



مقایسه عدم قطعیت دو مدل GFDL30 و NCARPCM با شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

مطالعه موردي: حوضه بختيارى

محمد قدماي دهنو^۱, سهراب نادری^۱, وحيد کاکاپور^۱, وحيد حامدی^۱
۱- دانشجويان کارشناسی ارشد آبخیزداری دانشگاه صنعتی اصفهان

چكیده:

امروزه معتمدترین ابزار جهت بررسی اثرات پدیده تغییر اقلیم بر سیستم های مختلف، استفاده از متغیر های اقلیمی شبیه سازی شده توسط مدل های گرددش عمومی جفت شده جوی-اقیانوسی می باشد. این مدل ها قادرند پارامترهای جوی اقیانوسی را برای یک دوره بلند مدت با استفاده از سناریو های تعریف شده IPCC، مدل سازی نمایند. در این پژوهش برای ارزیابی عملکرد (عدم قطعیت) و شبیه سازی پارامتر اقلیمی دمای میانگین حوضه بختیاري، داده های دما میانگین ۲ مدل ATR به نام GFDL30 و NCARPCM تحت سناریوی A2 برای سری زمانی ۱۹۷۱-۲۰۰۰ (دوره تاریخی یا پایه) استخراج شد. برای ریز مقیاس سازی از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. دوره ۱۹۹۵-۱۹۷۱ برای آموزش شبکه و دوره ۲۰۰۰-۱۹۹۶ برای صحت سنجی انتخاب شد. مدل پرسپترون چند لایه (MLP) یکی از پر کاربرد ترین مدل های شبکه عصبی مصنوعی از مولفه های هوش مصنوعی در زمینه پیش بینی عناصر جوی و اقلیمی است که می تواند بدون در نظر گرفتن معادلات پیچیده غیر خطی، دینامیک حاکم بر سیستم را استخراج نموده و خروجی مدل را پیش بینی کند. در این تحقیق داده های میانگین دمای ماهانه دو مدل GFDL30 و NCARPCM به عنوان ورودی و میانگین دمای ماهانه حوضه به عنوان خروجی انتخاب شد. پس از آموزش شبکه و تعیین روند همبستگی بین داده های مشاهداتی و مدل در دوره ۱۹۷۱-۱۹۹۵، داده های مدل در دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ برای حوضه ریز مقیاس شدند. برطبق نتایج مدل GFDL30 نسبت به مدل NCARPCM قطعیت بیشتری در شبیه سازی پارامتر اقلیمی دما برای حوضه مربوطه دارد. میانگین دمای مشاهداتی حوضه برای دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ درجه سانتی گراد برآورد شد. این در حالیست که دو مدل GFDL30 و NCARPCM بر طبق نتایج شبیه سازی شبکه عصبی برای دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ میانگین دمای حوضه را به ترتیب ۱۳/۷۸۶ و ۱۳/۴۹ درجه سانتی گراد برآورد کرده اند.

كلمات کلیدی: تغییر اقلیم، شبکه عصبی مصنوعی، مدل پرسپترون، GFDL30، NCARPCM

The Comparison of uncertainty between GFDL30 and NCARPCM Models with artificial neural network (ANN) (Case study: Bakhtiari Watershed)

Mohammad Ghadami Dehno^{1*} , Sohrab Naderi¹, Vahid Kakapor¹, Vahid Hamed¹

1-MSc Student Watershed Management, University of Technology

Abstract

The most reliable tool for assessing the effect of climate change on different systems is the application of climate variables simulated by the coupled ocean- atmospheric general circulation models. These models can calculate the Ocean- Atmospheric Parameters for a long period using scenarios defined in IPCC. In this study, to

* Corresponding Author's E-mail(m.ghadami68@gmail.com)



evaluate the performance (uncertainty) and simulate the climatic parameter of mean temperature in Bakhtiari Watershed, the average temperature data of 2 models GFDL30 and NCARPCM (ATR models) under the A2 scenario for periods of 1971-2000 (historical period) were extracted. For fine-scale modeling, neural networks were used. Periods 1995-1971 and 1996-2000-were selected for training the network and for validation, respectively. Multi-layer Perceptron model (MLP) is one of the most widely used artificial neural network models of artificial intelligence components in the prediction of weather and climate models that can be used for the extraction of the system dynamics and prediction of the output of models without considering complex nonlinear equations. In this study, the mean monthly temperature of the two models NCARPCM and GFDL30 and the average monthly temperature were chosen as inputs output, respectively. After training the network and determination of the correlations between observations and model data for the period 1971-1995, Fine-scale model data for those areas were scaled in the period 1996-2000. Results showed that GFDL30 model has more certainty to the NCARPCM in the simulation of climate temperature parameter for the respective areas. The average temperature observations of basin for the period 1996-2000 was 14.83°C despite the fact that the two models GFDL30 and NCARPCM estimated the average temperature of the area to 13.786 and 13.49°C , according to the neural network simulation results for the 2000-1996 period.

Keywords: Climate change, ANN, Perceptron Model, GFDL30, NCARPCM.

الف- مقدمه

استفاده بیش از حد از سوختهای فسیلی، تغییر کاربری اراضی و افزایش جمعیت جهان و به تبع آن گسترش روزافزون فعالیتهای صنعتی برای تأمین رفاه و نیازهای جمعیت کره زمین، موجب افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای به ویژه CO_2 در چند دهه اخیر شده است. به طوری که غلظت این گاز از 280 قسمت در میلیون در سال 1750 به 379 در سال 2005 افزایش یافته است و تحقیقات نشان می‌دهد که در صورت ادامه روند کنونی مصرف سوختهای فسیلی، غلظت این گاز تا پایان قرن 21 می‌تواند به بیش از 600 قسمت در میلیون برسد (۱۵). شاه کرمی و همکاران، سناریوهای تغییر اقلیم دما و بارندگی در حوضه آبخیز زاینده رود را با استفاده از هفت مدل AOGCM و سناریوی انتشار A2 تا سال 2100 تولید کردند. نتایج حاصل از تحقیق آنها نشان داد که در منطقه مورد مطالعه مدل HADCM3 عملکر بهتری نسبت به سایر مدل‌ها نشان داد (۶).

کمال و همکاران (۱۳۹۰)، ارزیابی عدم قطعیت 9 مدل از مدل‌های AOGCM-AR4 و دو مدل هیدرولوژیکی را در تخمین دما، بارش و روانایب حوضه قره سو انجام دادند. نتایج پژوهش آنها حاکی از آن بود که از بین 9 مدل AOGCM-AR4 مدل HADCM3 بهترین عملکرد را در بین مدل‌ها در شبیه سازی بارش و دما دارد (۸).

کمال و همکاران (۱۳۹۱)، مقایسه عدم قطعیت مدل‌های تغییر اقلیم AOGCM-AR4 و AOGCM-TAR در تاثیر 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 (۹).



عباسیان و همکاران (۱۳۸۸)، تاثیر تغییر اقلیم را بر پارامترهای اقلیمی نیمه شمالی کشور با دو مدل گردش عمومی HADCM2 و ECHAM4 بررسی کردند. نتایج ارزیابی آنها نشان داد که مدل HADCM2 عملکرد بهتری نسبت به مدل ECHAM4 در شبیه سازی پارامترهای اقلیمی در دوره تاریخی دارد (۷).

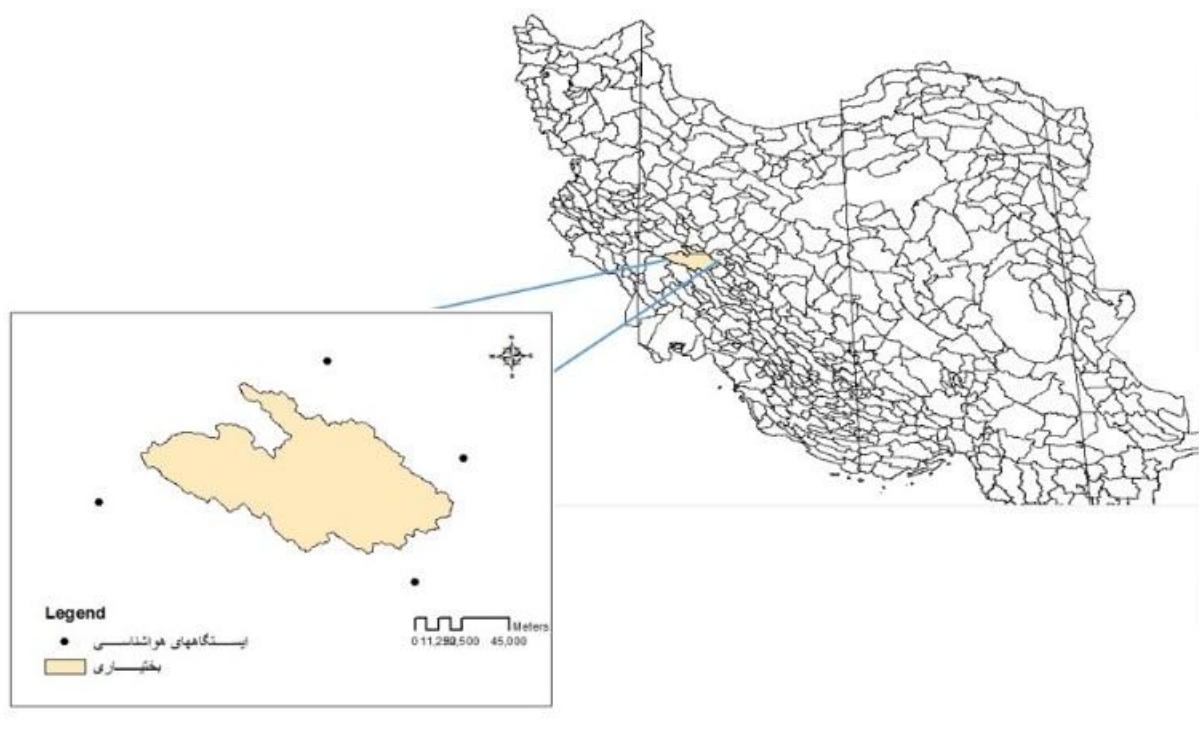
هایو و همکاران (۲۰۰۷)، تاثیر تغییر اقلیم در مقیاس منطقه ای را با ۹ مدل AOGCM A2، A1F1 و B1 مورد آزمایش قرار دادند. نتیجه این مطالعه در تغییرات فصلی بارش و دما، تاثیرات آنها بر روی رواناب و پارامترهای رطوبت خاک نشان داده شد. همچنین نتایج مطالعات آنها حاکی از آن بود که مدل CGCM2 بهترین عملکرد را در شبیه سازی بارش و دما ایفا می کنند (۱۴).

چوبدار (۱۳۸۶) ورودی ماهانه دریاچه سد شهید مدنی تبریز را بر اساس تأثیر عناصر اقلیمی با استفاده از شبکه های عصبی پیشینی کرد نتایج حاکی از موفقیت این روش بود (۳). اصغری مقدم و همکاران (۱۳۸۷) از شبکه های عصبی مصنوعی و فرمول تجربی ارائه شده برای تعیین تعداد گرههای میانی جهت تهیه مدل پیشینی 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 لونبرگ-مارکوارت تشکیل شده است (۱).

ب- مواد و روش ها

۱- منطقه مورد مطالعه:

حوضه آبخیز رودخانه بختیاری در جنوب غربی کشور از ارتفاعات زاگرس میانی سرچشمه می گیرد. این حوضه محدود به مختصات جغرافیایی ۴۵° ۴۸° تا ۲۰° ۲۰° طول شرقی و ۳۵° ۳۲° عرض شمالی است. همچنین ساخت سد بختیاری به فاصله مستقیم حدود ۵۰ کیلومتر بالای سد دز و پنج کیلومتر بالادست تقاطع رودخانه سزار- بختیاری قرار گرفته است. رودخانه بختیاری یکی از دو شاخه اصلی رودخانه دز است که از ارتفاعات جنوبی اشترانکوه سرچشمه می گیرد و در نزدیکی ایستگاه تنگ پنج به رودخانه سزار می پیوندد و رود دز را تشکیل می دهد. مساحت حوضه آبخیز در محل سد در حدود ۶۳۸۸ کیلومتر مربع و میانگین ارتفاع حوضه از سطح دریا ۲۲۱۲ متر است. دبی متوسط سالانه رودخانه بختیاری در محل سد (براساس یک دوره آماری ۶۰ ساله) معادل $۱۴۴/۶$ مترمکعب بر ثانیه و متوسط بارش سالانه در حدود ۱۱۱۷ میلی متر است. شبیه متوسط رودخانه بختیاری طی مسیر حدود ۳۵ درجه است. شکل و جدول ۱ به ترتیب موقعیت جغرافیایی حوضه بختیاری و وضعیت ایستگاه های مورد نظر را نشان می دهد.



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه

جدول ۱- وضعیت ایستگاه های مورد نظر

نام ایستگاهها	نوع ایستگاهها	ارتفاع از سطح دریا	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی
کوه رنگ	سینوپتیک	۲۲۸۵	۵۰° ۷'	۳۲° ۲۶'
مازو	کلیماتولوژی	۴۵۰	۴۸° ۳۱'	۳۲° ۴۷'
داران	سینوپتیک	۲۲۹۰	۵۰° ۲۲'	۳۲° ۵۸'
الیگودرز	سینوپتیک	۲۰۳۴	۴۱° ۴۹'	۳۳° ۲۴'



تولید سناریو های اقلیمی برای دوره آتی:

در حال حاضر از روش های مختلفی برای تولید سناریو های اقلیمی در دوره های آتی استفاده می شود که معتبرترین آنها استفاده از مدل های AOGCM است (۱۲، ۱۳ و ۱۶). مدل های AOGCM بر پایه قوانین فیزیکی که به وسیله روابط ریاضی ارائه می شود استوار هستند. این روابط در یک شبکه سه بعدی در سطح کره زمین حل می شوند. به منظور شبیه سازی اقلیم کره زمین فرآینده های اصلی اقلیمی (اتمسفر، اقیانوس، سطح زمین، یخ پوسته و زیست کره) در مدل های فرعی جداگانه جفت شده و مدل های AOGCM را تشکیل می دهند. روابط ریاضی این مدل ها در شبکه های سه بعدی، با مقیاس مکانی افقی ۲۵۰ کیلومتر و ۱۰ تا ۲۰ لایه در اتمسفر و ۳۰ لایه در اقیانوس حل می شوند.

تاکنون مدل های گردش عمومی مختلفی در مراکر مختلف تحقیقاتی تدوین و طراحی شده است. از جمله می توان به مدل های NCAR، GFDL-30، CGCM2، CSIRO، HADCM3، ECHAM4، CCSR اشاره کرد (۱۵). از آنجا که مهمترین ورودی این مدل ها میزان انتشار گاز های گلخانه ای در دوره های آتی بوده و از طرفی تعیین میزان انتشار این گازها در دوره های آتی به طور قطعی امکان پذیر نیست. از این رو سناریو های مختلفی که در برگیرنده چگونگی تغییرات این گاز ها در آینده می باشد ارائه شده که سناریوهای انتشار (Emission Scenario) IPCC در سال ۱۹۹۸ سری جدید سناریو های انتشار را به نام SRES ارائه داد. جدول ۲ مدل های GCM بر طبق سومین گزارش ارزیابی (ATR) IPCC را نشان می دهد.

جدول ۲- مدل های GCM بر طبق سومین گزارش ارزیابی (ATR) IPCC

Centre	Model	Resolution
Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (GFDL), USA	GFDL-R30	R30 L14 (2.25° lat x 3.75° long)
National Center for Atmospheric Research (NCAR), USA	NCARPCM	T42 L18 (2.8° lat x 2.8° long)

شبکه عصبی مصنوعی:

یک شبکه عصبی مصنوعی (ANN) ایده ای است برای پردازش اطلاعات که از سیستم عصبی زیستی گرفته شده و مانند مغز به پردازش اطلاعات می پردازد. عنصر کلیدی این ایده، ساختار جدید سیستم پردازش اطلاعات است. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق العاده بهم پیوسته تشکیل شده که برای حل یک مساله با هم هماهنگ عمل می کند، در این شبکه ها به کمک دانش برنامه نویسی، ساختار داده ای طراحی می شود که میتواند همانند نرون عمل کند که به این ساختار



داده ها Node گفته می شود. بعد با ایجاد شبکه ای بین این Node ها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می دهنند.

شبکه های پرسپترون چند لایه:

شبکه های پرسپترون چند لایه از نوع شبکه های عصبی پیشخور هستند که یکی از پرکاربردترین مدل های شبکه عصبی مصنوعی در مدل سازی و پیش بینی عناصر اقلیمی است (۴). در شبکه های پرسپترون چند لایه هر نرون در هر لایه به تام نرون های لایه قبل متصل می باشد. به چنین شبکه هایی، شبکه های کاملاً مرتبط گویند (۱۰). در مورد مسئله برآورد عناصر نرون های لایه عصبی قادر به نگهداری اطلاعات و دیده بانی های گذشته باشد به همین دلیل و با توجه به توانایی های 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 شبکه های پرسپترون چند لایه پیشخور در مسائل پیش بینی و قابلیت بالای آنها در تعیین نتایج، از این شبکه ها برای پیش بینی میانگین دما و بارش ماهانه ایستگاه های مربوط به حوضه استفاده شده است.

تعداد لایه های پنهان:

تعداد لایه های پنهان تا حد امکان باید کم باشد، ثابت شده است که هر تابع می تواند حداقل با سه لایه پنهان تقریب زده شود. البته شبکه با یک لایه پنهان آموزش داده می شود که در صورت عملکرد نامناسب، تعداد لایه های پنهان افزایش خواهد

تعداد نرون های لایه پنهان:

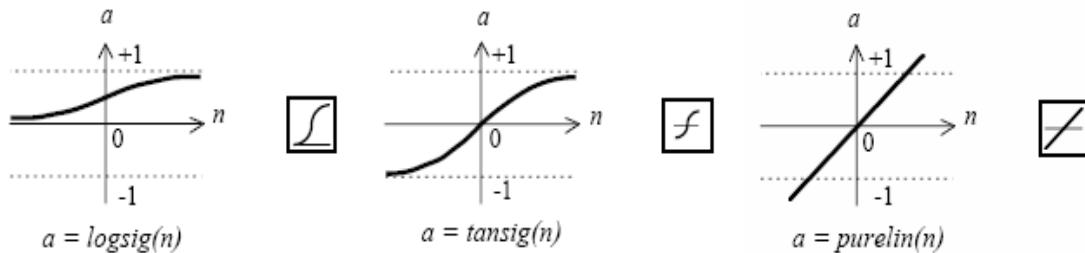
اندازه یک لایه مخفی عموماً به طور تجربی بدست می آید برای یک شبکه عصبی با اندازه معقول تعداد نرون های لایه مخفی با یک نسبت کوچکی از تعداد ورودی ها انتخاب می گردد. اگر شبکه MLP به جواب مطلوب همگرا نگردد تعداد نرون های لایه مخفی را افزایش می هند و اگر شبکه همگرا گردید و از قدرت تعیین خوبی هم برخوردار بود در صورت امکان تعداد نرون های مخفی کمتری را مورد آزمایش قرار می دهنند (۱۰).

توابع محرک:

نرون ها می توانند از توابع محرک متفاوتی برای تولید خروجی استفاده کنند. که از رایج ترین آنها می توان به توابع لگاریتم سیگموئیدی، تانژانت سیگموئیدی و تابع محرک خطی اشاره کرد (۱۱). با توجه به مساله مورد بررسی و تحقیقات گذشته که



در زمینه اقلیم شناسی صورت گرفته، مشخص می گردد که این توابع در زمینه مورد بررسی کاربرد فراوانی داشته و دارند (شکل ۲).



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

روش های آموزش در شبکه های پرسپترون چند لایه:

جهت آموزش شبکه های عصبی چهار الگوریتم آموزشی مرسوم که براساس ساختار معروف پرسپترون معروف چند لایه می باشد وجود دارد که این روش ها عبارتند از: پس انتشار خطای بیشترین شبیب (پس انتشار خطای استاندارد)، گرادیان مزدوج، شبکه نیوتون و مارکوارت-لونبرگ. الگوریتم مارکوارت-لونبرگ از سال ۱۹۹۳ تا به امروز به عنوان سریع ترین روش آموزش شبکه های عصبی شناخته شده است (۲). در این بررسی نیز از این الگوریتم استفاده خواهد شد.

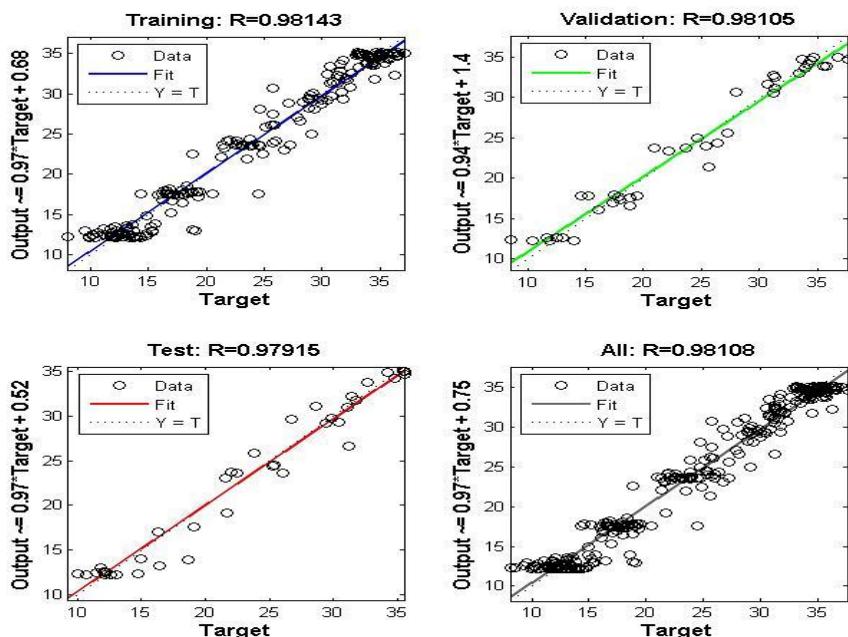
ضریب همبستگی: بیان کننده میزان همبستگی بین نتایج پیش بینی شده مدل و داده های واقعی می باشد که براساس رابطه زیر محاسبه می شود، بدیهی است که هر چقدر مقدار آن به یک نزدیکتر باشد، نشان دهنده نزدیکی بیشتر مقادیر پیش بینی شده به مقادیر واقعی است طبق رابطه (۱) داریم (۵).

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{act} - \bar{y}_{act})(y_{est} - \bar{y}_{est})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_{act} - \bar{y}_{act})^2 \sum (y_{est} - \bar{y}_{est})^2}} \quad (1)$$

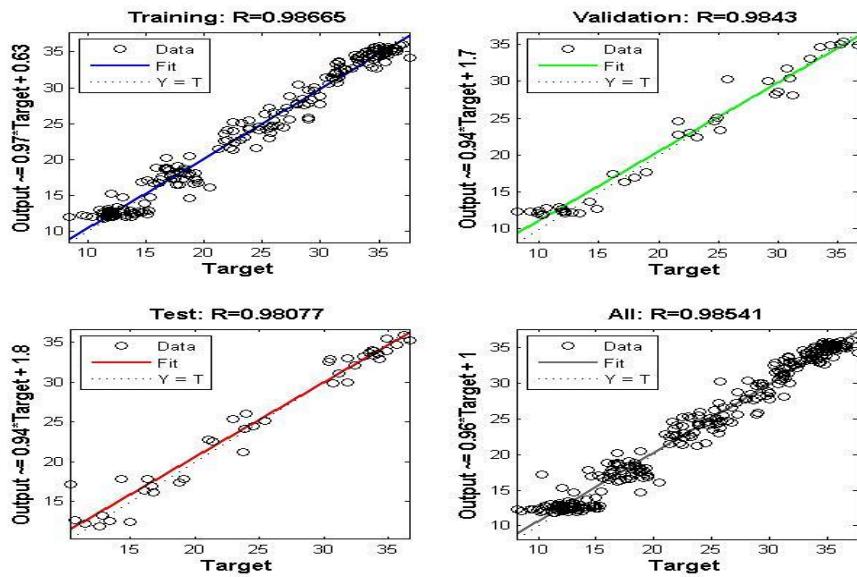
ج-بحث و نتایج

در ابتدا دمای میانگین ۳۰ ساله چهار ایستگاه مربوطه و دو مدل NCARPCM و GFDL30 مرتب شد. بین دمای هر ایستگاه و هر مدل ارتباط برقرار شد. در واقع دمای میانگین مدل به عنوان ورودی و دمای میانگین ایستگاه مربوطه به عنوان خروجی به شبکه عصبی وارد شد. برای آموزش شبکه از ۲۵ سال داده دمای میانگین ماهانه استفاده شدو شبکه با ۲۵ سال داده

آموزش داده شد. سپس با استفاده از نتایج این آموزش از روی ۵ سال باقی مانده دمای میانگین مربوط به هر ایستگاه ریز مقیاس یا شبیه سازی شد. لازم به ذکر است که دوره ۱۹۷۱-۱۹۹۵ به عنوان دوره آموزش شبکه و دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ به عنوان دوره صحت سنجی مینا قرار گرفت. به طور میانگین در تمامی شبکه های ساخته شده تعداد نورون ها برای آموزش بین ۲ تا ۴ می باشد. ضریب همبستگی نشان از کارایی شبکه برای همه ایستگاه های مورد نظر دارد. در شکل های (۳) و (۴) ضرایب همبستگی ایستگاه مازو به عنوان شاهد نشان داده می شود.



شکل ۳- ضریب همبستگی بین مقادیر دمای پیش بینی شده مدل GFDL30 و دمای مشاهداتی مازو



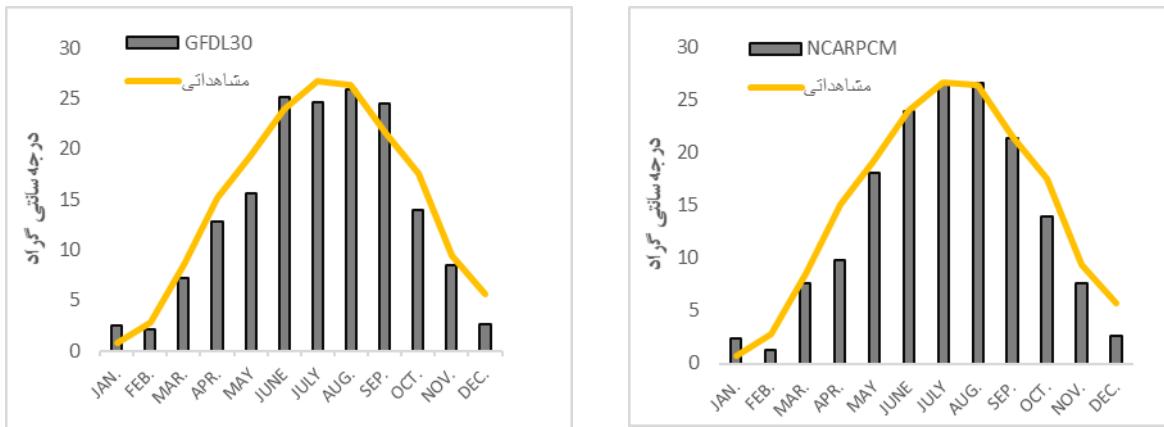
شکل ۴- ضریب همبستگی بین مقادیر دمای پیش بینی شده مدل NCARPCM و دمای مشاهداتی مازو

جدول (۳) ضرایب همبستگی برای همه ایستگاه ها را نشان می دهد.

جدول ۳- ضرایب همبستگی بین مقادیر دمای میانگین ماهانه مدل ها و ایستگاه ها

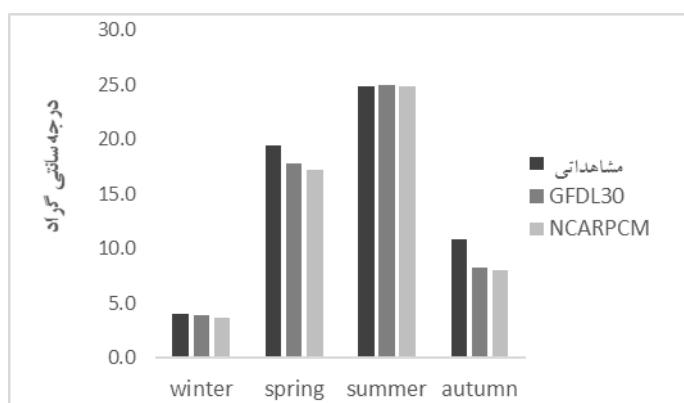
ایستگاه های هواشناسی	مدل GFDL30	مدل NCARPCM
الیگودرز	۰/۹۶۵	۰/۹۷
داران	۰/۹۵۵	۰/۹۷۱
کوه رنگ	۰/۹۶۲	۰/۹۶۸
مازو	۰/۹۸۱	۰/۹۸۵

مطابق با نتایج جدول (۳) ضریب همبستگی برای همه ایستگاه خوب ارزیابی شده است. پس از آموزش شبکه و برآورده همبستگی بین داده های مشاهداتی ایستگاه ها و مدل ها، براساس نتایج آموزش شبکه و روند همبستگی، داده های دمای میانگین ماهانه مدل ها یعنی از دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ برای هر ایستگاه ریز مقیاس شد. سپس مقایسه ای بین میانگین دمای حوضه با دمای شبیه سازی شده حاصل از مدل ها صورت گرفت. مطابق با نتایج شکل (۵) مدل GFDL30 نسبت به مدل NCARPCM عملکرد بهتری در برآورد پارامتر دما دارد و از قطعیت بهتری در برآورد این پارامتر برخوردار است. میانگین دمای حوضه برای دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ ۱۴/۸۳ درجه سانتی گراد می باشد. این در حالیست که برای دو مدل GFDL30 و NCARPCM بر طبق نتایج شبیه سازی شبکه عصبی برای دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ میانگین دمای حوضه را به ترتیب ۱۳/۷۸۶ و ۱۳/۴۹ درجه سانتی گراد برآورد کرده اند.



شکل ۵- مقایسه میانگین دمای مشاهداتی حوضه با شبیه سازی شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در دوره صحت سنجی

مطابق با شکل (۶) بیشترین خطا بین مقادیر شبیه سازی شده دما توسط شبکه عصبی برای هر دو مدل و مقادیر دمای مشاهداتی متوجه فصول پاییز و بهار می‌باشد. برای مدل GFDL30 خطا در فصول بهار و پاییز به ترتیب $1/66$ و $2/54$ درجه سانتی گراد و برای مدل NCARPCM خطا در فصول بهار و پاییز به ترتیب $2/2$ و $2/77$ درجه سانتی گراد نسبت به دوره مشاهداتی می‌باشد.



شکل ۶- مقایسه دمای مشاهداتی حوضه و شبیه سازی شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در دوره صحت سنجی

در این پژوهش از دو مدل GFDL30 و NCARPCM تحت سناریوی A2 استفاده شد. برای ریز مقیاس سازی از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) استفاده شد. دوره ۱۹۷۱-۱۹۹۵ برای آموزش شبکه و دوره ۱۹۹۶-۲۰۰۰ برای صحت سنجی انتخاب شد. بر طبق نتایج مدل GFDL30 نسبت به مدل NCARPCM عدم قطعیت کمتری در شبیه سازی پارامتر دما دارد، به طوری که



بر طبق نتایج شبکه عصبی، مدل GFDL30 درجه سانتی گراد با مقادیر مشاهداتی اختلاف دارد در حالی که مدل NCARPCM ۱/۳ درجه سانتی گراد با مقادیر مشاهداتی اختلاف دارد.

۵- منابع

- اصغری مقدم، الف.، نورانی، و.، ندیری، ع. ۱۳۸۷. مدلسازی بارش دشت تبریز با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. مجله دانش کشاورزی دانشگاه تبریز، ج ۱۸، ش ۱، ص ۱۵-۱.
- اصلاح، پ. ۱۳۸۳. آنالیز برگشتی در آزمایش SASW با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. پایاننامه کارشناسی ارشد عمران، دانشکده فنی، دانشگاه ارومیه.
- چوبدار، الف. ۱۳۸۶. پیش‌بینی ورودی ماهانه دریاچه سد شهید مدنی تبریز (ونیا) براساس تأثیر عناصر اقلیمی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. پایان نامه دکترای- تخصصی (PH.D) جغرافیای طبیعی (کلیماتولوژی)، دانشگاه تبریز
- حسینی، س، الف. ۱۳۸۸. برآورد و تحلیل دماهای حداکثر شهرستان اردبیل با استفاده از مدل تنوری شبکه های عصبی مصنوعی، پایان نامه کارشناسی ارشد جغرافیای طبیعی (اقلیم شناسی)، دانشگاه محقق اردبیلی.
- خلیلی، ن، خداشناس، س، داوری، ک. ۱۳۸۵. پیش بینی بارش با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. دومین کنفرانس مدیریت منابع آب.
- شاه کرمی، ن، ع. مساح بوانی، س. مرید و ه. فهمی. ۱۳۸۶. تحلیل عدم قطعیت مدل‌های جفت شده اقیانوس- اتمسفر- گردش عمومی جو بر سناریوهای تغییر اقلیم دما و بارندگی در حوضه زاینده رود، کارگاه فنی اثرات تغییر اقلیم در مدیریت مناب آب . کمیته ملی آبیاری و زهکشی ایران.
- عباسیان، ف، ا. بابایان، م. حبیبی نوخندان، ل. گلی مختاری، ش. ملبوسی و ش. عسکری. ۱۳۸۸. ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر دما و بارش آینده، با کمک مدل MAGICC- SCENGEN. پژوهش های جغرافیای طبیعی. شماره ۷۲: ۹۱-۱۰۹
- کمال، ع. و ع. مساح بوانی. ۱۳۹۰. ارزیابی عدم قطعیت مدل های AOGCM-AR4 و مدل های هیدرولوژیکی در تخمین دما، بارش و رواناب حوضه قره سو تحت تاثیر تغییر اقلیم، مجله پژوهش آب ایران. ۵(۹۵): ۵۰-۳۹
- کمال، ع. و ع. مساح بوانی. ۱۳۹۰. مقایسه عدم قطعیت مدل های تغییر اقلیم AOGCM-AR4 و AOGCM-TAR در تاثیر بر رواناب حوضه قره سو، مجله فیزیک زمین و فضا. ۳۸(۳): ۱۸۸-۱۷۵
- منهاج، محمد، باقر. ۱۳۸۴. مبانی شبکه های عصبی (هوش محاسباتی)، مرکز نشردانشگاه، صنعتی امیر کبیر، چاپ سوم، 712 ص.

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

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.

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



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

IPCC-TGCIA, 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

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

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.