نشریه هواشناسی کشاورزی
جلد ۷، شماره ۱، بهار و تابستان ۱۳۹۸، صص.۱۲-۳

Journal of Agricultural Meteorology
Vol. 7, No. 1, Spring & Summer 2019, pp. 3-12

ارزیابی دقت مدل‌های NMME در پیش‌بینی بارش ماهانه (مطالعه موردی: حوضه سفیدرود)

حسین دهبان[۱]، کیومرث ابراهیمی[۲*]، شهاب عراقی‌نژاد[۳]، جواد بذرافشان[۳]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۹/۱۶
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۴/۲۰

چکیده

پیش‌بینی بارش در مقیاس فصلی و ماهانه اهمیت زیادی در مدیریت بهینه منابع آب و مطالعات اقلیمی-کشاورزی دارد. هدف مطالعه حاضر ارزیابی دقت مدل‌های NMME در پیش‌بینی بارش ماهانه حوضه آبریز سفیدرود است. برای این منظور، داده‌های پیش‌بینی تاریخی مدل‌های NMME از تارنمای دانشگاه کلمبیا و داده‌های بارش ایستگاه‌های همدیدی موجود در منطقه از سازمان هواشناسی کشور برای دوره ۱۹۸۲ تا ۲۰۱۷ دریافت شدند. با به‌کارگیری روش‌های آماری، دقت مدل‌های NMME در پیش‌بینی بارش ماهانه در مقایسه با داده‌های مشاهداتی ارزیابی شد. نتایج نشان داد که مدل‌های NMME به تنهایی دارای دقت مناسبی نمی‌باشد، به گونه‌ای که حداکثر مقدار میانگین ضریب تبیین محاسبه شده ۰/۶ به دست آمد. ترکیب نتایج چند مدل پیش‌بینی نشان داد که دقت پیش‌بینی‌ها را می‌توان تا حد قابل قبولی افزایش داد، به طوری که میانگین مقادیر ضریب تبیین به ۰/۷ افزایش یافت. همچنین برای بررسی عدم قطعیت پیش‌بینی بارش، ۷۸ عضو از مدل‌های پیش‌بینی مورد بررسی قرار گرفت. بر اساس نتایج، مدل‌ها در برخی از ماه‌های سال بیش‌برآورد (با احتمال نزدیک به ۸۰ درصد)، دارند. همچنین تحلیل عدم قطعیت مدل‌های پیش‌بینی نیز نشان داد که با ترکیب نتایج مدل‌های مختلف، می‌توان بازه عدم قطعیت را کاهش داد.

واژه‌های کلیدی: بارش، پیش‌بینی، عدم قطعیت، همادی

مقدمه

استفاده از اطلاعات پیش‌بینی هیدرواقلیمی برای بهبود مدیریت منابع آب و برنامه‌ریزی بهینه در سامانه‌های منابع آب، مفید است چرا که رابطه تنگاتنگی بین مدیریت منابع آب و هواشناسی وجود دارد و اطلاعات هیدرواقلیمی پیشرفته و نوین برای پشتیبانی و توسعه بهتر مدیریت منابع آب، مفید است (Barsugli et al., 2012). پتانسیل پیش‌بینی در مقیاس فصلی به ویژه برای جریان آب، باعث افزایش راندمان تخصیص آب و ارائه خدمات بهتر به حوزه‌های مختلف می‌شود. استفاده از چنین پیش‌بینی‌هایی توانایی آماده شدن و مقابله با شرایط پیش‌بینی شده در آینده را فراهم می‌کند و به طور بالقوه خطرات مربوط به آب و هوا را کاهش داده و بستر را برای استفاده درست از فرصت‌ها فراهم می‌کند (Vitart et al., 2012). مطالعات زیادی به استفاده از پیش‌بینی‌های هواشناسی و اقلیم در مدیریت منابع آب در سطح جهان پرداخته‌اند که اهمیت این نوع از پیش‌بینی‌ها را برای مدیران و برنامه‌ریزان منابع آب نشان می‌دهد. از این پژوهش‌ها می‌توان به پیش‌بینی مصارف آب (Altunkaynak and Nigussie, 2017)، پیش‌بینی خشکسالی جهت مدیریت اکولوژیک و مدیریت منابع آب (Ma et al., 2018)، ارزیابی پیش‌بینی‌های فصلی اقلیمی برای تصمیم‌گیری (Bruno Soares et al., 2018)، مدیریت آب زیرزمینی برای کشاورزی (Fallon et al., 2019)، پیش‌بینی دمای فصلی (Najafi et al., 2018)، پیش‌نگری اثرات کمی تغییر اقلیم (Khalili et al., 2016) اشاره کرد. قبل از این که از پیش‌بینی‌های فصلی از جمله پیش‌بینی بارش ماهانه در مدیریت و برنامه‌ریزی منابع استفاده شود باید ابتدا دقت نتایج پیش‌بینی‌های انجام

[۱] دانشجوی دکترای مهندسی منابع آب، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران
[۲] استاد گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران
(*نویسنده مسئول: EbrahimiK@ut.ac.ir)
DOI: 10.22125/agmj.2019.154084.1043
[۳] دانشیار گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی و کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

شده، مورد ارزیابی قرار گیرد. روش‌ها و مدل‌های مختلفی برای پیش‌بینی بارش ماهانه وجود دارد. مدل‌هایی که در پژوهش حاضر از آن‌ها برای پیش‌بینی بارش در مقیاس ماهانه و فصلی استفاده شده است، مدل‌های عددی اقلیمی هستند. یکی از معروف‌ترین این مدل‌ها، مدل اقلیمی CFSv2[1] (Saha et al., 2014) می‌باشد که توسط مرکز ملی پیش‌بینی‌های زیست‌محیطی آمریکا (NCEP)[2] توسعه داده شده است. مطالعات متعددی نیز در نقاط مختلف جهان به ارزیابی دقت پیش‌بینی این نوع مدل‌ها در مقیاس ماهانه و فصلی پرداخته‌اند و اکثراً به این نتیجه رسیدند که استفاده از این مدل‌ها باعث ایجاد پتانسیل خوبی در پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی در مقیاس ماهانه و فصلی در جهان شده است. برای مثال در پژوهشی، پتانسیل و دقت مدل CFSv2 در پیش‌بینی بارش و دمای ۲ متری از سطح زمین در ۱۷ منطقه از چین مورد ارزیابی قرار گرفت. به این صورت که داده‌های شبکه‌ای پیش‌بینی شده نسبت به داده‌های مشاهداتی شبکه‌ای برای دوره ۲۰۰۷ تا ۱۹۸۲ با هم مقایسه شدند. هدف از پژوهش آن‌ها، شناسایی مناطق و فصل‌هایی از سال بود که در آن‌ها، دقت پیش‌بینی مدل، بالا باشد. نتایج پژوهش نشان داد که دقت مدل CFSv2 در پیش‌بینی بارش و دمای ۲ متری، بسیار وابسته به نوع منطقه و فصل پیش‌بینی است. همچنین نتایج آن‌ها نشان داد که دقت مدل CFSv2 در پیش‌بینی دمایی فصلی، بیش‌تر از دقت پیش‌بینی بارش فصلی بوده است (Lang et al., 2014). در پژوهش دیگری که در اروپا انجام شد نتایج پیش‌بینی همادی مدل‌های فصلی شمال آمریکا (NMME)[3] مورد بررسی قرار گرفت. آن‌ها نتایج ۸ مدل پیش‌بینی فصلی موجود در مرکز NMME را برای پیش‌بینی فصلی در اروپا با استفاده از روش‌های مختلف ترکیب مدل‌ها، به پیش‌بینی همادی تبدیل کردند. در نهایت به این نتیجه رسیدند که استفاده مدل‌ها به صورت جداگانه در پیش‌بینی فصلی، دارای مهارت خوبی نبوده و استفاده از روش‌های مختلف ترکیب کردن نتایج مدل‌ها (پیش‌بینی همادی) باعث افزایش دقت پیش‌بینی خواهد شد (Slater et al., 2017). در پژوهش دیگری که برای پیش‌بینی دمای فصلی در حوضه‌های آبریز ایران انجام شد، دقت مدل‌های مرکز NMME مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که استفاده از مدل‌های پیش‌بینی مرکز NMME در پیش‌بینی دمای فصلی دارای خطای زیادی است و اگر از ترکیب نتایج پیش‌بینی مدل‌های مختلف استفاده شود، نتایج پیش‌بینی حاصل (پیش‌بینی همادی) قابل اعتماد خواهد بود (Najafi et al., 2018). در پژوهش دیگری در کشور چین به بررسی مدل‌های مرکز NMME جهت بهبود نتایج پیش‌بینی بارش پرداخته شد. در پژوهش مذکور، از روش‌های پس‌پردازش یادگیری ماشین[4] و موجک[5] جهت حذف خطای پیش‌بینی بارش استفاده شد. نتایج پژوهش نشان داد که روش‌های پس‌پردازش مذکور به عنوان یک ابزار مفید برای حذف خطای سامانمند مدل‌های NMME قابل استفاده هستند و باعث بهبود نتایج پیش‌بینی بارش خواهند شد (Xu et al., 2019). در ارتباط با استفاده از نتایج مدل‌های پیش‌بینی اقلیمی در مقیاس زمانی فصلی و ماهانه در امر مدیریت منابع آب نیز مطالعاتی توسط برخی از پژوهشگران انجام شده است. برای مثال Shamir (2017) پژوهشی را در رابطه با استفاده از پیش‌بینی‌های جریان فصلی در مدیریت منابع آب در یکی از حوضه‌های آبریز آریزونا که با محدودیت ذخیره آبخوان مواجه بود، انجام داد. او با استفاده از شاخص‌های نوسانات جنوبی و همچنین مدل پیش‌بینی فصلی اقلیمی CFS، پیش‌بینی پارامترهای هواشناسی را تا ۴ ماه آینده مورد بررسی قرار داد. نتایج پژوهش او نشان داد که با به کارگیری نتایج پیش‌بینی در مدیریت و بهره‌برداری از مخازن آب زیرزمینی، باعث می‌شود تا در منطقه مورد مطالعه، از شدت میزان افت سطح آب زیر زمینی کاسته شود. مطالعات گذشته همچنین نشان می‌دهد که تاکنون در اکثر موارد، برای پیش‌بینی هیدرولوژیک از جمله جریان ورودی به مخازن آب، از روش‌های آماری و مدل‌های داده‌مبنا استفاده شده است. برای مثال می‌توان به برخی از این پژوهش‌ها ارتباط با پیش‌بینی هیدرولوژیک از جمله رگرسیون (Schick et al., 2018)، شبکه‌های عصبی (Xu et al., 2009؛ Dariane and Azimi, 2018)، مدل‌های مبتنی بر سری زمانی (Reza et al., 2018؛ Nazir et al., 2019؛ Gharde et al., 2016) اشاره نمود.

[1] Climate Forecasting System-version 2
[2] National Centers for Environmental Prediction
[3] North American Multi-Model Ensemble
[4] Machine learning
[5] Wavelet

این در صورتی است که اکثر مناطق ایران با مشکل کمبود داده مواجه هستند و مدل‌های داده‌مبنا را نمی‌توان با دقت مناسبی توسعه داد. از طرفی بررسی پژوهش‌های گذشته نشان می‌دهد که پتانسیل خوبی در ارتباط با مدل‌های اقلیمی برای پیش‌بینی متغیرهای هیدرواقلیمی در مقیاس زمانی ماهانه و فصلی وجود دارد. بنابراین به عنوان یک راهکار جایگزین به جای روش‌های سنتی، می‌توان از مدل‌های اقلیمی برای پیش‌بینی هیدرولوژیک در مقیاس فصلی و ماهانه استفاده نمود. بررسی سوابق مطالعاتی نشان می‌دهد که تا کنون مطالعات گسترده‌ای در ارزیابی پیش‌بینی ماهانه و فصلی بارش با استفاده از نتایج مدل‌های اقلیمی جهانی در ایران انجام نشده است و ارزیابی دقت این مدل‌ها در پیش‌بینی بارش حوضه‌های آبریز ایران به طوری‌که بتوان در مدیریت و بهره‌برداری بهنگام از منابع آب، استفاده نمود، مورد بررسی قرار نگرفته است. عمده مطالعات انجام شده در ایران مرتبط با پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت جهت استفاده در سامانه‌های هشدار سیل بوده و در مقیاس ماهانه و فصلی نیز روش‌ها سنتی به کار گرفته شده است. لذا هدف اصلی در پژوهش حاضر، ارزیابی پتانسیل استفاده از پیش‌بینی‌های ماهانه مدل‌های اقلیمی جهانی برای پیش‌بینی بارش در حوضه آبریز سفیدرود است. انتظار می‌رود که از نتایج این پژوهش بتوان در مراحل بعدی برای امور مدیریت و برنامه‌ریزی منابع آب استفاده کرد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در این پژوهش، حوضه آبریز سفیدرود در نظر گرفته شد و ایستگاه‌های همدیدی با حداقل طول دوره آماری ۲۵ سال موجود در حوضه آبریز انتخاب شدند. داده‌های بارش مشاهداتی از سازمان هواشناسی ایران دریافت به عنوان داده‌های دیده‌بانی شده تاریخی جهت مقایسه با پیش‌بینی تاریخی بارش حاصل از مدل‌های پیش‌بینی در نظر گرفته شدند. در جدول ۱ مشخصات کلی ایستگاه‌های همدیدی همراه با میانگین بلندمدت بارش در ماه‌های مورد بررسی و در شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه و پراکنش ایستگاه‌های همدیدی موجود در آن ارائه شده است. داده‌های پیش‌بینی تاریخی حاصل از مدل‌های پیش‌بینی فصلی نیز از وبگاه اینترنتی دانشگاه کلمبیا[1] برای دوره ۱۹۸۲ تا ۲۰۱۷ دریافت شدند که جزئیات بیش‌تر این مدل‌ها در بخش مدل‌های پیش‌بینی فصلی اقلیمی ارائه شده است.

Table 1- Long-term averaged precipitation (mm) of the synoptic stations

جدول ۱- میانگین بلند مدت بارش (mm) مشاهداتی ایستگاه‌های همدیدی مورد مطالعه

Station	Jan.	Feb.	Mar.	Oct.	Nov.	Dec.
Mianeh	29	26	36	22	31	29
Khalkhal	27	37	48	34	44	32
Khodabande	36	44	60	26	53	43
Zanjan	25	29	39	24	34	27
Bijar	35	34	54	27	46	37
Zareineh-obato	37	40	56	28	54	39
Ghorve	33	36	59	25	46	36

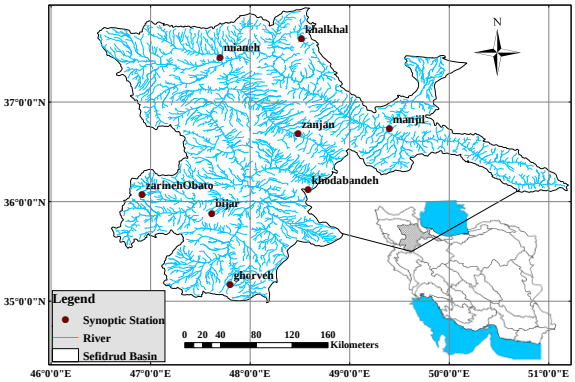

Figure 1- Location of the study area and spatial distribution of selected synoptic stations

شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه و پراکنش ایستگاه‌های همدیدی منتخب

مدل‌های عددی پیش‌بینی فصلی

مدل‌های پیش‌بینی فصلی اقلیمی از جمله مدل‌های گردش عمومی جو هستند که پیش‌بینی از چند هفته تا چند ماه از خصوصیات جو را انجام می‌دهند. این مدل‌ها در مقایسه با پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت آب و هوا که بسیار وابسته به شرایط اولیه جو هستند (Vitart et al., 2008) وابستگی زیادی به ترکیب سیستم آب و هوایی مثل دمای سطح آب و رطوبت خاک دارند (Troccoli, 2010).

مدل‌های پیش‌بینی مرکز NMME

مرکز NMME پروژه‌ای است که از سال ۲۰۱۱ شروع به کار کرده است و هدف آن ارائه پیش‌بینی‌های نزدیک به زمان واقعی با دقت بالا با همادی کردن نتایج مدل‌های

[1]https://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/NMME/monanom.shtml

مختلف است (Kirtman, 2014). این مرکز متشکل از مراکز پیش‌بینی آمریکا (NASA[1]، NOAA/NCEP[2]، NOAA/GFDL[3]، NCAR، IRI[4]) و مرکز پیش‌بینی کانادا (CMC)[5] است (Slater et al., 2017). در جدول ۲ اطلاعات برخی از مدل‌های موجود در پایگاه داده NMME آورده شده است.

Table 2- Seasonal forecasting models used in this research from NMME center

جدول ۲ - مدل‌های پیش‌بینی فصلی مورد استفاده از مرکز NMME

Model	Hindcast	Resolution	Lead time
CVSv2	1982 to present	1°	1-11 month
COLA-RSMAS-CCSM4			
CMC1-CanCM3	1981 to present		
CMC2-CanCM4			
GFDL-CM2p5-FLOR-A06	1980 to present		
GFDL-CM2p5-FLOR-B01			

ارزیابی دقت مدل‌های پیش‌بینی بارش

به منظور ارزیابی دقت نتایج پیش‌بینی بارش حاصل از مدل‌های پیش‌بینی در مقایسه با داده‌های مشاهداتی (۱۹۸۲ تا ۲۰۱۴)، از روش رگرسیونی گام به گام، شاخص‌های آماری ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)[6] استفاده شد. به این صورت که ابتدا داده‌های پیش‌بینی تاریخی مدل پیش‌بینی تاریخی بارش ماهانه برای در سطح محدوده مطالعاتی و برای پیش‌بینی‌های صدور ماه‌های مختلف و زمان پیش‌بینی از ۱ تا ۳ ماه آینده تهیه شد. سپس از داده‌های بارش ماهانه ۸ ایستگاه سینوپتیک سازمان هواشناسی برای مقایسه و ارزیابی بارش پیش‌بینی (تصحیح و تدقیق پیش‌بینی) استفاده گردید. لازم به ذکر است که پیش‌بینی بارش در ماه‌های خشک سال لحاظ نشده است و پیش‌بینی بارش ماه‌های میلادی ژانویه، فوریه، مارس، اکتبر، نوامبر و دسامبر در نظر گرفته شده است. به این صورت که بارش هر یک از این ماه‌ها در زمان پیش‌بینی مختلف (صدور پیش‌بینی در ماه‌های مختلف از ۱ تا ۳ ماه قبل) بررسی شده است.

رگرسیون گام به گام[7]

در آمار، رگرسیون گام به گام یک روش مناسب برای مدل‌های رگرسیون است که در آن انتخاب متغیرهای پیش‌بینی کننده با روش خودکار انجام می‌شود و معمولاً برای داده‌هایی استفاده می‌شود که معیار سنجش آن‌ها فاصله‌ای است. رگرسیون خطی به دو صورت رگرسیون خطی ساده و رگرسیون خطی چندمتغیره مطرح می‌گردد. رویکرد انتخاب متغیر به عنوان پیش‌بینی کننده در رگرسیون گام به گام به صورت انتخاب پیش‌رو، پس‌رو و روش دو طرفه است (Efroymson, 1960). در پژوهش حاضر با استفاده از رگرسیون گام به گام برای انتخاب بهترین مدل پیش‌بینی کننده و همچنین ترکیب مدل‌های پیش‌بینی بارش استفاده خواهد شد.

طبقه‌بندی بارش

در پژوهش حاضر برای طبقه‌بندی بارش به سه کلاس نرمال، زیر نرمال و بالاتر از نرمال، از شاخص درصد بارش نرمال (PNPI)[8] استفاده شد. بر اساس شاخص PNPI، بارش را می‌توان به ۹ طبقه تقسیم نمود ولی در پژوهش حاضر سعی شد تا کلاس مربوط به نرمال را مبنا قرار داده و سایر کلاس‌های بالاتر و پایین‌تر از نرمال را به دو طبقه کلی بالاتر و پایین‌تر از نرمال در نظر بگیریم. شاخص PNPI از معادله ۱ و معمولاً در مقیاس زمانی ماهانه و سالانه محاسبه می‌شود (Morid et al., 2006).

$$PNPI=\frac{Pi}{\overline{P}}\times 100 \qquad (۱)$$

در این معادله، P_i میزان بارش در سال و یا ماه iام و $\overline{P}$ میانگین بارش بلندمدت متناظر با آن می‌باشد.

نتایج و بحث

نتایج پیش‌بینی ماهانه بارش حاصل از ۶ مدل پیش‌بینی NMME از درگاه اینترنتی مربوطه برای ۶ ماه میلادی (اکتبر، نوامبر، دسامبر، ژانویه، فوریه و مارس) با زمان پیش‌بینی متفاوت (شرایط اولیه متفاوت) دریافت شدند. به این صورت که بارش هر ماه میلادی با سه زمان

[1] National Aeronautics and Space Administration
[2] National Oceanic and Atmospheric Administration
[3] Geophysical Fluid Dynamics Laboratory Climate Model
[4] International Research Institute for Climate and Society
[5] Canadian Coupled Global Climate Model
[6] Root Mean Square Error
[7] Stepwise Regression
[8] Percent Normal Precipitation Index

پیش‌بینی مختلف پیش‌بینی شده است. در پژوهش حاضر پیش‌بینی بارش برای ماه‌های میلادی که متناسب با آن در ایران نیز شروع بارش‌ها است انجام شده است. این ماه‌ها شامل ژانویه، فوریه، مارس، آوریل، مه، اکتبر، نوامبر و دسامبر می‌باشد و برای هر ماه، ۳ پیش‌بینی متفاوت (پیش‌بینی صادره برای ۱ تا ۳ ماه آینده) موجود می‌باشد. لازم به ذکر است که پیش‌بینی هر ماه برای دوره تاریخی از ۱۹۸۲ تا ۲۰۱۷ انجام شده است و امکان ارزیابی هر یک از مدل‌های پیش‌بینی را با استفاده از روش‌های آماری فراهم کرده است. برای انجام پژوهش حاضر، نتایج ۶ مدل پیش‌بینی در محدوده حوضه آبریز سفیدرود (شامل پیکسل‌های پیش‌بینی مدل) دریافت شدند و با استفاده از داده‌های دیده‌بانی شده ۸ ایستگاه همدیدی موجود در منطقه با طول آماری مناسب، پس‌پردازش هر یک از مدل‌های پیش‌بینی صورت گرفت و میزان همبستگی و خطای هر یک از مدل‌ها برای اجرای مدل‌ها در دوره تاریخی محاسبه و ارزیابی شد. در ادامه نتایج مربوط به ارزیابی دقت پیش‌بینی هر یک از مدل‌ها (نتایج حاصل از تحلیل همبستگی و رگرسیون) ارائه شده است.

ارزیابی دقت مدل‌ها به صورت منفرد

در ابتدا دقت پیش‌بینی بارش انجام شده توسط ۶ مدل مورد بررسی به صورت جداگانه مورد ارزیابی قرار گرفت. سپس نتایج پیش‌بینی بارش دوره تاریخی هر یک از مدل‌های با بارش مشاهداتی هر یک از ایستگاه‌ها با هم مقایسه گردید. ابتدا نتایج هر مدل پیش‌بینی برای گره‌های هم‌جوار هر ایستگاه و برای زمان پیش‌هشدار یا زمان پیش‌بینی ۱ تا ۳ ماه برای ماه‌های مورد بررسی به صورت سری زمانی تهیه شد و در مرحله بعد میزان همبستگی و شاخص RMSE بارش مشاهداتی و بارش پیش‌بینی شده در هر یک از گره‌ها محاسبه گردید. در واقع بهترین گره‌ها به عنوان گره پیش‌بینی کننده بارش در ایستگاه انتخاب شدند. لازم به ذکر است که در مواردی برای ایستگاه بیش از یک گره نیز به عنوان بهترین گره انتخاب شد که در نهایت با ترکیب خطی آن‌ها، یک رابطه خطی بین بارش ایستگاه و بارش پیش‌بینی شده به دست آمد. این کار برای هر ۶ مدل مورد بررسی انجام شد و در نهایت بهترین مدل در هر ایستگاه متناسب با تحلیل گره‌ها مجاور انتخاب گردید. دلیل انتخاب گره‌های مجاور این بود که چنانچه بارش پیش‌بینی شده دارای جابجایی مکانی باشد و بارش پیش‌بینی شده توسط مدل با مکان ایستگاه فاصله داشته باشد (اریبی مکانی)، امکان تشخیص و اصلاح آن وجود داشته باشد. به عبارتی جابجایی مکانی بارش نیز بررسی شده است. برای نمونه در شکل ۲، نتایج مربوط انتخاب بهترین مدل پیش‌بینی برای پیش‌بینی بارش ماه ژانویه از سه زمان پیش‌بینی مختلف به صورت متوسط هر سه زمان پیش‌بینی ارائه شده است. انتخاب بهترین مدل بر اساس دو معیار RMSE (کم‌ترین مقدار) و معیار همبستگی (بیش‌ترین مقدار) صورت گرفته است. بر اساس شکل، دو مدل GFDL از لحاظ شاخص‌های آماری مورد بررسی، در پیش‌بینی بارش ماه ژانویه (در پیش‌بینی‌های صادره از دسامبر، نوامبر و اکتبر) در ایستگاه‌های واقع در غرب و جنوب منطقه مورد مطالعه، کارایی بالایی داشته و در ایستگاه‌های شرقی حوضه، مدل CFSv2 به عنوان بهترین مدل انتخاب شده است. در جدول ۳ نیز برای نمونه، ضریب تبیین (R^2) در پیش‌بینی بارش ژانویه (صدور پیش‌بینی از ۱ تا ۳ ماه قبل) بر اساس بهترین مدل منتخب در هر ایستگاه ارائه شده است.

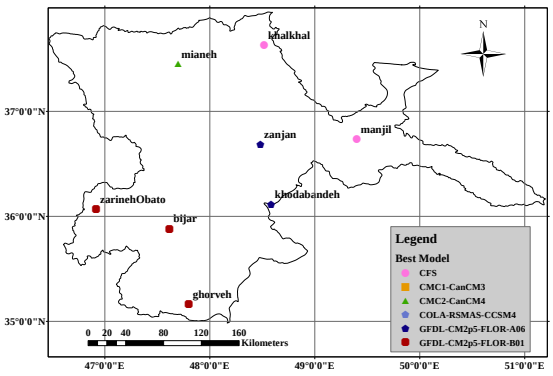

Figure 2- Best forecasting model at each station

شکل ۲- بهترین مدل پیش‌بینی در هر ایستگاه

بر اساس جدول ۳، در ماه ژانویه میزان R^2 بر اساس بهترین مدل پیش‌بینی عمدتاً بین ۰/۴ تا ۰/۶ برای پیش‌بینی‌های صادره از یک ماه قبل می‌باشد و این میزان همبستگی برای پیش‌بینی در مقیاس ماهانه تقریباً قابل قبول می‌باشد زیرا در پژوهش‌های مشابه انجام شده در سایر کشورها از جمله (Slater et al., 2017) که به ارزیابی دقت مدل‌های NMME در پیش‌بینی بارش پرداخته‌اند عمدتاً به همین میزان همبستگی دست یافته‌اند. میزان R^2 در ایستگاه بیجار و برای پیش‌بینی بارش ماه ژانویه از یک ماه قبل ۰/۷۷ بوده است و از سایر ایستگاه‌ها بالاتر است.

کم‌ترین مقدار R^2 نیز برای پیش‌بینی از یک ماه قبل بارش ماه ژانویه نیز در ایستگاه خدابنده و به مقدار ۰/۳۶ بوده است.

Table 3- Coefficient of determination of predicted precipitation compared to observation precipitation in Januray

جدول ۳- ضریب تبیین بارش پیش‌بینی شده در ماه ژانویه در مقایسه با بارش مشاهداتی

Station	IC[1] from Oct	IC from Nov	Forecast from Dec
Mianeh	0.26	0.34	0.47
Khalkhal	0.38	0.41	0.49
Khodabande	0.58	0.26	0.36
Zanjan	0.42	0.40	0.63
Bijar	0.49	0.56	0.77
Zareineh-obato	0.44	0.67	0.51
Ghorve	0.59	0.33	0.40
Manjil	0.41	0.44	0.53

بر اساس جدول ۳ همان طور که انتظار می‌رود میزان R^2 برای پیش‌بینی از یک ماه قبل نسبت به پیش‌بینی از دو و سه ماه قبل در اکثر ایستگاه‌های مورد بررسی بیش‌تر شده است به عبارت دیگر هرچه افق پیش‌بینی افزایش یابد، میزان دقت پیش‌بینی نیز کم می‌شود. برای پیش‌بینی بارش در ماه‌های دیگر نیز میزان R^2 در محدوده بین ۰/۴ تا ۰/۷ به دست آمد. در جدول ۴ نیز میزان مجذور میانگین مربعات خطای (RMSE) نمونه برای پیش‌بینی بارش ماه ژانویه ارائه شده است.

Table 4- Root Mean Square Error of predicted precipitation compared to observation precipitation (for single model in January)

جدول ۴- مجذور میانگین مربعات خطا بارش پیش‌بینی شده در مقایسه با بارش مشاهداتی (برای مدل منفرد در ماه ژانویه)

Station	IC from Oct	IC from Nov	IC from Dec
Mianeh	15.4	8.0	6.1
Khalkhal	14.0	10.0	5.5
Khodabande	11.0	9.0	7.2
Zanjan	12.0	11.7	5.0
Bijar	16.6	12.2	9.2
Zareineh-obato	17.0	13.9	12.4
Ghorve	13.1	13.2	10.7
Manjil	11.8	6.3	7.5

میزان RMSE در پیش‌بینی ماه ژانویه برای پیش‌بینی از یک ماه قبل بر اساس بهترین مدل در اکثر ایستگاه‌ها کم‌تر از ۱۰ میلی‌متر بوده که در مقایسه با میانگین بلندمدت بارش ماه ژانویه در ایستگاه‌های مورد بررسی، این میزان خطا قابل قبول می‌باشد (جدول ۴). برای پیش‌بینی‌های صادره از ۲ و ۳ ماه قبل نیز متوسط RMSE بین ۱۰ تا ۱۷ میلی‌متر بوده که در مقایسه با میانگین بلندمدت بارش، اندکی قابل توجه است. بنابراین کم‌تر می‌توان به نتایج پیش‌بینی مدل‌ها در حالت انفرادی برای پیش‌بینی‌های صادره بیش از یک ماه اعتماد کرد. باید توجه داشت که این موضوع در همه ایستگاه‌های مورد بررسی صادق نبوده یا به عبارت دیگر از نتایج مدل‌های پیش‌بینی به صورت انفرادی می‌توان در برخی از مناطق استفاده شود. لازم به ذکر است که مدل منتخب به عنوان بهترین مدل پیش‌بینی در هر یک از ایستگاه‌های مورد بررسی واقع در حوضه آبریز سفیدرود در پیش‌بینی بارش ماه‌های مختلف، متفاوت بوده است. مثلاً بهترین مدل منتخب پیش‌بینی در پیش‌بینی بارش ژانویه با بهترین مدل ماه نوامبر با هم متفاوت بوده است. از این رو برای پیش‌بینی بارش هر ماه یا باید از مدل مناسب در ماه مورد نظر استفاده شود و یا اینکه با تلفیق نتایج مدل‌ها با توجه به درجه اهمیت هر یک از آن‌ها در ماه مورد هدف، به یک سامانه همادی چند مدلی پیش‌بینی دست یافت به طوری که از آن بتوان در تمامی ماه‌ها و یا در حداکثر تعداد ماه‌ها جهت پیش‌بینی بارش به صورت عملیاتی (استفاده در مدیریت و برنامه‌ریزی منابع آب) استفاده نمود. از این رو در پژوهش حاضر سعی شد تا با ترکیب نتایج مدل‌ها، دقت مدل‌ها را در پیش‌بینی بارش افزایش داد و همچنین به مدل پیش‌بینی قابل اعتماد در تمام ماه‌های مورد بررسی دست یافت. برای ترکیب مدل‌ها با یک‌دیگر از رگرسیون گام به گام استفاده شد. در جدول ۵ نتایج ارزیابی تلفیق مدل‌های پیش‌بینی (همادی کردن ۶ مدل) به طور متوسط برای کل ایستگاه‌های مورد بررسی نشان داده شده است.

Table 5- R^2 and RMSE of predicted precipitation compared to observation precipitation (for combining models)

جدول ۵- R^2 و RMSE بارش پیش‌بینی شده در مقایسه با بارش مشاهداتی (برای تلفیق مدل‌ها)

Index	Jan.	Feb.	Mar.	Oct.	Nov.	Dec.
Lead time: 1 month						
R^2	0.73	0.68	0.71	0.61	0.65	0.74
RMSE	6.8	8.4	5.1	8.8	6.8	4.2
Lead time: 2 month						
R^2	0.58	0.63	0.55	0.51	0.61	0.46
RMSE	10.0	11.7	9.2	12.1	10.9	9.5
Lead time: 3 month						
R^2	0.51	0.45	0.40	0.49	0.53	0.59
RMSE	13.8	12.0	14.3	14.5	15.4	17.6

[1] Initial Condition

همان طور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود، بعد از ترکیب نتایج مدل‌ها با یکدیگر شاخص‌های ارزیابی پیش‌بینی بهبود یافته‌اند. همچنین در همه ماه‌ها میزان همبستگی نسبت به حالت منفرد (با لحاظ بهترین مدل پیش‌بینی) نسبتاً بالاتر می‌باشد.

بررسی بارش طبقه‌بندی شده

در پژوهش حاضر علاوه بر ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی در حالت تک عضوی (استفاده از میانگین عضوهای مدل پیش‌بینی)، سعی شد تا از تمامی عضوهای هر مدل که برای شرایط اولیه متفاوت اجرا شده‌اند نیز برای ارزیابی میزان دقت مدل‌ها استفاده شود. در ابتدا با توجه به میانگین بلندمدت بارش مشاهداتی در هر ایستگاه، بارش ماهانه هر ایستگاه با به‌کارگیری شاخص PNPI به سه طبقه نرمال، پایین و بالای نرمال تقسیم‌بندی شد. به این صورت که بازه بین ۲۰ درصد بالا و پایین میانگین بلندمدت به عنوان محدوده نرمال در نظر گرفته شد. در جدول ۶، طبقه و آستانه بارشی متناظر با آن برای نمونه در ماه ژانویه برای هر ایستگاه ارائه شده است.

Table 6- January precipitation category base on observation precipitation

جدول ۶- طبقه‌بندی بارش ماه ژانویه براساس بارش مشاهداتی

Station	Below	Normal	Above
Mianeh	>29.4	23.5-29.4	<23.5
Khalkhal	>27.0	21.6-27.0	<21.6
Khodabande	>36.4	29.1-36.4	<29.1
Zanjan	>25.0	20.0-25.0	<20.0
Bijar	>34.9	27.9-34.9	<27.9
Zareineh-obato	>29.6	29.6-37.0	<29.6
Ghorve	>32.7	26.2-32.7	<26.2
Manjil	>18.6	14.9-18.6	<14.9

نتایج نشان داد که در طبقه‌بندی بارش هر یک از اعضای مدل‌های پیش‌بینی مورد بررسی، به طور متوسط در تمامی ایستگاه‌های مورد بررسی، بیش از ۸۰ درصد مواقع (برای تمامی مدل‌های مورد بررسی) پیش‌بینی بارش ماه ژانویه توسط هر یک از اعضای مدل بیش‌تر از مقدار نرمال متناسب با جدول ۶ بوده است. به عبارت دیگر اکثر اعضای مدل‌هایی که تحت شرایط اولیه متفاوت در مدل به دست آمده‌اند، در بازه بالاتر از نرمال قرار می‌گیرند. با توجه به این که نتایج به دست آمده مربوط به مقایسه پیش‌بینی دوره تاریخی مدل‌ها با مقادیر مشاهداتی تاریخی می‌باشد می‌توان نتیجه گرفت که در صورت استفاده نتایج پیش‌بینی با لحاظ تمامی اعضای آن‌ها، احتمال بیش‌برآورد در پیش‌بینی بارش وجود خواهد داشت و لذا باید دقت نمود که نتایج قبل از استفاده در تصمیم‌گیری، اصلاح شوند. در شکل‌های ۳ و ۴ برای نمونه، نتایج مربوط به طبقه‌بندی بارش مربوط به ۱۰ عضو مدل CMC2-CanCM4 و مدل COLA-RSMAS-CCSM4 برای پیش‌بینی بارش ماه ژانویه (به طور متوسط برای پیش‌بینی از ۱ تا ۳ ماه قبل) نشان داده شده است.

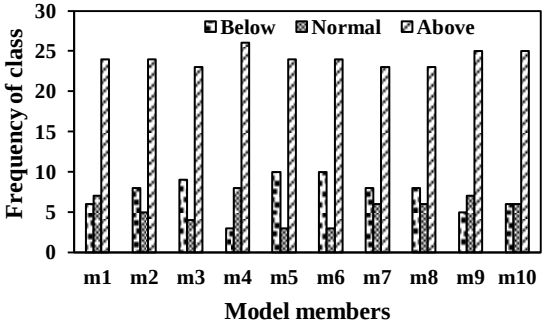

Figure 3- Frequency of precipitation in different classes- members of the CMC2-CanCM4 model

شکل ۳- فراوانی بارش در کلاس‌های مختلف –اعضای مدل CMC2-CanCM4

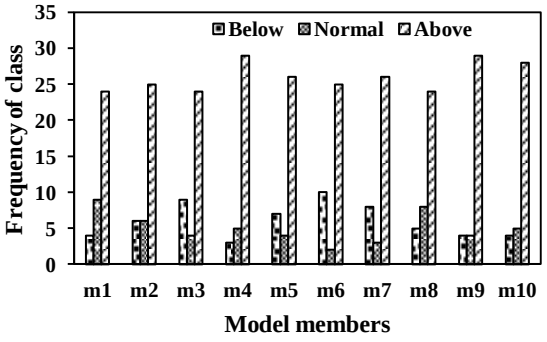

Figure 4- Frequency of precipitation in different classes- members of the COLA-RSMAS-CCSM4 model

شکل ۴- فراوانی بارش در کلاس‌های مختلف –اعضای مدل COLA-RSMAS-CCSM4

بر اساس شکل‌های ۳ و ۴ بیش‌تر فراوانی بارش در تمامی اعضا مربوط به کلاس بالای نرمال می‌باشد. لازم به ذکر است که نتایج ارائه شده برای پیش‌بینی ماه ژانویه (پیش‌بینی صادره از یک ماه قبل) می‌باشد و ممکن است برای زمان پیش‌بینی متفاوت، فراوانی کلاس‌ها تغییر کند. همچنین برای پیش‌بینی بارش ماه‌های دیگر از سال نیز انتظار می‌رود نتایج متفاوت‌تری به دست آید.

عدم قطعیت بارش پیش‌بینی شده

برای بررسی میزان عدم قطعیت بارش پیش‌بینی شده توسط مدل‌های NMME، تمامی اعضای هر یک از مدل‌ها به صورت جداگانه و به عنوان مدل پیش‌بینی در نظر گرفته شدند. در واقع هر یک از اعضای مدل بیان‌گر یک پیش‌بینی به ازای شرایط اولیه خاص خود است. به عبارتی برای مدل‌ها برای شرایط اولیه مختلف اجرا می‌شوند و پیش‌بینی‌های متعددی را برای آینده تولید می‌کنند. در مجموع برای ۶ مدل پیش‌بینی به تعداد ۷۸ عضو پیش‌بینی وجود خواهد داشت. بنابراین برای بررسی محدوده عدم قطعیت موجود در پیش‌بینی بارش، ۷۸ پیش‌بینی مختلف از پارامتر بارش برای دوره ۱۹۸۲-۲۰۱۷ به صورت نمودار جعبه‌ای ترسیم شدند. شکل‌های ۵ تا ۷، محدوده عدم قطعیت بارش پیش‌بینی شده را برای پیش‌بینی بارش ماه ژانویه نشان می‌دهد. همان طور که در شکل‌های ۵ تا ۷ مشاهده می‌شود، میزان تغییرات بارش زیاد است و این موضوع بیان‌گر عدم قطعیت بالای موجود در بارش پیش‌بینی شده توسط مدل‌ها مرکز NMME است. بعد از این پس‌پردازش آماری نتایج پیش‌بینی مدل‌های مختلف میزان خطا[1] اصلاح شد و نتایج مدل‌ها با هم تلفیق و میانگین‌گیری شد. این کار موجب شد تا عدم قطعیت موجود در پیش‌بینی بارش اندکی کاهش یابد. در شکل ۸ نمونه‌ای از نمودار تابع تجمعی تجربی برای پیش‌بینی بارش ماه ژانویه که بعد از اصلاح مدل‌ها و ترکیب آن‌ها به دست آمده است در مقایسه با نمودار توزیع تجمعی تجربی بارش دوره تاریخی نشان داده شده است.

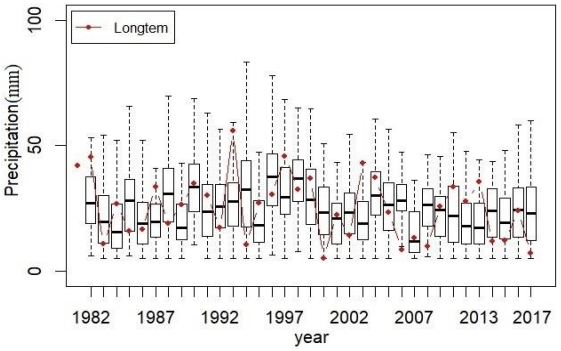

Figure 5- Boxplot of predicted precipitation of Ghorveh station for month of January during the long-term period (from one month ahead)

شکل ۵- نمودار جعبه‌ای بارش پیش‌بینی شده ماه ژانویه در دوره تاریخی در ایستگاه قروه (پیش‌بینی از یک ماه قبل)

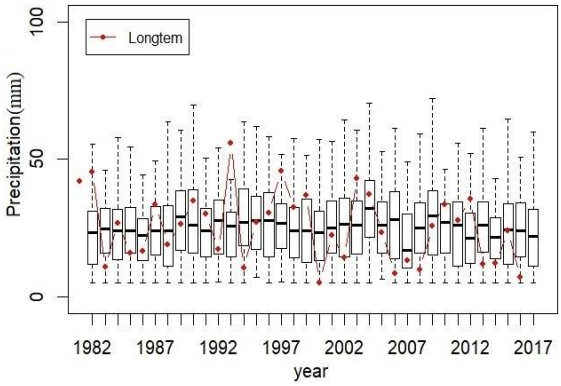

Figure 6- Boxplot of predicted precipitation of Ghorveh station for month of January during the long-term period (from two month ahead)

شکل ۶- نمودار جعبه‌ای بارش پیش‌بینی شده ماه ژانویه در دوره تاریخی در ایستگاه قروه (پیش‌بینی از دو ماه قبل)

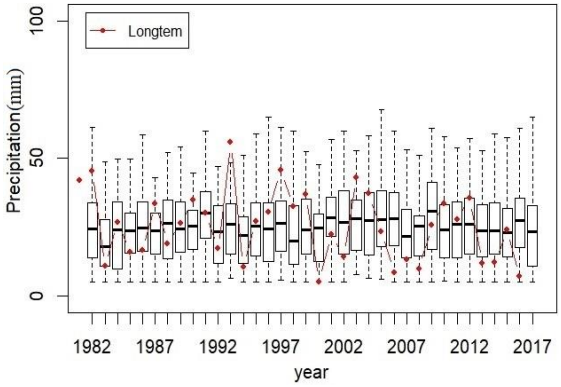

Figure 7- Boxplot of predicted precipitation of Ghorveh station for month of January during the long-term period (from three month ahead)

شکل ۷- نمودار جعبه‌ای بارش پیش‌بینی شده ماه ژانویه در دوره تاریخی در ایستگاه قروه (پیش‌بینی از سه ماه قبل)

همان طور که در شکل ۸ مشاهده می‌شود پهنای افقی نمودار بارش پیش‌بینی شده نسبت به پهنای نمودار دوره تاریخی کم‌تر شده است. تحلیلی که می‌توان از این دو نمودار داشت این است که اگر به جای این که برای پیش‌بینی عملیاتی بارش برای ماه‌های آینده از سری تاریخی بارش استفاده شود (فرض بر تکرار سری تاریخی در دوره آینده)، می‌توان با قطعیت بیش‌تری از بارش پیش‌بینی شده نسبت به داده‌ها دوره تاریخی استفاده نمود. در واقع با توجه به عدم قطعیت موجود در مدل‌های پیش‌بینی که در بالا به آن اشاره شد، با ترکیب نتایج حاصل از چند مدل، می‌توان قطعیت بارش پیش‌بینی شده را تا حدودی افزایش داد. نتایج حاصل از پژوهش حاضر با نتایج بسیاری از پژوهش‌هایی که به ارزیابی مدل‌های NMME در پیش‌بینی بارش پرداخته‌اند مطابقت دارد.

[1] Bias

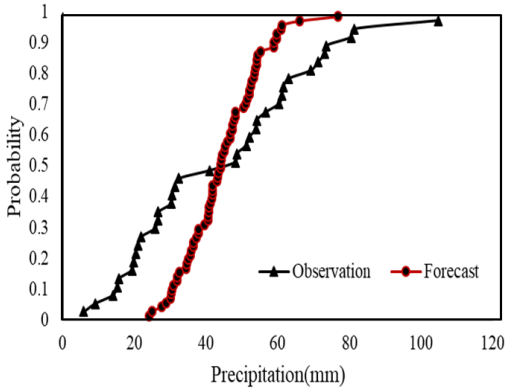

Figure 6- The distribution function graph of predicted precipitation and the long-term period precipitation for Jan (the prediction in done since one month ago)

شکل ۸- نمودار توزیع تجمعی تجربی بارش پیش‌بینی شده و بارش دوره تاریخی برای ماه ژانویه

برای مثال مقایسه شاخص همبستگی بین بارش پیش‌بینی شده و مشاهداتی سایر پژوهش‌ها از جمله (Yuan, 2014; Slater, 2017) نشان می‌دهد که این میزان همبستگی در بهترین حالت به طور متوسط حداکثر بین ۰/۵ تا ۰/۷ بوده است در صورتی که برای پیش‌بینی دما (Najafi et al., 2018) این میزان همبستگی بیش‌تر بوده است.

نتیجه‌گیری

استفاده از پیش‌بینی‌های آب و هوا در مدیریت بهینه بهره‌برداری از منابع آب دارای اهمیت بالایی است. چنانچه پیش‌بینی‌های مورد استفاده از قابلیت اعتماد مناسبی برخوردار نباشند می‌تواند خسارات و آسیب‌های جبران‌ناپذیری را به پیکره منابع آب به خصوص در زمان وقایع حدی (سیلاب و خشکسالی) وارد نماید. هدف از انجام این پژوهش، ارزیابی پتانسیل مدل‌های جهانی موجود در زمینه پیش‌بینی ماهانه بارش جهت استفاده در بهره‌برداری بهنگام منابع آب در نظر گرفته شد و پیش‌بینی دوره تاریخی بارش حاصل از ۶ مدل جهانی (همراه با ۷۸ عضو با شرایط اولیه مختلف) با داده‌های مشاهداتی ۸ ایستگاه همدیدی در یک دوره بلندمدت با یکدیگر مقایسه گردید. نتایج نشان داد که پیش‌بینی ۶ مدل جهانی به صورت انفرادی در برخی از ماه‌های سال دارای دقت مناسبی هستند به گونه‌ای که برای پیش‌بینی بارش هر ماه در افق‌های پیش‌بینی متفاوت، یک مدل به عنوان مدل بهینه انتخاب گردید اما باید دقت کرد که در حالت منفرد، نتایج پیش‌بینی بیش‌تر از ۱ ماه از دقت کافی برخوردار نمی‌باشد. همچنین با تلفیق نتایج پیش‌بینی ۶ مدل با یکدیگر مشخص شد که دقت پیش‌بینی‌ها نسبت به حالت منفرد افزایش خواهد یافت به گونه‌ای که از سامانه همادی چند مدلی ساخته شده می‌توان با دقت قابل قبولی، بارش را در ماه‌های مورد بررسی (ژانویه، فوریه، مارس، اکتبر، نوامبر و دسامبر) پیش‌بینی نمود. همچنین نتایج حاصل از بررسی پیش‌بینی بارش در سه کلاس نرمال، بالای نرمال و پایین نرمال مشخص شد که مدل‌های پیش‌بینی بارش NMME در برخی از ماه‌های سال (مثل ماه ژانویه) دارای بیش‌برآورد هستند. این در حالی است که ممکن است در ماه‌های دیگر از سال، مدل‌های مذکور دارای کم‌برآورد (اریبی منفی یا مثبت) نیز باشند که نیاز به بررسی دارد. بنابراین قبل استفاده از نتایج پیش‌بینی‌های حاصل از مدل‌های مذکور، حتما باید اصلاح خط و تعدیل در نتایج انجام شود. بررسی عدم قطعیت مدل‌های پیش‌بینی مورد استفاده در پژوهش نشان می‌دهد که با ترکیب مدل‌های مختلف (به ویژه ترکیب اعضای هریک از مدل‌ها)، می‌توان دامنه عدم قطعیت مدل‌ها را کاهش داد و به نتایج پیش‌بینی قابل اعتمادتری از بارش دست یافت.

سپاسگزاری

بدین وسیله از دانشگاه تهران، شرکت مدیریت منابع آب و مؤسسه تحقیقات آب وزارت نیرو به دلیل تأمین امکانات و داده‌های لازم جهت انجام این تحقیق و تهیه مقالات مربوطه تشکر و قدردانی می‌شود.

منابع

Altunkaynak, A., Nigussie, T. A. 2017. Monthly water consumption prediction using season algorithm and wavelet transform–based models. Journal of Water Resources Planning and Management, 143(6), 04017011.

Barsugli, J. J., Vogel, J. M., Kaatz, L., Smith, J. B., Waage, M., Anderson, C. J. 2012. Two faces of uncertainty: Climate science and water utility planning methods. Journal of Water Resources Planning and Management, 138(5), 389-395.

Bruno Soares, M., Daly, M., Dessai, S. 2018. Assessing the value of seasonal climate forecasts for decision making. Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change, 9(4), e523.

Dariane, A. B., Azimi, S. 2018. Streamflow forecasting by combining neural networks and fuzzy models using advanced methods of input variable selection. Journal of Hydroinformatics, 20(2), 520-532.

Efroymson, M. A. 1960. Multiple regression analysis," Mathematical Methods for Digital Computers, Ralston A. and Wilf, H. S., (eds.), Wiley, New York.

Fallon, A. L., Villholth, K. G., Conway, D., Lankford, B. A., Ebrahim, G. Y. 2019. Agricultural groundwater management strategies and seasonal climate forecasting: perceptions from Mogwadi (Dendron), Limpopo, South Africa. Journal of Water and Climate Change, 10(1), 142-157.

Gharde, K. D., Kothari, M., Mahale, D. M. 2016. Developed seasonal ARIMA model to forecast stream flow for Savitri Basin in Konkan Region of Maharshtra on daily basis. Journal of Indian Society Coastal Agricultural Research, 34, 110-119.

Khalili1, A., Rahimi, J., Bazrafshan, J. 2016. Quantitative projection of the probable impacts of climate change on date and damage risk of late spring frost during 21st century over Iran. Journal of Agricultural Meteorology, 4(2): 38-48. (In Farsi)

Kirtman, B. P., Min, D., Infanti, J. M., Kinter III, J. L., Paolino, D. A., Zhang, Q., Van Den Dool, H., Saha, S., Mendez, M. P., Becker, E., Peng, P. 2014. The North American multi-model ensemble: phase-1 seasonal-to-interannual prediction; phase-2 toward developing intraseasonal prediction. Bulletin of the American Meteorological Society, 95(4): 585-601.

Lang, Y., Ye, A., Gong, W., Miao, C., Di, Z., Xu, J., Liu, Y., Luo, L., Duan, Q. 2014. Evaluating skill of seasonal precipitation and temperature predictions of NCEP CFSv2 forecasts over 17 hydroclimatic regions in China. Journal of Hydrometeorology, 15(4): 1546-1559.

Ma, F., Luo, L., Ye, A., Duan, Q. 2018. Seasonal drought predictability and forecast skill in the semi-arid endorheic Heihe River basin in northwestern China. Hydrology and Earth System Sciences, 22(11): 5697-5709.

Morid, S., Smakhtin, V., Moghaddasi, M. 2006. Comparison of seven meteorological indices for drought monitoring in Iran. International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society, 26(7): 971-985.

Najafi, H., Massah Bavani, P., Robertson, A. W. 2018. Evaluation of NMME seasonal temperature forecasts over Iran's river basins. Journal of Agricultural Meteorology, 6(1): 19-30. (In Farsi)

Nazir, H. M., Hussain, I., Faisal., M., Shoukry, A. M., Gani, S., Ahmad, I. 2019. Development of Multidecomposition Hybrid Model for Hydrological Time Series Analysis. Complexity, doi: 10.1155/2019/2782715.

Reza, M., Harun, S., Askari, M. 2018. Streamflow forecasting in bukit merah watershed by using ARIMA and ANN. Portal: Jurnal Teknik Sipil, 9(1), doi: 10.30811/portal.v9i1.612.

Saha, S., Moorthi, S., Wu, X., Wang, J., Nadiga, S., Tripp, P., Behringer, D., Hou, Y. T., Chuang, H.Y., Iredell, M., Ek, M. 2014. The NCEP climate forecast system version 2. Journal of Climate, 27(6): 2185-2208.

Schick, S., Rössler, O. K., Weingartner, R. 2018. Monthly streamflow forecasting at varying spatial scales in the Rhine basin. Hydrology and earth system sciences, 22(2), 929-942.

Shamir, E. 2017. The value and skill of seasonal forecasts for water resources management in the Upper Santa Cruz River basin, southern Arizona. Journal of Arid Environments, 137, 35-45.

Slater, L. J., Villarini, G., Bradley, A. A. 2017. Weighting of NMME temperature and precipitation forecasts across Europe. Journal of Hydrology, 552: 646-659.

Troccoli, A. 2010. Seasonal climate forecasting. Meteorological Applications, 17(3): 251-268.

Vitart, F., Buizza, R., Balmaseda, M. A., Balsamo, G., Bidlot, J. R., Bonet, A., Fuentes, M., Hofstadler, A., Molteni, F., Palmer, T. N., 2008. The new VAREPS monthly forecasting system: A first step towards seamless prediction. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 134(636): 1789-1799.

Vitart, F., Robertson, A. W., Anderson, D. L., 2012. Subseasonal to Seasonal Prediction Project: Bridging the gap between weather and climate. Bulletin of the World Meteorological Organization, 61(2), doi: 10.1038/s41612-018-0013-0.

Xu, J., Zhu, X., Zhang, W., Xu, X., Xian, J. 2009. Daily stream flow forecasting by artificial neural network in a large-scale basin. In 2009 IEEE Youth Conference on Information, Computing and Telecommunication (pp. 487-490). IEEE.

Xu, L., Chen, N., Zhang, X., Chen, Z., Hu, C., Wang, C. 2019. Improving the North American multi-model ensemble (NMME) precipitation forecasts at local areas using wavelet and machine learning. Climate Dynamics: 1-15.

Yuan, X. 2014. An experimental seasonal hydrological forecasting system over the Yellow River basin – Part 2: The added value from climate forecast models. Hydrology and Earth System Science, 20: 2453–2466.

Journal of Agricultural Meteorology
Vol. 7, No. 1, Spring & Summer 2019, pp. 3-12

نشریه هواشناسی کشاورزی
جلد ۷، شماره ۱، بهار و تابستان ۱۳۹۸، صص.۱۲-۳

Evaluation of NMME models in forecasting of monthly rainfall (Case study: Sefidrood Basin)

H. Dehban[1], K. Ebrahimi[2*], Sh. Araghinejad[3], J. Bazrafshan[3]

Received: 07/12/2018
Accepted: 11/07/2019

Abstract

Monthly rainfall forecasting plays a major role in the water resources management and agroclimatic studies. The main purpose of this study is to assess the accuracy of NMME (North American Multi-Model Ensemble) in forecasting monthly rainfall in Sefidrood basin, North of Iran. For this purpose, the historical predicted data of NMME models for the period 1982 to 2017 were retrieved from, University of Columbia website, and compared with observed data obtained from the Iranian Meteorological Organization. The accuracy of NMME models predictions was evaluated by comparing them with the observed data, using statistical indices. The results showed that the single NMME model is not accurate, where the average value of determination coefficient (R^2) was equal to 0.6. The models combination improved the accuracy of predictions, such that the determination coefficient increased to 0.7. Furthermore, for evaluation of the precipitation uncertainty, seventy-eight ensembles of the prediction models were investigated. The results of this evaluation showed that the models overestimated rainfall upto 80%. In addition, the uncertainty analysis of prediction models showed that the combination of models may reduce the uncertainty range.

Keywords: Ensemble, Forecast, NMME, Uncertainty

[1] Ph. D. Student of Water Resources Engineering, University of Tehran
[2] Professor, Department of Irrigation and Reclamation Engineering, University of Tehran
(*Corresponding author's Email Address: EbrahimiK@ut.ac.ir)
DOI: 10.22125/agmj.2019.154084.1043
[3] Associate Professor, Department of Irrigation and Reclamation Engineering, University of Tehran