مطالعات [۶]

این شاخص وقوع بارندگی‌های طولانی‌مدت را در دهم‌هایی از توزیع نرمال تقسیم می‌کند؛ هر یک از این گروه‌ها را دهک می‌نامند. به منظور محاسبه دهک‌ها، نخست داده‌های بارندگی سالانه به صورت صعودی

جدول ۲. طبقه‌بندی خشکسالی بر اساس شاخص دهک بارش‌ها [۲]

مقدار درصد وقوع	وضعیت	شماره دهک	شماره طبقه‌بندی
کمتر از ۱۰٪	خشک‌سالی خیلی شدید	اول	-۴
از ۱۰ تا ۲۰٪	خشک‌سالی شدید	دوم	-۳
از ۲۰ تا ۳۰٪	خشک‌سالی متوسط	سوم	-۲
از ۳۰ تا ۴۰٪	خشک‌سالی ضعیف	چهارم	-۱
از ۴۰ تا ۵۰٪	نرمال	پنجم	۰
از ۵۰ تا ۶۰٪	نرمال	ششم	۰
از ۶۰ تا ۷۰٪	کمی مرطوب	هفتم	۱
از ۷۰ تا ۸۰٪	مرطوب	هشتم	۲
از ۸۰ تا ۹۰٪	بسیار مرطوب	نهم	۳
بیشتر از ۹۰٪	فوق‌العاده مرطوب	دهم	۴

هم سرعت یادگیری افزایش یابد و هم مقادیر خروجی بدون تغییر به شبکه ارائه شود و، در نهایت، خروجی مطلوب را بسازد. در سال‌های اخیر، چندین تقریبگر عمومی تابع پیشنهاد شده است که از آن جمله می‌توان به پرسپترون چندلایه^۱ (MLP) اشاره کرد. نقطه قدرت عملی این سیستم‌ها این است که می‌توانند توابع غیرخطی را با تعداد زیادی متغیر تقریب بزنند و از اطلاعات موجود در مجموعه‌های بسیار بزرگ عددی استفاده کنند [۲۵]. به دلیل آنکه معمولاً الگوریتم آموزش در شبکه‌های MLP از نوع پس‌انتشار (BP) است، در این پژوهش نیز از این روش استفاده شد. انواع مختلفی از توابع محرک (F) نیز در شبکه موجود است که نرون‌ها قادرند از این توابع برای رسیدن به خروجی مطلوب استفاده کنند. انواع توابع محرک عبارت است از: لگاریتم سیگموئیدی، تانژانت سیگموئیدی، و توابع محرک خطی. همه این توابع پیوسته و مشتق‌پذیرند و خروجی آن‌ها در یک محدوده عددی خاص (بین صفر و یک و یا منفی یک و یک) قرار می‌گیرد. مرسوم‌ترین و پُرکاربردترین توابع در زمینه پیش‌بینی عناصر اقلیمی توابع سیگموئیدی است [۱۰]. برای انتخاب مدل مناسب باید تعداد بار آموزش شبکه بهینه شود [۲۴]. بدین

طبق تعریف، دهک اول مقدار بارندگی است که از کمترین ۱۰٪ احتمال وقوع بارش تجاوز نمی‌نماید. به همین ترتیب، دهک دوم مقدار بارندگی است که از کمترین ۲۰٪ احتمال وقوع بارش تجاوز نمی‌نماید [۲]. جدول ۲ نشان‌دهنده طبقه‌بندی شاخص دهک بارش است.

تئوری شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی، در واقع، مدل ساده‌شده‌ای از مغز انسان است که توانایی شبیه‌سازی فرایندها و ترکیبات دلخواه غیرخطی برای ارتباط بین ورودی و خروجی‌های هر سیستمی را داراست. ضمناً این شبکه، با داده‌های موجود طی فرایند یادگیری، آموزش داده می‌شود و به منظور پیش‌بینی در آینده استفاده می‌شود. عموماً هر شبکه عصبی از سه لایه تشکیل شده که عبارت‌اند از: ۱. لایه ورودی، این لایه شامل چند نرون است که در این پژوهش میانگین بارش سالیانه و شاخص دهک را دریافت می‌کند؛ ۲. لایه پنهان، این لایه شامل تعدادی نرون متغیر است که تعداد بهینه آن‌ها برای حداقل شدن خطا از طریق شاخص‌های MAE، R، RMSE و آزمایش و تکرار تعیین می‌شود؛ ۳. لایه خروجی، برای افزایش سرعت شبکه در این لایه از تابع فعال‌ساز استفاده می‌شود تا با استفاده از آن

1. Multi Layer Perceptron

ضریب همبستگی بیان‌کننده میزان همبستگی بین نتایج پیش‌بینی شده مدل و داده‌های واقعی است. بدیهی است که در این رابطه هر چه میزان این شاخص به یک نزدیک‌تر باشد دارای همبستگی بیشتر است و هر چه RMSE و MAE به صفر نزدیک‌تر باشند نشان‌دهنده میزان خطای کمتری است.

نتایج

به منظور پیش‌بینی شدت خشک‌سالی با استفاده از شاخص دهک بارش در استان سیستان و بلوچستان از شبکه عصبی مصنوعی بهره گرفته شد. به طوری که پس از جمع‌آوری آمار از سازمان‌های مربوطه، آزمون‌های آماری بر روی آن‌ها صورت گرفت و برای ورود به شبکه عصبی مصنوعی نرمال شدند. در مرحله بعد، ساختار مناسب شبکه عصبی، تابع محرک، تعداد نرون‌ها، تعداد لایه‌های پنهان، و لایه‌های ورودی و خروجی انتخاب گردید. سپس، برای تعیین بهترین ورودی‌های شبکه، پس از سعی و خطای فراوان، ساختاری با استفاده از میانگین بارش سالیانه برای پیش‌بینی بارش و شاخص دهک بارش سالیانه انتخاب شد که در این حالت میزان همبستگی بالایی را بین داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی شده نشان داد. خلاصه انتخاب ساختار شبکه عصبی و توابع محرک و نرون‌ها بر اساس خطای RMSE، MAE و ضریب همبستگی در جدول ۳ نمایش داده شده است.

منظور، رابطه تعداد تکرار با خطا هم برای داده‌های آموزش و هم آزمون برقرار شد و، بر اساس رابطه به دست آمده، تعداد تکرار بهینه مشخص شد. در این تحقیق از تابع سیگموئید و ۱۰ نرون در لایه میانی استفاده شده است.

معیارهای ارزیابی عملکرد شبکه

به منظور ارزیابی و مقایسه نتایج حاصل از روش‌ها و مدل‌های به کاررفته، از شاخص‌های آماری مانند جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی (R2) استفاده شده است. روابط این معیارها به شکل فرمول ۲ است:

فرمول ۲. جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - X_{model,i})^2}{n}}$$

که X_{obs} مقادیر مشاهده‌ای است و X_{model} مقادیر مدل‌سازی شده.

فرمول ۳. میانگین خطای مطلق (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i - y_i|$$

که X_i داده‌های واقعی است، y_i داده‌های برآورد شده، و n تعداد کل داده‌ها.

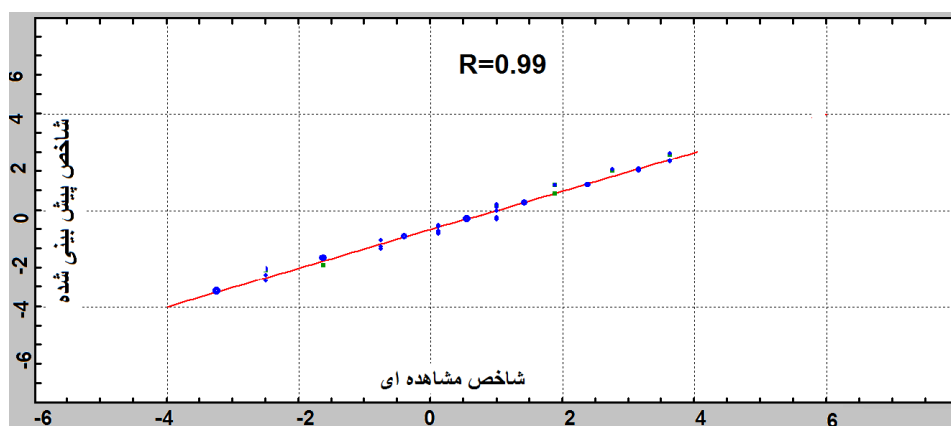
فرمول ۴. ضریب همبستگی (R)

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{act} - \bar{Y}_{act})(Y_{est} - \bar{Y}_{est})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_{act} - \bar{Y}_{act})^2 \sum_{i=1}^n (Y_{est} - \bar{Y}_{est})^2}}$$

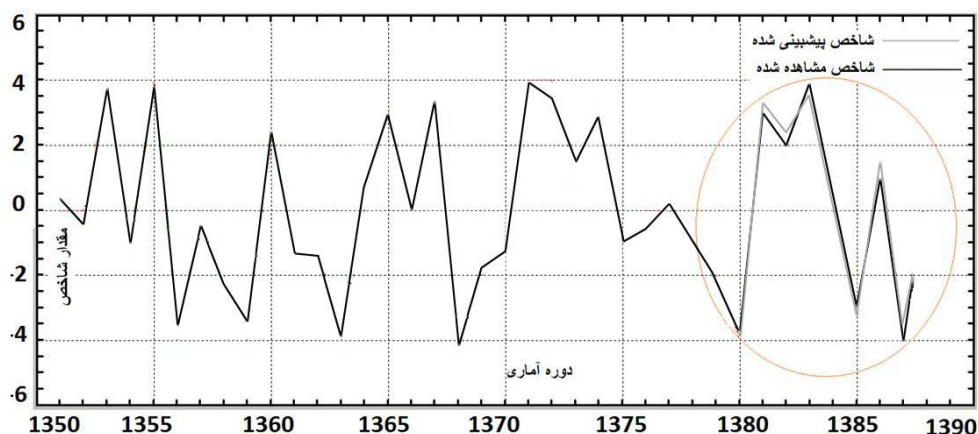
که در آن Y_{act} مقادیر واقعی است، \bar{Y}_{act} میانگین مقادیر واقعی، Y_{est} مقادیر برآورد شده، و \bar{Y}_{est} میانگین مقادیر برآورد شده.

جدول ۳. ساختار مناسب شبکه عصبی مصنوعی پس از سعی و خطا

مرحله	تابع محرک	ساختار لایه	خطای RMSE	خطای MAE	ضریب همبستگی اعتبارسنجی	ضریب همبستگی آموزش
آموزش	سیگموئید	۱-۱۰-۱	۰٫۰۵	۰٫۰۴	۰٫۹۷	۰٫۹۷
اعتبارسنجی	سیگموئید	۱-۱۰-۱	۰٫۰۲	۰٫۰۳	۰٫۹۹	۰٫۹۸
تست	سیگموئید	۱-۱۰-۱	۰٫۰۲	۰٫۰۳	۰٫۹۸	۰٫۹۸



شکل ۲. نمودار همبستگی مقادیر شاخص دهک بارش شبیه‌سازی شده و مشاهده شده، ایستگاه بمپور



شکل ۳. مقایسه نتایج مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده شاخص دهک بارش، ایستگاه بمپور

اقدام گردید. شکل‌های ۲ و ۳ نمودارهای میزان همبستگی شاخص دهک بارش شبیه‌سازی شده بین سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۷ را نسبت به داده‌های واقعی نمایش می‌دهد.

همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، نتایج شاخص دهک شبیه‌سازی شده با همبستگی ۰.۹۹ بر نتایج مشاهده‌ای منطبق است. جدول ۴ میانگین خطای حاصل از شبیه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی برای شاخص دهک بارش و مقادیر واقعی داده‌ها در بین سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۷ را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، شبکه با دقت زیاد و انطباق نسبتاً زیاد نتایج قادر به شبیه‌سازی است.

همان‌طور که ملاحظه می‌شود، بر اساس ضریب همبستگی و خطای RMSE و MAE ساختار لایه‌ها به صورت یک لایه ورودی، تعداد ۱۰ نرون در لایه میانی و یک لایه خروجی همراه با تابع محرک سیگموئید در شبکه پرسپترون دارای حداکثر دقت و میزان خطا کمتر از ۰.۵٪ است و از همبستگی بالایی (بیشتر از ۰.۹۷٪) برخوردار است. در مرحله بعد، پس از مشخص شدن مقادیر خطا و ضریب همبستگی، این نتیجه حاصل می‌شود که شبکه عصبی مصنوعی قادر است با دقت و همبستگی بسیار زیاد و خطای کم مقادیر شاخص دهک بارش را پیش‌بینی کند. در مرحله اعتبارسنجی، به شبیه‌سازی و پیش‌بینی مقادیر شاخص دهک بارش بین سال‌های ۱۳۸۰-۱۳۸۷

جدول ۴. میانگین خطای شبکه عصبی بر حسب درصد در شبیه‌سازی شاخص دهک بارش در سال‌های ۱۳۸۰-۱۳۸۷

ایستگاه‌ها	% میانگین خطا ۱۳۸۷-۱۳۸۰	ایستگاه‌ها	% میانگین خطا ۱۳۸۷-۱۳۸۰	ایستگاه‌ها	% میانگین خطا ۱۳۸۷-۱۳۸۰
زاهدان	۴٫۹۸	بمپور	۰٫۱۸	زهدک	۱٫۲۳
زابل	۴٫۰۱	کجدرسرباز	۰٫۳۳	باهوکلات	۱٫۹۷
ایرانشهر	۳٫۱۹	پیشین	۲٫۵	کهیر	۳٫۵

نظر در سایر پژوهش‌ها این زمان می‌تواند کم یا زیاد شود.

برای عمل پیش‌بینی به وسیله شبکه عصبی مصنوعی، وزن‌های حاصل از شبکه را در ورودی‌ها ضرب می‌کنیم و با وزن بایاس‌ها جمع می‌کنیم (فرمول ۵).

$$\text{Net}_i = \sum W_{ij} a_{pi} + b_i \quad \text{فرمول ۵}$$

که در فرمول بالا W مقدار وزن‌های لایه مربوطه است، a_{pi} مقدار خروجی لایه قبلی، b_i میزان بایاس. برای پیش‌بینی بایستی مقادیر W_{ij} و b_i آموزش ببینند، یعنی مقادیر آن‌ها طوری طراحی شود که سیستم بتواند پیش‌بینی را صورت دهد.

سپس، مقدار Net_{pi} (فرمول ۶) برای محاسبه $F(\text{Net}_{pi})$ گذاشته می‌شود که f در اینجا تابع محرک سیگموئید است و هدف محاسبه خروجی سال بعد بر اساس وزن‌های شبکه است.

فرمول ۶

$$f(\text{Net}_{pi}) = (1 + \exp(-\text{net}_{pi}))^{-1}$$

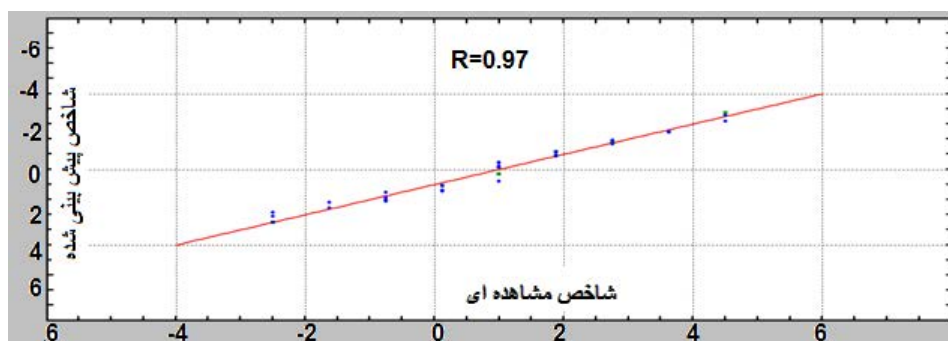
نتایج پیش‌بینی خشک‌سالی توسط شبکه عصبی مصنوعی با آمارهای خشک‌سالی واقعی در سال‌های ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۱ مقایسه شد و میزان خطا و اختلاف نتایج محاسبه شد. جدول ۵ خطای ناشی از شبکه، بر حسب درصد، را برای ایستگاه‌های مورد مطالعه نشان می‌دهد.

همان‌طور که از جدول ۴ مشخص است، کمترین خطا برابر است با ۰٫۱۸٪ مربوط به ایستگاه بمپور و بیشترین مقدار خطا برابر است با ۴٫۹۸٪ مربوط به ایستگاه زاهدان. بدیهی است که میزان خطای شبکه بسیار کم است (کمتر از ۰٫۵٪) و نتایج شبیه‌سازی شده تا حد بسیار قابل قبولی به مشاهدات واقعی نزدیک است و می‌توان گفت شبکه از عملکرد مناسبی برخوردار است.

در مرحله بعد می‌توان به وسیله شبکه عصبی مصنوعی و با استفاده از الگوریتم آموزش دیده توسط داده‌های قبلی و عمل اعتبارسنجی و تست شبکه مقادیر شاخص را برای سال‌های پس از سال ۱۳۸۷ نیز پیش‌بینی کرد. در این مرحله، شبکه با استفاده از داده‌های سال‌های قبل آموزش دیده و قادر است، بدون استفاده از آمار بارش، خشک‌سالی را تا مدت محدودی پیش‌بینی کند. این مدت محدود به دقت و خطای شبکه بستگی دارد و تا هنگامی که خطای حاصل از شبکه کم باشد، نتایج قابل قبول است. در این پژوهش، از آنجا که برای مقایسه و بیان خطا و دقت روش پیش‌بینی آمار پیش‌بینی شده بایستی با آمار واقعی مقایسه شود، همچنین آمار و ارقام واقعی تا سال ۱۳۹۱ موجود است، عمل پیش‌بینی برای سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۱ صورت گرفت و نتایج مقایسه و جدول و نمودارهای مربوطه نیز فقط برای سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۱ رسم شد. اما بنا بر دلخواه و بر اساس روش مورد استفاده و دقت و خطای مورد

جدول ۵. میانگین خطای شبکه عصبی بر حسب درصد در شبیه‌سازی شاخص دهک بارش در سال‌های ۱۳۸۸-۱۳۹۱

ایستگاه‌ها	% میانگین خطا ۱۳۹۱-۱۳۸۸	ایستگاه‌ها	% میانگین خطا ۱۳۹۱-۱۳۸۸
زاهدان	۴,۳۳	بمپور	۰,۲۱
زابل	۲,۵۶	کجدرسرباز	۰,۷۸
ایرانشهر	۳,۸۷	پیشین	۲,۴۹
		زهدک	۰,۹۲
		باهوکلات	۴,۶۹
		کهپیر	۴,۳۳



شکل ۴. نمودار همبستگی مقادیر شاخص دهک بارش داده‌های مشاهده‌ای و پیش‌بینی‌شده، ایستگاه بمپور

همراه با الگوریتم پس‌انتشار خطا و تابع محرک سیگموئید و تعداد ۱۰ نرون در لایه میانی و سه لایه پنهان نسبت به دیگر ساختارها از خطای کمتری برخوردار است. همچنین، نتایج حاصله از آموزش شبکه در سال‌های ۱۳۵۰ تا ۱۳۸۰ و اعتبارسنجی آن در سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۷ توسط داده‌های ورودی میانگین بارش سالانه و شاخص دهک بارش سالیانه و خروجی شاخص دهک بارش نشان داد که شبکه با خطای بین ۱٪ تا ۵٪ و میزان ضریب همبستگی ۰,۹۹ قادر به شبیه‌سازی شاخص دهک بارش در سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۷ بوده است و همان‌طور که از نمودارهای تطبیق مقادیر داده‌های واقعی و پیش‌بینی و نیز نمودار همبستگی نتایج مشخص است، نتایج پیش‌بینی تا حد بسیار زیادی با نتایج واقعی مطابقت دارد (همبستگی ۰,۹۹٪) و نیز میزان خطای حاصله از تفاوت نتایج شبیه‌سازی‌شده و واقعی کمتر از ۵٪ است که در جدول ۴ ذکر گردیده است و نشان می‌دهد که شبکه از عملکرد مناسبی در مرحله اعتبارسنجی و تست برخوردار است. بر این اساس و

همان‌گونه که از جدول ۵ مشخص است، بین نتایج پیش‌بینی‌شده توسط شبکه عصبی مصنوعی و آمار و داده‌های واقعی خشک‌سالی تفاوت و خطای چندانی وجود ندارد و میزان خطای کمتر از ۵٪ که در جدول مشاهده می‌شود، خطای قابل قبولی است. پس این نتیجه حاصل می‌شود که در صورتی که برای سال‌هایی آمار وجود نداشته باشد و یا بخواهیم برای چند سال آینده عمل پیش‌بینی عناصر اقلیمی را انجام دهیم، شبکه عصبی مصنوعی از ابزار و مدل‌های کارآمد است که با اطمینان و دقت بالا و میزان خطای کم قادر به عمل شبیه‌سازی و پیش‌بینی است. شکل ۴ نمودار همبستگی شاخص خشک‌سالی پیش‌بینی‌شده (فاقد آمار) و واقعی را نمایش می‌دهد. همان‌گونه که مشخص است، نتایج تطابق زیادی با یکدیگر دارند و نمودار با همبستگی بیشتر از ۰,۹۷ صحت نتایج را نشان می‌دهد.

بحث و نتیجه‌گیری

نتایج نشان داد که استفاده از مدل پرسپترون چندلایه

آمار آن‌ها هنوز در دسترس نیست پیش‌بینی کرد. در این پژوهش نتایج پیش‌بینی برای سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۱ نشان داد که شبکه با همبستگی ۹۷٪ و خطای کمتر از ۵٪ قادر به پیش‌بینی است. صحت نتایج توسط نمودار همبستگی در شکل ۴ و نیز جدول ۵ نمایش داده شد. عمل پیش‌بینی شاخص خشک‌سالی دهک بارش برای سال‌های فاقد آمار تا کنون در پژوهشی صورت نگرفته و در این پژوهش این نتیجه حاصل شد که شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی شاخص خشک‌سالی دهک بارش در تعیین خشک‌سالی آتی در منطقه خشک و گرم سیستان و بلوچستان از توانمندی بالایی برخوردار است و می‌توان، به عنوان گزینه‌ای سودمند، به آن توجه و آن را بررسی کرد. همچنین، شبکه عصبی مصنوعی هم در پیش‌بینی‌های فصلی و کوتاه‌مدت و هم در پیش‌بینی‌های چندساله و بلندمدت کاربرد زیادی دارد و می‌توان از نتایج حاصل از آن در بهره‌برداری و مدیریت منابع آب، مطالعات زیست‌محیطی، مدیریت خشک‌سالی، و تغییرات اقلیمی بهره جست.

به این دلیل که شبکه عصبی با خطای بسیار کم و قابل قبول و همبستگی زیاد نتایج قادر به شبیه‌سازی در مرحله اعتبارسنجی است، عمل پیش‌بینی شاخص خشک‌سالی توسط شبکه عصبی مصنوعی برای سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۱ بدون استفاده از آمار و داده‌های واقعی و مشاهداتی و صرفاً بر اساس الگوهای آموزش دیده‌شده موجود در شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفت. از آنجا که در این تحقیق نتایج پیش‌بینی شده خشک‌سالی برای سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۱ می‌بایست با مقادیر و آمارهای مشاهده‌ای و واقعی مقایسه شود تا دقت و کارایی شبکه در پیش‌بینی مشخص گردد، سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۱ انتخاب گردیدند، زیرا آمار و ارقام آن‌ها در دسترس بود و امکان مقایسه و تطابق وجود داشت. اما بنا بر دلخواه و موضوع تحقیق و همچنین نیاز برای پیش‌بینی عناصر اقلیمی، در صورتی که خطای شبکه در مرحله تست و اعتبارسنجی کم باشد و نتایج از دقت زیادی برخوردار باشد و به مقایسه آمار و داده‌ها با نتایج نیازی نباشد، می‌توان زمان بیشتری را برای پیش‌بینی انتخاب کرد، به طوری که سال‌هایی را که

References

- [1] Afkhani, H., Dastoorani, M., Maleki nejhadi, H. and Mobin, M. (2010). Effect of climatic factors on increasing the accuracy of the ANN method for predicting drought in Yazd. *Science and Technology of Agriculture and Natural Resources, Soil and Water Sciences*, 51,157-164.
- [2] Bazrafshan, J. (2003). Comparative study of meteorological drought indices in a climate of Iran. MSc. thesis. College of Agriculture and Natural Resources, Tehran University. 23-36 p.
- [3] Camilo J. (2008). Prospecting drought with stochastic with artificial neural networks. *Journal of Hydrology*,352:174-180
- [4] Dastorani M.T. and Afkhani H. (2003). Application of artificial neural networks on drought prediction in Yazd (Central Iran). *Desert Journal*, 2011, num.16, p.39-48.
- [5] Dehghani, A.A., and Ahmadi, R. (2008). Watersheds with no statistical yield estimation using artificial neural networks. First International Conference on Water Crisis. Zabol, Iran.
- [6] Ensafi moghaddam. T. (2007). Evaluation of some drought indices and determination the best index in salt lake basin. *Journal of Range and Desert research*, 14 (2):271-288.
- [7] Esfandiyari, F., Hoseini, S.A., Azadi, M. and Hejazizadeh, Z. (2010). Average temperature prediction of Sanandaj station with MLP artificial neural network. *Journal of Geographic Research*, 8 (27):45.
- [8] Hardy, J. (2003). *Climate Change, Causes, Effects and Solutions*. John Wiley & Sons, Ltd, pp. 39.
- [9] Karamooz, M., Ramezani, F. and Razavi, S. (2006). Long term prediction using meteorological signals, artificial neural network application. Seventh International Congress on Civil Engineering, Tarbiyat modarres university, Tehran.
- [10] Kashefipour, M. (2002). Using artificial Neural network in river engineering, sixth international conference on river engineering, Workshop on models for GIS.
- [11] Keshin M.E. and Ozlem Tezri. (2011). Meteorological drought analysis using artificial neural networks. *Scientific Research and Essays*, vol. 6 (21).
- [12] Khoshhaldastjerdi, J. and Hosseini, M. (2010). Application of artificial neural network to simulate and predict climate cycles of drought. *Journal of Geography and Environmental Planning*, 3:107-120.
- [13] Mishra A.K and Desai M.R. (2005). Drought forecasting using stochastic models. *Stoch Environ Res Risk Assess*, 19: 326-339.
- [14] Mishra A.K. (2007). Drought forecasting using a hybrid stochastic and neural network model. *Journal. of Hydrology*, 12: 626-638.
- [15] Morid S., Smakhtin V. and Bagherzadeh K. (2007). Drought Forecasting Using Artificial Neural Networks and Time Series of Drought Indices. *International Journal of Climatology*, 27:2103.
- [16] Nasri M. (2010). Application of Artificial Neural Networks (ANNs) in Prediction Models in Risk Management. *World Applied Sciences Journal*, 10 (12):1493-1500.
- [17] Niknam, H., Ajhdarimoghadam, M. and Khosravi, M. (2009). Using Fuzzy - Neural and remote communication patterns to predict drought Zahedan. Proceedings of the Fourth International Congress of the Islamic World Geographers. Zahedan, Iran.
- [18] Niknam, H., Ajhdarimoghadam, M. and Khosravi, M. (2012). One-year drought prediction model using fuzzy - neural time series drought and indexes of Zahedan. *Journal of Water and Waste*, 2:42-53.
- [19] Rahimi, D., Movahhedi, S. and Barghi, H. (2009). Drought Severity Index of the normal rainfall, a case study in Sistan and Baluchestan. *Journal of Geography and Environmental Planning*, 4: 43-56

- [20] Rezaeian-Zadeh M. and Tabari H. (2012). MLP-Based drought forecasting in different climatic regions. *Theoretical and Applied Climatology*, pp 1-8.
- [21] Shaiegh, E. and Soltani, S. (2011). Meteorological drought indices in Yazd. *Science and Technology of Agriculture and Natural Resources*, 57: 231-249.
- [22] Salahi, B., Hoseini, S., Shaieghi, H. and Sobhani, B. (2010). Maximum temperatures predicted using artificial neural network. *Journal of Geographical Sciences and Applied Research*, 794:16518-16496.
- [23] Sedaghatkerdar, A. and Fattahi, E. (2008). Indicators of drought in Iran. *Journal of Geography and Development*, 11: 59-76.
- [24] Tahmoores, M., Ahmadi, H., Taghavi, N. and Mohamadaskari, M. (2009). Comparison of the accuracies of Geomorphologic Artificial Neural Networks (GANN) and Regression Model (RM) for estimation of Taleghan river sediment yield, *Journal of Watershed Management Researches (as Pajouhesh & Sazandegi)*, 84: 19-27.
- [25] Teshnehlab, M. and Mehdimanesh, M. (2003). Weather forecast weather parameters using a neural network - based fuzzy lower portion of the training parameters. Regional Conference on Climate Change. Isfahan, Iran.
- [26] Taghavi, F. and Mohammadi, H. (2003). Return period of such events in order to understand the consequences of environmental climate, ecology. University of Tehran press, 18p.
- [27] Yazdani, V. and Banejjad, H. (2009). Hydrological drought forecasting using artificial neural networks. Second National Conference on Drought Management and its Impact. Isfahan, Iran.
- [28] Zare Abyaneh, H. and Mahboobi, A. (2004). Evaluating drought condition and trend in Hamedan region based on statistical drought indices. *Journal of Research and Development in agriculture*, 64: 1-7.
- [29] Zare Abyaneh, H. and Bayat, M. (2010). Evaluation of intelligent neural and experimental models in estimation of annual runoff. *Journal of Water and Soil*, 25 (2):365-379.

Archive SID