



مقایسه دو روش نرو فازی و ASD در پیش‌بینی تغییرات اقلیمی (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک کرمان)

نسیم زینتی^{۱*}، مسعودرضا حسامی کرمانی^۲

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۰۳/۰۷

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۰۶/۰۶

چکیده

یکی از روش‌های پیش‌بینی تغییرات اقلیمی استفاده از داده‌های بدست آمده از خروجی مدل‌های جهانی اقلیم GCM است. قدرت تفکیک مدل‌های جهانی اقلیم به حدود ۴۰/۰۰۰ کیلومتر مربع می‌رسد. فاصله زیاد گره‌های شبکه از یکدیگر استفاده از خروجی این مدل‌ها را محدود می‌سازد. این تحقیق با استفاده از داده‌های NCEP و GCM انجام و از روش ریز مقیاس نمایی آماری برای مدلسازی چهار پارامتر بارندگی روزانه، درجه حرارت میانگین، درجه حرارت حداکثر و درجه حرارت حداقل و بارش روزانه استفاده شده است. ریز مقیاس نمایی آماری به کمک مدل نرو فازی و ASD (Automated Statistical Downscaling) برای دوره ۳۰ ساله (۱۹۷۱-۲۰۰۰) در ایستگاه سینوپتیک کرمان انجام شده است. از ۱۵ سال اول داده‌ها (۱۹۷۱-۱۹۸۵) برای واسنجی و محاسبه ضرایب مدل و از ۱۵ سال دوم (۱۹۸۶-۲۰۰۰) برای ارزیابی نحوه‌ی عملکرد مدل استفاده شده است. یکی از مهم‌ترین مراحل انجام ریزمقیاس نمایی آماری انتخاب متغیرهای غالب می‌باشد، برای انتخاب متغیر-های غالب از ترکیب روش الگوریتم ژنتیک و ASD استفاده شده است. مقادیر کم واریانس توضیح داده شده مدل‌های بارندگی بیانگر پیچیده‌تر بودن پدیده بارندگی نسبت به دما می‌باشد. با استفاده از داده‌های نسل سوم مدل جهانی اقلیم (CGCM3A2) پارامترهای درجه حرارت و بارندگی برای دوره‌های سی ساله (۲۰۱۱-۲۰۴۰)، (۲۰۴۱-۲۰۷۰)، (۲۰۷۱-۲۱۰۰) پیش‌بینی و با دوره سی ساله (۱۹۷۱-۲۰۰۰) مقایسه شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهند که تطابق بسیار خوبی بین شاخص‌های محاسبه شده بر اساس خروجی مدل‌های نرو فازی و مقادیر مشاهداتی وجود دارد. نتایج افزایش درجه حرارت حداکثر و میانگین را در تمام ماه‌های سال برای دوره‌های اقلیم آینده نسبت به دوره (۱۹۷۱-۲۰۰۰) نشان می‌دهد، در حالیکه درجه حرارت حداقل در بعضی موارد روند نزولی داشته است. برخلاف درجه حرارت، بارندگی روند یکسانی در دوره‌های مختلف ندارد. همچنین نتایج حاصله از عملکرد شاخص‌های بارش با استفاده از مدل نرو فازی نشان داد که این مدل نسبت به مدل ASD که مدلی خطی است، ضعیف‌تر عمل می‌کند.

واژه‌های کلیدی: تغییرات اقلیمی، ریزمقیاس نمایی آماری، الگوریتم ژنتیک، نرو فازی، ASD

اقلیمی را شبیه‌سازی کنند. خروجی مدل‌های جهانی اقلیم برای بررسی تغییرات اقلیمی، از سناریوهای پیشنهادی هیأت دول اقلیم به منظور پیش‌بینی تغییرات اقلیم استفاده می‌کنند. تا کنون سه نسل متفاوت از خروجی مدل‌های اقلیم در اختیار محققان قرار گرفته است. تفاوت نسل دوم خروجی مدل‌های جهانی اقلیم و نسل سوم، در پارامترهای جوی می‌باشد و در پارامترهای اقیانوسی تغییری ایجاد نشده است. از پارامترهای جوی تغییر یافته شده در نسل سوم خروجی مدل‌های جهانی اقلیم نسبت به نسل دوم می‌توان به

مقدمه

یکی از روش‌های پیش‌بینی تغییرات اقلیمی استفاده از داده‌های بدست آمده از خروجی مدل‌های جهانی اقلیم (Global Climate Models) GCM است. GCMs مدل‌های بعدی اقلیم جهانی هستند که قادرند تغییرات

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد عمران- آب، دانشگاه تحصیلات تکمیلی

صنعتی کرمان

^۲ استادیار بخش مهندسی عمران، دانشگاه شهید باهنر کرمان

(*نویسنده مسئول: Nasim.Zinati@gmail.com)

رگرسیون در زمینه‌ی تغییرات اقلیم توسط کیم و همکاران در سال ۱۹۸۴ صورت گرفت که وی در این تحقیق بین میانگین ماهانه درجه حرارت و بارندگی و خروجی‌های مدل‌های جهانی اقلیم با استفاده از رگرسیون خطی رابطه‌ای پیدا کرد. هویتسون و کرین^{۱۱} (۱۹۹۶) برای اولین بار از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای محاسبه بارندگی استفاده کردند. وان استورچ^{۱۲} و همکاران (۱۹۹۳) با استفاده از معیار همبستگی رابطه‌ای بین بارش در زمستان و الگوی فشار در سطح دریا برای اسپانیا پیدا کردند. چویی^{۱۳} (۱۹۹۳)، با استفاده از شبکه‌های عصبی و سیستم اطلاعات جغرافیایی بارش را پیش‌بینی کرد و مدلی دقیق را با ترکیب این دو روش بدست آورد. کاوازوس و هویتسون^{۱۴} (۲۰۰۵) نیز مدلی را برای بارش روزانه با استفاده از شبکه‌های عصبی پیشنهاد کرد، پارامترهای استفاده شده در این مدل شامل غلظت سطح فشار ۵۰۰-۱۰۰۰ هکتوپاسکال، ارتفاع ۷۰۰-۵۰۰ هکتوپاسکال از سطح دریا، و رطوبت سطح ۷۰۰ هکتو-پاسکال بود، نتایج دقت بالای مدل شبکه‌های عصبی را اثبات می‌کرد. ویلیبی^{۱۵} و همکاران (۲۰۰۲)، اولین مدل رایانه‌ای را برای انجام ریز مقیاس نمایی با استفاده از رگرسیون خطی چند متغیره به نام SDSM، ارائه کردند. دیبایک و کولیبالی^{۱۶} (۲۰۰۶) با بهره‌گیری از الگوریتم شبکه عصبی زمانی به محاسبه ریز مقیاس نمایی آماری و اکستریم‌های اقلیمی پرداختند. چن و سوان^{۱۷} (۲۰۱۰) مدلسازی بارش را برای تغییرات اقلیمی با روش ماشین برداری انجام دادند که بر این اساس، روش ماشین برداری روشی قابل اعتماد برای مدلسازی بارش می‌باشد. تولیکا^{۱۸} و همکاران (۲۰۰۸) در یونان، با مقایسه‌ی دو مدل رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی، تغییرات اقلیم را بررسی کردند، که بر اساس نتایج آن‌ها، شاخص‌های بارش با دقت پایین‌تری توسط شبکه عصبی نسبت به مدل رگرسیونی، مدل شده

CLASS^۱ (واحد جدیدی برای بیان فرآیندهای سطح زمین)، رفتار جدید انتقال بخار آب و مدلسازی ابرهای متراکم اشاره کرد (تیم DAI، ۲۰۰۸). خروجی مدل‌های جهانی اقلیم (GCM) به علت قدرت تفکیک‌پذیری پایین به طور مستقیم قابل استفاده در مطالعات کاربردی با ابعاد کوچک‌تر از ابعاد خود نیستند. در این راستا، ریز مقیاس نمایی آماری به عنوان روشی برای درون‌یابی متغیرهای جوی بزرگ مقیاس و استخراج داده‌های کوچک مقیاس هواشناسی، ابداع شد (هی و همکاران، ۱۹۹۱). پایه و اساس این روش بر این فرض استوار است که بین فرآیندهای جوی با مقیاس‌های متفاوت می‌توان رابطه‌ای پیدا کرد (کارل^۳ و همکاران، ۱۹۹۰). از الگوهای آب و هوایی بزرگ مقیاس برای مدل کردن بسیاری از پارامترهای هواشناسی استفاده شده است؛ مانند مدلسازی وقوع بارندگی در واشنگتن (هاگس و گوترب^۴، ۱۹۹۴)، الگوی زمان-مکان بارندگی روزانه در حوضه رور (باردوسی و پلیت^۵، ۱۹۹۱) و نبراسکای شرقی (متیاسوزسکی^۶ و همکاران، ۱۹۹۴). دمای میانگین و بارندگی ماهانه در ایالت آرگون (ویگلی^۷ و همکاران، ۱۹۹۰)، وقوع بارندگی شدید و خشکی در حوضه رودخانه دلور (هی و همکاران، ۱۹۹۱) وقوع بارندگی‌های نادر در جزایر بریتانیا (کیم^۸ و همکاران، ۱۹۸۴)، بارندگی زمستانه در ابریا (ریچاردسون^۹، ۱۹۸۱)، بارندگی روزانه به روش ریز مقیاس نمایی چند مکانی در مونترآل کانادا (جونگ^{۱۰} و همکاران، ۲۰۱۳)، درجه حرارت روزانه به روش ریز مقیاس نمایی چند مکانی در مونترآل (جونگ و همکاران، ۲۰۱۳). روش‌های ریز مقیاس نمایی به ۴ دسته کلی رگرسیونی، الگوهای آب و هوا، روش احتمالی و روش دینامیکی تقسیم می‌شوند. از بین این ۴ روش، روش‌های رگرسیونی به علت سهولت، بیش‌تر از روش‌های دیگر مورد استفاده قرار می‌گیرند. اولین استفاده از

¹ Canadian Land Surface Scheme for GCMs

² Hay

³ Karl

⁴ Hughes & Guttorp

⁵ Badossy & Plate

⁶ Matyasovszky

⁷ Wigley

⁸ Kim

⁹ Richardson

¹⁰ Jeong

¹¹ Hewitson & Crane

¹² Von Storch

¹³ Choi

¹⁴ Cavazos & Hewitson

¹⁵ Wilby

¹⁶ Dibike & Coulibaly

¹⁷ Chen & Hsuan

¹⁸ Tolika

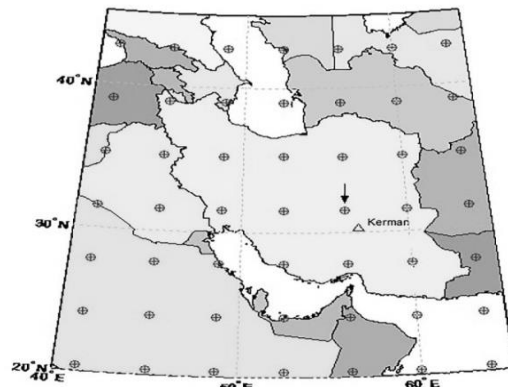
در جدول ۲ لیست متغیرهای NCEP نشان داده شده است.

بودند. حسامی و همکاران (۲۰۰۸) نرم افزاری به نام ASD برای پیش‌بینی تغییرات اقلیمی ارائه کردند.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه و روش انجام کار

این تحقیق به منظور ارزیابی روش ریز مقیاس نمایی آماری در شهرستان کرمان با استفاده از نرم افزار ASD (مدل خطی) و ANFIS (مدل غیر خطی) صورت گرفته است. برای انجام روش ریز مقیاس نمایی آماری از داده‌های موسوم به NCEP^۱ استفاده می‌شود. این داده‌ها، داده‌های شبکه‌بندی شده هستند که بر روی شبکه‌های GCM^۲ درون‌یابی می‌شوند و در روش ریز مقیاس نمایی رگرسیونی به عنوان متغیر مستقل مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این تحقیق از نسل سوم این مدل (CGCM3)، سری A استفاده شده است. در شکل ۱ موقعیت جغرافیایی ایستگاه هواشناسی مورد مطالعه و موقعیت جغرافیایی نزدیک‌ترین گره داده‌های NCEP به ایستگاه‌های هواشناسی کرمان که در این تحقیق استفاده شده، با فلش مشخص شده است. در جدول ۱ طول و عرض جغرافیایی آن نشان داده شده است.



شکل ۱- موقعیت ایستگاه سینوپتیک کرمان

جدول ۱- مشخصات جغرافیایی ایستگاه مورد مطالعه

ایستگاه	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی
کرمان	۵۸' ۵۶° شرقی	۱۵' ۳۰° شمالی

شماره	نام متغیر	شماره	نام متغیر
۱	فشار سطح صفر	۱۴	ارتفاع ژئوپتانسیل سطح ۵۰۰ هکتو پاسکال
۲	قدرت جریان هوا سطح ۵۰۰ هکتو پاسکال	۱۵	ارتفاع ژئوپتانسیل سطح ۸۵۰ هکتو پاسکال
۳	سرعت مداری سطح ۵۰۰ هکتو پاسکال	۱۶	قدرت جریان هوا سطح ۱۰۰۰ هکتو پاسکال
۴	سرعت نصف النهاری سطح ۵۰۰ هکتو پاسکال	۱۷	سرعت مداری سطح ۱۰۰۰ هکتو پاسکال
۵	ورتیسیته سطح ۵۰۰ هکتو پاسکال	۱۸	سرعت نصف النهاری سطح ۱۰۰۰ هکتو پاسکال
۶	جهت جریان باد سطح ۵۰۰ هکتو پاسکال	۱۹	ورتیسیته سطح ۱۰۰۰ هکتو پاسکال
۷	دیورژانس سطح ۵۰۰ هکتو پاسکال	۲۰	جهت جریان باد سطح ۱۰۰۰ هکتو پاسکال
۸	قدرت جریان هوا سطح ۸۵۰ هکتو پاسکال	۲۱	دیورژانس سطح ۱۰۰۰ هکتو پاسکال
۹	سرعت مداری سطح ۸۵۰ هکتو پاسکال	۲۲	رطوبت ویژه سطح ۵۰۰ هکتو پاسکال
۱۰	سرعت نصف النهاری سطح ۸۵۰ هکتو پاسکال	۲۳	رطوبت ویژه سطح ۸۵۰ هکتو پاسکال
۱۱	ورتیسیته سطح ۸۵۰ هکتو پاسکال	۲۴	رطوبت ویژه در سطح زمین
۱۲	جهت جریان باد سطح ۸۵۰ هکتو پاسکال	۲۵	دمای متوسط در ارتفاع ۲ متری
۱۳	دیورژانس سطح ۸۵۰ هکتو پاسکال		

از داده‌های NCEP برای کالیبره کردن و ارزیابی مدل و از داده‌های GCM برای پیش‌بینی تغییرات اقلیمی در زمان آینده استفاده می‌شود. در روش ریز مقیاس نمایی آماری از داده‌های هواشناسی به عنوان متغیر وابسته استفاده شده است. هدف پیدا کردن رابطه‌ای بین متغیرهای وابسته و متغیرهای مستقل است. با توجه به معیار توصیه شده توسط

^۱ National Centers for Environmental Prediction

^۲ Global Climate Modeling

در این معادله، O_i و R_i به ترتیب وقوع بارش و میزان بارش و P متغیرهای مستقل، n تعداد متغیرهای مستقل، α و e_i خطای مدل است. پس از مدلسازی، مقدار e_i که خطای مدل است با فرض اینکه از توزیع نرمال پیروی می‌کند محاسبه می‌گردد.

$$e_i = \sqrt{\frac{VIF}{12}} z_i S_e + b \quad (4)$$

در معادله ۴، b بایاس مدل، VIF^4 فاکتور تورم واریانس، z_i عدد تصادفی با توزیع نرمال و S_e خطای معیار تخمین در دوره واسنجی است. برای مدل کردن وقوع بارندگی از عدد تصادفی r ($0 \leq r \leq 1$) دارای توزیع یکنواخت استفاده شده است؛ اگر $r \leq 0$ باشد، بارندگی اتفاق می‌افتد. در هنگام استفاده از داده‌های NCEP برای واسنجی و ارزیابی مدل، فاکتور تورم واریانس ۱۲ و بایاس صفر در نظر گرفته شده است. در هنگام استفاده از داده‌های GCM برای تخمین مقادیر در آینده مقادیر بایاس و فاکتور تورم واریانس با استفاده از معادلات ۵ و ۶ محاسبه شده است (حسامی و همکاران، ۲۰۰۸).

$$b = M_{obs} - M_d \quad (5)$$

$$VIF = \frac{12(V_{obs} - V_d)}{S_e^2} \quad (6)$$

در معادلات ۵ و ۶، V_{obs} و M_{obs} واریانس و میانگین مقادیر مشاهده شده و V_d و M_d واریانس و میانگین قسمت قطعی معادلات ۱ و ۲ در دوره واسنجی هستند. یکی از مهم‌ترین بخش‌ها در منطق فازی، خوشه‌بندی داده‌ها به منظور تعریف توابع عضویت و تعیین تعداد قوانین اگر-آنگاه است. پس از خوشه‌بندی صحیح داده‌ها می‌توان رفتار داده‌ها را مدل کرد. نکته‌ی مهم در تعداد قوانین اگر-آنگاه این است که تعداد کم قوانین نمی‌تواند تمام مسئله را پوشش دهد و تعداد زیاد قوانین نیز باعث پیچیده شدن رفتار سامانه و در نتیجه باعث کارایی ضعیف سامانه می‌شود. بنابراین یافتن تعداد بهینه قوانین یکی از مهم‌ترین نکات سیستم استنتاج فازی است. روش‌های مختلفی برای خوشه‌بندی

سازمان جهانی هواشناسی (WMO¹) حداقل می‌بایست یک دوره زمانی سی ساله به عنوان دوره مرجع مورد استفاده قرار گیرد (آهرنس^۲، ۱۹۹۸). با توجه به بررسی‌های انجام شده، داده‌های هواشناسی ایستگاه کرمان برای دوره زمانی ۲۰۰۰-۱۹۷۱ در استان کرمان موجود می‌باشد. قبل از استفاده از داده‌های موجود و انجام محاسبات، کیفیت و دقت آن‌ها مورد بررسی قرار گرفته است.

مدلسازی با استفاده از الگوریتم نرو- فازی

در این پژوهش با استفاده از الگوریتم تکاملی نرو فازی (ANFIS) تغییرات اقلیمی در ایستگاه سینوپتیک کرمان مدلسازی شد. در بین ترکیب‌های مختلف موجود در محاسبات، ترکیب منطق فازی با شبکه‌های عصبی در قالب سیستم‌های نرو فازی از جلوه‌ی بیشتری برخوردار است. این سیستم‌ها نقش مهمی را در استنتاج قواعد از مشاهدات ایفا می‌کنند. یک روش کارا در این راستا توسط دکتر راجر جانگ در سال ۱۹۹۵، تحت عنوان ANFIS توسعه داده شده است. در چنین سیستم‌هایی به وسیله ورودی و خروجی‌های موجود و با کمک دانش بشری، در قالب قوانین اگر-آنگاه فازی برای ورودی دلخواه، خروجی مطلوب حاصل خواهد شد (تورینی و حسامی، ۱۳۹۲). در این تحقیق، از مدل فازی Sugeno مرتبه اول استفاده شده است. مدلسازی درجه حرارت به روش نرو فازی را می‌توان با معادله‌ی ۱ تعریف کرد.

$$T_i = \text{ANFIS}(P) + e_i \quad (1)$$

که در آن، T_i دمای روزانه میانگین، ماکزیمم و یا مینیمم می‌باشد و p متغیرهای مستقل و e_i خطای مدل می‌باشند. وقوع و مقدار بارندگی در دو مرحله با استفاده از معادلات ۲ و ۳ مدل شده‌اند.

$$O_i = \alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j p_{ij} \quad (2)$$

$$R_i = \text{ANFIS}(P) + e_i \quad (3)$$

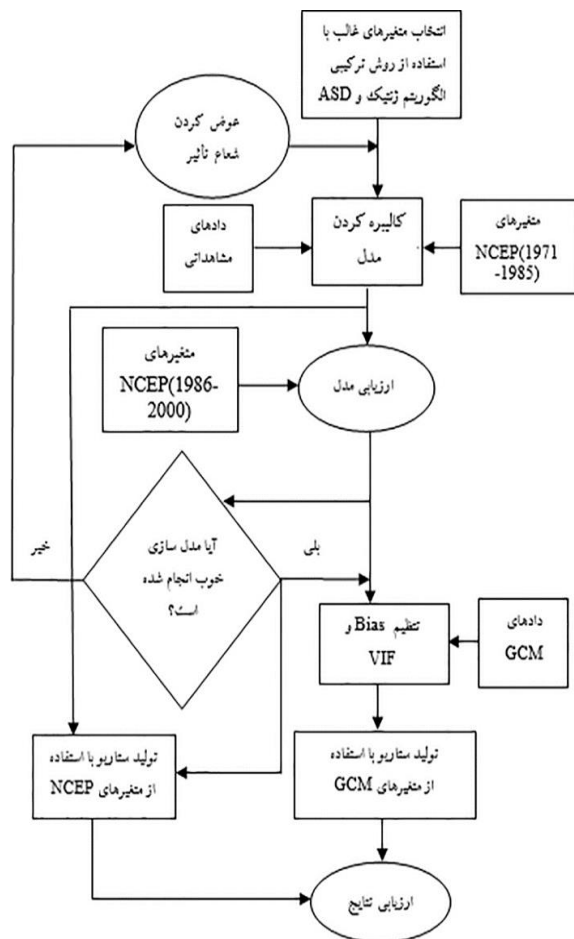
³ Bias

⁴ Variance Inflation Factors

¹ World Meteorological Organization

² Ahrens

مقدار بارندگی از شاخص‌های میانگین و انحراف معیار استفاده شده است.



شکل ۲- الگوریتم روش ریز مقیاس نمایی آماری نرو فازی

بحث و نتایج

انتخاب متغیرهای غالب

۵ متغیر غالب با استفاده از روش ترکیبی الگوریتم ژنتیک و ASD انتخاب شدند. این روش در ادامه شرح داده شده است.

۱. نسل اولیه شامل ۱۰۰۰ کروموزم ۲۵ بیتی می‌باشد که به صورت تصادفی ایجاد می‌شود. (بیت ۱ نشان‌دهنده حضور و ۰ عدم حضور متغیرهای NCEP می‌باشد و سپس کروموزم‌های با بیش از ۵ متغیر حذف می‌شوند).

$$V_1 = (1100000000101000001000000)$$

داده‌ها وجود دارد که در این مقاله از روش خوشه‌بندی کاهشی استفاده شده است. در این روش هر چه شعاع تأثیر کوچک‌تر باشد، تعداد خوشه‌ها بیشتر می‌شود و برعکس. روش خوشه‌بندی کاهشی در مواردی استفاده می‌شود که دید مشخصی در مورد تعداد خوشه‌ها وجود ندارد. در تحقیق حاضر برای دسته‌بندی و تحلیل خودکار داده‌ها، استخراج قوانین سیستم فازی-عصبی و بهینه‌سازی پارامترهای توابع عضویت از روش خوشه‌بندی کاهشی استفاده شد. نوع سیستم استنتاج فازی به کار رفته سیستم سوگونو با توابع عضویت گوسین است (حسامی و همکاران، ۲۰۰۳). برای آموزش مدل از الگوریتم آموزش ترکیبی با تعداد تکرار ۲۰۰ استفاده گردید. تعداد بهینه قوانین نیز با سعی و خطا (عوض کردن شعاع تأثیر در هر تکرار) برای هر ماه به دست آمد که در این تحقیق نتایج متناظر با کمترین مقدار RMSE در هر یک از ماه‌های سال در نظر گرفته شد. شکل ۲ فلوجارت مدل نرو فازی را نشان می‌دهد.

وقایع اکسترم جوی

وقایع اکسترم جوی، وقایعی هستند که با توجه به توزیع احتمال آماری که در یک منطقه مشخص دارند احتمال وقوع آنها بسیار کم است و باید توجه کرد که مقادیر آنها از یک منطقه به منطقه دیگر متفاوت است. STARDEX شاخص‌هایی برای مطالعه وقایع اکسترم جوی مربوط به درجه حرارت و بارندگی تعریف کرد (میلر^۱ و همکاران، ۲۰۰۱). برای سنجش دقت محاسبه شاخص‌ها از جذر میانگین مربع خطا (RMSE) استفاده می‌شود که مقدار آن از معادله ۷ به دست می‌آید.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (X_{Obs,t} - X_{Est,t})^2}{n}} \quad (7)$$

که X_{Obs} و X_{Est} به ترتیب مقادیر محاسبه شده و

مشاهده شده هستند. برای درجه حرارت از شاخص‌های میانگین، انحراف معیار، صدک نودم استفاده شده است. پارامتر بارندگی در دو مرحله وقوع و مقدار بارش مدل شده است. برای وقوع از شاخص درصد روزهای مرطوب و برای

¹Miller

به عنوان مثال کروموزوم شماره ۱ در میان نسل برابر با کروموزوم شماره ۵۴ جمعیت اولیه خواهد بود.

$$P_{cum}(V58) < P_{rand}(V1) < P_{cum}(V59)$$

$$\downarrow \\ V1' = V59$$

۳. جابجایی به روش تک نقطه‌ای بر روی ۲۵ درصد کروموزومها انجام گرفت. برای هر کروموزوم جدید یک عدد تصادفی r بین صفر و یک ایجاد می‌شود، اگر $r < 0.25$ باشد، آن کروموزوم برای عملیات crossover انتخاب می‌شود. برای هر جفت از کروموزومهای انتخاب شده، یک عدد تصادفی بین ۱ الی (تعداد بیت ها - ۱) در نظر گرفته شد که مقدار آن بیت از صفر به یک و بالعکس تغییر می‌یابد.

۴. مقدار جهش نیز برابر با 0.1 در نظر گرفته شد. تعداد اعداد تصادفی انتخابی از فرمول $0.01 \times N \times 25$ به دست می‌آید. خارج قسمت و باقی‌مانده تقسیم این اعداد بر تعداد بیت‌ها (۲۵) به ترتیب برابر شماره کروموزوم و شماره بیت در طول آن کروموزوم خواهد بود که مقدار آن از صفر به یک و بالعکس تغییر می‌یابد.

۵. در مرحله آخر کروموزوم متناظر با نتایج ASD به کروموزومها اضافه می‌گردد تا خروجی برنامه حداقل برابر با نتایج ASD گردد.

۶. تعداد تکرار نسلها ۲۰ و تعداد تکرار برنامه ۵۰۰ می‌باشد.

در جدول ۴ و ۵ متغیرهای غالب برای مدل کردن درجه حرارت و بارندگی در ایستگاه سینوپتیک کرمان به همراه واریانس توضیح داده شده در دوره واسنجی مشاهده می‌شود.

جدول ۴- نتایج انتخاب متغیرهای غالب با استفاده از نرم افزار

پارامتر	ASD					R^2
	متغیرهای غالب					
درجه حرارت میانگین	۱	۵	۱۰	۱۴	۱۹	۰/۹۲۱
درجه حرارت مینیمم	۱	۵	۱۳	۱۴	۱۹	۰/۷۹
درجه حرارت ماکزیمم	۱	۵	۱۴	۱۸	۲۴	۰/۹۳۸
بارندگی	۴	۱۰	۱۸	۲۴	۲۵	۰/۲۶۲

$$V_i = (0100000100010100000000100)$$

۲. در مرحله ایجاد میان نسل، کروموزومهای والد با استفاده از روش ساختار چرخ رولت (Roulette Wheel Selection) انتخاب می‌گردند. در این روش، ارزش برازندگی هر کروموزوم با استفاده از تابع هدف (معادله شماره ۱۱) محاسبه می‌شود. مراحل ایجاد میان نسل در ادامه توضیح داده شده است. به عنوان مثال برای کروموزوم شماره ۱ ماتریس ضرایب D شامل متغیرهای شماره ۱، ۲، ۱۲، ۱۴ و ۲۰ از جدول شماره ۱ می‌باشد. تعداد ردیف‌های این ماتریس برابر تعداد روزهای سال از سال ۱۹۷۱-۱۹۸۵ می‌باشد.

$$X = (D' \times D)^{-1} \times (D' \times Y) \quad (8)$$

$$\hat{Y} = D \times X \quad (9)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (10)$$

$$P = R_i^2 / \text{sum}(R^2) \quad (11)$$

که در آنها D ماتریس ضرایب، Y دمای مشاهداتی، \bar{Y}

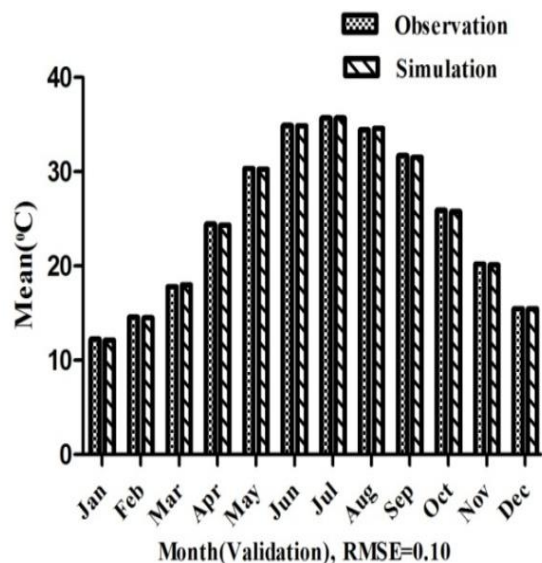
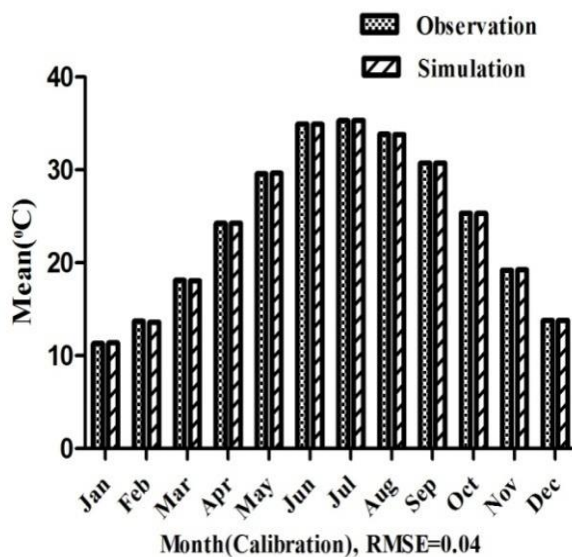
میانگین دمای مشاهده شده، \hat{Y} دمای محاسبه شده، N تعداد کل روزها از ۱۹۷۱ الی ۱۹۸۵ و P_{rand} احتمال تصادفی بین صفر و یک می‌باشد. در جدول ۳ مراحل ایجاد میان نسل توضیح داده شده است.

جدول ۳- مراحل ایجاد میان نسل با روش Elite Child

$V_{(i)}$	R_2	P	P_{cum}	P_{rand}	V'
V	۹	۸۳	$V1'=V$
1	۰/۱۱	۰/۴۷	۰/۴۷	۰/۵۳	59
$V_{(i+1)}$
V	۸	..	۱	۵۲	$V's=V$
N	۰/۰۲	۰/۲۵		۰/۲۴	10

ارزیابی مدل‌های درجه حرارت با استفاده از داده‌های NCEP

شکل‌های ۳، ۴، ۵ و ۶ اختلاف بین میانگین و انحراف معیار مقادیر مشاهده شده و خروجی مدل درجه حرارت ماکزیمم در دو دوره واسنجی (۱۹۶۱-۱۹۷۵) و ارزیابی (۱۹۷۶-۱۹۹۰) در ایستگاه کرمان را با استفاده از داده‌های NCEP نشان می‌دهد. دقت محاسبه شاخص‌ها از جذر میانگین مربع خطا (RMSE)، تعیین شده است.



شکل ۳- میانگین درجه حرارت حداکثر در دو دوره واسنجی و ارزیابی با استفاده از داده‌های NCEP (ANFIS)

جدول ۵- نتایج انتخاب متغیرهای غالب با استفاده از روش ترکیبی الگوریتم ژنتیک و ASD

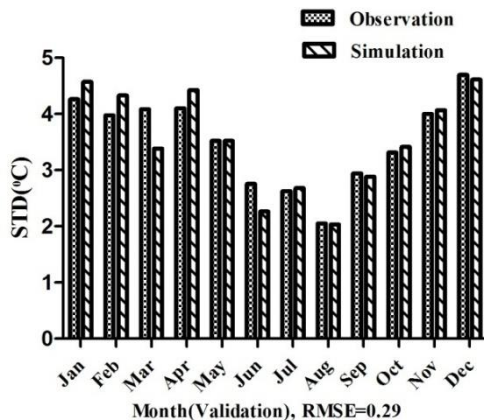
پارامتر	متغیرهای غالب				R^2
درجه حرارت میانگین	۱	۵	۱۱	۱۴	۰/۹۲۱
درجه حرارت مینیمم	۱	۵	۱۹	۲۴	۰/۸۲۵
درجه حرارت ماکزیمم	۱	۳	۱۱	۱۴	۰/۹۴۲
بارندگی	۴	۱۰	۱۸	۲۴	۰/۲۶۲

پارامترهای بهینه ANFIS

برای به دست آوردن تعداد قوانین بهینه، از روش آزمون و خطا استفاده شد. در جدول ۶ تعداد قوانین متناظر با کمترین مقدار RMSE در هر یک از ماه‌های سال برای درجه حرارت و بارش نشان داده شده است.

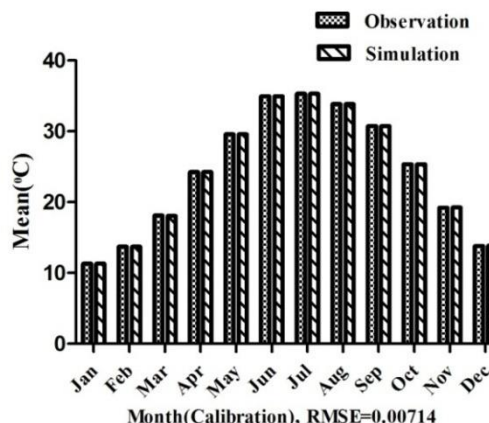
جدول ۶- تعداد قوانین متناظر با کمترین RMSE Sugeno مرتبه اول و توابع عضویت گوسی

ماه	تعداد قوانین			مقدار بارش
	دمای مینیمم	دمای ماکزیمم	دمای میانگین	
ژانویه	۱	۱	۱	۵
فوریه	۳	۱	۱	۸
مارس	۴	۱	۲	۱۰
آوریل	۵	۱	۱	۱۰
می	۲	۱	۳	۳
ژوئن	۱	۲	۲	-
ژوئیه	۱	۲	۲	-
اوت	۱	۱	۲	-
سپتامبر	۲	۳	۳	-
اکتبر	۲	۵	۱	-
نوامبر	۱	۶	۲	۴
دسامبر	۵	۳	۱	۹

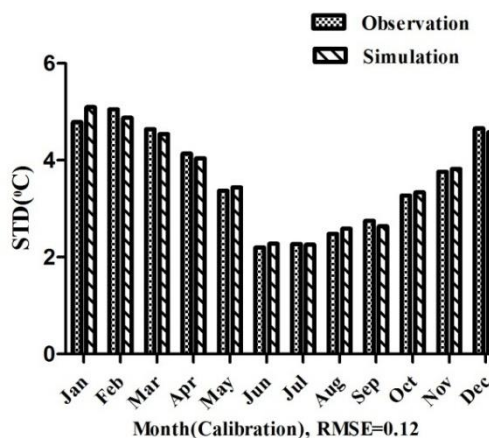
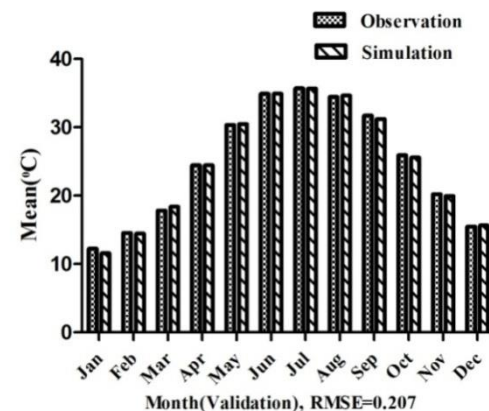


شکل ۵- انحراف معیار درجه حرارت حداکثر در دو دوره واسنجی و ارزیابی با استفاده از داده‌های NCEP (ANFIS)

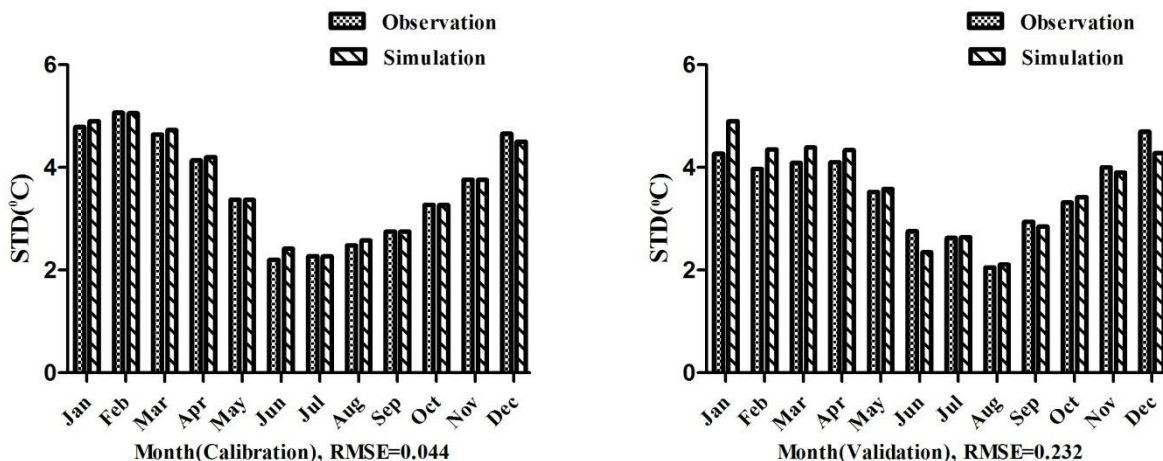
مشخص می‌شود که مقادیر محاسبه شده در دوره واسنجی نسبت به دوره ارزیابی دقت بیشتری دارند. این موضوع در RMSE مربوط به هر دوره از دو مدل نیز مشهود است. در جدول ۷، مقادیر جذر میانگین خطا در ایستگاه نشان داده شده و با خطای بدست آمده از ASD مقایسه شده است. جدول ۷ نشان می‌دهد که در اکثر شاخص‌ها دو مدل دارای RMSE تقریباً مشابهی می‌باشند. در بعضی شاخص‌ها مانند شاخص میانگین درجه حرارت حداکثر، میانگین و حداقل و همچنین شاخص حداکثر درجه حرارت حداکثر مدل نرو فازی نتایج بهتری را نسبت به مدل ASD ارائه می‌دهد.



شکل ۴- میانگین درجه حرارت حداکثر در دو دوره واسنجی و ارزیابی با استفاده از داده‌های NCEP (ASD)



شکل ۵- انحراف معیار درجه حرارت حداکثر در دو دوره واسنجی و ارزیابی با استفاده از داده‌های NCEP (ANFIS)



شکل ۶- انحراف معیار درجه حرارت حداکثر در دو دوره واسنجی و ارزیابی با استفاده از داده‌های NCEP (ASD)

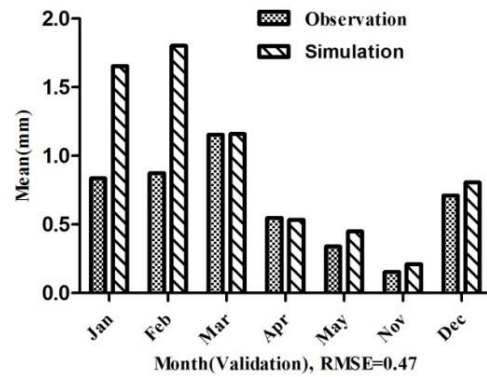
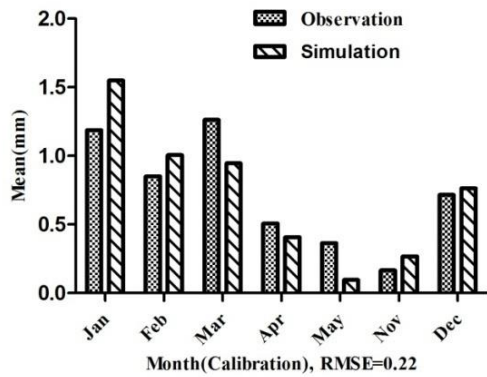
جدول ۷- ریشه میانگین خطای شاخص‌های درجه حرارت مدل‌سازی شده توسط نرو فازی و ASD (سانتی‌گراد)

پارامتر	شاخص	ASD		نرو- فازی	
		کالیبراسیون	ارزیابی	کالیبراسیون	ارزیابی
Tmax	میانگین	۰/۰۰۷۱	۰/۲۰۷	۰/۰۴	۰/۱۰
	صدک نودم	۰/۴۱۸	۰/۵۳۳	۰/۵۱	۰/۵۳
	حداکثر	۲/۰۲	۱/۶۹	۱/۰۹	۱/۶۱
	حداقل	۱/۵۱	۲/۵۴	۲/۲۲	۲/۸۴
	انحراف معیار	۰/۰۴۴	۰/۲۳۲	۰/۱۲	۰/۲۹
Tmin	میانگین	۰/۱۲۱	۰/۹۱۷	۰/۱۷	۰/۸۸
	صدک نودم	۰/۴۶۹	۱/۰۷	۰/۴۵	۱/۰۱
	حداکثر	۱/۹۸	۲/۱۷	۱/۷۲	۱/۹۲
	حداقل	۴/۴۳	۲/۲۶	۴/۸۲	۲/۱۷
	انحراف معیار	۰/۰۸۸	۰/۳۰۵	۰/۰۷	۰/۲۴
Tmean	میانگین	۰/۰۶۸	۰/۴۹۶	۰/۰۲۵	۰/۴۴
	صدک نودم	۰/۱۹۳	۰/۳۲۳	۰/۳۲	۰/۱۹
	حداکثر	۱/۳۷	۱/۶۲	۱/۲۶	۱/۹۱
	حداقل	۳/۰۶	۲/۲۰	۱/۵۴	۱/۸۶
	انحراف معیار	۰/۰۲۵	۰/۵۱۹	۰/۰۷۸	۰/۲۴

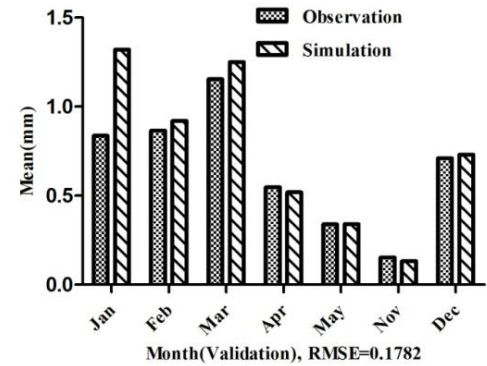
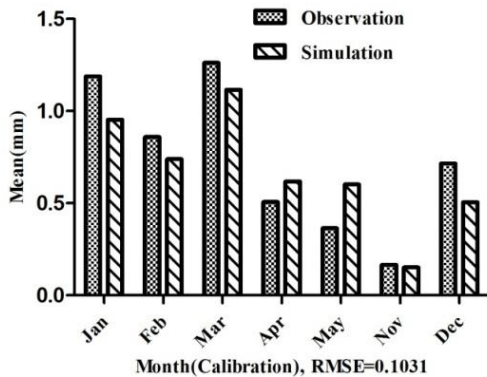
ارزیابی مدل‌های بارش با استفاده از داده‌های NCEP

ماه‌های مذکور صرف نظر شده است. در شکل ۷، ۸، ۹ و ۱۰ نمودار میانگین و انحراف معیار بارندگی روزانه در ایستگاه کرمان در دوره واسنجی و ارزیابی ترسیم شده است.

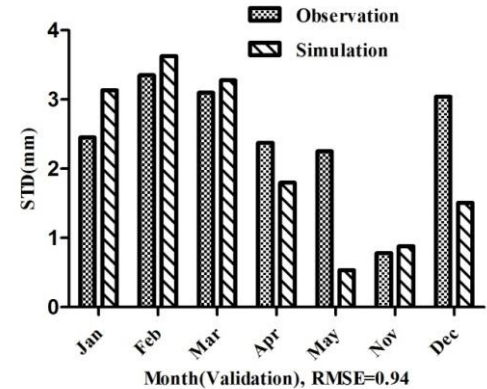
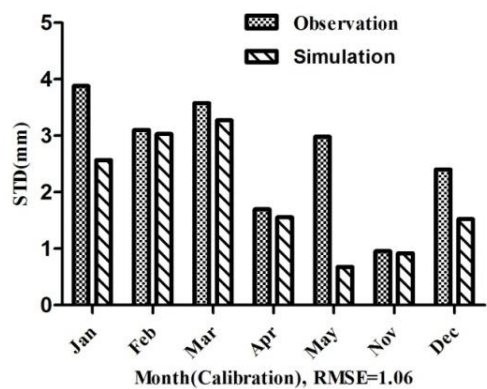
مقدار کم بارندگی در ماه‌های ژوئن، ژوئیه، اوت، سپتامبر و اکتبر، مدل‌سازی بارندگی در این ماه‌ها را با مشکل مواجه می‌سازد که برای رفع این مشکل از مدل کردن بارندگی در



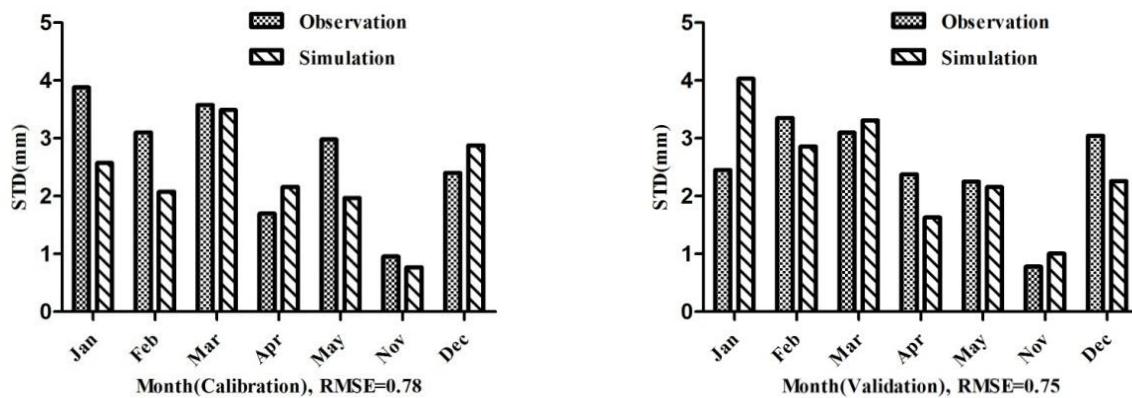
شکل ۷- میانگین بارندگی روزانه در دو دوره واسنجی و ارزیابی (ANFIS)



شکل ۸- میانگین بارندگی روزانه در دو دوره واسنجی و ارزیابی (ASD)



شکل ۹- انحراف معیار بارندگی روزانه در دو دوره واسنجی و ارزیابی (ANFIS)



شکل ۱۰- انحراف معیار بارندگی روزانه در دو دوره واسنجی و ارزیابی (ASD)

کرد، همواره باید با استفاده از مدل‌های مختلف سناریوها و شاخص‌های اقلیمی را مورد ارزیابی قرار داد، هر کدام از مدل‌ها که در تخمین شاخص مورد نظر بهتر عمل کردند ملاک ارزیابی و تخمین قرار می‌گیرند.

پیش بینی تغییرات اقلیمی

بعد از انجام واسنجی و ارزیابی مدل‌های درجه حرارت و بارندگی، با استفاده از داده‌های نسل سوم مدل جهانی اقلیم، پارامترهای درجه حرارت و بارش برای دوره‌ی سی ساله ۲۰۴۱-۲۰۱۱، ۲۰۷۰-۲۰۴۰، ۲۰۷۰-۲۰۴۰ و ۲۰۷۱-۲۰۴۱ پیش‌بینی و با دوره ۳۰ ساله ۱۹۶۱-۱۹۹۰ مقایسه شد. شکل ۱۱ و ۱۲ تغییرات درجه حرارت ماکزیمم سه دوره سی ساله را نسبت به دوره پایه نشان می‌دهد. نتایج افزایش میانگین درجه حرارت حداکثر در تمام ماه‌های سال برای دوره‌های ۲۰۱۱-۲۰۴۰، ۲۰۴۰-۲۰۷۰ و ۲۰۷۱-۲۰۴۰ نسبت به دوره ۱۹۷۱-۲۰۰۰ را در هر دو مدل نشان می‌دهد. همچنین میزان افزایش دما در ماه‌های گرم بیشتر از ماه‌های سرد سال خواهد بود. جدول ۹ مقدار افزایش میانگین درجه حرارت را در هر یک از دوره‌های سی ساله نسبت به دوره پایه با استفاده از دو مدل نرو فازی و ASD نشان می‌دهد.

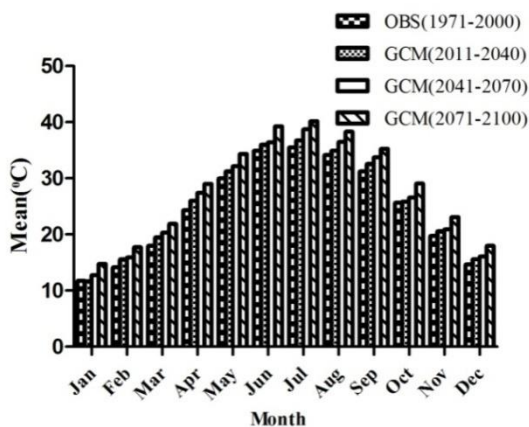
در جدول ۸، RMSE شاخص‌های بارندگی حاصل از دو مدل نرو فازی و ASD با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

جدول ۸- RMSE شاخص‌های بارندگی در دوره واسنجی و

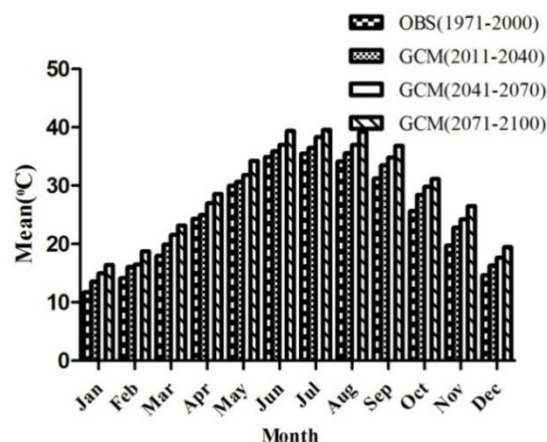
ارزیابی در ایستگاه کرمان بر اساس متغیرهای NCEP

شاخص های حدی	CALIBRATION		VALIDATION	
	ANFIS	ASD	ANFIS	ASD
CDD(days)	۳/۶۲	۲/۶۸	۳/۹۸	۲/۹۹
STD(mm)	۱/۰۶	۰/۷۸۱	۰/۹۴	۰/۷۵
Mean(mm)	۰/۲۲	۰/۱۰۳	۰/۴۷	۰/۱۷۸
PREC90(mm)	۵/۴۸	۳/۹۹	۳/۹۴	۴/۰۵
Wet-day (%)	۵/۸۲	۱/۵۴	۲/۹۵	۳/۱۵

همانطور که از اعداد جدول ۸ پیدا است در اکثر شاخص‌ها مدل ASD دارای RMSE کمتری نسبت به مدل ANFIS می‌باشد و این نشان‌دهنده این است که در آن شاخص‌ها مدل ASD بهتر عمل می‌کند. شایان ذکر است در تخمین شاخص‌های اقلیمی نمی‌توان تنها به یک مدل اکتفا



شکل ۱۲- میانگین درجه حرارت ماکزیمم برای دوره اقلیم آینده، با استفاده از داده‌های نسل سوم مدل جهانی اقلیم (ASD)



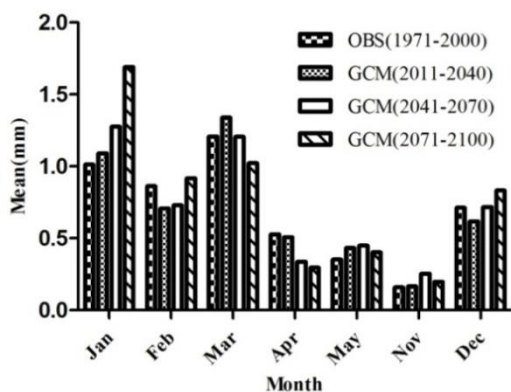
شکل ۱۱- میانگین درجه حرارت ماکزیمم برای دوره اقلیم آینده، با استفاده از داده‌های نسل سوم مدل جهانی اقلیم (ANFIS)

پیش‌بینی تغییرات بارندگی

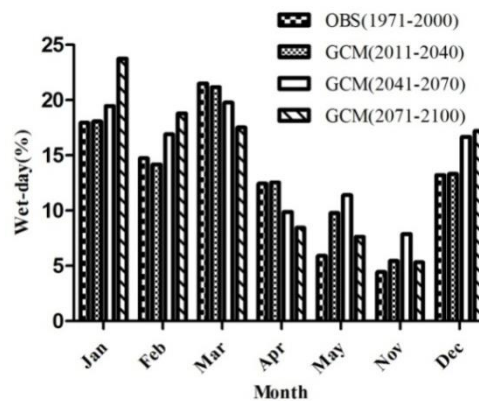
با توجه به این که شاخص‌های ارائه شده در مدل ASD، RMSEهای کمتری داشتند، لذا نتایج مدل ASD معتبرتر خواهد بود. شکل ۱۳، ۱۴ و ۱۵ به ترتیب تغییرات میانگین بارندگی، درصد روزهای مرطوب و حداکثر روزهای خشک را از سال ۱۹۷۱ تا ۲۰۰۰ میلادی نسبت به دوره‌های سی ساله با استفاده از مدل ASD را نشان می‌دهد.

جدول ۹- مقدار افزایش میانگین درجه حرارت هر یک از دوره‌های سی ساله نسبت به دوره پایه

پارامتر	دوره‌های سی ساله	ANFIS (سانتی‌گراد)	ASD (سانتی‌گراد)
Tmax	۲۰۴۰-۲۰۱۱	۱/۶۷	۱/۰۱
	۲۰۷۰-۲۰۴۱	۳/۰۹	۱/۹۶
	۲۰۷۱-۲۱۰۰	۴/۹۵	۳/۹۲
Tmin	۲۰۴۰-۲۰۱۱	-۰/۲۸	-۰/۲۹
	۲۰۷۰-۲۰۴۱	۱/۱۸	-۰/۸۲
	۲۰۷۱-۲۱۰۰	۲/۴	۱/۹۶
Tmean	۲۰۴۰-۲۰۱۱	۱/۰۸	-۰/۸۲
	۲۰۷۰-۲۰۴۱	۲/۳۴	۱/۶۹
	۲۰۷۱-۲۱۰۰	۴/۰۰	۳/۴۲



شکل ۱۳- میانگین بارش برای دوره اقلیم آینده، با استفاده از داده‌های نسل سوم مدل جهانی اقلیم (ASD)

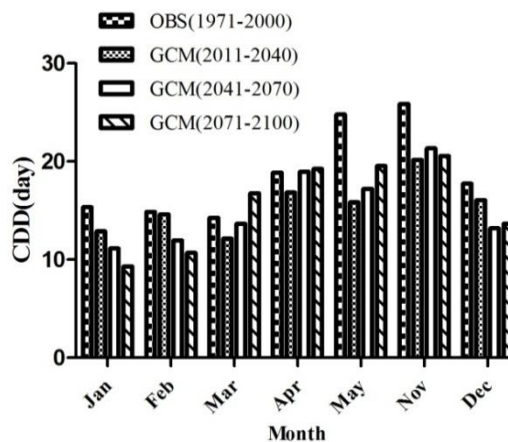


شکل ۱۴- درصد روزهای مرطوب برای دوره اقلیم آینده، با استفاده از داده‌های نسل سوم مدل جهانی اقلیم (ASD)

ماه‌های مارس و آوریل نسبت به دوره پایه کاهش می‌یابد. با توجه به افزایش بارش پیش‌بینی شده برای این ماه‌ها، کاهش تعداد روزهای خشک متوالی در این ماه‌ها منطقی می‌باشد.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش عملکرد روش ریز مقیاس نمایی آماری در مدل کردن درجه حرارت (میانگین، حداقل و حداکثر) و بارندگی با استفاده از الگوریتم نرو فازی و ASD در ایستگاه سینوپتک کرمان مورد ارزیابی قرار گرفت. از داده‌های ۱۵ سال (۱۹۷۱-۱۹۸۵) برای واسنجی و محاسبه ضرایب مدل و از ۱۵ سال دوم (۲۰۰۰-۱۹۸۶) برای محاسبه متغیرهای وابسته و مقایسه اعداد محاسبه شده با اعداد مشاهده شده، استفاده شد. متغیرهای غالب با استفاده از روش ترکیبی الگوریتم ژنتیک و ASD انتخاب شدند. سپس بارندگی و دما با استفاده از داده‌های نسل سوم جهانی اقلیم برای دوره‌های ۲۰۱۱-۲۰۴۱، ۲۰۴۰-۲۰۷۰ و ۲۰۷۱-۲۱۰۰ پیش‌بینی شد. برای ارزیابی عملکرد مدل از RMSE استفاده شد. با توجه به این که تغییرات در مقادیر اکسترمم نسبت به تغییرات در میانگین تأثیر بیشتری بر اقلیم دارند از چندین اندیس آماری- اقلیمی برای سنجش عملکرد این روش استفاده شد. نتایج حاصله از هر دو مدل نرو فازی (مدل غیر خطی) و مدل ASD (مدل خطی) نشان‌دهنده افزایش درجه حرارت حداکثر و میانگین از سال ۱۹۷۱-۲۱۰۰ در ایستگاه کرمان می‌باشد که با چهارمین گزارش هیات دول اقلیم مبنی بر افزایش درجه حرارت ماکزیمم بین ۲/۴ تا ۶/۴ درجه سانتی‌گراد در قرن بیست و یکم مطابقت دارد. درجه حرارت حداقل در بعضی موارد روند نزولی داشته است. نتایج نشان‌دهنده دقت بالاتر روش نرو فازی در مدل کردن اندیس‌های اکسترمم درجه حرارت می‌باشد. برخلاف درجه حرارت، بارندگی روند یکسانی در دوره‌های مختلف ندارد. همچنین نتایج حاصله از عملکرد شاخص‌های بارش با استفاده از مدل نرو فازی نشان داد که این مدل نسبت به مدل ASD که مدلی خطی است، ضعیف‌تر عمل می‌کند. همان‌طوری که در نتیجه‌گیری پروژه STARDEX بیان شده است بهترین روش ریز مقیاس نمایی آماری در یک



شکل ۱۵- حداکثر روزهای خشک برای دوره اقلیم آینده، با استفاده از داده‌های نسل سوم مدل جهانی اقلیم (ASD)

جدول ۱۰- مقدار افزایش پارامترهای بارندگی هر یک از دوره‌های سی ساله نسبت به دوره پایه

پارامتر	دوره‌های سی ساله	ASD	ANFIS
میانگین	۲۰۴۰-۲۰۱۱	۰/۰۳۵	۰/۲۹
بارش	۲۰۷۰-۲۰۴۱	۰/۰۱۹	۰/۳۷
(میلیمتر)	۲۰۷۱-۲۱۰۰	۰/۰۷۵	۰/۴۲
درصد	۲۰۴۰-۲۰۱۱	۰/۱۶۱	٪ ۲/۱۹
روزهای	۲۰۷۰-۲۰۴۱	٪۱/۶۸	٪۳/۶۱
مرطوب	۲۰۷۱-۲۱۰۰	٪۱/۲۱	٪۴/۲۱
حداکثر تعداد	۲۰۴۰-۲۰۱۱	-۳/۳۱	-۴/۴۱
روزهای	۲۰۷۰-۲۰۴۱	-۳/۴۶	-۵/۴۱
خشک(روز)	۲۰۷۱-۲۱۰۰	-۳/۱۴	-۵/۷۴

نتایج نشان می‌دهد در هر سه دوره سی ساله روزهای مرطوب در تمام ماه‌های سال به جز ماه فوریه و مارس افزایش می‌یابد. جدول ۱۰ مقدار افزایش پارامترهای بارندگی را در هر یک از دوره‌های سی ساله نسبت به دوره پایه با استفاده از دو مدل نرو فازی و ASD نشان می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد در دوره سی ساله اول حداکثر تعداد روزهای خشک در تمام ماه‌های کاهش می‌یابد. در دوره سی ساله دوم، حداکثر تعداد روزهای خشک در تمام ماه‌های سال به جز ماه آوریل نسبت به دوره پایه کاهش می‌یابد. در دوره سی ساله سوم روزهای خشک در تمام ماه‌های سال به جز

- Multivariate Analysis. *J. Hydrol.*, 385(1-4): 13-22.
- Choi, L. 1993. An Application Hydroinformatic tools for Rainfall Forecasting. University of New South Wales: phd thesis, Australia, 752.
- DAI Team. CGCM3 Predictors. 2008. Sets of Predictor Variables Derived From CGCM3 T47 and NCEP/NCAR Reanalysis. Version 1.1, Montreal, QC, Canada, 15 pp.
- Dibike, Y.B., Coulibaly, P. 2006. Temporal Neural Networks for Downscaling Climate Variability and Extremes. *Neural Netw.*, 19(2): 135-144.
- Hay, L.E., McCabe, G.J., Wolock, D.M. Ayers, M.A. 1991. Simulation of Precipitation by Weather Type Analysis. *Water Resour. Res.*, 27(4): 493-501.
- Hessami, M., Gachon, P., Ouarda, T. B. M. J., and St-Hilaire. 2008. Automated Regression-Based Statistical Downscaling Tool. *Environmental Modelling & Softw.*, 23(6): 813-834.
- Hessami, M., Anctil, F., and Viau, A.A. 2003. An Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for the Post-Calibration of Weather Radar Rainfall Estimation. *J. Hydroinform.*, 5: 63-70.
- Hewitson, B.C., Crane, R.G. 1996. Climate Downscaling: Techniques and Application. *Clim. Res.*, 7(2): 85-95.
- Hughes, J.P., Guttorp, P. 1994. A Class of Stochastic Models for Relating Synoptic Atmospheric Patterns to Local Hydrologic Phenomena. *Water Resour. Res.*, 30(5): 1535-1546.
- Jeong DI, St-Hilaire A, Ouarda TBMJ, Gachon P (a). 2013. Projection of future daily precipitation series and extreme events by using a multi-site statistical downscaling model over Montréal, Québec, Canada. *Hydrol. Res.*, 44: 147-16.
- Jeong DI, St-Hilaire A, Ouarda TBMJ, Gachon P (b). 2013. Projection of multi-site daily temperatures over the Montréal area, Canada. *Clim. Res.*, 56: 261-280.
- Karl, T.R., Wang, W.C., Schlesinger, M.E., Knight, R.W., Portman, D. 1990. A Method of Relating General Circulation Simulated Climate to Observed local Climate, Part I,

منطقه و در زمان‌های مختلف از قبل قابل پیش‌بینی نیست، لذا با توجه به عدم قطعیت نتایج حاصل از پیش‌بینی دما و بارش پیشنهاد می‌گردد این مطالعه با دیگر خروجی‌های مدل جهانی اقلیم و سایر روش‌های ریز مقیاس نمایی آماری بررسی گردد. همچنین اندیس‌های اکسترمم متعددی وجود دارند که می‌توان از آنها برای بررسی بیشتر تغییرات اقلیمی استفاده کرد. با توجه به این که اندیس‌های STARDEX برای اقلیم اروپا مدون شده‌اند می‌توان اندیس‌هایی مطابق با اقلیم ایران تعریف کرد. برای بررسی بیش‌تر بارندگی می‌توان از شاخص‌های دیگری مانند حداکثر بارش سه روزه (R3days)، مجموع بارش فصلی (RR) و روزهای بارش بیش از ۱۰ میلی‌متر (RR10) استفاده کرد. در این مقاله عدم قطعیت ناشی از روش‌های ریز مقیاس نمایی با توجه به نتایج متفاوت حاصل از دو روش ASD و ANFIS آشکار شد. اگر از دیگر روش‌ها، داده‌ها و سناریوهای مختلف استفاده شود می‌توان عدم قطعیت را مدلسازی کرد و نتایج را نه به صورت یک عدد بلکه با یک توزیع احتمال و یا یک تابع عضویت ارائه داد.

منابع

- تورینی، ن، حسامی کرمانی، م.ر. ۱۳۹۲. پیش‌بینی تغییرات اقلیمی با استفاده از الگوریتم نرو فازی (مطالعه موردی ایستگاه‌های تهران و تبریز). *مجله مهندسی عمران شریف*، ۲(۲۹): در دست چاپ.
- Ahrens, D. C. 1998. Essentials of meteorology, an introduction to the atmosphere. Wadsworth publishing company. 2nd edition: 443.
- Bardossy, A., Plate, E.J. 1991. Modeling Daily Rainfall Using a Semi-Markov Representation of Circulation Pattern Occurrence. *J. Hydrol.*, 122(1-4): 33-47.
- Cavazos, T., Hewitson, B.C. 2005. Performance of NCEP-NCAR reanalysis variables in statistical downscaling of daily precipitation. *Clim. Res.*, 28(2): 95-107.
- Chen Shien-Tsung, P.-S.Y., Yi-Hsuan. T. 2010. Statistical Downscaling of Daily Precipitation Using Support Vector Machines and

- Tolika, K., Anagnostopoulou, C., Maheras, P., Vafiadis, M. 2008. Simulation of Future Changes in Extreme Rainfall and Temperature Conditions over the Greek Area: A Comparison of Two Statistical Downscaling Approaches. *Glob. and Planetary Change*, 63(2): 132-151.
- Von Storch, H., Zorita, E., Cubasch, U. 1993. Downscaling of Global Climate Change Estimates to Regional Scales an Application to Iberian Rainfall in wintertime. *J. clim.*, 6(6): 1161-1171.
- Wigley, T. M. L., Jones, P. D., Briffa, K. R., & Smith, G. 1990. Obtaining Sub grid Scale Information from Coarse-Resolution General Circulation Model Output. *J. Geophys. Res.*, 95(D2): 1943-1953.
- Wilby, R.L., Dawson, C.W. and Barrow E.M. 2002. SDSM-a decision support tool for the assessment of regional climate change impact. *Environmental Modeling & Softw.*, 1(2): 147-159.
- Seasonal Statistics. *J. Clim.*, 3(10): 1053-1079.
- Kim, J.-W., Chang, J.-T., Baker, N.L., Wilks, D.S., Gates, W.L. 1984. The Statistical Problem of Climate Inversion: Determination of Relationship between Local and Large-Scale Climate. *Monthly weather rev.*, 112(10): 2069-2077.
- Matyasovszky, I., I. Bogardi and L. Duckstein. 1994. Comparison of Two GCMs to Downscale Temperature and Precipitation under Climate Change. *Water Resour. Res.*, 38(12):3437- 3448.
- Miller, N.L., Bashford, K.E, and Strem, E. 2001. Climate Change Sensitivity Study of California Hydrology, A report to the California Energy Commission: Lawrence Berkeley National Laboratory Technical Report no. 49110, 30 pp.
- Richardson, C.W. 1981. Stochastic Simulation of Daily Precipitation, Temperature and Solar Radiation. *Water Resour. Res.*, 17(1): 182-190.



Comparison between Neuro-Fuzzy and ASD Methods to Predict Climate Change, Case Study: Synoptic Station of Kerman (1971-2000)

N. Zinati^{1*}, M. R. Hessami Kermani²

Received: 28/05/2014

Accepted: 28/08/2014

Abstract

Many climate change impact studies require information at a finer resolution than that provided by Global Climate Models (GCMs). In this study, performance of two statistical models namely, ANFIS and ASD, for downscaling daily precipitation (occurrence and amount) and temperature has been compared. A combination method of Genetic algorithm and ASD was employed to identify downscaling predictors that have the most significant influence on the study variables for a 30 years period of 1971 to 2000 in Kerman Station, south east of Iran. The first 15 years of data (1971 to 1985) were used for calibration and rest was kept for evaluation. One of the main steps in downscaling is choosing the most dominant variables. The results revealed that in case of precipitation, these variables are relative and specific humidity at 500 HPa, surface airflow, strength, 850 HPa zonal velocities and 500 HPa geopotential heights. For modeling temperature, mean sea level pressure, surface vorticity and 850 HPa geopotential heights were the most dominant variables. Outputs from the third generation Canadian Coupled Global Climate Model (CGCM3) were used to test two models over the current period (i.e. 1971-2000), and comparing the results with observed temperature and precipitation in Kerman station. Results indicated that the agreement of simulations with observations depends on the GCMs atmospheric variables used as “predictors” and the performance of the statistical downscaling model vary for different seasons. The results showed a slight increase in temperature in future period comparing to baseline (1971-2000). The comparison of ANFIS and ASD models indicated that they performed well for temperature with almost similar results, but ASD model performed better in projecting precipitation than ANFIS.

Keywords: Climate change, Downscaling, Genetic Algorithm, Neuro Fuzzy, ASD

¹M. Sc Graduate of Water Resource Engineering, Kerman Graduate University of Technology, Iran

²Department of Civil Engineering, Shahid Bahonar University of Kerman, Iran

(*Corresponding author email address: Nasim.Zinati@gmail.com)