

عملکرد مدل‌های AR4 و ATR در شبیه سازی پارامترهای اقلیمی با شبکه عصبی مصنوعی مطالعه موردی: حوزه آبخیز سزار

محمد قدمی دهنو^۱، مسعود گودرزی^۲، سعید سلطانی^۳، سهراب نادری^۴ و وحید کاکاپور^۵

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۲/۱۰ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۶/۱۹

چکیده:

در پژوهش حاضر عملکرد ۶ مدل گردش عمومی جو به نام‌های HADCM3، CGCM3، CSIROMK3 (از مجموعه مدل‌های AR4) و CGCM1، GFDL30، NCARPCM (از مجموعه مدل‌های ATR) در شبیه سازی پارامترهای اقلیمی دمای میانگین و بارش حوزه سزار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) مورد ارزیابی قرار گرفتند. برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی از مدل پرسپترون forward استفاده شد. مطابق با ارزیابی عملکرد مدل‌ها با استفاده از ضرایب حداکثر خطای مطلق، میانگین قدر مطلق خطا، جذر میانگین مربعات و ضریب تبیین، در بین دو مجموعه مدل AR4 و ATR، به طور میانگین مدل‌های AR4 عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های ATR دارند و این مدل‌ها عدم قطعیت کمتری در شبیه سازی پارامترهای اقلیمی دمای میانگین و بارش برای حوزه سزار در دوره ۲۰۰۰-۱۹۹۶ دارند. در بین ۶ مدل ذکر شده، مدل CGCM3 بهترین عملکرد را در شبیه سازی پارامترهای اقلیمی برای حوزه سزار دارد. این مدل همراه با HADCM3 کمترین اختلاف را با پارامترهای اقلیمی مشاهداتی دارند. همچنین نتایج نشان داد که مدل CSIROMK3.0 و CGCM1 بیشترین اختلاف را با پارامترهای اقلیمی مشاهداتی دارند.

کلید واژه‌ها: عدم قطعیت، شبکه عصبی مصنوعی، مدل پرسپترون، AR4 و ATR

مقدمه

پدیده تغییر اقلیم و تأثیرات آن به عنوان یکی از مهم‌ترین چالش‌های پیش رو در بخش‌های کشاورزی و منابع آب است. بخش عمده‌ای از تحقیقات انجام شده و در حال انجام در زمینه آب از آخر قرن بیستم معطوف به بررسی این پدیده و اثرات آن بوده است. هیات بین‌الدول تغییر اقلیم در سال ۲۰۰۱ گزارش داد که اقلیم در حال تغییر و گرمایش جهانی در حال وقوع است. میانگین درجه حرارت جهان از سال ۱۸۶۱ میلادی روندی افزایشی داشته و حتی در قرن بیستم میلادی نیز این افزایش بین (0.6 ± 0.2) درجه سانتی‌گراد بوده است. بیش‌ترین نوسانات نیز در قرن بیست میلادی و در فاصله سال‌های ۱۹۱۰ تا ۱۹۴۵ و ۱۹۷۵ تا ۲۰۰۰ میلادی بوده است. تجزیه و تحلیل‌های جدید برای نیمکره شمالی نشانگر افزایش درجه حرارت در قرن بیستم میلادی می‌باشد. در دو دهه گذشته دمای متوسط اقیانوس‌ها به میزان 0.2 درجه سانتی‌گراد افزایش داشته است. روند فعلی بالا آمدن آب دریاها 0.5 سانتی‌متر در سال است و دما در طی چهار دهه اخیر حداقل در هشت کیلومتری ابتدایی اتمسفر افزایش یافته و پوشش برف و یخ کاهش یافته است. شاه کرمی و همکاران [۶]، سناریوهای تغییر اقلیم دما و بارندگی در حوضه آبخیز زاینده رود را با استفاده از هفت مدل AOGCM و سناریوی انتشار A۲ تا سال ۲۱۰۰ تولید کردند. نتایج حاصل از تحقیق آنها نشان داد که در منطقه مورد مطالعه مدل HADCM3 عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها نشان داد. کمال و همکاران [۸]، ارزیابی عدم قطعیت ۹ مدل از مدل‌های AOGCM-AR4 و دو مدل هیدرولوژیکی را در تخمین دما، بارش و رواناب حوضه قره سو انجام دادند. نتایج پژوهش آنها حاکی از آن بود که از بین ۹ مدل AOGCM-AR4 مدل HADCM3 بهترین عملکرد را در بین مدل‌ها در شبیه سازی بارش و دما دارد. کمال و همکاران [۹]، مقایسه عدم قطعیت مدل‌های تغییر اقلیم AOGCM-TAR و AOGCM-AR4 در تأثیر بر رواناب حوضه قره سو را انجام دادند. نتایج تحقیق آنها حاکی از آن است مدل‌های AOGCM-AR4 نسبت به مدل‌های AOGCM-TAR عدم قطعیت کمتری دارد. عملکرد بهتری را در شبیه سازی دما و بارش حوضه قره سو نشان می‌دهد. عباسیان و همکاران [۷]، تأثیر تغییر اقلیم را بر پارامترهای اقلیمی نیمه شمالی کشور با دو مدل گردش عمومی HADCM2 و ECHAM4 بررسی

- ۱- دانشجوی کارشناسی ارشد آبخیز داری، دانشگاه صنعتی اصفهان. پست الکترونیکی: m.ghadami68@gmail.com
- ۲- عضو هیئت علمی پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری تهران.
- ۳- دانشیار دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه صنعتی اصفهان
- ۴- دانشجوی کارشناسی ارشد آبخیز داری، دانشگاه صنعتی اصفهان
- ۵- دانشجوی کارشناسی ارشد آبخیز داری، دانشگاه صنعتی اصفهان

جدول ۱- وضعیت ایستگاه‌های مورد مطالعه

Table 1. Status of the studied stations

نام ایستگاه		نوع ایستگاه	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی	ارتفاع از سطح دریا (متر)
			latitude	longitude	Elevation (m)
الیگودرز	Aligudarz	سینوپتیک	Synoptic	33° 24'	49° 42' (m) 2022
بروجرد	Boroojerd	سینوپتیک	Synoptic	33° 55'	48° 45' (m) 1629
خرم آباد	Khorramabad	سینوپتیک	Synoptic	33° 26'	48° 17' (m) 1148
شازند	Shazand	کلیماتولوژی	Climatology	33° 56'	49° 25' (m) 1918

تولید سناریوهای اقلیمی برای دوره آتی:

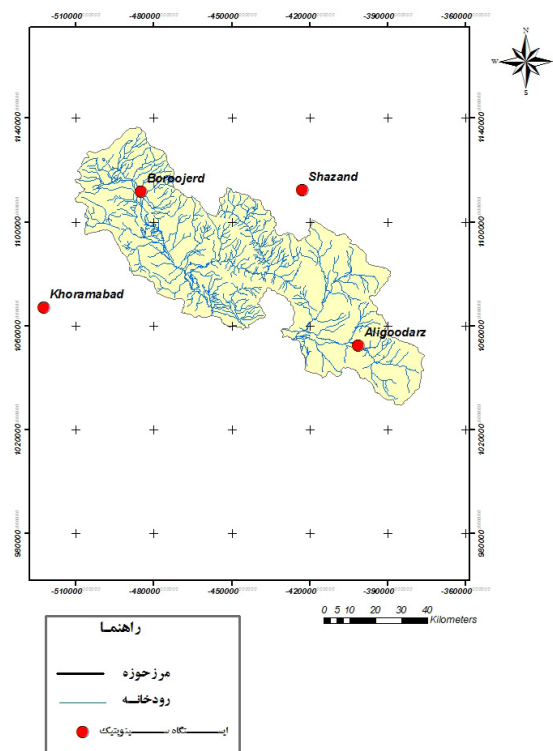
در حال حاضر از روش‌های مختلفی برای تولید سناریوهای اقلیمی در دوره‌های آتی استفاده می‌شود که معتبرترین آنها استفاده از مدل‌های AOGCM است [۱۳، ۱۴، ۱۹]. مدل‌های AOGCM بر پایه قوانین فیزیکی که به وسیله روابط ریاضی ارائه می‌شود استوار هستند. این روابط در یک شبکه سه بعدی در سطح کره زمین حل می‌شوند. به منظور شبیه‌سازی اقلیم کره زمین فرآیندهای اصلی اقلیمی (اتمسفر، اقیانوس، سطح زمین، یخ پسته و زیست کره) در مدل‌های فرعی جداگانه جفت شده و مدل‌های AOGCM را تشکیل می‌دهند. روابط ریاضی این مدل‌ها در شبکه‌های سه بعدی، با مقیاس مکانی افقی ۲۵۰ تا ۶۰۰ کیلومتر و ۱۰ تا ۲۰ لایه در اتمسفر و ۳۰ لایه در اقیانوس حل می‌شوند. تاکنون مدل‌های گردش عمومی مختلفی در مراکز مختلف تحقیقاتی تدوین و طراحی شده است. از جمله می‌توان به مدل‌های ECHAM4، HADCM3، CSIRO، CGCM2، GFDL-30، NCAR و CCSR اشاره کرد [۱۶]. در این پژوهش از ۶ مدل GCM به نام‌های HADCM3، CGCM3، CSIROCM3، (از مجموعه مدل‌های AR4) و CGCM1، GFDLR30، NCARPCM (از مجموعه مدل‌های TAR) در شبیه‌سازی پارامترهای اقلیمی دمای میانگین و بارش حوزه سزار استفاده شد. جدول ۲، مدل‌های GCM مورد استفاده در این پژوهش را بر طبق چهارمین گزارش ارزیابی IPCC (AR4) و سومین گزارش ارزیابی IPCC (TAR) نشان می‌دهد. از آنجا که مهمترین ورودی این مدل‌ها میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای در دوره‌های آتی بوده و از طرفی تعیین میزان انتشار این گازها در دوره‌های آتی به طور قطعی امکان‌پذیر نیست. از این رو سناریوهای مختلفی که در برگرنده چگونگی تغییرات این گازها در آینده می‌باشد ارائه شده که سناریوهای انتشار (Emission Scenario) نامیده می‌شوند. IPCC در یک گزارش در سال ۱۹۹۸ سری جدید سناریوهای انتشار به نام SRES را ارائه داد. در این گزارش، ۴۰ سناریو برای آینده جهان ارائه شده است که در چهار شاخه اصلی (A1, A2, B1, B2) قرار می‌گیرد [۷].

کردند. نتایج ارزیابی آنها نشان داد که مدل HADCM2 عملکرد بهتری نسبت به مدل ECHAM4 در شبیه‌سازی پارامترهای اقلیمی در دوره تاریخی دارد. هایو و همکاران^۱ [۱۵]، تاثیر تغییر اقلیم در مقیاس منطقه‌ای را با ۹ مدل AOGCM و A1F1، A2 و B1 مورد آزمایش قرار دادند. نتیجه این مطالعه در تغییرات فصلی بارش و دما، تاثیرات آنها بر روی رواناب و پارامترهای رطوبت خاک نشان داده شد. همچنین نتایج مطالعات آنها حاکی از آن بود که مدل HADCM3 و CGCM2 بهترین عملکرد را در شبیه‌سازی بارش و دما ایفا می‌کنند. چوبدار [۳] ورودی ماهانه‌ی دریاچه‌ی سد شهید مدنی تبریز را بر اساس تاثیر عناصر اقلیمی با استفاده از شبکه‌های عصبی پیش‌بینی کرد نتایج حاکی از موفقیت این روش بود. اصغری مقدم و همکاران [۱] از شبکه‌های عصبی مصنوعی و فرمول تجربی ارائه شده برای تعیین تعداد گره‌های میانی جهت تهیه مدل پیش‌بینی بارش دشت تبریز استفاده کردند بر اساس نتایج بدست آمده، بهترین مدل از یک شبکه پیشرو با شش گره ورودی، یک گره خروجی، یک لایه میانی و الگوریتم لونیگ-مارکوارت تشکیل شده است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه:

حوزه آبخیز سزار یکی از زیر حوزه‌های حوزه آبخیز دز می‌باشد که در ارتفاعات زاگرس میانی واقع شده و در محدوده‌ای با مختصات جغرافیایی ۴۸° ۲۸' تا ۴۹° ۵۶' طول شرقی و ۳۳° ۱۱' تا ۳۴° ۷' عرض شمالی قرار گرفته و یکی از حوزه‌های آبخیز منتهی به خلیج فارس می‌باشد. این حوزه دارای اقلیم نیمه خشک با بارش مناسب می‌باشد که بیشترین مقدار بارش آن در فصول پاییز و زمستان رخ می‌دهد. حوزه سزار خود از زیر حوزه‌های مختلفی تشکیل شده که خروجی همه آنها وارد رودخانه سزار می‌شود که در واقع بخش بالایی حوزه دز را تشکیل می‌دهد. در این پژوهش از سه ایستگاه سینوپتیک الیگودرز، بروجرد، خرم آباد و یک ایستگاه کليما تولوژی شازند استفاده شده که موقعیت آنها در نقشه و در جدول ۱- وضعیت ایستگاه‌های مورد نظر نشان داده شده است.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

Figure 1. Geographical location of the study area

جدول ۲- مدل‌های GCM بر طبق گزارش‌های ارزیابی IPCC

Table 2. GCM models according to IPCC assessment reports

	مرکز تولید Production Center	مدل model	وضوح Resolution
AR4	Hadley Centre for Climate Prediction and Research (HCCPR), UK	HADCM3	T42L19 (2.5° lat x 3.75° long)
	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis (CCCma)	CGCM3	T32L10 (3.7° lat x 3.7° long)
	Australia's Commonwealth Scientific and Industrial Research Organization (CSIRO)	CSIROMk3	R21L9 (3.2° lat x 5.6° long)
	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis (CCCma)	CGCM1	T32L10 (3.7° lat x 3.7° long)
TAR	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (GFDL), USA	GFDLR30	R30L14 (2.25° lat x 3.75° long)
	National Center for Atmospheric Research (NCAR), USA	NCARPCM	T42L18 (2.8° lat x 2.8° long)

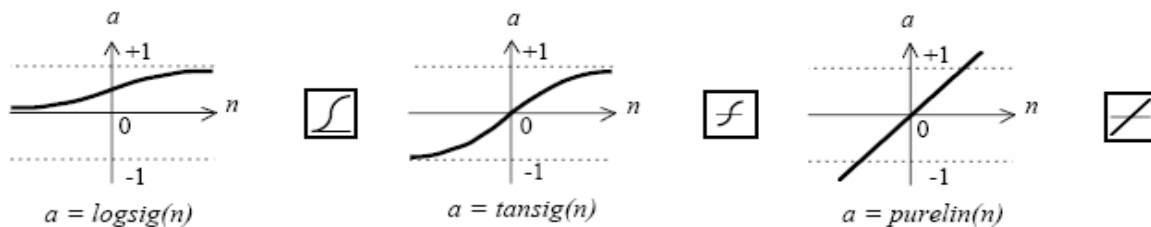
برنامه‌نویسی، ساختار داده‌ای طراحی می‌شود که می‌تواند همانند نرون عمل کند که به این ساختار داده‌ها Node گفته می‌شود. بعد با ایجاد شبکه‌ای بین این Nodeها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می‌دهند.

شبکه‌های پرسپترون چند لایه:

شبکه‌های پرسپترون چند لایه از نوع شبکه‌های عصبی پیشخور هستند که یکی از پرکاربردترین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در

شبکه عصبی مصنوعی:

یک شبکه عصبی مصنوعی (ANN) ایده‌ای است برای پردازش اطلاعات که از سیستم عصبی زیستی گرفته شده و مانند مغز به پردازش اطلاعات می‌پردازد. عنصر کلیدی این ایده، ساختار جدید سیستم پردازش اطلاعات است. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق‌العاده بهم پیوسته تشکیل شده که برای حل یک مساله با هم هماهنگ عمل می‌کند، در این شبکه‌ها به کمک دانش



شکل ۲- توابع محرک رایج در شبکه‌های پرسپترون چند لایه (MLP)

Figure 2. Trigger functions common network-layer Perceptron (MLP)

روش‌های آموزش در شبکه‌های پرسپترون چند لایه: جهت آموزش شبکه‌های عصبی چهار الگوریتم آموزشی مرسوم که براساس ساختار معروف پرسپترون معروف چند لایه می‌باشند وجود دارد که این روش‌ها عبارتند از: پس انتشار خطای بیشترین شیب (پس انتشار خطای استاندارد)، گرادیان مزدوج، شبه نیوتن و مارکوورت- لونبرگ. الگوریتم مارکوورت- لونبرگ از سال ۱۹۹۳ تا به امروز به عنوان سریع‌ترین روش آموزش شبکه‌های عصبی شناخته شده است [۲]. در این بررسی نیز از این الگوریتم استفاده خواهد شد. برای تعیین روند همبستگی بین داده‌های مشاهداتی و مدل‌ها در دوره واسنجی ۱۹۹۵-۱۹۷۱ از ضریب همبستگی^۱ استفاده شد [۵]. همچنین برای مقایسه عملکرد مدل‌ها در شبیه سازی پارامترهای اقلیمی در دوره ۲۰۰۰-۱۹۹۶ از چهار ضریب حداکثر خطای مطلق^۲، میانگین قدر مطلق خطا^۳، جذر میانگین مربعات^۴ و ضریب تبیین^۵ استفاده شد.

نتایج

ارزیابی عملکرد بین مدل‌ها با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی: در ابتدا میانگین دمای ماهانه و بارش ماهانه ۶ مدل GCM به نام‌های HADCM3^۱، CGCM3^۱، CSIROCM3^۱ (از مجموعه مدل‌های AR4) و GFDLR30^۱، NCARPCM^۱ و CGCM1^۱ (از مجموعه مدل‌های ATR) برای حوزه مربوطه به صورت بزرگ مقیاس استخراج شد. برای ریز مقیاس کردن پارامترهای اقلیمی هر کدام از این مدل‌ها نسبت به هر ایستگاه هواشناسی از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) استفاده شد. برای اینکار بین پارامترهای اقلیمی ایستگاه‌های هواشناسی و مدل‌ها ارتباط برقرار شد. در واقع پارامترهای اقلیمی هر کدام از مدل‌ها به عنوان ورودی و پارامتر اقلیمی ایستگاه‌های هواشناسی به عنوان تابع هدف به شبکه عصبی وارد شد. برای آموزش شبکه از ۲۵ سال داده میانگین دما و بارش ماهانه استفاده و شبکه با ۳۰۰ داده آموزش داده شد. سپس با استفاده از نتایج این آموزش از روی ۵ سال باقی مانده (۶۰ داده) میانگین

مدل سازی و پیش بینی عناصر اقلیمی است [۴].

در شبکه‌های پرسپترون چند لایه هر نرون در هر لایه به تمام نرون‌های لایه قبل متصل می‌باشد. به چنین شبکه‌هایی، شبکه‌های کاملاً مرتبط گویند [۱۰]. در مورد مسئله برآورد عناصر جوی، شبکه عصبی باید قادر به نگهداری اطلاعات و دیده‌بانی‌های گذشته باشد به همین دلیل و با توجه به توانایی‌های شبکه پرسپترون و قابلیت آموزش و یادگیری زیاد این نوع شبکه عصبی، استفاده از آن به منظور برآورد عناصر جوی در تحقیقات گذشته توصیه شده است [۴]. در این بررسی نیز با توجه به کاربرد شبکه‌های پرسپترون چند لایه پیشخور در مسائل پیش‌بینی و قابلیت بالای آنها در تعمیم نتایج، از این شبکه‌ها برای پیش‌بینی میانگین دما و بارش ماهانه ایستگاه‌های مربوط به حوضه استفاده شده است.

تعداد لایه‌های پنهان:

تعداد لایه‌های پنهان تا حد امکان باید کم باشد، ثابت شده است که هر تابع می‌تواند حداکثر با سه لایه پنهان تقریب زده شود. البته شبکه با یک لایه پنهان آموزش داده می‌شود که در صورت عملکرد نامناسب، تعداد لایه‌های پنهان افزایش خواهد. در این پژوهش با توجه به تعیین بهترین عملکرد از سه لایه پنهان استفاده شد.

تعداد نرون‌های لایه پنهان:

اندازه یک لایه مخفی عموماً به طور تجربی بدست می‌آید برای یک شبکه عصبی با اندازه معقول تعداد نرون‌های لایه مخفی با یک نسبت کوچکی از تعداد ورودی‌ها انتخاب می‌گردد. اگر خوبی هم برخوردار بود در صورت امکان تعداد نرون‌های مخفی کمتری را مورد آزمایش قرار می‌دهند.

شبکه MLP به جواب مطلوب همگرا نگردد تعداد نرون‌های لایه مخفی را افزایش می‌دهند و اگر شبکه همگرا گردید و از قدرت تعمیم توابع محرک:

نرون‌ها می‌توانند از توابع محرک متفاوتی برای تولید خروجی استفاده کنند. که از رایج‌ترین آنها می‌توان به توابع لگاریتم سیگموئیدی، تانژانت سیگموئیدی و تابع محرک خطی اشاره کرد [۱۲]. با توجه به مساله مورد بررسی و تحقیقات گذشته که در زمینه اقلیم‌شناسی صورت گرفته، مشخص می‌گردد که این توابع در زمینه مورد بررسی کاربرد فراوانی داشته و دارند (شکل ۲). در این پژوهش هر تولید خروجی هر سه تابع مورد آزمون قرار گرفت.

- 1- Correlation coefficient
- 2- maximum absolute error
- 3- mean absolute error
- 4- root-mean-square error
- 5- Russell Square

(۴) ضریب تبیین

$$RS_{qr} = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})(\bar{Q}_i - \bar{Q})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})^2 \sum_{i=1}^n (\bar{Q}_i - \bar{Q})^2}} \right]^2$$

در ابتدا ذکر شد که برای آموزش شبکه داده‌های مربوط به هر ایستگاه و مدل به شبکه برای آموزش وارد می‌شود. برای آموزش شبکه دوره ۱۹۷۱-۱۹۹۵ به عنوان مبنا قرار گرفت. پس از آموزش شبکه داده‌های هر مدل در دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ برای هر ایستگاه ریز مقیاس شد. در مرحله بعد میانگین دما و بارش مشاهداتی حوزه (میانگین ایستگاه‌ها) با میانگین دما و بارش ریز مقیاس شده حاصل از شبکه عصبی برای هر مدل و در دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ مقایسه گردید. مقایسه عملکرد مدل‌ها در شبیه سازی دما در دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰: در شکل‌های ۵ و ۶ به ترتیب مقایسه‌ای بین میانگین دمای مشاهداتی حوزه و میانگین دمای ریز مقیاس شده حوزه حاصل از نتایج شبیه سازی شبکه عصبی برای مجموعه مدل‌های AR4 و ATR در دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ گردیده است. طبق نتایج شکل ۵ میانگین دمای مشاهداتی حوزه برای دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ ۱۴/۹ درجه سانتی‌گراد می‌باشد و میانگین دمای ریز مقیاس شده حوزه برای هر کدام از مدل‌های CGCM3، CSIROMK3.0، CGCM1 و GFDL3.0 برای دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ به ترتیب ۱۴/۴، ۱۴/۱، ۱۴/۷، ۱۴/۳، ۱۴/۲ و ۱۴/۱ درجه سانتی‌گراد می‌باشد.

دما و بارش ماهانه مربوط به هر ایستگاه ریز مقیاس شد. لازم به ذکر است که دوره ۱۹۷۱-۱۹۹۵ به عنوان دوره آموزش شبکه و دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ به عنوان دوره صحت‌سنجی مبنا قرار گرفت. در این پژوهش از شبکه عصبی پرسپترون تحت عنوان ۳ لایه پنهان استفاده شد. برای آموزش شبکه حداقل از یک نرون استفاده شد و تا حداکثر ۱۵ نرون ادامه می‌یابد. به طور میانگین در تمامی شبکه‌های ساخته شده تعداد نرون‌ها برای آموزش شبکه برای پارامتر دما بین ۲ تا ۴ و برای پارامتر بارش بین ۷ تا ۹ می‌باشد. ضریب همبستگی نشان از کارایی شبکه برای همه ایستگاه‌های مورد نظر دارد. شکل‌های ۳ و ۴ زیر روند همبستگی بین پارامترهای اقلیمی ایستگاه خرم‌آباد با پارامترهای اقلیمی مدل HADCM3 را در مراحل آموزش، اعتبار سنجی، تست و مجموع این سه مرحله یعنی R مرحله ALL نشان می‌دهد. ضریب همبستگی مربوط به سایر ایستگاه طی این مراحل در جداول ۳ و ۴ مشاهده می‌شود.

$$AME = \max(|\bar{Q}_i - Q_i|)$$

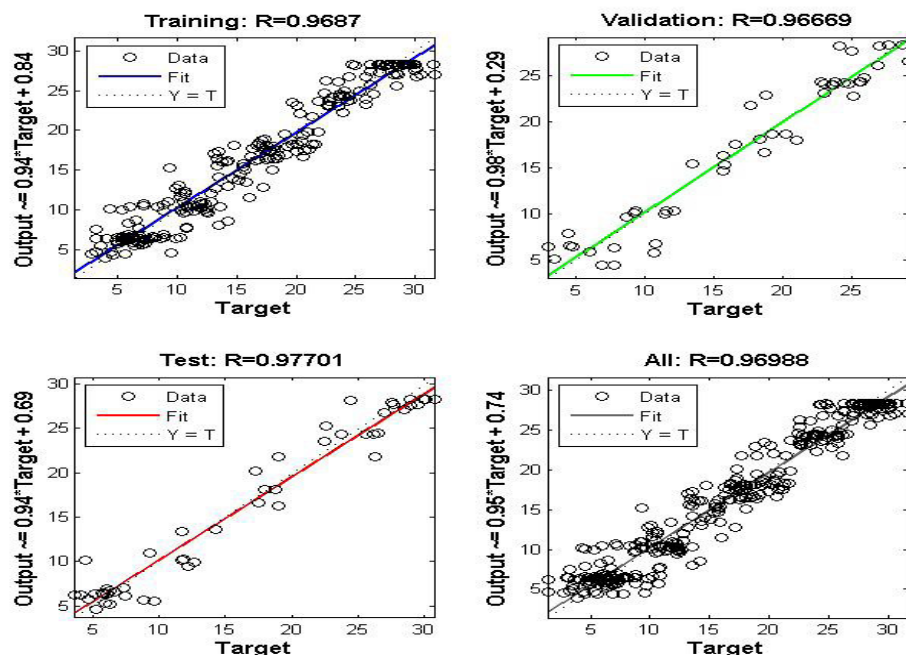
(۱) حداکثر خطای مطلق

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\bar{Q}_i - Q_i|$$

(۲) میانگین قدر مطلق خطا

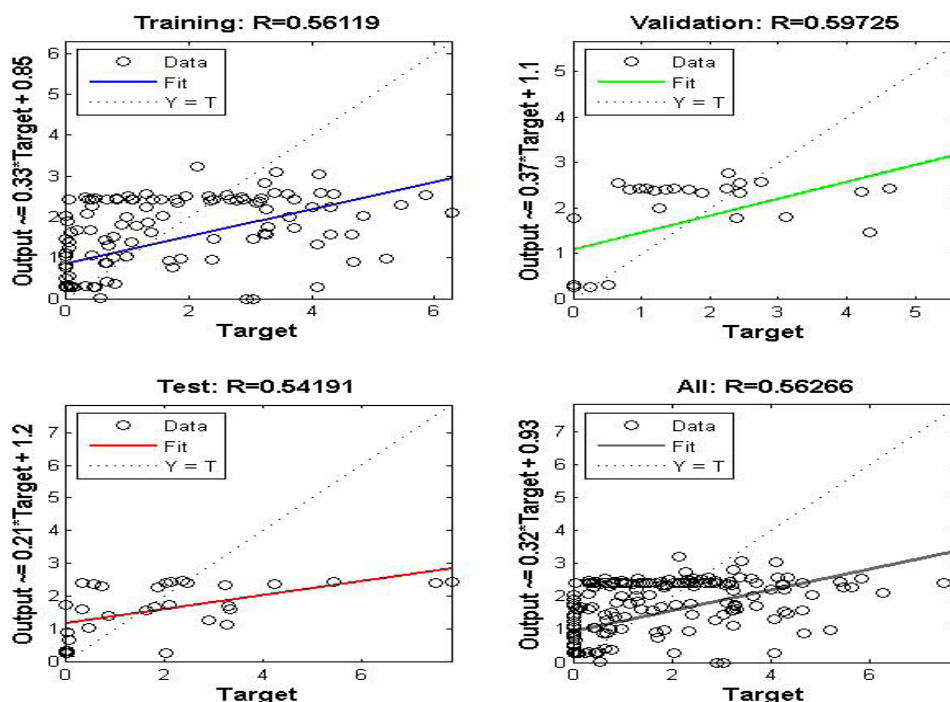
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\bar{Q}_i - Q_i)^2}{n}}$$

(۳) جذر میانگین مربعات



شکل ۳- آموزش شبکه و روند همبستگی بین ایستگاه خرم آباد و مدل HADCM3 برای پارامتر اقلیمی دما

Figure 3. Network and the correlation between the station and Khorramabad HADCM3 model for climate parameters temperature



شکل ۴- آموزش شبکه و روند همبستگی بین ایستگاه خرم آباد و مدل HADCM3 برای پارامتر اقلیمی بارش
Figure 4. Network and the correlation between the station and Khorramabad HADCM3 model for climate parameters precipitation

جدول ۳- میزان ضریب همبستگی بارش بین ایستگاه‌ها و مدل‌ها

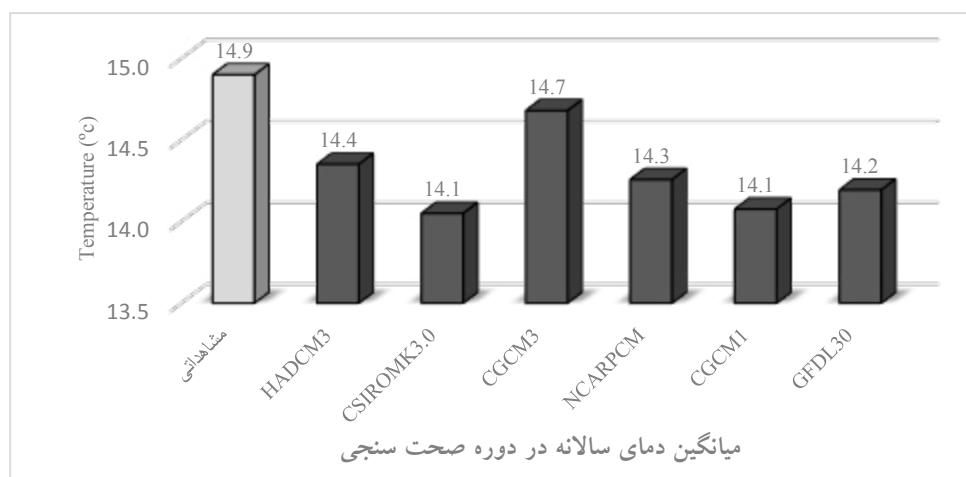
Table 4. The correlation coefficient between the rainfall stations and models

مدل‌ها	models	CGCM1	NCARPCM	GFDL30	CSIROMK3.0	HADCM3	CGCM3
ایستگاه‌ها	station						
الیگودرز	Aligudarz	0.48	0.39	0.48	0.51	0.485	0.63
بروجرد	Boroojerd	0.56	0.61	0.70	0.50	0.63	0.75
خرم آباد	Khorramabad	0.54	0.46	0.58	0.45	0.56	0.62
شازند	Shazand	0.56	0.46	0.51	0.46	0.54	0.61

جدول ۴- میزان ضریب همبستگی دما بین ایستگاه‌ها و مدل‌ها

Table 5. The correlation coefficient between the Temperature stations and models

مدل‌ها	models	CGCM1	NCARPCM	GFDL30	CSIROMK3.0	HADCM3	CGCM3
ایستگاه‌ها	stations						
الیگودرز	Aligudarz	0.97	0.97	0.97	0.97	0.96	0.98
بروجرد	Boroojerd	0.96	0.96	0.96	0.96	0.98	0.98
خرم آباد	Khorramabad	0.96	0.97	0.97	0.97	0.97	0.98
شازند	Shazand	0.95	0.95	0.96	0.95	0.96	0.96



شکل ۵- مقایسه دمای مشاهداتی حوزه با دمای شبیه سازی شده حاصل از خروجی مدل‌ها در دوره صحت سنجی
 Figure ۵ compares the observed temperature area with temperatures simulated by the model output during the validation



شکل ۶- مقایسه بارش مشاهداتی حوزه با بارش شبیه سازی شده حاصل از خروجی مدل‌ها در دوره صحت سنجی
 Figure ۶ compares the observed rainfall areas with precipitation simulated during validation of the model output

در شبیه سازی پارامترهای اقلیمی دمای میانگین و بارش صورت گرفت. در این مرحله عملکرد ۶ مدل GCM به نام‌های HADCM3، CGCM3، CSIROMK3 (از مجموعه مدل‌های AR4) و CGCM1، در شبیه سازی پارامترهای اقلیمی دمای میانگین و بارش حوزه سزار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) مورد ارزیابی قرار گرفتند. برای آموزش شبکه از ۲۵ سال داده میانگین دما و بارش ماهانه استفاده شد و شبکه با ۳۰۰ داده آموزش داده شد. سپس با استفاده از نتایج این آموزش از روی ۵ سال باقی مانده (۶۰ داده) میانگین دما و بارش ماهانه مربوط به هر ایستگاه ریز مقیاس شد. لازم به ذکر است که دوره ۱۹۹۵-۱۹۷۱ به عنوان دوره آموزش شبکه و دوره ۲۰۰۰-۱۹۹۶ به عنوان دوره صحت‌سنجی مبنای قرار گرفت.

در شکل ۶ مقایسه‌ای بین میانگین بارش مشاهداتی حوزه و میانگین بارش ریز مقیاس شده حوزه حاصل از نتایج شبیه‌سازی شبکه عصبی برای مجموعه مدل‌های AR4 و ATR در دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ گردیده است. طبق نتایج شکل ۶ میانگین بارش مشاهداتی حوزه برای دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ ۴۰۸ میلی‌متر می‌باشد و میانگین بارش ریز مقیاس شده حوزه برای هر کدام از مدل‌های HADCM3، CSIROMK3.0، CGCM3، NCARPCM، CGCM1 و GFDL30 برای دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ به ترتیب ۴۷۴، ۵۰۳، ۴۶۴، ۴۹۵ و ۴۹۰ میلی‌متر می‌باشد.

بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش در ابتدا مقایسه‌ای بین عملکرد مدل‌های GCM

جدول ۵- نتایج ارزیابی عملکرد مدل‌ها در شبیه‌سازی دما حوزه در دوره صحت‌سنجی (۱۹۹۶-۲۰۰۰)

Table 6. Results of performance evaluation models to simulate Temperature basin in the validation period (1996-2000)

مدل ها models	ضریب تبیین RSqr	جذر میانگین مربعات RMSE	میانگین قدر مطلق خطا MAE	حداکثر خطای مطلق AME
HADCM3	0.995	1.31	1.18	2.7
CGCM3	0.998	0.79	0.7	1.4
CSIROMK3.0	0.98	1.58	1.29	3.1
CGCM1	0.992	1.37	1.11	3
GFDL30	0.99	1.41	1.22	3.1
NCARPCM	0.988	1.36	0.97	3.2

جدول ۶- نتایج ارزیابی عملکرد مدل‌ها در شبیه‌سازی بارش حوزه در دوره صحت‌سنجی (۱۹۹۶-۲۰۰۰)

Table 7. Results of performance evaluation models to simulate rainfall basin in the validation period (1996-2000)

مدل ها models	ضریب تبیین RSqr	جذر میانگین مربعات RMSE	میانگین قدر مطلق خطا MAE	حداکثر خطای مطلق AME
HADCM3	0.63	8.72	7.42	16.12
CGCM3	0.72	5.11	4.74	9.20
CSIROMK3.0	0.52	11.76	9.82	19.74
CGCM1	0.53	10.83	9.09	21.56
GFDL30	0.57	10.19	8.54	20.94
NCARPCM	0.61	9.1	8.23	15.04

دو پارامتر اقلیمی دما و بارش با استفاده از نتایج ۶ مدل در دوره صحت‌سنجی به طور میانگین به ترتیب ۰/۹۹ و ۰/۶۲ برای کل حوزه بدست آمد که نشان‌دهنده دقت شبکه عصبی در شبیه‌سازی پارامتر دما و بارش دارد.

پیشنهادها

در این تحقیق مقایسه‌ای بین عملکرد مدل‌های ATR و AR4 در شبیه‌سازی پارامترهای اقلیمی صورت گرفت و بهترین مدل یعنی CGCM3 انتخاب شد پیشنهاد می‌شود از این مدل برای بررسی روند تغییرات اقلیمی در آینده استفاده شود. همچنین پیشنهاد می‌شود در این قسمت از مدل‌های AR5 (مدل‌های گردش عمومی گزارش پنجم) استفاده شود.

منابع

1. Asghari Moghaddam, A., norani, V., Ndyry, AS. 1387. Tabriz plain rainfall modeling using artificial neural

مطابق با ارزیابی عملکرد مدل‌ها مطابق با جداول ۵ و ۶ با استفاده از ضرایب حداکثر خطای مطلق (AME)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE)، جذر میانگین مربعات (RMSE) و ضریب تبیین (RSqr)، در بین دو مجموعه مدل AR4 و ATR، به طور میانگین مدل‌های AR4 عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های ATR دارند و این مدل‌ها عدم قطعیت کمتری در شبیه‌سازی پارامترهای اقلیمی دمای میانگین و بارش برای حوزه در دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ دارند. نتایج مطالعات کمال [۸، ۹] در حوزه آبخیز قره سو نشان داد که مدل‌های AR4 نسبت به مدل‌های ATR عملکرد بهتری در شبیه‌سازی پارامترهای اقلیمی دارند که با نتایج این پژوهش همخوانی دارد. در بین ۶ مدل ذکر شده از دو مجموعه مدل، مدل CGCM3 بهترین عملکرد را در شبیه‌سازی پارامترهای اقلیمی حوزه سزار دارد. این مدل همراه با HADCM3 کمترین اختلاف را با پارامترهای اقلیمی مشاهداتی دارند که با نتایج لازار [۲۰] مطابقت دارد. همچنین نتایج نشان داد که مدل CSIROMK3.0 و CGCM1 بیشترین اختلاف را با پارامترهای اقلیمی مشاهداتی دارند. طبق نتایج این تحقیق ضریب تبیین برای

over Romania. Theoretical and Applied Climatology. 101-123.

12. Demuth, H., Beale, M. 2000. Neural Network Toolbox Users Guide Copyright 1992-2002, By the Math Works, Inc., Version 4, 840pp.

13. Christensen N. and Lettenmaier D. P. 2006. A multi model ensemble approach to assessment of climate change impacts on the hydrology and water resources of the Colorado River basin. J. Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss 3: 3727-3770.

14. Gellen, D. and E. Roulin. 1998. Stream flow response of Belgium to IPCC climate change scenarios. J. Hydrol. 210: 242-258.

15. Hayhoe K. Wake C.P. Huntington T.G. Luo L. Schwartz M.D. Sheffield J. Wood E. Anderson B. Bradbury J. DeGaetano A. Troy T.J. Wolfe D. 2007. Past and future changes in climate and Hydrological indicators in the US Northeast, J. Clim Dyn 28:381-407

16. IPCC-TGCI, 1999. Guidelines on the use of scenario data for climate impact and adaptation assessment. Carter, T.R., M. Hulme and M. Lal (Eds.), Version 1, 69pp. Intergovernmental Panel on Climate Change, Task Group on Scenarios for Climate Impact Assessment

17. IPCC, 2001. Climate change 2001: The scientific Basis, Contribution of working Group to the Third Assessment Report of the intergovernmental Panel on climate change. Cambridge Univ. Press, New York, NY, USA, 881 P.

18. IPCC, 2007. Climate change: The Physical Scientific Basis. Contribution of working Group to the Fourth Assessment Report of the intergovernmental Panel on climate change. Cambridge Univ. Press. 1-18.

19. Jones, P.D. and M. Hulme. 1996. Calculating regional climatic time series for temperature and precipitation: methods and illustrations. Intl. J. Climatol. 16: 361-377

20- Lazar, B. and Williams, M., 2008, Climate Change in Western Ski Areas: Potential Changes In the Timing of Wet Avalanches and Snow Quality for the Aspen Ski area in the Years 2030 and 2100, Cold Regions Science and Technology 51, 219-228.

networks. Tabriz University of Agricultural Knowledge, Vol. 18, No. 1, pp. 15-1. (In Persian)

2. Eslah, P. 1383. Analysis of return on SASW tests using artificial neural networks. Thesis in Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Urmia.

3. Chobdar, A. 1386. The monthly reservoir inflow forecasting Shahid Madani under the influence of climatic elements by using artificial neural networks. PhD thesis - specialization. Physical Geography, University of Tabriz

4. Hosseini, S. A., 1388. Estimation of maximum temperatures in Ardabil city using artificial neural network theory, Thesis Master of Physical Geography, University researcher Ardabil. (In Persian)

5. Khalili, N., Khodashenas, S., Davari, k. 1385. Precipitation forecasting using artificial neural networks. Conference on Water Resources Management. (In Persian)

6. Shahkarami, N. Masah bovani, S. Morid, S. And Golmokhtari, h. 1386. Uncertainty analysis models coupled atmosphere-ocean general -Grdsh -Atmsfr on temperature and precipitation scenarios of climate change on river basins, the technical workshop on climate change impacts on water resources management. Iranian National Committee on Irrigation and Drainage.

7. Abbasids, F. Babaeian, A. Habibi Now Khandan, M. Golimokhtari, L. Malboosi, SH. And Askari. SH. 1388. Evaluation of the effects of future climate change on precipitation and temperature, with the help of model SCENGEN MAGICC-. Study of physical geography. No. 72: 109-91.

8. Kamal, A. Masah boani, A. 1390. Evaluation of uncertainty AOGCM-AR4 models and hydrological models to estimate the temperature, rainfall and runoff Gharehsou affect climate change, Journal of Water. 5 (9): 50-39.

9. Kamal, A. Masah boani, A. 1390. Compare uncertainty and AOGCM-AR4 AOGCM-TAR models of climate change impact on runoff in Gharehsou, Physics of the Earth and space. 38 (3): 188-175. (In Persian)

10. Menhaj, M.B. 1384. Fundamentals of Neural Networks (Computational Intelligence), Nshrdanshgah center, Amir Kabir, Third Edition, and p. 712.

11. Busioc, A. Giorgi, F. Bi, X. 2006. Comparison of Regional Climate Model and Statistical Downscaling Simulation of Different Winter Precipitation Change Scenario

Abstract**Performance of the AR4 and ATR Models in the Simulation of Climatic Parameters with Artificial Neural Network (Case Study: Watershed Cezar)**M. Ghadami Dehno¹, M. Goodarzi², S. Soltani³, S. Naderi⁴ and V. Kakapor⁵

Received: 2015/04/30 Accepted: 2016/09/9

In the present study, performance of 6 Atmospheric general circulation models as: CGCM3, HADCM3, CSIROMK3 (collection of AR4 models) and CGCM1, GFDL30, NCARPCM (from the collection of model ATR) for simulation of climatic parameters include average temperature and precipitation using artificial neural network (ANN) in Caesar basin were evaluated. For training of artificial neural network model, perceptron forward method was used. According to performance evaluation of these models using maximum absolute error, mean absolute error, root-mean-square error and Russell Square Quality Representatives of the model, among AR4 and ATR models, AR4 models had better performance than ATR models and less uncertainty in simulating of climatic parameters (rainfall and average temperatures) in Caesar basin at 1996-2000. Between these 6 models, CGCM3 is the best performance in the simulation of climatic parameters for Caesar basin. CGCM3 and HADCM3 models have the lowest differences with observed climate parameters. Also, the results showed that CSIROMK 3.0 and CGCM1 models have the most differences with observed climate parameters.

Keywords: *Uncertainty, Artificial Neural Network, Model Perceptron, the AR4 and ATR*

1- Master Student Watershed Management, University of Technology: m.ghadami68@gmail.com

2- Faculty Member Soil Conservation and Watershed Management Research Institute, AREEO, Tehran

3- Associate Professor, School of Natural Resources, University of Technology

4- Master Student Watershed Management, University of Technology

5- Master Student Watershed Management, University of Technology