



Evaluation of Post-Processing and Bias Correction of Monthly Precipitation and Temperature Forecasts in Karun Basin

R. Kolachian¹, B. Saghafian^{2*}, and S. Moazami³

Abstract

Efficient forecast of precipitation and temperature with a one-month horizon can provide managers with an exceptional opportunity to plan water resources and deal with floods and droughts. The application of proper post-processing and bias correction methods can much improve the accuracy of these predictions. In this study, the S2S (Sub seasonal to Seasonal) precipitation and temperature forecasts of ECMWF were evaluated in one of the important basins of Iran. A variety of methods were used for post-processing and bias correction of these predictions, and the results were compared with different evaluation criteria. Quantile Mapping (QM), Bayesian Model Averaging (BMA), Support Vector Regression (SVR), an empirical equation for bias correction of temperature, and some hybrid methods were applied to forecasts. The BMA outperformed the other methods in improving both temperature and precipitation forecasts. Raw precipitation and temperature forecasts were only applicable in 2 or 3 months of the year, but post-processing methods were able to accurately improve precipitation in half of the months, especially rainy months. The hybrid of empirical equation-BMA in 10 months of the year was led to better results than the estimate of the next month's temperature using climatological data.

Keywords: Post-Processing, Bias Correction, Bayesian Model Averaging, Quantile Mapping, Support Vector Regression.

Received: August 4, 2020

Accepted: January 1, 2021

ارزیابی کارایی روش‌های پس‌پردازش و اصلاح آریبی بر پیش‌بینی‌های ماهانه بارش و دما در حوضه کارون

رؤیا کلاچیان^۱، بهرام ثقفیان^{۲*} و صابر معظمی^۳

چکیده

پیش‌بینی مناسب بارش و دما با افق یک‌ماهه می‌تواند فرصتی استثنایی برای برنامه‌ریزی منابع آب و مقابله با سیل و خشکسالی در اختیار مدیران قرار دهد. اعمال روش‌های پس‌پردازش و اصلاح آریبی مناسب می‌تواند کارایی پیش‌بینی‌های عددی هواشناسی را تا حد قابل قبولی ارتقا بخشد. در این تحقیق ضمن ارزیابی پیش‌بینی‌های خام بارش و دمای S2S مرکز ECMWF در یکی از حوضه‌های آبریز مهم کشور، روش‌های متنوعی برای پس‌پردازش و اصلاح آریبی این پیش‌بینی‌ها مورد استفاده قرار گرفت و نتایج با معیارهای ارزیابی مختلف مقایسه گردید. تکنیک‌های نگاشت چندک (QM)، میانگین‌گیری مدل بیزین (BMA)، رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)، رابطه تجربی اصلاح آریبی دما و روش‌های ترکیبی بر روی پیش‌بینی‌ها اعمال شد که از بین آن‌ها روش BMA هم در بهبود پیش‌بینی‌های دما و هم بارش اندکی مؤثرتر از سایر روش‌ها عمل نمود. در حالت خام، پیش‌بینی‌های بارش و دما تنها در ۲ یا ۳ ماه سال قابل استفاده ارزیابی شدند ولی اعمال روش‌های پس‌پردازش توانست دقت پیش‌بینی‌های بارش را در نیمی از ماه‌ها، به‌ویژه ماه‌های پر باران تا حد قابل قبولی ارتقا دهد و اعمال روش ترکیبی معادله تجربی-میانگین مدل بیزین در ۱۰ ماه از سال با پیش‌بینی‌هایی بهتر از تخمین دمای ماه آتی با استفاده از آمار بلندمدت همراه بود.

کلمات کلیدی: پس‌پردازش پیش‌بینی‌های هواشناسی، اصلاح آریبی، میانگین‌گیری مدل بیزین، نگاشت چندک، رگرسیون بردار پشتیبان.

تاریخ دریافت مقاله: ۹۹/۵/۱۴

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۹/۱۰/۱۲

1- Ph.D. Candidate, Department of Civil Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

2- Professor, Department of Civil Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran. Email: b.saghafian@gmail.com

3- Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Islamshahr Branch, Islamic Azad University, Islamshahr, Iran.

*- Corresponding Author

۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران.

۲- استاد، گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران.

۳- استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اسلامشهر، اسلامشهر، ایران.

*- نویسنده مسئول
بحث و مناظره (Discussion) در مورد این مقاله تا پایان بهار ۱۴۰۰ امکانپذیر است.

اطلاعات در جهت اصلاح پیش‌بینی‌های جدید سیستم در آینده بهره می‌برند (HEPEX, 2018).

روش نگاشت چندک (QM) یا نگاشت توزیع از ساده‌ترین روش‌های اصلاح اریبی داده‌های هواشناسی است که در مطالعات زیادی مانند Ajaaj et al., Verkade et al. (2013), Jnes and Hansen (2006), Ogotu et al. (2017), Campozano et al. (2016), al. (2015), Shah et al. (2017), Javanmard Ghassab et al. (2018), Lucatero et al. (2018) و Aminyavari et al. (2019) به‌منظور پس‌پردازش پیش‌بینی‌های میان‌مدت و فصلی مورد استفاده قرار گرفته و در بسیاری از موارد موفق عمل نموده است. به عنوان نمونه، Ogotu et al. (2017) از روش نگاشت چندک با توزیع تجربی برای پس‌پردازش پیش‌بینی‌های فصلی بارش، دما و تابش سطحی با گام روزانه و تا افق ۷ ماه استفاده کردند. ارزیابی نتایج خام و اصلاح اریبی شده مدل فصلی ECMWF (System 4) نشان داد که مهارت پیش‌بینی این سه متغیر در شرق آفریقا با توجه به فصل، محل و افق زمانی تغییر می‌کند. روش QM توانست اریبی را برطرف کند ولی روی مهارت‌های احتمالاتی تأثیر چندانی نداشت. Crochemore et al. (2017) مهارت پیش‌بینی‌های فصلی بارش و جریان رودخانه در ۱۶ حوضه آبریز در فرانسه را مورد ارزیابی قرار دادند. در این پژوهش داده‌های بازپیش‌بینی بارش مدل فصلی ECMWF (System 4) با افق زمانی ۹۰ روز با استفاده از داده‌های SAFRAN (محصول بازآنالیز Météo France^۴) ارزیابی و پس‌پردازش گردید. پژوهشگران این مقاله از روش‌های LS و نگاشت توزیع با مقیاس ماهانه و سالانه برای پس‌پردازش داده‌های بارش خام استفاده کردند. نتایج بر افزایش مهارت پیش‌بینی بارش پس از اعمال روش‌های پس‌پردازش فوق دلال داشت (افزایش CRPSS) و روش نگاشت توزیع تجربی باعث افزایش اعتمادپذیری^۵ پیش‌بینی‌ها گردید. مؤلفان این مقاله تأکید کردند که اصلاح اریبی ماه به ماه به نتایج بهتری نسبت به پس‌پردازش سالانه منجر می‌شود. Lucatero et al. (2018) از روش‌های LS و QM برای اصلاح اریبی پیش‌بینی‌های همادی بارش، دما و تبخیر و تعرق مرجع مدل فصلی ECMWF در مقیاس روزانه استفاده کردند. هر دو روش قابلیت خوبی در حذف اریبی میانگین نشان دادند. در برآورد روزهای خشک و مقادیر کم بارش، کارایی روش QM به مراتب بالاتر از LS بود. در ارزیابی انجام شده توسط Zhao et al. (2017) جهت پس‌پردازش پیش‌بینی‌های بارش مدل POAMA (محصول پیش‌بینی فصلی مرکز BoM^۶ استرالیا) بیان شده است که این روش در اصلاح اریبی داده‌های خام مدل‌های GCM بسیار تواناست ولی همبستگی بین داده‌های همادی خام و

در بسیاری از کشورها، پیش‌بینی‌های هواشناسی به ابزاری کاربردی در مدیریت منابع آب، تولید برقی، برنامه‌ریزی و مدیریت مخازن، مدیریت کشاورزی و پیش‌بینی سیل و خشکسالی تبدیل شده‌اند. پیش‌بینی‌های با افق زمانی کوتاه‌تر عموماً دقت بالاتری دارند و با افزایش افق زمانی، دقت پیش‌بینی کاهش می‌یابد. این در شرایطی است که پیش‌بینی‌های میان‌مدت تا بلندمدت نقشی حیاتی در مدیریت منابع آب و توسعه سامانه‌های پیش‌بینی و پیش‌هشدار سیل و خشکسالی ایفا می‌کنند و بهبود دقت و افزایش افق زمانی این پیش‌بینی‌ها برای کارشناسان منابع آب بسیار حائز اهمیت است. پیش‌بینی درون فصلی تا فصلی^۱ (S2S) پروژه‌ای جهانی است که جهت پر کردن شکاف موجود میان پیش‌بینی‌های هواشناسی میان‌مدت و پیش‌بینی‌های فصلی ایجاد شده و توجه بسیاری را به خود جلب نموده است (Vitart et al., 2016). این پروژه امکان ارزیابی پیش‌بینی‌های هواشناسی مراکز جهانی مختلف با افق زمانی حداکثر دو ماه را فراهم می‌کند.

با وجود پیشرفت‌های اخیر، مدل‌های GCM^۲ هنوز وضوح مکانی پایینی دارند و با محدودیت‌هایی در تشخیص الگوهای جوئی در مقیاس منطقه‌ای و محلی مواجه هستند (Li et al., 2010; Yuan et al., 2015; Tian et al., 2017). افزایش دقت پیش‌بینی‌ها از مهم‌ترین چالش‌های موجود در جوامع تحقیقاتی هواشناسی به‌شمار می‌آید. تولید پیش‌بینی‌ها به صورت گروهی (همادی^۳) از جمله راهکارهای متداول در این راستا محسوب می‌شود. در این روش مدل پیش‌بینی عددی چندین بار و با ایجاد تغییرات جزئی در شرایط اولیه اجرا می‌شود. فیزیک مدل نیز اغلب با تغییراتی اندک همراه است و گهگاه از ترکیب چند مدل برای پیش‌بینی استفاده می‌شود و در نهایت مجموعه‌ای از پیش‌بینی‌ها برای هر افق زمانی تولید می‌شود.

استفاده از تکنیک‌های پس‌پردازش شامل روش‌های ریزمقیاس‌نمایی و یا اصلاح اریبی اغلب به‌عنوان مرحله‌ای ضروری پیش از استفاده از پیش‌بینی‌های هواشناسی در مدل‌سازی هیدرولوژیکی در نظر گرفته می‌شود (Ajaaj et al., 2015; Yuan et al., 2015; Schepen et al., 2017; Zhao et al., 2017). فرض اصلی در پس‌پردازش پیش‌بینی‌ها این است که بین پیش‌بینی‌ها و مشاهدات همبستگی وجود دارد و رفتار سیستم در آینده مشابه قبل باقی خواهد ماند (Khajehi and Moradkhani, 2017). به همین سبب، در فرآیند پس‌پردازش اغلب از تکنیک‌هایی استفاده می‌شود که توزیع فراوانی خطاهای پیش‌بینی در گذشته را با روش‌های آماری شناسایی کرده و از این

مشاهدات را در نظر نمی‌گیرد و هنگامی که همبستگی مثبت معنی‌داری بین پیش‌بینی‌های خام و مشاهدات وجود ندارد ابزار مناسبی برای پس‌پردازش محسوب نمی‌شود. آن‌ها تأکید کردند که QM نمی‌تواند اعتمادپذیری و انسجام پیش‌بینی‌های همادی را تضمین کند. (Zhao et al. (2017)، روشی بر پایه احتمالات مشترک بیزی^۶ را به‌عنوان جایگزینی مناسب برای QM پیشنهاد کردند.

روش‌های بر پایه مدل بیزین از روش‌های محبوب و کارا در پس‌پردازش پیش‌بینی‌های هواشناسی هستند. روش میانگین مدل بیزین (BMA) توسط Raftery et al. (2005) برای پس‌پردازش پیش‌بینی‌های دما و فشار در سطح دریا معرفی شد و توسط Slougher et al. (2007) به‌منظور پس‌پردازش پیش‌بینی‌های همادی بارش مورد استفاده قرار گرفت. به‌عنوان نمونه‌هایی موفق از عملکرد روش BMA در پس‌پردازش پیش‌بینی‌های همادی هواشناسی بلندمدت می‌توان به تحقیقات انجام شده توسط Ma et al. (2016)، (Kim et al. (2017) و Wang et al. (2012) اشاره کرد.

Wang et al. (2012) پیش‌بینی‌های بارش مدل POAMA در استرالیا را به روش BMA با پیش‌بینی‌های بارش حاصل از چندین مدل آماری ترکیب کردند. نتایج نشان داد که پیش‌بینی ترکیبی با تکنیک BMA قادر به ادغام بهترین ویژگی‌های مدل‌های منفرد است. (Ma et al. (2016) پس از ارزیابی مهارت پیش‌بینی‌های بارش فصلی ۱۱ مدل مشارکت‌کننده در پروژه NMME^۷، از روش BMA و میانگین‌گیری ساده برای ترکیب نتایج مدل‌ها در ۱۷ ناحیه هیدروکلیماتیک در چین استفاده کردند. بین ۱۱ مدل NMME، CFSv2 بهترین عملکرد را داشت. میانگین ساده به‌طور معنی‌داری باعث بهبود نتایج شد. در مقایسه با پیش‌بینی‌های منفرد و میانگین‌گیری ساده، روش BMA به وضوح باعث افزایش مهارت پیش‌بینی‌ها و مشخص نمودن عدم قطعیت‌ها گردید. (Kim et al. (2017) روش BMA در حالت ساده را با ۲ حالت پیشنهادی Leave-one-out و perturbed در ترکیب پنج مدل GCM در کره جنوبی مقایسه کردند و بیان کردند که با وجود عملکرد مناسب BMA ساده، دو روش پیشنهادی می‌توانند در کاهش عدم قطعیت عملکرد بهتری داشته باشند.

در تحقیق حاضر، علاوه بر دو روش QM، BMA و ترکیب آن‌ها، روش رگرسیون بردار پشتیبان و یک معادله تجربی جهت پس‌پردازش و اصلاح آریبی پیش‌بینی‌های بارش و دمای ماهانه مرکز پیش‌بینی میان‌مدت هوای اروپا^۸ (ECMWF) مورد بررسی قرار گرفته است.

مطالعات پیشین حاکی از آن است که قابلیت پیش‌بینی مدل‌های هواشناسی با نوسانات فصلی و منطقه‌ای شدیدی همراه است و دقت پیش‌بینی‌ها می‌تواند از فصلی به فصل دیگر و منطقه‌ای به منطقه‌ای دیگر بسیار متفاوت باشد. مطالعه انجام شده توسط Kolachian and Saghafian (2019) بر روی داده‌های چندین ایستگاه سینوپتیک از اقلیم‌های بارشی مختلف در سطح کشور نشان داد که دقت پیش‌بینی‌های بارش ماهانه مرکز ECMWF در ماه‌های سرد و پربارش بالاتر از ماه‌های گرم و خشک است. از سوی دیگر، پیش‌بینی‌های بارش در نواحی غرب و جنوب غرب نسبت به سایر مناطق کشور قابل قبول‌تر هستند. هرچند خطای پیش‌بینی‌ها در حالت خام و بعضاً بعد از پردازش هنوز قابل توجه است.

در تحقیق حاضر با تمرکز بر بخشی از حوضه آبریز کارون بزرگ (بالادست ایستگاه پل شالو)، دقت پیش‌بینی‌های بارش و دمای ماهانه در مقیاس حوضه آبریز و تأثیر روش‌های مختلف پس‌پردازش و اصلاح آریبی بر این داده‌ها بررسی شده است.

۲- روش انجام کار و مطالعه موردی

۲-۱- حوضه آبریز تحقیق

حوضه آبریز کارون بزرگ در جنوب غربی ایران واقع شده و بیش از ۲۰٪ آب سطحی کشور را تأمین می‌کند. بخشی از این حوضه (شامل نواحی بالادست سد کارون III) با مساحتی معادل ۲۴۲۰۲ km² به‌عنوان محدوده جغرافیایی این تحقیق در نظر گرفته شد. ارتفاع حوضه بین ۴۲۵ متر تا حدود ۴۴۰۰ متر بالاتر از سطح دریا تغییر می‌کند به طوری که بیش از ۵۰٪ مساحت حوضه در مناطق ارتفاعی بالاتر از ۲۴۰۰ متر واقع شده‌اند. شکل ۱ موقعیت حوضه آبریز کارون بزرگ، زیرحوضه مورد مطالعه و تغییرات ارتفاعی این حوضه را نشان می‌دهد.

۲-۲- داده‌های پیش‌بینی بارش و دمای S2S مرکز ECMWF

پیش‌بینی‌های عددی بارش و دمای مدل ECMWF از پایگاه جهانی S2S (آرشیو داده‌ها در سایت ECMWF) دانلود شده است. مجموع بارش ماهانه (برحسب kgm⁻²) و متوسط دمای روزانه (برحسب °K) با افق یک‌ماهه برای تک‌تک ماه‌های سال فراخوانی و دانلود شده است. از نظر ابعادی، مقدار kgm⁻² معادل میلی‌متر است و نیازی به تبدیل واحد ندارد ولی داده‌های دما پس از برآورد میانگین ماهانه به °C تبدیل شده‌اند.

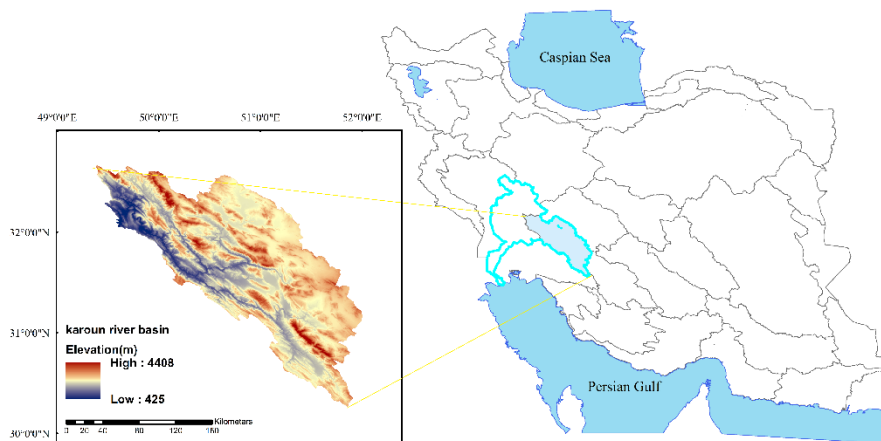


Fig. 1- Location of the Karun Basin and the elevation map of the study area
شکل ۱- موقعیت حوضه کارون بزرگ و تغییرات ارتفاعی زیرحوضه مورد بررسی

داده‌های گمشده در هر ایستگاه به روش رگرسیون چند متغیره و به کمک ایستگاه‌های اطراف هر ایستگاه در سطح حوضه، محاسبه و تکمیل شد و داده‌ها پس از انجام آزمون‌های لازم مورد استفاده قرار گرفت. شکل ۲ شبکه ایستگاه‌های باران‌سنجی و دماسنجی منتخب در سطح حوضه و همچنین شبکه پیش‌بینی را نشان می‌دهد.

به‌منظور محاسبه میانگین بارش و دما در سطح حوضه دو رویکرد متفاوت در نظر گرفته شد. برای محاسبه میانگین بارش در سطح حوضه در هر ماه، نقشه‌های میانگین بارش ماهانه حوضه به روش IDW در محیط نرم‌افزار ArcGIS ترسیم شد (تعداد ۴۳۲ نقشه) و مقدار میانگین هر نقشه در محدوده حوضه محاسبه گردید. برای محاسبه میانگین دما، با توجه به اثرگذاری ارتفاع روی تغییرات دما و نیز تنوع ارتفاعی بالا در حوضه مورد بررسی از روش گردابان ارتفاعی استفاده شد. بدین منظور ارتباط رگرسیونی بین دمای ماهانه در ایستگاه‌ها و ارتفاع ایستگاه‌ها (و در بعضی موارد طول و عرض جغرافیایی به‌عنوان پیش‌بینی کننده کمکی) برآورد شد (تعداد ۴۳۲ رابطه رگرسیونی).

ابعاد پیش‌فرض سلول‌های شبکه ۱۰ داده‌ها در این پایگاه برای همه‌ی مدل‌ها (پیش‌بینی‌های ۱۱ مرکز پیش‌بینی هواشناسی)، $1/5 \times 1/5$ درجه است که امکان تغییر این مقدار به ابعاد کوچکتر یا بزرگتر هم وجود دارد. با توجه به وضوح بالاتر مدل ECMWF نسبت به این ابعاد، داده‌های مدل با ابعاد انتخابی $0/5 \times 0/5$ دانلود شدند. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش شامل ۲۰ سال بازپیش‌بینی بارش تجمعی و دمای متوسط (در ارتفاع ۲ متری) با افق یک‌ماهه است (از ژوئیه ۱۹۹۶ تا ژوئن ۲۰۱۶) که در قالب ۱۱ عضو همادی دانلود می‌شود (در مجموع $2 \times 2 \times 12 \times 11$ فایل). حدود ۲۰ سلول پیش‌بینی S2S در داخل و یا اطراف زیر حوضه منتخب واقع شدند که جهت محاسبه میانگین وزنی بارش و دمای پیش‌بینی شده در سطح حوضه استفاده گردید.

به‌منظور برآورد میانگین بارش و دمای مشاهداتی در سطح حوضه از آمارهای برداشت شده توسط وزارت نیرو استفاده شد. در این راستا، آمار ماهانه ۱۴ ایستگاه باران‌سنجی و ۹ ایستگاه دماسنجی انتخاب شد.

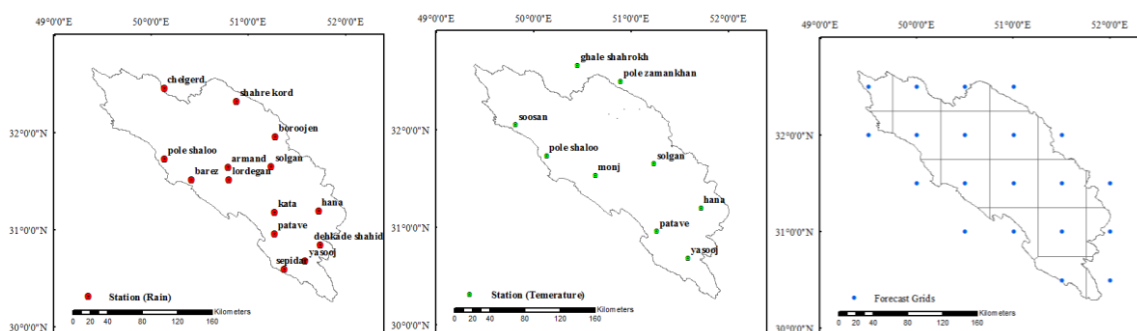


Fig. 2 - Network of rain gauges, thermometer stations and forecast grids in the basin
شکل ۲- شبکه ایستگاه‌های باران‌سنجی، دماسنجی و شبکه پیش‌بینی در حوضه

۲-۳- پس پردازش پیش‌بینی‌های عددی بارش و دما در حوضه در این تحقیق روش‌های پس‌پردازش و اصلاح آریبی شامل رابطه تجربی اصلاح آریبی دما، نگاشت چندک (QM)، میانگین‌گیری مدل بیزین (BMA)، رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و روش‌های ترکیبی بر روی میانگین حوضه‌ای بازپیش‌بینی‌های بارش و دما اعمال شد. بدین منظور، میانگین وزنی ۲۰ سلول داخل یا مجاور حوضه برای هر عضو همادی بارش یا دما محاسبه شد. از این طریق ۱۱ عضو همادی پیش‌بینی بارش و ۱۱ عضو همادی پیش‌بینی دما برای دوره ۲۰ ساله حاصل شد که توسط میانگین بارش و دمای حوضه برای هر ماه شمسی پس‌پردازش گردید.

رابطه محاسبه شده برای هر ماه وارد نرم‌افزار ArcGIS شد و نقشه دمای حوضه ترسیم گردید. میانگین منطقه‌ای هر نقشه به‌عنوان میانگین دمای آن ماه خاص در حوضه در نظر گرفته شد. شایان ذکر است که روش‌های فوق پس از بررسی و مقایسه روش‌های متداول درون‌یابی مانند کریجینگ، کوکریجینگ، IDW و رگرسیون به‌عنوان بهترین گزینه انتخاب شده‌اند. در جدول ۱ خصوصیات و میانگین فصلی بارش/دمای ایستگاه‌ها و حوضه‌ی مورد بررسی در دوره ۲۰ ساله نشان داده شده است.

Table 1- Characteristics and seasonal average precipitation/ temperature of selected stations and the basin

جدول ۱- خصوصیات و میانگین فصلی بارش/ دمای ایستگاه‌های منتخب/ حوضه

	Station	Longitude (°E)	Latitude (°N)	Elevation (m)	Average Precipitation (mm)			
					Spring	Summer	Autumn	Winter
Precipitation	Sepidar	51° 22' 48"	30° 37' 48"	2100	64.02	0.85	101.16	201.76
	Hana	51° 43' 12"	31° 10' 48"	2329	21.28	0.44	29.21	49.57
	Boroojen	51° 16' 48"	31° 58' 12"	2245	21.16	2.30	24.08	36.04
	Yasooj	51° 36' 00"	30° 38' 60"	1821	43.60	1.95	72.73	133.23
	Patave	51° 16' 12"	30° 56' 60"	1540	28.30	0.84	45.35	73.38
	Dehkade Shahid	51° 43' 48"	30° 49' 48"	2256	39.27	0.89	46.63	91.58
	Kata	51° 15' 00"	31° 10' 48"	1550	33.08	0.18	46.51	86.88
	Barez	50° 25' 12"	31° 31' 12"	980	41.33	0.56	60.15	102.05
	Solgan	51° 15' 00"	31° 37' 48"	2159	40.76	1.11	55.71	109.33
	Armand	50° 46' 12"	31° 40' 48"	1295	30.39	0.52	53.42	93.25
	Lordegan	50° 49' 12"	31° 30' 00"	1582	36.54	0.54	51.33	94.23
	Pole shaloo	50° 07' 48"	31° 44' 36"	700	45.40	2.48	76.38	121.39
	Shahre kord	50° 49' 48"	32° 19' 12"	2058	23.98	0.82	31.13	43.80
	Chelgerd	50° 07' 48"	32° 27' 00"	2372	100.56	1.30	128.14	201.32
	Calculated average of the basin				41.87	1.06	59.31	101.75
Temperature	Pole shaloo	50° 07' 48"	31° 44' 36"	700	24.6	34.4	19.6	11.4
	Hana	51° 43' 12"	31° 10' 48"	2329	14.7	22.9	9.1	1.4
	Solgan	51° 15' 00"	31° 37' 48"	2159	13.7	22.1	8.9	1.3
	Yasooj	51° 36' 00"	30° 38' 60"	1821	17.2	25.2	12.6	5.1
	Patave	51° 16' 12"	30° 56' 60"	1540	18.6	26.6	13.7	7.2
	Monj	50° 38' 00"	31° 32' 00"	1416	19.0	28.1	14.3	6.9
	Soosan	49° 49' 00"	32° 32' 00"	600	24.4	34.4	20.1	11.9
	Pole zamankhan	50° 53' 41"	32° 59' 24"	1880	15.9	22.4	10.3	4.3
	Ghale shahrokh	50° 27' 11"	32° 39' 46"	2109	12.5	19.4	7.2	-1.5
		calculated average of the basin			13.8	21.3	8.6	1.3

۲-۳-۱- نگاشت چندک (QM)

می‌شود. فرض کنید کمیت مورد پیش‌بینی با Y معرفی شود. پیش‌بینی هر عضو همادی f_k با یک PDF شرطی همراه است $h_k(y|f_k)$ می‌تواند به شکل PDF مقدار Y به شرطی که f_k بهترین پیش‌بینی در گروه باشد، بیان شود. مدل پیش‌بینی BMA به صورت زیر معرفی می‌شود (Raftery et al., 2005):

$$P(y|f_1, \dots, f_k) = \sum_{k=1}^K w_k h_k(y|f_k) \quad (2)$$

که در آن w_k احتمال پسین بهترین بودن پیش‌بینی k است و بر اساس عملکرد پیش‌بینی k در دوره آموزش تعیین می‌شود. هر مقدار w_k معرف یک احتمال است. بنابراین مقادیر w_k اعدادی غیر منفی هستند که مجموع آن‌ها برابر ۱ است:

$$\sum_{k=1}^K w_k = 1 \quad (3)$$

در پیش‌بینی دما تابع توزیع نرمال به عنوان PDF شرطی فرض می‌شود (Raftery et al., 2005) و در پیش‌بینی بارش، تابع توزیع گاما بر ریشه سوم مشاهدات بارش برآزش داده می‌شود (Sloughter et al., 2007).

برای اجرای روش BMA از بسته نرم‌افزاری ensembleBMA در نرم‌افزار R استفاده شد. دستور ensembleBMA در نرم‌افزار R، کلیه اعضای همادی پیش‌بینی و نیز سری داده‌های مشاهداتی را دریافت می‌کند و با در نظر گرفتن مشاهدات در دوره آموزش، میانگین وزنی PDFهای مرتبط با هر یک از اعضای پیش‌بینی همادی را به عنوان PDF خروجی روش BMA ارائه می‌کند. این تکنیک بر خروجی‌های تکنیک نگاشت چندک نیز اعمال شد که با عنوان روش ترکیبی QM-BMA معرفی شده است. ارزیابی این بخش نیز به روش LOOCV برای هر ماه به طور مجزا انجام شد. خروجی نهایی مدل شامل ۲۰ PDF پیش‌بینی شده (هر یک مربوط به یک بار اجرای مدل) است که می‌توانند جهت ارزیابی مورد استفاده قرار گیرند. مقدار میانه هر PDF به عنوان خروجی روش BMA در نظر گرفته می‌شود.

۲-۳-۳- رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)

ایده ماشین بردار پشتیبان (SVM) توسط Vapnik (1995) توسعه یافت. مفهوم SVM برای مجموعه‌ای از روش‌های یادگیری نظارت شده مرتبط استفاده می‌شود که در تجزیه و تحلیل داده‌ها و تشخیص الگوها به کار می‌روند (Araghinejad, 2014). آن‌ها فضای تصمیم‌گیری را توسط ابرصفحات^{۱۴} تقسیم می‌کنند. بهترین تفکیک به گونه‌ای انجام می‌شود که مجموعه بردارهای متعلق به هر کلاس بدون خطا جدا شده و نزدیکترین نقطه از هر کلاس بیشترین فاصله

روش نگاشت چندک که با عناوین تبدیل چندک به چندک^{۱۱} و یا تطبیق تابع توزیع تجمعی^{۱۲} نیز نامیده می‌شود (Li et al., 2017) روشی ساده و محبوب در پس‌پردازش پیش‌بینی‌های GCM است که قابلیت خوبی در حذف اریبی گشتاورهای اول و دوم آماری (میانگین و انحراف معیار) دارد (Ajaaj et al., 2015). این روش بر اساس توابع توزیع تجمعی (CDFs) و با جایگزین کردن مقدار پیش‌بینی شده با مقدار مشاهداتی در چندک مشابه موجب حذف اریبی می‌شود. در شرایطی که P_o و P_f به ترتیب به عنوان بارش مشاهداتی و بارش پیش‌بینی شده در نظر گرفته شوند، معادله زیر می‌تواند جهت تبدیل CDF پیش‌بینی‌ها به CDF مشاهدات مورد استفاده قرار گیرد:

$$P_o^* = F_o^{-1}(F_f(P_f)) \quad (1)$$

F_f معرف CDF متناظر با بارش پیش‌بینی شده و F_o^{-1} معکوس CDF متناظر با مشاهدات (P_o) است (Gudmundsson et al., 2012).

برای اجرای این تکنیک از بسته نرم‌افزاری qmap (Gudmundsson, 2016) در نرم‌افزار R استفاده شد. روش مذکور بر روی تک‌تک اعضای همادی پیش‌بینی بارش و به طور جداگانه برای هر ماه شمسی اعمال شد. تکنیک ارزیابی این روش Leave-One-Out Cross Validation (LOOCV) است. این تکنیک حالت خاصی برای leave-K-out cross-validation است که در آن K برابر ۱ در نظر گرفته می‌شود. در این حالت، به عنوان مثال برای ارزیابی یک دوره ۲۰ ساله، مدل ۲۰ بار و هر بار با ۱۹ داده آموزش داده می‌شود و داده‌ای که بیرون نگه داشته شده پیش‌بینی می‌گردد. این روش امکان شرکت کلیه مقادیر در فرآیند آموزش را فراهم می‌کند.

۲-۳-۲- میانگین‌گیری مدل بیزین (BMA)

BMA روشی آماری است که برای تولید پیش‌بینی‌های احتمالاتی در قالب توابع چگالی احتمال (PDFs)^{۱۳} پیش‌بینی به کار می‌رود. PDF پیش‌بینی به روش BMA برای هر مقدار دلخواه، میانگین وزنی PDFهای مرتبط با هر یک از اعضای پیش‌بینی همادی است. وزن هر عضو نمایانگر مهارت پیش‌بینی آن عضو در یک دوره آموزش است و می‌تواند به عنوان معیاری برای انتخاب اعضای همادی در نظر گرفته شود.

ایده اصلی BMA این است که برای هر پیش‌بینی، یک مدل یا عضو به عنوان "بهترین" وجود دارد که ما نمی‌دانیم کدام عضو است و عدم قطعیت ما در مورد بهترین عضو توسط BMA به شکل کمی تعیین

ممکن را تا صفحه جداسازی داشته باشد (Gunn, 1998). ویژگی دوم خطای طبقه‌بندی غلط در هنگام اضافه شدن اطلاعات جدید را کاهش می‌دهد و به‌عنوان مهم‌ترین تفاوت ماشین‌های بردار پشتیبان و سایر روش‌های طبقه‌بندی مطرح است (Araghinejad, 2014).

در این پژوهش روش رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) می‌تواند با شناسایی رابطه‌ی احتمالی بین اعضای پیش‌بینی همادی در دوره آموزش، برای ترکیب پیش‌بینی‌های آینده (دوره تست) استفاده شود. این روش اعضای همادی میانگین دما/بارش را به‌عنوان پیش‌بینی‌کننده و سری مشاهدات را به‌عنوان پیش‌بینی شونده در نظر می‌گیرد و با تشخیص ارتباط بین پیش‌بینی‌کننده‌ها در دوره آموزش، ترکیب مناسب آن‌ها در دوره تست را به‌عنوان خروجی می‌دهد.

با توجه به بهبود عملکرد این روش با در نظر گرفتن تعداد داده‌ی بیشتر، از کل سری زمانی ۲۰ ساله داده‌ها (بدون تفکیک به ۱۲ ماه جداگانه) استفاده شده است. تابع کرنل انتخابی تابع RBF بوده و پارامترها با آزمون و خطا تعیین شده‌اند. روش leave-K-out cross-validation با مقدار انتخابی $k=4$ برای ارزیابی انتخاب شد. به عبارت دیگر، مدل ۵ بار اجرا شده که هر بار داده‌های ۱۶ سال برای آموزش و ۴ سال به عنوان تست در نظر گرفته شدند. داده‌های تست از ۵ بار اجرای مدل به‌عنوان خروجی روش رگرسیون بردار پشتیبان منظور شدند.

۴-۳-۲- رابطه تجربی اصلاح ارزیابی دما

این روش بر مبنای تغییر و جابجایی میانگین و واریانس پیش‌بینی‌ها برای نزدیک کردن مقادیر اعضای همادی پیش‌بینی به مشاهدات عمل می‌کند:

$$T^* = \bar{T}_o + \frac{\sigma(T_o)}{\sigma(T_m)}(T_u - \bar{T}_o) + (\bar{T}_o - \bar{T}_m) \quad (4)$$

در این رابطه T_u مقدار پیش‌بینی اصلاح نشده، T_o مقدار میانگین دمای مشاهده شده در حوضه، T_m میانگین مقادیر دمای پیش‌بینی شده، علامت بار (-) در بالای عنوان هر پارامتر نشانگر میانگین و σ معرف انحراف معیار است (Leander and Buishand, 2007; Terink et al., 2009). رابطه فوق بر روی تک‌تک اعضای همادی پیش‌بینی دما برای هر ماه شمسی (در دوره ۲۰ ساله پس‌پردازش) اعمال شده است. این رابطه برای پس‌پردازش بارش مناسب نیست چراکه ممکن است به مقادیر منفی منجر شود (Terink et al., 2009).

خروجی‌های این روش ۱۱ عضو همادی اصلاح ارزیابی شده دما است که می‌تواند به شکل احتمالاتی در مقایسه با اعضای همادی پیش‌بینی

بدون اصلاح ارزیابی (اصطلاحاً پیش‌بینی‌های خام) و یا به شکل قطعی (میانگین یا میانه ۱۱ عضو) مورد ارزیابی و استفاده قرار گیرد. به‌عنوان تکنیک پس‌پردازش ترکیبی داده‌های دما نیز روش BMA با ساختار معرفی شده در بالا بر روی اعضای همادی اصلاح ارزیابی شده با استفاده از رابطه تجربی اعمال شد و نتایج با تکنیک ارزیابی LOOCV مورد بررسی قرار گرفت.

۴-۲- شاخص‌های ارزیابی پیش‌بینی‌ها

پیش‌بینی‌های خام و پس‌پردازش شده از دو جنبه و با به‌کارگیری معیارهای آماری مختلف مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. در حالت اول از روش‌های ارزیابی قطعی مانند MAE، ضریب همبستگی و غیره برای مقایسه میانگین یا میانه‌ی اعضای پیش‌بینی همادی و داده‌های مشاهده‌ای بارش و دما استفاده می‌شود. در حالت دوم ارزیابی احتمالاتی با معیارهایی چون CRPS و CRPSS انجام می‌شود. در برآورد خطای CRPSS، مقادیر با مجموعه‌ای از پیش‌بینی‌ها به‌عنوان مرجع سنجیده می‌شود که اگر مقادیر شاخص در محدوده مثبت قرار گیرد نشان از برتری مدل پیش‌بینی مورد ارزیابی دارد و اگر منفی برآورد شود حاکی از ارجحیت پیش‌بینی مرجع است. در این تحقیق اعضای همادی حاصل از ۲۰ سال مشاهدات حوضه به‌عنوان مرجع در نظر گرفته شد.

ضمن بهره‌گیری از مجموعه‌ای از معیارهای فوق از دیاگرام تیلور نیز برای نمایش دقت پیش‌بینی‌ها و تأثیرات روش‌های پس‌پردازش اعمال شده، استفاده گردید. دیاگرام تیلور (Taylor, 2001) روشی گرافیکی برای نشان دادن میزان نزدیکی الگوی دو یا چند دسته داده را فراهم می‌کند. شباهت بین الگوها با توجه به همبستگی، خطای (RMSD) Centered Root-Mean-Square Difference و دامنه تغییرات داده‌ها (بر اساس انحراف معیار) نشان داده می‌شود. خلاصه‌ای از روابط مورد استفاده در ارزیابی پیش‌بینی‌ها در جدول ۲ نشان داده شده است.

۴-۳- نتایج و تحلیل نتایج

۴-۳-۱- تأثیر پس‌پردازش بر پیش‌بینی‌های بارش در حوضه

به منظور ارزیابی پیش‌بینی‌های بارش در سطح حوضه، مقادیر میانگین وزنی بارش ۲۰ گرید پیش‌بینی S2S در داخل و اطراف حوضه محاسبه شد و پس از تبدیل مقادیر از تقویم میلادی به شمسی، با مقادیر میانگین مشاهداتی حوضه مورد مقایسه و پس‌پردازش قرار گرفت. Raw_mean معرف میانگین پیش‌بینی‌های خام، QM_median میانه ۱۱ عضو همادی پس‌پردازش شده به روش نگاشت چندک، BMA معرف روش میانگین مدل بی‌بین، QM_BMA حاصل اعمال

Table 2- Forecasts evaluation criteria
جدول ۲- معیارهای مورد استفاده در ارزیابی پیش‌بینی‌ها

Computational formula	Evaluation criteria	Range of changes
$R = \frac{\text{cov}(y, \bar{y})}{\sqrt{\text{var}(y) \cdot \text{var}(\bar{y})}}$	Correlation Coefficient	-1 to 1 (perfect)
$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n y_t - \bar{y}_t $	Mean Absolute Error (MAE)	(Perfect) 0 to ∞
$\text{CRPS} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \int_{-\infty}^{\infty} [P_i(x) - H(x - y_i)]^2 dx$	Continuous Ranked Probability Score (CRPS)	(Perfect) 0 to ∞
$\text{CRPSS} = 1 - \frac{\text{CRPS}_{\text{fore}}}{\text{CRPS}_{\text{ref}}}$	Continuous Ranked Probability Skill Score (CRPSS)	$-\infty$ to 1 (perfect)
$E'^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [(f_n - \bar{f}_n) - (r_n - \bar{r}_n)]^2$	Centered root-mean-square difference	(Perfect) 0 to ∞

Zhao et al. (2017) در مورد ضعف نگاشت چنک در افزایش همبستگی مطابقت دارد. در شکل ۴ تأثیر روش‌های پس‌پردازش بر شاخص‌های احتمالاتی در هر ماه نشان داده شده است.

شاخص احتمالاتی CRPS روند تغییرات و بهبودی مشابه MAE دارد. مقدار این خطا در اکثر ماه‌ها و توسط هر سه روش نسبت به حالت خام کاهش یافته است. روش‌های BMA و QM_BMA در این زمینه موفق‌تر از QM بوده‌اند. هرچند تأثیر QM نیز در ماه‌های پربارش کاملاً محسوس است. نمودار CRPSS نشان می‌دهد که پیش‌بینی‌های خام از پیش‌بینی مرجع (CDF حاصل از همادی ۲۰ سال مشاهدات حوضه) ضعیف‌تر بوده‌اند. مقدار CRPSS خام در اکثر ماه‌ها منفی بوده است ولی اعمال روش‌های پس‌پردازش توانسته است در نیمی از ماه‌ها، به‌ویژه ماه‌های پرباران، مقدار CRPSS را به محدوده مقادیر مثبت برساند. شکل ۵ تأثیر روش‌های مختلف پس‌پردازش را بر میانگین پیش‌بینی‌های بارش نشان می‌دهد.

روش BMA بر مقادیر اصلاح اریبی شده به روش نگاشت چنک و SVR خروجی‌های روش رگرسیون بردار پشتیبان است. سه روش QM، BMA و QM_BMA روی داده‌های هر ماه به طور جداگانه اعمال شده و روش SVR بر روی سری زمانی داده‌ها اجرا شده است. شکل ۳ تأثیر روش‌های پس‌پردازش بر شاخص‌های ارزیابی قطعی (MAE و ضریب همبستگی) را در هر ماه را نشان می‌دهد.

همان‌طور که در شکل ۳، مشاهده می‌شود اکثر روش‌های پس‌پردازش قادر به تقلیل شاخص MAE در حوضه در بیشتر ماه‌ها بوده‌اند. در مجموع روش BMA کمی بهتر عمل کرده است، هر چند استثنایایی نیز در این زمینه وجود دارد. بیشترین تأثیر پس‌پردازش بر بهبود MAE در خردادماه مشاهده می‌شود که هر ۳ روش مقدار این خطا را بیش از ۷۰٪ کاهش داده‌اند. در زمینه بهبود ضریب همبستگی، BMA در ۷ ماه از سال توانسته است مقدار شاخص را بهبود بخشد، QM_BMA در ۴ ماه باعث بهبود ضریب همبستگی شده و QM تقریباً در این زمینه ناموفق بوده است. این نتیجه با اظهارات

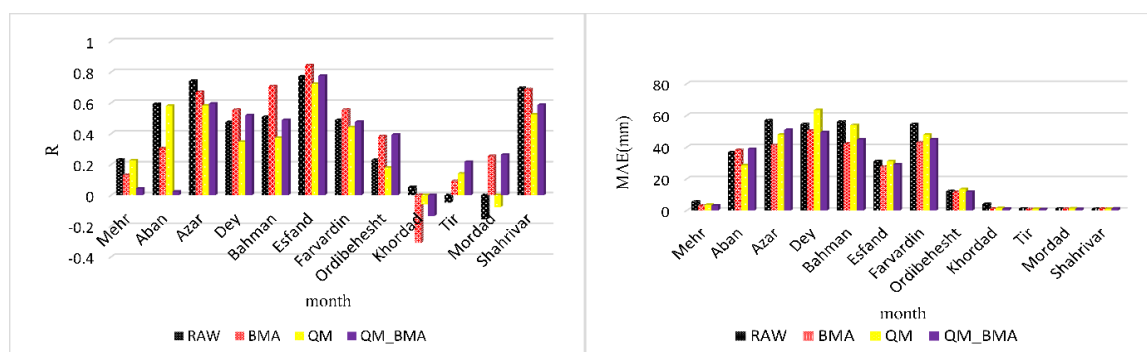


Fig. 3- The effect of post-processing on basin precipitation forecasts
شکل ۳- تأثیر پس‌پردازش بر پیش‌بینی‌های بارش حوضه در هر ماه

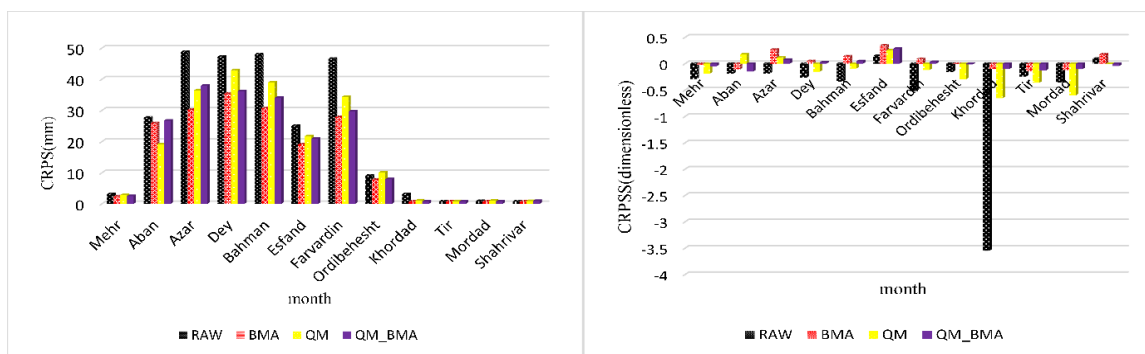


Fig. 4- The effect of post-processing on basin probabilistic precipitation forecasts

شکل ۴- تأثیر پس پردازش بر پیش بینی های احتمالاتی بارش در هر ماه

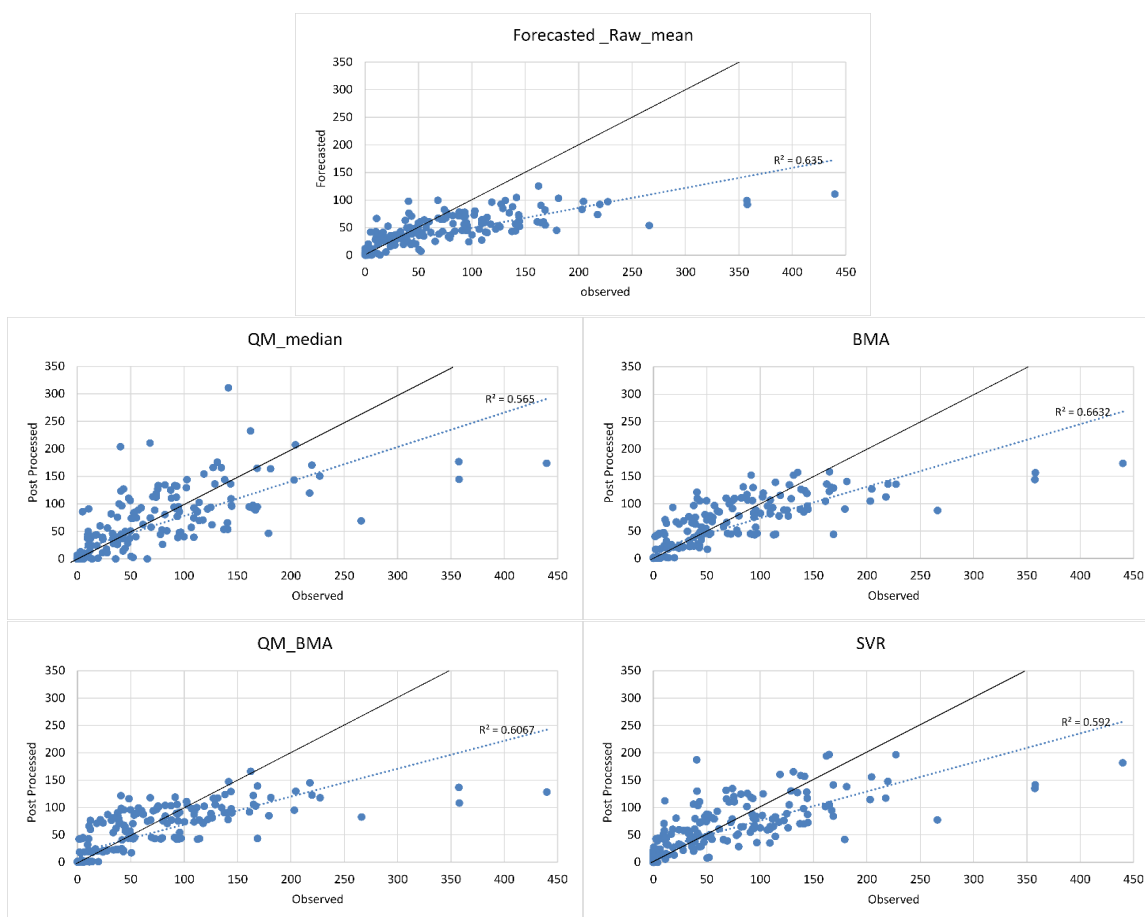


Fig. 5- The effect of post-processing on the average amount of monthly precipitation forecasts

شکل ۵- تأثیر پس پردازش بر مقدار میانگین پیش بینی های بارش ماهانه

مشاهده است، هیچ یک از روش ها در اصلاح اریبی مقادیر حداکثری (بارش های مشاهداتی ماهانه بیش از ۲۵۰ میلی متر) موفق نبوده اند.

طبق شکل ۶ خروجی های روش BMA بیشترین همبستگی را با مشاهدات دارند. با اعمال این روش، ضریب همبستگی پیش بینی ها و مشاهدات افزایش و خطای Centered RMS Difference نسبت به

همان طور که در شکل ۶ مشاهده می شود، هر چهار روش پس پردازش تا حدودی قادر به اصلاح اریبی داده های بارش بوده اند. برتری BMA نسبت به سایر روش ها محسوس است. در این روش ضریب تعیین (R^2) بین مشاهدات و پیش بینی ها افزایش یافته و درصد بیشتری از نقاط حول خط نیمساز متمرکز شده اند. همان طور که در شکل قابل

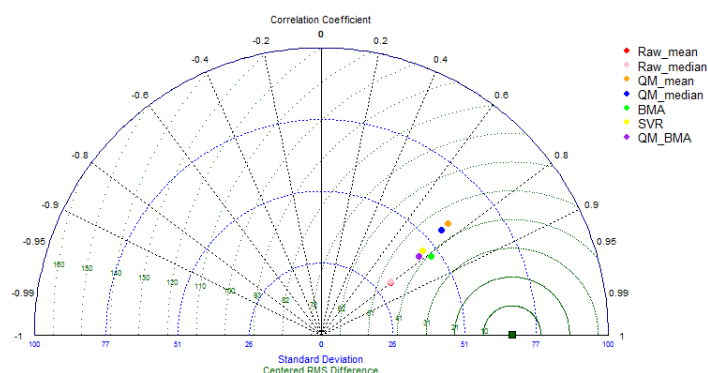


Fig. 6- Taylor diagram of raw and post-processed precipitation forecasts compared to basin observations
 شکل ۶- دیاگرام تیلور پیش‌بینی خام و پس‌پردازش شده بارش در مقایسه با مشاهدات حوضه

موفق نبوده است ولی در ترکیب با BMA توانسته در بسیاری موارد عملکردی بهتر از اعمال BMA بر پیش‌بینی‌های خام داشته باشد. در کاهش خطای MAE نیز روش‌های BMA و Eq-BMA عملکرد به نسبت بهتری داشته‌اند. شکل ۸ تأثیر اعمال روش‌های پس‌پردازش را بر شاخص‌های احتمالاتی ارزیابی پیش‌بینی‌های دما در حوضه نشان می‌دهد.

در حالت خام، شاخص CRPSS تنها در سه ماه آذر و دی و بهمن بیشتر از صفر بوده است که حاکی از خطای قابل توجه پیش‌بینی‌های خام دما است. پس از پس‌پردازش با روش Eq-BMA در ۱۰ ماه، با روش BMA در ۹ ماه و با روش Eq در ۸ ماه از سال مقدار شاخص مثبت شده است. شکل ۹ تأثیر پس‌پردازش را بر مقادیر دما در کل دوره ۲۰ ساله نشان می‌دهد.

حالت خام (میانگین و میانه) کاهش یافته است. در زمینه نزدیک کردن مقدار انحراف معیار میانگین اعضای همادی به انحراف معیار مشاهدات ($\sigma = 68/71$)، نگاشت چندک موفق تر بوده است.

۳-۲- تأثیر پس‌پردازش بر پیش‌بینی‌های دما در حوضه

شکل ۷ تأثیر پس‌پردازش را بر اعضای همادی پیش‌بینی دما نشان می‌دهد. نتایج بر اساس میانگین پیش‌بینی‌های خام و میانه‌ی اعضای همادی پس‌پردازش شده در هر ماه ارائه شده است.

طبق شکل ۷، تأثیر مثبت پس‌پردازش بر پیش‌بینی‌های دما کاملاً واضح است. مقدار ضریب همبستگی در اعمال روش‌های BMA و Eq-BMA (ترکیب معادله تجربی اصلاح اربیبی و BMA) در اکثر موارد افزایش یافته است. در این زمینه رابطه تجربی به‌تنهایی چندان

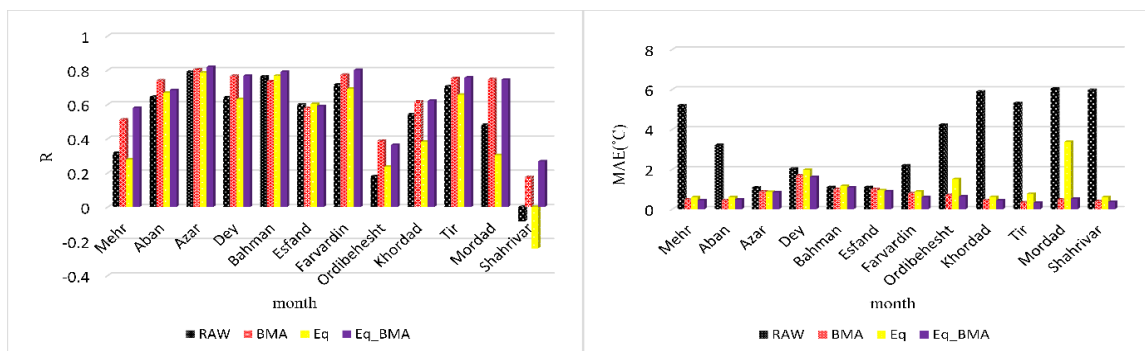


Fig. 7- The effect of post-processing on basin temperature forecasts

شکل ۷- تأثیر پس‌پردازش بر پیش‌بینی‌های دما در هر ماه

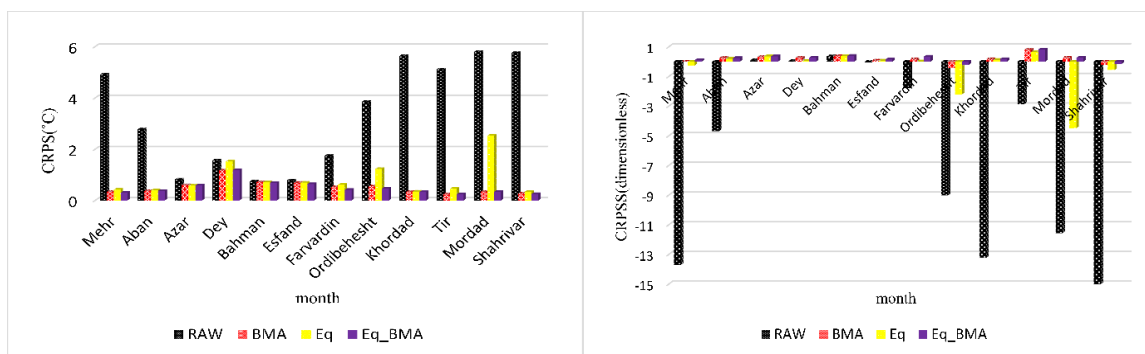


Fig. 8- The effect of post-processing on basin probabilistic temperature forecasts

شکل ۸- تأثیر پس پردازش بر پیش‌بینی‌های احتمالاتی دما در هر ماه

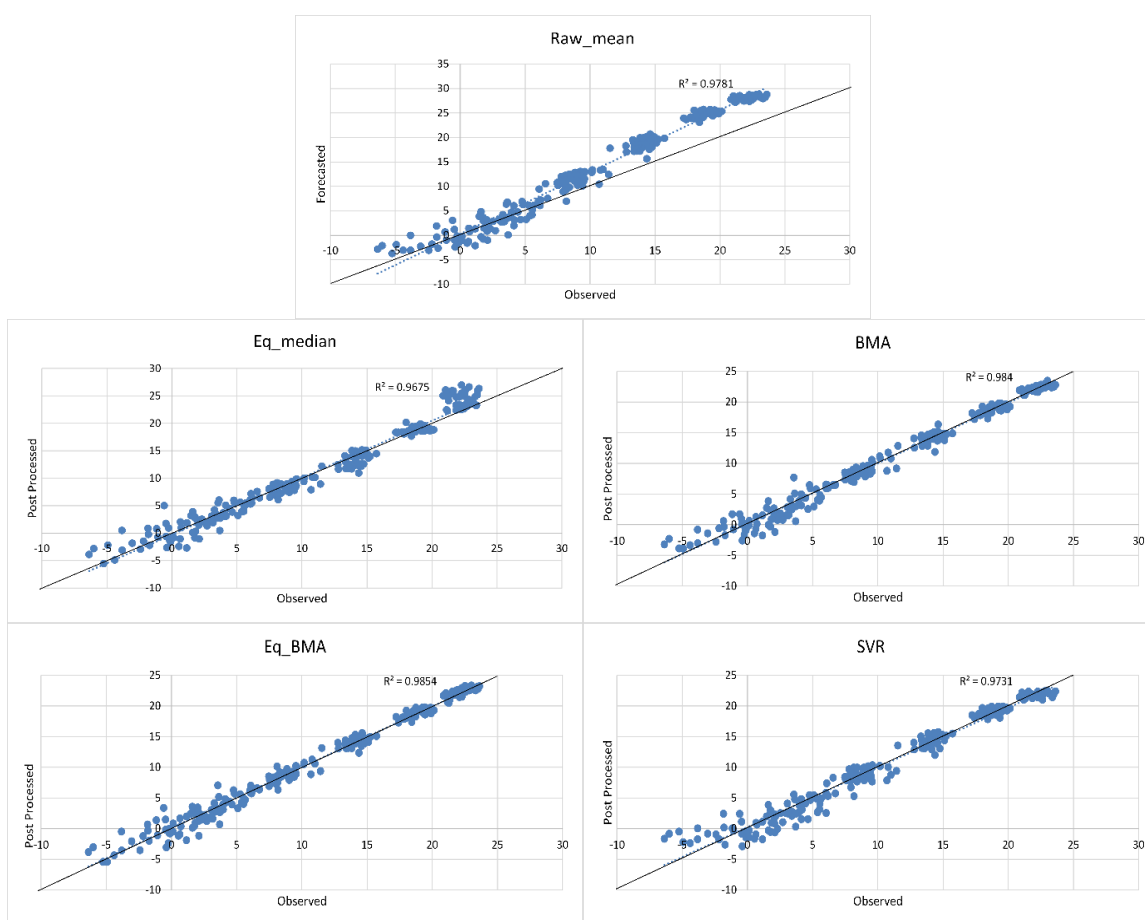


Fig. 9- The effect of post-processing on the average amount of monthly temperature forecasts

شکل ۹- تأثیر پس پردازش بر مقدار میانگین پیش‌بینی‌های دما در حوضه

۲۰ درجه، اندکی ضعیف‌تر از سایر روش‌های به کار رفته در پس پردازش دما عمل کرده است. اکثر روش‌های پس پردازش، به‌ویژه SVR در دماهای منفی چندان موفق نبوده‌اند.

طبق شکل ۹، هر چهار روش به کار رفته قادر به حذف اربیبی موجود در پیش‌بینی‌های دما در ماه‌های گرم بوده‌اند. ضمن این‌که روش‌های BMA و Eq-BMA همستگی کلی داده‌ها را نیز بهبود بخشیده‌اند. روش معادله تجربی با وجود حذف اربیبی داده‌ها، در دماهای بالاتر از

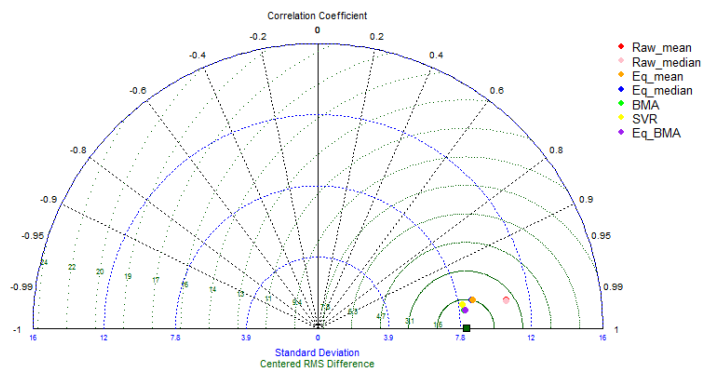


Fig. 10- Taylor diagram of raw and post-processed temperature forecasts compared to basin observations
شکل ۱۰- دیاگرام تیلور پیش‌بینی خام و پس‌پردازش شده دما در مقایسه با مشاهدات حوضه

تبدیل دوره زمانی پیش‌بینی‌های ماهانه از میلادی به شمسی جهت مقایسه آن‌ها با مشاهدات نیز می‌تواند تا حدودی بر نتایج ارزیابی‌ها تأثیرگذار باشد.

- پیش‌بینی‌های بارش در اغلب ماه‌ها (به‌ویژه بارش‌های بیش از ۶۰ میلی‌متر) کمتر از مقدار واقعی پیش‌بینی شده‌اند. در مجموع، پیش‌بینی‌های خام بارش در ماه‌های سرد سال بهتر از ماه‌های گرم و کم بارش بوده است (ضریب همبستگی و CRPSS بزرگتر). این مسئله چندان نیز دور از انتظار نیست. بارش‌های زیاد که معمولاً وسعت زیادی را نیز در برمی‌گیرند (بارش‌های فراگیر) عموماً بهتر پیش‌بینی می‌شوند ولی در بارش‌های کم که اکثراً مقیاس محلی دارند از توانایی پیش‌بینی مدل‌های عددی کاسته می‌شود و مدل‌ها با توجه به ابعاد بزرگ شبکه سلول‌ها قادر به پیش‌بینی و نمایش صحیح این مقادیر نیستند.

- پیش‌بینی‌های دما نیز در ماه‌های سرد مطلوب‌تر بوده‌اند. مقادیر MAE بین ۱ تا ۲/۲ درجه سانتیگراد در ماه‌های آذر تا فروردین و ضریب همبستگی بالای ۰/۶ در این ماه‌ها، مؤید این مطلب است. ضمن اینکه همان‌طور که پیش‌تر ذکر شد، مقادیر CRPSS در سه ماه آذر، دی و بهمن مثبت برآورد شده است. در ماه‌های گرم بیش برآوردی متوسط ۵ درجه سانتیگراد در پیش‌بینی‌ها مشاهده می‌شود.

- بالاتر بودن دقت پیش‌بینی‌ها در ماه‌های سرد، با اظهارات Monhart et al. (2018) در مورد مهارت بالاتر پیش‌بینی‌های درون فصلی دما و بارش در دوره دسامبر/ژانویه/فوریه، در اروپا نیز هم‌خوانی دارد.

- نتایج این تحقیق حاکی از آن است که اصلاح آریبی بارش و دما مرحله‌ای ضروری و مؤثر در بهبود دقت پیش‌بینی‌ها محسوب می‌شود. اعمال روش‌های پس‌پردازش توانسته است در نیمی از ماه‌ها، به‌ویژه ماه‌های پر باران، مقدار CRPSS پیش‌بینی‌های بارش را به محدوده مقادیر مثبت برساند. همچنین، پس از اعمال پس‌پردازش بر روی داده‌های دما، با روش Eq-BMA در ۱۰ ماه، با روش BMA در ۹ ماه و با روش Eq در ۸ ماه از سال مقدار شاخص مثبت شده است.

شکل ۱۰ دیاگرام تیلور مربوط به پس‌پردازش دما را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود همبستگی بسیار بالایی بین مشاهدات و پیش‌بینی‌های دما در حوضه وجود دارد که در پس‌پردازش به روش‌های Eq-BMA و BMA کمی بهبود یافته است. همچنین این دو روش کمترین خطای Centered RMS Difference را در مقابل مشاهدات دارند. مقدار انحراف معیار پیش‌بینی‌های پس‌پردازش شده به این دو روش به انحراف معیار مشاهدات بسیار نزدیک است. روش SVR در رتبه بعدی قرار دارد و میانگین و میانه اعضای همادی اصلاح آریبی شده با معادله تجربی (نقاط آبی و نارنجی منطبق بر هم) در رتبه بعدی، و بالاتر از پیش‌بینی‌های خام، قرار گرفته‌اند.

۴- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

- این پژوهش با هدف ارزیابی مهارت پیش‌بینی‌های بارش و دمای مدل S2S مرکز ECMWF در یکی از حوضه‌های آبریز کشور (بخشی از حوضه آبریز کارون بزرگ) و ارتقای دقت این پیش‌بینی‌ها با بهره‌گیری از روش‌های مختلف پس‌پردازش و اصلاح آریبی انجام گردید. بدین منظور پیش‌بینی‌های بارش و دما با افق یک ماهه و در یک دوره ۲۰ ساله در مقایسه با میانگین مشاهدات حوضه بررسی شد و در ادامه از روش‌های متنوعی برای اصلاح آریبی و ترکیب پیش‌بینی‌ها استفاده گردید.

- نتایج این تحقیق حاکی از آن است که پیش‌بینی‌های خام بارش و دما در اغلب ماه‌ها از دقت مطلوبی برخوردار نبوده‌اند. مقایسه پیش‌بینی‌های خام با مشاهدات (در قالب شاخص CRPSS) نشان می‌دهد که پیش‌بینی‌های بارش تنها در ماه‌های اسفند و شهریور و پیش‌بینی‌های دما، تنها در ماه‌های بهمن، آذر و دی بهتر از پیش‌بینی مرجع بوده‌اند. به عبارت دیگر، در سایر ماه‌های سال در نظر گرفتن میانگین بلندمدت مشاهدات به‌عنوان پیش‌بینی، نتایجی بهتر از مدل عددی S2S (به‌صورت خام) در پی خواهد داشت. شایان ذکر است که

- Araghinejad Sh (2014) Data-driven modeling: Using MATLAB® in water resources and environmental engineering. Water Science and Technology Library 67
- Campozano L, Tenelanda D, Sanchez E, Samaniego E, Feyen J (2016) Comparison of statistical downscaling methods for monthly total precipitation: case study for the Paute river basin in southern Ecuador. *Advances in Meteorology* 2016: 6526341
- Gudmundsson L, Bremnes JB, Haugen JE, Engen-Skaugen, T (2012) Technical note: Downscaling RCM precipitation to the station scale using statistical transformations- A comparison of methods. *Hydrology and Earth System Sciences* 16:3383–3390
- Gudmundsson L (2016) Statistical transformations for post-processing climate model output. <https://cran.r-project.org/web/packages/qmap/>.
- Gunn S (1998) Support vector machines for classification and regression. Technical Report, ISIS, Department of Electronics and Computer Science, University of Southampton
- HEPEX, HEPEX-SIP Topic: Post-processing (1/3) (2018) [Online]. Available: <http://hepex.irstea.fr/hepex-sip-topic-post-processing-13>. Accessed December 2018
- Ines AWM and Hansen JW (2006) Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies. *Agricultural and Forest Meteorology* 138(1-4):44–53
- Javanmard Ghassab M, Delavar M, Morid S (2018) Medium-term forecast evaluation of TIGGE numerical weather prediction models for Karun Basin. *Iran-Water Resources Research* 14(3):1-14 (In Persian)
- Khajehei S and Moradkhani H (2017) Towards an improved ensemble precipitation forecast: A probabilistic post-processing approach. *Journal of Hydrology* 546 (2017):476–48
- Kim Y, Kim W, Ohn I, Kim YO (2017) Leave-one-out Bayesian model averaging for probabilistic ensemble forecasting. *Communications for Statistical Applications and Methods* 24(1):67–80
- Kolachian R, Saghafian B (2019) Deterministic and probabilistic evaluation of raw and post processed sub-seasonal to seasonal precipitation forecasts in different precipitation regimes. *Theoretical and Applied Climatology* 137(1-2):1479–1493
- روش اصلاح اریبی نگاشت چندک در مورد بارش، با وجود کاهش اریبی و موفقیت در نزدیک کردن انحراف معیار میانگین پیش‌بینی‌ها به مشاهدات، در حفظ همبستگی مشاهدات و پیش‌بینی‌ها ناموفق بوده است. درحالی‌که روش میانگین مدل بیزین اعمال شده بر روی داده‌های خام در اکثر موارد همبستگی را حفظ کرده یا بهبود بخشیده است. اعمال BMA روی خروجی‌های QM کمی ضعیف‌تر از اعمال آن روی داده‌های خام عمل کرده است.
- روش میانگین‌گیری مدل بیزین در ترکیب پیش‌بینی‌های خام و اصلاح اریبی شده دما نیز موفق عمل کرده و در تکنیک دو مرحله‌ای Eq-BMA بهترین عملکرد را داشته است.
- روش رگرسیون بردار پشتیبان نیز ترکیب قابل قبولی از اعضای همادی بارش و دما ارائه داده است و در هر دو مورد، عملکردی بهتر از میانگین و میانه داده‌های خام و اصلاح اریبی شده (با نگاشت چندک یا معادله تجربی) و کمی ضعیف‌تر از روش‌های میانگین‌گیری بر پایه مدل بیزین داشته است.
- روش میانگین‌گیری مدل بیزین هم در بهبود پیش‌بینی‌های دما و هم بارش مؤثرترین روش بوده است.

پی‌نوشت‌ها

- 1-Sub Seasonal to Seasonal Prediction Project (S2S)
- 2- General Circulation Model (GCM)
- 3- Ensemble
- 4- Reanalysis
- 5- Reliability
- 6- Bureau of Meteorology (BoM)
- 7- Bayesian Joint Probability (BJP)
- 8- North American Multi-Model Ensemble (NMME)
- 9- The European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF)
- 10- Grid Size
- 11- Quantile-to Quantile Transform
- 12- Umulative Distribution Function (CDF) Matching
- 13- Probability Density Functions (PDFs)
- 14- Hyper-Planes

۵- مراجع

- Ajaaj A, Mishra AK, Khan AA (2015) Comparison of bias correction techniques for GPCC rainfall. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 30(6):1659-1675
- Aminyavari S, Saghafian B, Delavar M (2019) Post-processing the output of the numerical precipitation forecasting models of TIGGE database using bayesian model averaging (BMA). *Iran-Water Resources Research* 14(4):246-257 (In Persian)

- agricultural resources in India. *Hydrology and Earth System Sciences* 21(2):707–720
- Sloughter M, Raftery AE, Gneiting T, and Fraley G (2007) Probabilistic quantitative precipitation forecasting using Bayesian model averaging. *Monthly Weather Review*, American Meteorological Society 135:3209–3220
- Taylor KE (2001) Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *Journal of Geophysical Research* 106(D7):7183–7192
- Terink W, Hurkmans RTWL, Torfs PJF, and Uijlenhoet R (2009) Bias correction of temperature and precipitation data for regional climate model application to the Rhine basin. *Hydrology and Earth System Sciences, Discuss.*, 6:5377–5413
- Tian D, Wood EF, and Yuan X (2017) CFSv2-based sub-seasonal precipitation and temperature forecast skill over the contiguous United States. *Hydrology and Earth System Sciences* 21(3):1477–1490
- Vapnik VN (1995) *The nature of statistical learning theory*. Springer, New York. ISBN 0-387-98780-0
- Verkade JS, Brown JD, Reggiani P, and Weerts AH (2013) Post-processing ECMWF precipitation and temperature ensemble reforecasts for operational hydrologic forecasting at various spatial scales. *Journal of Hydrology* 501(2013):73–91
- Vitart F, Ardilouze C, Bonet A, Brookshaw A, Chen M, Codorean C, and et al. (2016) Sub-seasonal to Seasonal Prediction (S2S) project database. *Bulletin of the American Meteorological Society* 98(1), doi:BAMS-D-16-0017.1.
- Wang QJ, Schepen A, Robertson DE (2012) Merging seasonal rainfall forecasts from multiple statistical models through Bayesian model averaging. *Journal of Climate* 25:5524–5537
- Yuan X, Wood EF, Ma Zh (2015) A review on climate-model-based seasonal hydrologic forecasting: physical understanding and system development. *WIREs Water* 2:523–536
- Zhao T, Bennett J, Wang Q, Schepen A, Wood A, Robertson D, and Ramos M (2017) How suitable is quantile mapping for post-processing GCM precipitation forecasts? *Journal of Climate* 30(9):3185–3196
- Leander R, Buishand T (2007) Resampling of regional climate model output for the simulation of extreme river flows. *Journal of Hydrology* 332(3-4):487–496
- Li H, Sheffield J, Wood EF (2010) Bias correction of monthly precipitation and temperature fields from Intergovernmental Panel on Climate Change AR4 models using equidistant quantile matching. *Journal of Geophysical Research* 115:D10101
- Li Y, Jiang Y, Lei X, Tian F, Duan H, and Lu H (2017) Comparison of precipitation and streamflow correcting for ensemble streamflow forecasts. *Water* 10(2):177
- Lucatero D, Madsen H, Refsgaard JC, Kidmose J, Jensen JH (2018) On the skill of raw and postprocessed ensemble seasonal meteorological forecasts in Denmark. *Hydrol. Earth System Science* 22:6591–6609
- Ma F, Ye A, Deng X, Zhou Z, Liu X, Duan Q, Xu J, Miao C, Di Z, and Gong W (2016) Evaluating the skill of NMME seasonal precipitation ensemble predictions for 17 hydroclimatic regions in continental China. *International Journal of Climatology* 36:132–144
- Monhart S, Spirig C, Bhend J, Bogner K, Schär C, and Liniger MA (2018) Skill of sub-seasonal forecasts in Europe: Effect of bias correction and downscaling using surface observations. *American Geophysical Union* 123(15):7999–8016
- Ogutü GEO, Franssen WHP, Supit I, Omondi P, and Hutjes RWA (2017) Skill of ECMWF system-4 ensemble seasonal climate forecasts for East Africa. *International Journal of Climatology* 37(5):2734–2756
- Raftery AD, Gneiting T, Balabdaoui F, and Polakowski M (2005) Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles. *American Meteorological Society* 133:1155–1174
- Schepen A, Zhao T, Wang QJ, and Robertson DE (2017) A new method for post-processing daily sub-seasonal to seasonal rainfall forecasts from GCMs and evaluation for 12 Australian catchments. *Hydrology and Earth System Sciences, Discuss.*, <https://doi.org/10.5194/hess-2017-380-RC1>
- Shah R, Sahai AK, and Mishra V (2017) Short to sub-seasonal hydrologic forecast to manage water and