

## Evaluating the Impact of Post-Processing on Improving the Skill of Seasonal Ensemble Forecasts of Precipitation and Temperature of C3S Database in Iran

M. Nobakht<sup>1</sup>, B. Saghafian<sup>2\*</sup>, and S. Aminyavari<sup>3</sup>

### Abstract

Seasonal precipitation forecasting plays a pivotal role in water resource management and development of warning systems. This study evaluated the ensemble forecasts of three C3S models over the period 1993–2017 in Iran's eight classified precipitation clusters for 1- to 3-month lead times. The quantile mapping (QM), the linear scaling (LS), and the gamma distribution mapping (GDM) for post-processing of precipitation forecasts, and the LS and variance scaling (VS) was used to post-process temperature forecasts. The results were then compared with the raw forecasts. It is indicated that the models performed best in western precipitation clusters, while in the northern humid cluster the models had negative skill scores. Almost all the post-processing methods were able to reduce the errors and improve the forecast accuracy in most groups. In general, after post-processing the ECMWF models had the best performance and the MF model had the worst performance. Among the precipitation post-processing methods, GDM and LS performed better, and the superiority of these methods is quite noticeable, especially in the rain-heavy groups of northern Iran (G6 and G8), which had poor raw forecasts. Regarding the post-processing of ensemble temperature forecasts, the performance of each LS and VS method is similar, they have a slight difference in increasing the accuracy of forecasts. Of course, overall, the VS method has worked a little better. The performance of post-processing methods is very effective in the cold months of the year (late autumn and winter) and slightly weaker in the hot months (summer).

**Keywords:** Meteorological Ensemble Forecasting, Copernicus Climate Change Service (C3S), Seasonal Streamflow Forecasting, Post Processing.

Received: October 31, 2022

Accepted: February 16, 2023

## ارزیابی تأثیر پس پردازش بر بهبود مهارت پیش‌بینی‌های همادی فصلی بارش و دما پایگاه داده C3S در ایران

مسعود نوبخت<sup>۱</sup>، بهرام ثقفیان<sup>۲\*</sup> و صالح امین‌یاوری<sup>۳</sup>

### چکیده

پیش‌بینی‌های فصلی نقشی حیاتی در مدیریت منابع آب و توسعه سامانه‌های پیش‌بینی و خشکسالی ایفا می‌کنند. در تحقیق حاضر پیش‌بینی‌های همادی ماهانه بارش و دمای سه مرکز پایگاه داده C3S در طول سال‌های ۱۹۹۳ تا ۲۰۱۸ برای هشت گروه بارشی ایران در افق‌های زمانی ۱ تا ۳ ماه مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفت. همچنین با هدف بهبود مهارت پیش‌بینی‌های خام در هشت گروه بارشی، از روش‌های نگاشت چندک (QM)، روش مقیاس‌دهی خطی (LS) و روش نگاشت توزیع گاما (GDM) برای پس‌پردازش پیش‌بینی‌های بارش و از روش‌های مقیاس‌دهی خطی (LS) و روش مقیاس‌دهی واریانس (VS) برای پس‌پردازش پیش‌بینی‌های دما استفاده شد. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که پیش‌بینی‌های خام بارش مدل‌ها در گروه‌های بارشی غرب ایران بهترین و در گروه‌های بارشی شمال ایران ضعیف‌ترین عملکرد را دارند. پیش‌بینی‌های دما در اغلب موارد، فرو پیش‌بینی و تقریباً همه روش‌های پس‌پردازش قادر به تقلیل خطاها و بهبود دقت پیش‌بینی‌ها در بیشتر گروه‌های بارشی بخصوص برای پیش‌بینی‌های مدل ECMWF بودند. در حالت کلی مدل‌های ECMWF بعد از پس‌پردازش بهترین عملکرد و مدل MF بدترین عملکرد را داشت. در بین روش‌های پس‌پردازش بارش دو روش GDM و LS عملکرد بهتری داشتند که در گروه‌های پر بارش شمال ایران (G6 و G8) برتری روش‌های LS و GDM کاملاً محسوس است. در خصوص پس‌پردازش پیش‌بینی‌های همادی دما، روش VS کمی بهتر از LS بود و عملکرد روش‌های پس‌پردازش در ماه‌های سرد سال (اواخر فصل پاییز و فصل زمستان) بسیار مؤثر و در ماه‌های گرم (فصل تابستان) اندکی ضعیف‌تر از بقیه ماه‌ها بود.

**کلمات کلیدی:** پیش‌بینی همادی هواشناسی، C3S، پیش‌بینی بلندمدت، پس‌پردازش.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۸/۹

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۱۱/۲۷

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, Chalus branch, Islamic Azad University, Chalus, Iran.

\*- Corresponding Author

Dor: [20.1001.1.17352347.1401.18.4.10.4](https://doi.org/10.1001.1.17352347.1401.18.4.10.4)

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

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

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

\*- نویسنده مسئول

بحث و مناظره (Discussion) در مورد این مقاله تا پایان بهار ۱۴۰۲ امکان‌پذیر است.



چندین مرکز مهم اروپایی را در اختیار عموم قرار داده، پایگاه C3S<sup>۴</sup> است (Dierickx, 2019).

سرویس تغییر اقلیم کوپرنیکوس (C3S) با بهره‌گیری از دانش نوین، دیدبانی‌های جمع‌آوری شده از سامانه‌های جو و اقیانوس را با استفاده از روشهای داده‌گوارای تلفیق کرده است و اطلاعات معتبر و مطمئن و جامعی را در مورد وضعیت آب و هوای گذشته، حال و آینده سراسر جهان ارائه می‌دهد. این اطلاعات ارزش اقتصادی قابل توجهی را به ارمان آورده است. سرویس تغییر اقلیم کوپرنیکوس (C3S) که تحت حمایت اتحادیه اروپا توسط مرکز ECMWF به عنوان بخشی از برنامه کوپرنیکوس اداره می‌شود، یک پروتکل خدمات پیش‌بینی فصلی را در وب سایت خود ارائه کرده است که هدف این سرویس تولید محصولات پیش‌بینی فصلی بر اساس بهترین اطلاعات موجود به یک برنامه عملیاتی است. سرویس فصلی C3S اطلاعات این پیش‌بینی‌ها را از طریق (CDS)<sup>۵</sup> در دسترس عموم قرار می‌دهد. چون این پایگاه داده به تازگی راه‌اندازی شده، تحقیقات زیادی روی عملکرد پیش‌بینی‌های این پایگاه داده صورت نگرفته است (Brönnimann et al., 2018).

از دیگر راهکارهای کاهش عدم قطعیت پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی، پس‌پردازش پیش‌بینی‌های هواشناسی است. پس‌پردازش پیش‌بینی هواشناسی دارای سابقه‌ای تقریباً به اندازه تاریخ پیش‌بینی وضع هوا است (Fawcett, 1962). روش‌های متعددی جهت ترکیب اطلاعات اقلیمی پیشین با پیش‌بینی‌های زمان واقعی توسعه یافته‌اند و امروزه از تکنیک‌هایی همچون روش آماره مدل خروجی (MOS)<sup>۶</sup> (برای پس‌پردازش پیش‌بینی‌های یقینی)، مدل میانگین‌گیری بیزین (BMA)<sup>۷</sup> (برای پس‌پردازش برون‌داد خام یک سامانه همادی)، پیش‌پردازش همادی (EPP)<sup>۸</sup>، استفاده از روش‌های هوش مصنوعی مانند شبکه عصبی مصنوعی (ANN)<sup>۹</sup> یا ماشین بردار پشتیبان (SVM)<sup>۱۰</sup>، روش‌های رگرسیون استدلالی (LR)<sup>۱۱</sup> و نگاشت چندک‌ها (QM)<sup>۱۲</sup> وجود دارد (Sene, 2010). اکثر مطالعات انجام شده در حوضه‌های کاربردی پیش‌بینی هواشناسی، بر لزوم پس‌پردازش خروجی مدل‌های جهانی هواشناسی یا GCMs تأکید داشته‌اند. روش‌های مقیاس‌دهی خطی (LS)<sup>۱۳</sup>، نگاشت چندک (QM) و نگاشت توزیع گاما (GDM)<sup>۱۴</sup> روش‌های مرسوم در پس‌پردازش پیش‌بینی‌ها هستند.

یکی از مهم‌ترین تحقیقات صورت گرفته بر روی پایگاه داده C3S را می‌توان مطالعه (Manzanas et al. 2019) نام برد که به تصحیح

پیش‌بینی صحیح بارش و دما به عنوان اصلی‌ترین مؤلفه‌های ورودی در پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی، یک ابزار کلیدی در فرآیند اخذ تصمیمات صحیح در بخش مدیریت منابع آب می‌باشد. با پیش‌بینی میزان و الگوی توزیع بارش و دما در چند ماه بعد، می‌توان برنامه‌های مدیریتی مناسبی را اتخاذ نمود. تقویت مبانی علمی پیش‌بینی‌ها باعث افزایش اعتماد عمومی و کاهش خسارات ناشی از رخدادهای منجر به سیلاب‌ها می‌شود. ارتقای پیش‌بینی میان‌مدت و بلندمدت در گرو توسعه یا انتخاب داده‌ها و ابزارهای مناسب مدل‌سازی است. خوشبختانه، در زمینه پیش‌بینی‌های هواشناسی و به دنبال آن پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی، پیشرفت‌های مناسبی گزارش شده است به‌گونه‌ای که منافع اقتصادی حاصل از این سامانه‌ها به مراتب فراتر از هزینه اولیه توسعه آنهاست. از سویی دیگر در حال حاضر بخش‌های عمده‌ای از جهان، فاقد ایستگاه‌های اندازه‌گیری بارش زمینی هستند و حتی در صورت وجود از نظر زمانی و مکانی دارای پوشش مناسبی نیستند و همین موضوع فرآیند مدیریت و برنامه‌ریزی منابع آب را با چالشی اساسی روبرو می‌نماید. امروزه پیش‌بینی‌های هواشناسی با استفاده از مدل‌های عددی رواج زیادی پیدا کرده است و از مدل‌های عددی برای پیش‌بینی وضع هوا بر اساس شرایط فعلی جو استفاده می‌شود.

از آنجا که معادلات استفاده شده توسط مدل‌ها برای شبیه‌سازی جو دقیق نیستند، پیش‌بینی‌های حاصله همواره دارای عدم قطعیت‌هایی است که این عدم قطعیت‌ها همچنان یک معضل جدی برای نتیجه‌گیری صحیح است و مهارت پیش‌بینی‌ها را کاهش می‌دهد. یکی از راهکارهایی که عدم قطعیت‌ها را پوشش می‌دهد استفاده از پیش‌بینی‌های همادی<sup>۱</sup> است. پیش‌بینی همادی روشی است که در پیش‌بینی‌های عددی وضع هوا و اقلیم استفاده می‌شود و به جای یک پیش‌بینی منفرد، مجموعه‌ای از پیش‌بینی‌ها را با هدف نشان دادن طیف وسیعی از شرایط ممکن آینده در جو مطرح می‌کند. نخستین پیش‌بینی‌های همادی در دسامبر ۱۹۹۲ توسط دو مرکز پیش‌بینی ECMWF<sup>۲</sup> و NCEP<sup>۳</sup> تولید شد و مورد استفاده قرار گرفت. امروزه مراکز مختلفی در دنیا طی فرآیند خاصی با استفاده از حل عددی معادلات هیدرودینامیکی حاکم بر جو بر پایه شرایط آغازین، اقدام به تولید پیش‌بینی‌های همادی متغیرهای هواشناسی همچون بارش و دما در افق‌های زمانی مختلف از ساعتی تا سالیانه و در مقیاس جهانی می‌نمایند که این پیش‌بینی‌ها فرصت‌های جدیدی در جهت مدیریت منابع آب ایجاد نموده است. یکی از پایگاه‌هایی که اخیراً داده‌های

پس‌پردازش داده‌های بارش خام استفاده کردند و نتایج حاصله بر افزایش مهارت پیش‌بینی بارش پس از اعمال روش‌های پس‌پردازش فوق دلالت داشت.

در خصوص تحقیقات مشابه برای ایران، Aminyavari et al. (2018) یک ارزیابی جامع بر مهم‌ترین پیش‌بینی‌های سه مرکز ECMWF، UKMO و NCEP از پایگاه داده TIGGE<sup>۲۵</sup> برای سیزده ایستگاه سینوپتیکی در هشت گروه بارشی متفاوت در افق‌های زمانی ۱ تا ۳ روز برای دوره ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۶ انجام دادند و از روش BMA<sup>۲۶</sup> برای پس‌پردازش پیش‌بینی‌های عددی همادی بارش مدل‌ها استفاده کردند. نتایج تحقیق شان داد که ECMWF در بیشتر مناطق، UKMO در مناطق کوهستانی و NCEP در حاشیه خلیج فارس عملکرد بهتری داشتند، همچنین پس‌پردازش پیش‌بینی عددی بارش تأثیر بسزایی، علی‌الخصوص بر دو مدل NCEP و UKMO داشت. (2018) Kolachian et al. از معیارهای قطعی و احتمالاتی گوناگون برای ارزیابی پیش‌بینی‌های بارش مدل S2S مرکز ECMWF با افق یک ماهه استفاده کردند. ارزیابی پیش‌بینی‌ها در یک دوره ۲۰ ساله و مقایسه آن با آمار مشاهداتی چندین ایستگاه سینوپتیک با رژیم بارش مختلف در ایران حاکی از مهارت قابل قبول این پیش‌بینی‌ها در ماه‌های پربارش در اکثر مناطق بود. با این وجود ضعف پیش‌بینی‌های خام در ماه‌های خشک سال کاملاً محسوس بود. آن‌ها جهت ارتقای مهارت پیش‌بینی‌ها، از روش نگاشت چندک (QM) برای پس‌پردازش پیش‌بینی‌های همادی بارش و از یک معادله‌ی تجربی برای اصلاح آریبی پیش‌بینی‌های همادی دما در یکی از زیرحوضه‌های رودخانه کارون استفاده کردند. ارزیابی نتایج در حوضه، حاکی از افزایش مهارت پیش‌بینی‌ها بعد از پس‌پردازش بود.

Nobakht et al. (2020) پیش‌بینی‌های گروهی فصلی بارش پایگاه داده C3S را در ایران بصورت جامع ارزیابی کردند. در این تحقیق پیش‌بینی‌های گروهی بارش و دما از ۳ سامانه ECMWF، MF و UKMO از پایگاه داده C3S در محدوده جغرافیایی ایران برای بازه زمانی حدود ۲۵ ساله (۲۰۱۸-۱۹۹۳) از پایگاه داده C3S استخراج و این خروجی‌ها با داده‌های ایستگاه‌های زمینی مقایسه و مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج تحقیق نشان داد که دو مدل ECMWF و UKMO عملکرد خوبی در پیش‌بینی بارش ماهانه در ایران مخصوصاً غرب ایران دارند و مدل فرانسه اصلاً برای ایران مناسب نیست. همچنین، مدل ECMWF اندکی بهتر از مدل UKMO بود.

آریبی و واسنجی همادی پیش‌بینی‌های فصلی استخراج شده از پایگاه داده C3S برای اروپا و جنوب شرقی آسیا پرداختند. در این تحقیق از مدل‌های هواشناسی ECMWF، UKMO<sup>۱۵</sup> و MF<sup>۱۶</sup> با افق زمانی یک ماهه استفاده شد. برای پس‌پردازش از روش تصحیح آریبی ساده (SBA)<sup>۱۷</sup> و روش‌های بازکالیبراسیون (RC)<sup>۱۸</sup> استفاده کردند. در انتها به دلیل بهبود در اطمینان‌پذیری، روش‌های RC بهتر از روش‌های SBA عمل کردند. (2018) Lucatero et al. به بررسی مهارت پیش‌بینی‌های هواشناسی فصلی همادی خام و پس‌پردازش شده در دانمارک پرداختند. آنها از دو تکنیک LS و QM برای اصلاح آریبی پیش‌بینی‌های همادی بارش، دما و تبخیر و تعرق مرجع مدل فصلی ECMWF در مقیاس روزانه استفاده کردند. روش‌های هر دو تکنیک گفته شده، قابلیت خوبی در حذف آریبی میانگین نشان دادند. در برآورد روزهای خشک و مقادیر کم بارش، کارایی روش QM به مراتب بالاتر از LS بود.

Jie et al. (2017) با استفاده از چندین شاخص موسمی برای داده‌های ۱۰ مرکز پیش‌بینی در پایگاه داده S2S<sup>۱۹</sup> در طول دوره مه تا اکتبر ۲۰۱۰-۱۹۹۹ به ارزیابی توانایی پیش‌بینی بارش‌های موسمی در جنوب آسیا پرداختند. نتایج حاکی از مهارت امیدوارکننده‌ی برخی مدل‌ها در پیش‌بینی بارش‌های موسمی بود. در مقایسه با سایر مدل‌های مورد مطالعه، مدل ECMWF مهارت بالایی در پیش‌بینی چرخه‌های پویا و بارش از خود نشان داد، اگرچه مدل‌های NECP و CMA<sup>۲۰</sup> نیز ارزیابی قابل قبولی داشتند. همچنین، در مطالعه‌ای دیگر Li and Robertson (2015) مهارت پیش‌بینی‌های همادی سه مدل ECMWF، JMA<sup>۲۱</sup> و CFSv2<sup>۲۲</sup> (مدل فصلی مرکز NCEP) را برای فصل تابستان و تا افق زمانی ۴ هفته مورد ارزیابی قرار دادند. مهارت پیش‌بینی‌ها در سطح جهان با معیارهای ارزیابی قطعی مورد بررسی قرار گرفت. هر سه مدل نتایج بسیار خوبی برای هفته اول ارائه کردند. در هفته‌های ۲ تا ۴ مهارت پیش‌بینی‌ها در اکثر مناطق (به جز برخی نواحی گرمسیری) به طرز قابل توجهی کاهش یافت. مهارت پیش‌بینی بارش با مدل ECMWF با برتری محسوس در مقایسه با دو مدل دیگر به خصوص برای هفته‌های ۳ و ۴ همراه بود. (2017) Crochemore et al. مهارت پیش‌بینی‌های فصلی بارش و جریان رودخانه در ۱۶ حوضه آبریز در فرانسه را مورد ارزیابی قرار دادند. در این مطالعه داده‌های بازپیش‌بینی<sup>۲۳</sup> بارش مدل فصلی ECMWF با افق زمانی ۹۰ روز با استفاده از داده‌های SAFRAN (محصول بازآنالیز Météo France<sup>۲۴</sup>) ارزیابی و پس‌پردازش گردید. آن‌ها از روش‌های LS و نگاشت توزیع با مقیاس ماهانه و سالانه برای

پیش‌بینی و روش‌های تولید آن‌ها در پایگاه C3S در جدول ۱ آمده است.

در این مطالعه پیش‌بینی‌های گروهی بارش و دما در مقیاس میانگین ماهانه از ۳ سامانه ECMWF، UKMO و MeteoFrance از پایگاه داده C3S در محدوده جغرافیایی ایران (محدوده ۲۵ تا ۴۰ درجه عرض جغرافیایی و ۴۴ تا ۶۴ درجه طول جغرافیایی) و برونداد مدل‌ها به یک شبکه مشترک با تفکیک ۲۵ کیلومتر (اندازه شبکه‌ها  $0.25 \times 0.25$  درجه) برای بازه زمانی حدود ۲۵ ساله (۲۰۱۸-۱۹۹۳) در افق زمانی سه ماهه با گام زمانی یک ماه از پایگاه داده C3S استخراج گردید. سپس داده‌های مشاهداتی برای ارزیابی نیز از ۱۰۰ ایستگاه سینوپتیکی سازمان هواشناسی در هشت گروه بارشی متفاوت ایران که توسط Modarres (2006) دسته‌بندی شدند، استخراج شد. مدرس هشت وضعیت متفاوت بارش برای ایران براساس جغرافیا و اقلیم به روش ward دسته‌بندی شده توسط مدرس را نشان می‌دهد، در این شکل موقعیت مکانی ۱۰۰ ایستگاه مورد مطالعه در گروه‌های مختلف به همراه تغییرات ارتفاعی و همچنین میانگین بارش بلندمدت سالانه ایستگاه‌ها نمایش داده شده است. لازم به ذکر است این داده‌ها در سازمان هواشناسی کنترل کیفی شدند. گروه بارشی G1 در مناطق خشک و نیمه خشک مرکزی و شرق ایران و دارای ضریب تغییرات بالا و بارش کمی است. گروه G2، بیشتر مرزهای کوهستانی گروه G1، گروه G3 شامل نواحی سرد در شمال غربی ایران، گروه G4 دارای آب و هوایی گرم و شرجی در مرز خلیج فارس در جنوب ایران، گروه G5 مرز غربی ایران و کنار رشته کوه‌های زاگرس، گروه G6 در حاشیه جنوبی دریای خزر در شمال ایران، گروه G7 مشابه گروه G5 ولی پرباران تر و گروه G8 که همانند گروه G6 در حاشیه دریای خزر است با این تفاوت که مقدار بارش بیشتری نسبت به گروه ششم دارد (Modarres, 2006).

در این تحقیق پیش‌بینی‌های گروهی بارش و دما از ۳ سامانه ECMWF، MF و UKMO از پایگاه داده C3S در محدوده جغرافیایی ایران برای بازه زمانی حدود ۲۵ ساله (۲۰۱۸-۱۹۹۳) استخراج و این خروجی‌ها با داده‌های ایستگاه‌های زمینی مقایسه و مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در ادامه به منظور ارتقای دقت پیش‌بینی‌های بارش و دما از روش‌های نگاشت چندک (QM) و مقیاس‌دهی خطی (LS) و نگاشت توزیع گاما (GDM) برای پس‌پردازش پیش‌بینی‌های بارش و برای پس‌پردازش پیش‌بینی‌های دما از مقیاس‌دهی خطی (LS) و مقیاس‌دهی واریانس (VS)<sup>۳۷</sup> استفاده گردید.

## ۲- روش تحقیق

### ۲-۱- داده‌ها و منطقه مورد مطالعه

پروژه C3S که در حدود اوایل سال ۲۰۱۷ میلادی معرفی شده به طور منظم محصولات پیش‌بینی را منتشر می‌کند، این محصولات که براساس داده‌های پیش‌بینی چندین مرکز اروپایی هستند، هر ماهه (روز) ۱۳ ام ماه‌های میلادی ساعت UTC12) با افق زمانی ۶ ماه به روزرسانی می‌شوند. در حال حاضر این پایگاه توسط پنج مرکز ECMWF، UKMO، MF، مرکز اروپایی و مدیریتانه تغییرات اقلیم در ایتالیا CMCC<sup>۲۸</sup> و سرویس آب و هواشناسی ملی آلمان DWD<sup>۲۹</sup> پشتیبانی می‌شود و قرار است در آینده، مرکز ملی پیش‌بینی محیط زیست ایالات متحده آمریکا NCEP و آژانس آب و هواشناسی ژاپن JMA و اداره هواشناسی استرالیا BOM<sup>۳۰</sup> نیز اضافه شوند. در این پایگاه، مجموعه داده‌های متغیرهای هواشناسی در مقیاس جهانی از سال ۱۹۹۳ جهت بازبینی در کنار پیش‌بینی زمان واقعی قرار داده شده است که از تطابق بین داده‌های پیش‌بینی مدل‌ها در دوره‌های گذشته و داده‌های تاریخی ثبت شده می‌توان جهت ارزیابی اولیه پیش‌بینی‌ها در منطقه مورد مطالعه استفاده کرد. مشخصات سامانه‌های

Table 1- Specifications of forecasting systems and their production methods in the C3S database

جدول ۱- مشخصات سامانه‌های پیش‌بینی و روش‌های تولید آن‌ها در پایگاه C3S

Origin	Time range	Resolution of model (Horizontal/Vertical)	Initial conditions	Forecast	Hindcast	Hindcast	Hindcast
				Ens. size	Ens. size	Period	production sch.
ECMWF (SEAS5)	215 days	Physics: O320 Gaussian grid (36 km), 91 levels in vertical, to 0.1hPa (80km)	1st of month	51 members	28 members	1981-2016	fixed dataset
UKMO (GloSea5)	215 days	N216/L85, 0.83° x 0.56° (~60km in mid-latitudes), 85 levels in vertical, to 85km	each day of month	51 members	25 members	1993-2016	on-the-fly
Météo-France (System5)	215 days	91 levels in vertical, to above 0.2hPa	20th, 25th of previous month	25 members	15 members	1993-2016	fixed dataset

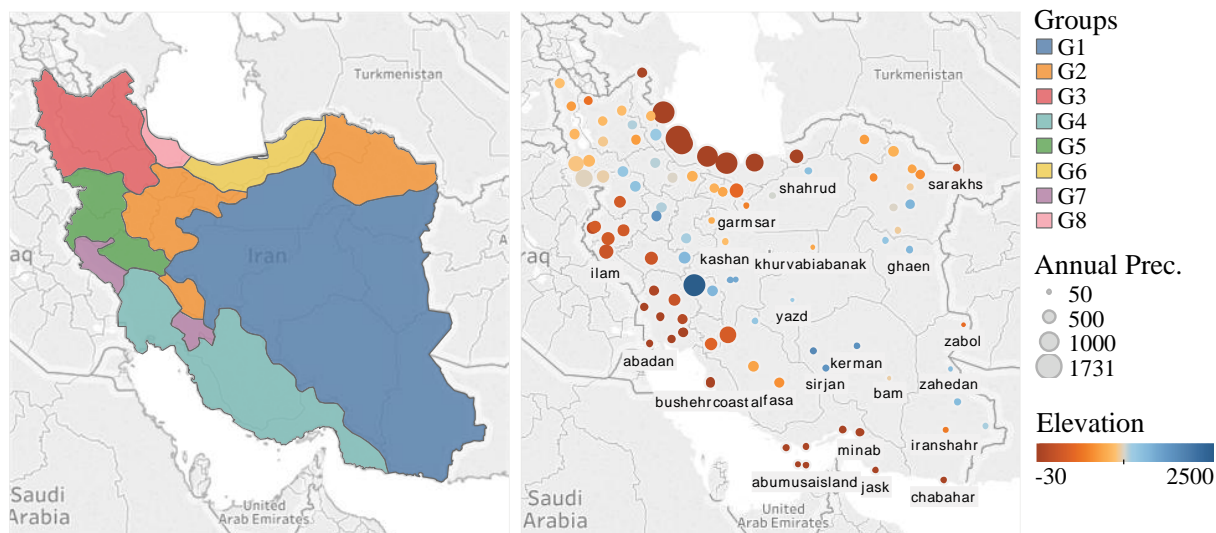


Fig. 1- The location of selected synoptic stations and grid points of C3S in Iran

شکل ۱- جانمایی ایستگاه‌های سینوپتیک انتخابی و نقاط شبکه C3S در ایران

توزیع (QMS)<sup>۳۲</sup>، مقیاس‌دهی خطی (LS) و نگاشت توزیع گاما (GDM) و برای پس‌پردازش پیش‌بینی‌های دما از روش‌های مقیاس‌دهی خطی (LS) و مقیاس‌دهی واریانس (VS) استفاده شده است. لازم به توضیح است در این بخش، ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش استفاده شد و ۳۰ درصد باقیمانده به عنوان آزمون براساس تابع برازش شده در دوره آموزش پس‌پردازش شدند.

در جدول ۲ تعداد ایستگاه‌های واقع در هر گروه اقلیمی و مشخصات هر گروه آمده است.

## ۲-۲- روش‌های پس‌پردازش

برای پس‌پردازش پیش‌بینی‌های بارش از روش‌های نگاشت چندک تجربی قوی (QM<sub>Q</sub>)<sup>۳۱</sup>، نگاشت چندک با هموارسازی گوشه‌های

Table 2- Characteristics of climatic groups and the number of selected stations in each group

جدول ۲- مشخصات گروه‌های اقلیمی و تعداد ایستگاه‌های منتخب در هر گروه

Characteristics	Mean annual prec. (mm year <sup>-1</sup> )	Mean elevation (m)	Latitude (°N)	Longitude (°E)	Area (km <sup>2</sup> )	No. of stations	Zone
Arid and semi-arid regions in central Iran	186.23	1238.7	25.3-36.4	48.5-62.3	847601	27	G1
Highland margins of G1	246.68	1064.3	27.2-37.5	48.3-61.2	192090	20	G2
The northwestern cold region	350.39	1368.9	35.9-39.7	44.4-48.5	128587	19	G3
The coast of the Persian Gulf	265.36	368.5	25.6-32.3	48.0-57.8	266031	15	G4
The Zagros Mountains region	235.03	1231.8	33.6-35.3	45.9-47.2	79172	6	G5
The lowland margins of the Caspian Sea	803.25	685.2	34.1-36.9	49.8-54.4	57230	6	G6
The Zagros Mountains region (Precipitation in G7 is higher than G5)	425.35	22.7	30.6-30.8	49.2-49.7	36420	3	G7
The lowland margins of the Caspian Sea (Precipitation in G8 is higher than G6)	1472.26	-17.8	37.3-38.4	48.9-49.6	15299	3	G8

## روش مقیاس دهی خطی (LS)

$$\text{pdf}(x) = \frac{e^{-\frac{x}{\theta}} x^{k-1}}{\Gamma(k)\theta^k} \quad (2)$$

که  $x$  بارش روزانه نرمال شده،  $k$  و  $\theta$  پارامترهای شکل و مقیاس هستند. روش کار نگاشت چندک بدین صورت است که ابتدا cdf مشاهدات و پیش‌بینی برای یک بازه مشخص بنحوی که ماه مورد نظر در وسط این بازه قرار دارد ترسیم می‌گردد. سپس برای یک مقدار بارش مشخص پیش‌بینی مقدار cdf آن محاسبه شده و در cdf متناظر مشاهداتی آن استخراج می‌گردد. در انتها چندک بدست آمده از این cdf متناظر مشاهداتی برابر است با مقدار بارش پیش‌بینی تصحیح شده. در واقع 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 (Li et al., 2018; Aminyavari and Saghafian, 2019). روش کار نگاشت چندک در شکل ۲ قابل مشاهده است.

نگاشت چندک در مطالعات زیادی از جمله Shah et al. (2017)، Ogotu et al. (2017) و Ajaaj et al. (2015) به منظور پس‌پردازش پیش‌بینی‌های میان‌مدت و فصلی مورد استفاده قرار گرفته و در بسیاری از موارد موفق عمل نموده است. برای اجرای روش نگاشت چندک (QM) از بسته نرم‌افزاری qmap در نرم افزار R استفاده شد (Gudmundsson, 2014).

در این پژوهش دو روش چندک تجربی قوی (QM) و هموارسازی گوشه‌های توزیع (QMS) از بسته نرم‌افزاری qmap به عنوان مناسب‌ترین گزینه‌ها انتخاب شدند. روش‌های مذکور بر روی تمامی پیش‌بینی‌های همادی هر سه سامانه پایگاه داده C3S اعمال شد.

## روش مقیاس دهی واریانس (VS) Variance Scaling

این روش به گونه‌ای تصحیحات اریبی را انجام می‌دهد که هم آماره واریانس  $\sigma$  پارامتر هواشناسی پیش‌بینی خام و آماره واریانس  $\sigma$  پارامتر هواشناسی مشاهداتی در دوره آموزش و هم میانگین آن‌ها با هم تطبیق داشته باشند. معادله روش VS به صورت زیر است:

$$Z_i = (X_i - \mu_{\text{model}}) \times \frac{\sigma_{\text{obs}}}{\sigma_{\text{model}}} + \mu_{\text{obs}} \quad (3)$$

که در آن  $Z_i$  پیش‌بینی تصحیح شده پارامتر هواشناسی برای هر عضو همادی در هر ماه،  $X_i$  پیش‌بینی خام پارامتر هواشناسی برای همان عضو همادی در همان ماه،  $\mu_{\text{obs}}$  متوسط بارش مشاهداتی در دوره آموزش،  $\mu_{\text{model}}$  متوسط بارش پیش‌بینی خام در دوره آموزش برای عضو همادی  $i$  و  $\sigma_{\text{obs}}$  واریانس بارش مشاهداتی در دوره آموزش،

روش مقیاس دهی خطی، پیش‌بینی‌ها را بگونه‌ای تصحیح می‌کند تا مقادیر میانگین ماهانه پیش‌بینی‌ها با مقادیر میانگین ماهانه مشاهداتی مطابقت داشته باشد. ضریب مقیاس دهی از طریق محاسبه نسبت بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقدار مشاهداتی به دست می‌آید. سپس، ضریب مقیاس دهی ماهانه به هر پیش‌بینی بارش در هر ماه اعمال می‌شود (Li et al., 2018). این روش اریبی موجود در میانگین را اصلاح می‌کند، منظور از اریبی در میانگین اختلاف بین میانگین پیش‌بینی‌ها و مشاهدات در دوره مورد بررسی است. روش LS برای تصحیح اریبی داده‌های بارش و دما قابل استفاده است و معادله آن به صورت زیر است:

$$Z_i = X_i \times \frac{\mu_{\text{obs}}}{\mu_{\text{model}}} \quad (1)$$

که در آن  $Z_i$  پیش‌بینی پس‌پردازش شده بارش (یا دما) و  $X_i$  پیش‌بینی خام،  $\mu_{\text{obs}}$  متوسط بارش (یا دما) مشاهداتی در دوره آموزش و  $\mu_{\text{model}}$  متوسط بارش (یا دما) پیش‌بینی خام در دوره آموزش است.

روش مقیاس دهی خطی توسط محققان مختلفی همچون Lenderink et al. (2007)، Teutschbein and Seibert (2012)، Gutiérrez et al. (2019) و Crochemore et al. (2016) در پس‌پردازش پیش‌بینی‌های اقلیمی و نیز در تصحیح پیش‌بینی فصلی بارش و دما استفاده شده است. برای اجرای روش (VS) از بسته نرم‌افزاری Climate4R در نرم‌افزار R استفاده شد (Frías et al., 2018).

## روش نگاشت چندک (QM)

روشی ساده و محبوب در پس‌پردازش پیش‌بینی‌های GCM<sup>۳۳</sup> است که قابلیت خوبی در حذف اریبی گشتاورهای اول و دوم آماری (میانگین و انحراف معیار) دارد (Ajaaj et al., 2015). در روش نگاشت چندک، توزیع آماری پیش‌بینی‌های بارش را با توزیع مشاهدات مطابقت می‌دهد. در مورد پیش‌بینی‌های همادی، تطابق برای هر یک از اعضای همادی رخ می‌دهد. نگاشت چندک را می‌توان با توزیع پارامتری و توزیع ناپارامتری اجرا کرد. روش‌های توزیع پارامتریک کمتر تحت تأثیر خطاهای نمونه‌گیری قرار می‌گیرند و پایداری بیشتری تولید می‌کنند (Li et al., 2018; Aminyavari and Saghafian, 2019). این روش در ابتدا توسط Piani et al. (2010) ابداع شد. فرض اولیه این روش بر این امر استوار است که داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی هر دو از توزیع آماری گاما پیروی می‌کنند. بنابراین این روش فقط برای بارش قابل استفاده است.

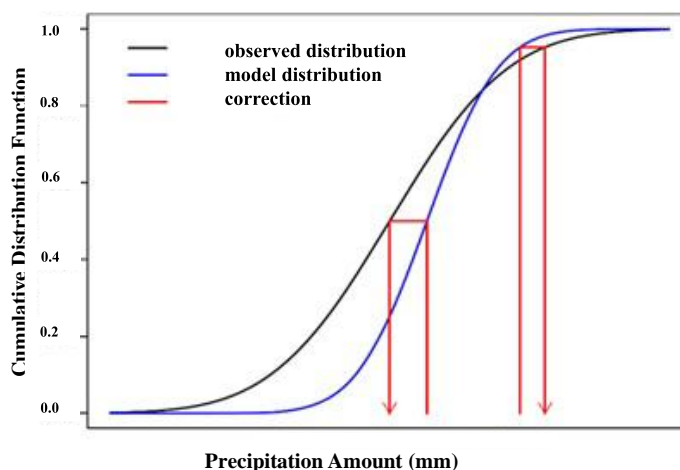


Fig. 2- How quantile mapping works (Zomerdijk, 2015)  
 شکل ۲- نحوه کار نگاشت چندک (Zomerdijk, 2015)

توزیع آماری به خوبی تقریب زده می‌شوند. بنابراین در این روش، به جای توزیع تجربی از توزیع نظری استفاده می‌شود. معمولاً برای تخمین بارش، توزیع گاما مورد استفاده قرار می‌گیرد (Fang et al., 2015). اگر  $P_{raw.m}$  و  $P_{cor.m}$  به ترتیب بارش خام و تصحیح شده برای عضو  $m$  در هر ماه باشد و  $F_{raw}$  و  $F_{obs}$  به ترتیب نشان‌دهنده CDFهای پیش‌بینی خام و مشاهداتی باشند، رابطه زیر روند مورد استفاده برای تصحیح بارش پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد:

$$P_{cor.m} = F_{obs}^{-1}[F_{raw}(P_{raw.m})] \quad (6)$$

برای اجرای روش (GDM) از بسته نرم‌افزاری Climate4R (Frías et al., 2018) استفاده شد.

### ۲-۳- روش‌های ارزیابی

در ارزیابی قطعی از معیار ضریب همبستگی پیرسون برای اندازه‌گیری میزان مطابقت پیش‌بینی با مشاهدات و از معیار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)<sup>۳۵</sup> برای محاسبه شدت خطا پیش‌بینی مقدار بارش ماهانه استفاده شد. چون هشت گروه بارشی دارای توزیع بارندگی یکسانی نیستند از معیار rRMSE که از تقسیم RMSE بر میانگین بارش مشاهداتی بدست می‌آید برای یک ارزیابی عادلانه استفاده شد. برای ارزیابی دوبخشی ابتدا باید جدول احتمالاتی<sup>۳۶</sup> تشکیل شود و با توجه به آنکه داده‌ها در این مطالعه از نوع میانگین ماهانه هستند بحث وقوع و عدم وقوع یک رویداد مانند بارش‌های روزانه قابل ارزیابی نیست لذا میانگین بارش مشاهداتی در بازه زمانی مورد مطالعه هر ایستگاه به عنوان آستانه وقوع یا عدم وقوع انتخاب شد (Nobakht et al., 2020). در این بخش برای ارزیابی از معیار شاخص ارزیابی که نشان‌دهنده نسبت تعداد وقایع پیش‌بینی شده به تعداد وقایع مشاهداتی

$\sigma_{obs}$  واریانس بارش پیش‌بینی خام در دوره آموزش برای عضو همادی  $i$  می‌باشد. روش مقیاس‌دهی واریانس پس‌پردازش توسط محققان مختلفی در تصحیح پیش‌بینی فصلی پارامترهای هواشناسی استفاده شده است (Fang et al., 2015). برای اجرای روش (VS) از بسته نرم‌افزاری Climate4R در نرم‌افزار R استفاده شد (Frías et al., 2018).

### روش نگاشت توزیع گاما Gamma Distribution Mapping (GDM)

روش نگاشت توزیع گاما (GDM) برای تصحیح ارزیابی داده‌هایی که از توزیع گاما تبعیت می‌کنند کاربرد دارد. بهترین تابع توزیع برای پیش‌بینی‌های احتمالاتی بارش میانگین ماهانه توزیع احتمالاتی گاما است (Aminyavari and Saghafian, 2019) توزیع گاما یک توزیع پیوسته نسبتاً انعطاف‌پذیر برای متغیرهای تصادفی با مقادیر مثبت است. توزیع گاما دارای دو پارامتر  $\alpha$  و  $\beta$  است که به ترتیب ضریب شکل و ضریب نسبی ( $s = 1/\beta$ ) ضریب مقیاس) نامیده می‌شوند. توزیع گاما با دو پارامتر  $\alpha$  و  $\beta$  دارای تابع توزیع احتمال زیر است:

$$f_x(x | \alpha, \beta) = \frac{\beta}{\Gamma(\alpha)} \beta(x)^{\alpha-1} \exp(-\beta x) \quad (4)$$

تابع توزیع گاما،  $\Gamma(\alpha)$  برای مقادیر صحیح  $\alpha$  برابر با  $(\alpha - 1)!$  است. پارامتر مثبت  $\alpha$  شکل توزیع را نشان می‌دهد و مقدار  $\alpha$  و  $\beta$  از روابط زیر محاسبه می‌شوند:

$$\alpha = \frac{\bar{x}^2}{S_x^2} \quad \beta = \frac{\bar{x}}{S_x^2} \quad (5)$$

که در رابطه فوق  $\bar{x}$  میانگین و  $S_x$  انحراف معیار مقادیر بارش است. این روش بر این فرض استوار است که بارش مشاهداتی و پیش‌بینی با یک

### ۳- نتایج

#### ۳-۱- تأثیر پس پردازش بر پیش‌بینی‌های همادی بارش

مطابق آنچه در شکل ۳ مشاهده می‌شود اکثر روش‌های پس‌پردازش قادر به تقلیل شاخص rRMSE در بیشتر گروه‌های بارشی بوده‌اند. البته در مجموع دو روش GDM و LS عملکرد بهتری داشته‌اند و باعث ارتقای دقت پیش‌بینی‌ها شده‌اند که برای مدل MF برتری روش‌های GDM و LS نسبت به سایر روش‌ها کاملاً مشهود است. در گروه بارشی G4 روش‌های QM کارکرد بسیار ضعیفی داشته‌اند و باعث کاهش مهارت پیش‌بینی‌ها بخصوص برای مدل UKMO شده‌اند. همچنین، برای مدل ECMWF روش‌های GDM و LS در گروه بارشی G7 توانسته‌اند به مقدار قابل توجهی مقدار شاخص rRMSE را بهبود ببخشند. به طور کلی در این قسمت عملکرد روش‌های GDM و LS با هم و روش‌های QMQ و QMS نیز با هم بسیار مشابه بوده است که به ماهیت این روش‌ها برمی‌گردد.

است، استفاده شد. منظور از وقایع مقادیر بالاتر از آستانه است. در ارزیابی احتمالاتی از معیارهای نمره مهارت بریر<sup>۳۷</sup> و نمره مهارت CRPS<sup>۳۸</sup> استفاده شد. برای محاسبه نمره مهارت بریر نیز، میانگین بارش مشاهداتی هر ایستگاه در طول سال‌های مورد بررسی به عنوان آستانه در نظر گرفته شد سپس با کمک نمره مهارت بریر مقدار خطا در احتمال تجاوز از آستانه اندازه‌گیری شد (Nobakht et al., 2020). همچنین با کمک نمره مهارت CRPS، میزان مطابقت CDF پیش‌بینی‌ها با CDF مشاهدات بررسی شد. لازم به ذکر است برای پیش‌بینی‌های مرجع در محاسبه نمره مهارت، از پیش‌بینی‌های اقلیمی هر ایستگاه استفاده شد. نتایج ارزیابی در دو حالت سالانه و ماهانه تفسیر می‌شوند. در حالت ماهانه، عملکرد هر مدل در هر ۱۲ ماه به تفکیک بررسی می‌گردد. لازم به ذکر است ارزیابی برای هر عضو پیش‌بینی همادی بصورت جداگانه انجام می‌شود سپس میانگین نتایج ارزیابی همه اعضا در بخش ۳ تفسیر می‌شود.

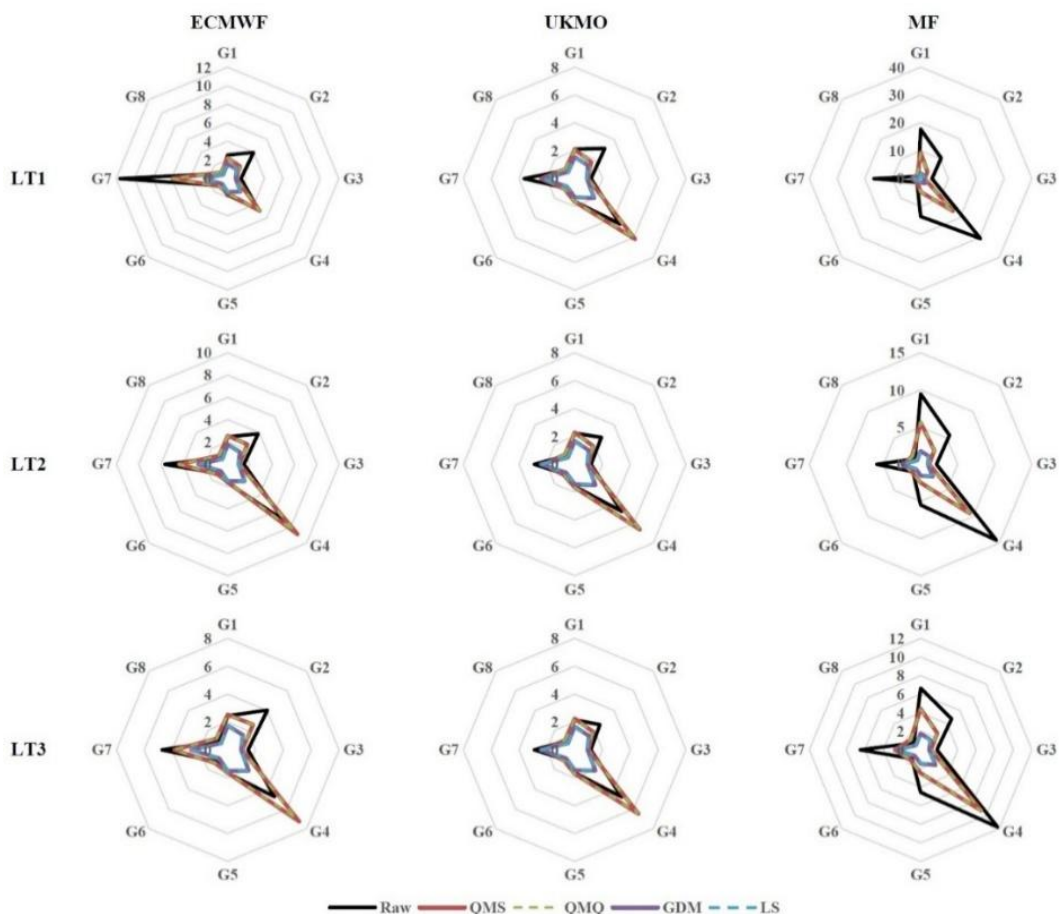


Fig. 3- rRMSE index of post-processed precipitation forecasts compared to the raw forecasts in eight precipitation groups

شکل ۳- شاخص rRMSE پیش‌بینی‌های پس‌پردازش شده بارش در مقایسه با حالت خام در هشت گروه بارشی



روش‌های GDM و بخصوص LS در کاهش خطای اریبی بخصوص در گروه‌های G1، G4 و G7 به وضوح دیده می‌شود. این روش‌ها توانسته‌اند مقدار این شاخص را تا نزدیکی مقدار ایده‌آل (یک) کاهش دهند.

در شکل ۵ تأثیر پس‌پردازش بر پیش‌بینی‌های احتمالاتی بارش ماهانه براساس شاخص CRPSs برای سه مدل ECMWF، UKMO و MF با افق زمانی ۱، ۲ و ۳ ماهه آورده شده است. مطابق شکل مقدار این خطا در اکثر گروه‌های بارشی و توسط هر سه روش نسبت به حالت خام کاهش یافته است. اگرچه روند تغییرات و بهبودی خطا در گروه G3 در تمام ماه‌ها توسط هر سه روش نسبت به سایر گروه‌ها مشهودتر است.

همچنین، تأثیر روش‌های پس‌پردازش بر پیش‌بینی‌های همادی هر سه مدل برای افق زمانی ۱ ماهه براساس معیار اریبی در شکل ۴ نمایش داده شده است. معیار اریبی از تقسیم میانگین کل بارش پیش‌بینی شده بر میانگین کل بارش مشاهداتی بدست می‌آید. مطابق شکل، اگرچه تقریباً تمامی روش‌ها در تقلیل میزان اریبی موفق بوده‌اند اما عملکرد بهتر روش‌های GDM و بخصوص LS در کاهش خطای اریبی بخصوص در گروه‌های G1، G4 و G7 به وضوح دیده می‌شود.

این روش‌ها توانسته‌اند مقدار این شاخص را تا نزدیکی مقدار ایده‌آل (یک) کاهش دهند. همچنین، تأثیر روش‌های پس‌پردازش بر پیش‌بینی‌های همادی هر سه مدل برای افق زمانی ۱ ماهه براساس معیار اریبی در شکل ۴ نمایش داده شده است مطابق شکل، اگرچه تقریباً تمامی روش‌ها در تقلیل میزان اریبی موفق بوده‌اند اما عملکرد بهتر



Fig. 4- BIAS index of post-processed precipitation forecasts compared to the raw forecasts in eight precipitation groups

شکل ۴- شاخص اریبی پیش‌بینی‌های پس‌پردازش شده بارش در مقایسه با حالت خام در هشت گروه بارشی

LT	Origin	Type	Group							
			G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8
1	ECMWF	Raw	-0.34	-1.21	-0.86	-0.42	-0.15	-0.52	-2.54	-0.46
		QMQ	0.00	-0.07	-0.03	-0.08	0.01	-0.44	-0.80	-0.39
		QMS	0.00	-0.07	-0.03	-0.08	0.00	-0.44	-0.81	-0.39
		GDM	0.07	0.03	0.04	0.04	0.07	0.00	0.01	0.00
		LS	0.05	0.00	0.00	0.04	0.08	-0.03	0.04	-0.04
	MF	Raw	-9.51	-7.66	-4.80	-13.33	-10.10	-1.84	-6.93	-1.30
		QMQ	-2.37	-1.39	-0.88	-3.09	-1.99	-1.90	-0.44	-2.56
		QMS	-2.38	-1.40	-0.89	-3.09	-1.99	-1.91	-0.44	-2.57
		GDM	-0.36	-0.35	-0.29	-0.39	-0.33	-0.28	-0.48	-0.32
		LS	-0.29	-0.28	-0.27	-0.33	-0.30	-0.25	-0.34	-0.30
	UKMO	Raw	-0.28	-0.73	-0.54	-0.81	-0.11	-0.37	-0.38	-0.60
		QMQ	-0.10	-0.09	-0.12	-0.87	-0.04	-0.44	0.01	-0.61
		QMS	-0.10	-0.09	-0.12	-0.87	-0.04	-0.44	0.01	-0.61
		GDM	0.04	0.01	0.00	0.01	0.07	0.00	0.07	-0.02
		LS	0.00	-0.02	-0.02	-0.02	0.04	-0.02	0.02	-0.04
2	ECMWF	Raw	-0.38	-1.08	-0.77	-0.40	-0.13	-0.66	-0.44	-0.60
		QMQ	-0.16	-0.22	-0.14	-0.33	-0.06	-0.62	-0.15	-0.64
		QMS	-0.16	-0.22	-0.14	-0.33	-0.06	-0.63	-0.15	-0.65
		GDM	-0.05	-0.08	-0.07	-0.06	-0.03	-0.06	-0.05	-0.07
		LS	-0.07	-0.10	-0.10	-0.07	-0.03	-0.10	-0.03	-0.10
	MF	Raw	-2.79	-3.12	-1.98	-3.63	-2.98	-1.22	-2.13	-1.26
		QMQ	-0.65	-0.67	-0.40	-1.11	-0.64	-1.45	-0.19	-2.04
		QMS	-0.65	-0.68	-0.40	-1.11	-0.64	-1.46	-0.19	-2.05
		GDM	-0.15	-0.15	-0.13	-0.17	-0.16	-0.12	-0.16	-0.11
		LS	-0.17	-0.17	-0.15	-0.19	-0.17	-0.15	-0.20	-0.17
	UKMO	Raw	-0.32	-0.56	-0.52	-0.86	-0.13	-0.45	-0.37	-0.66
		QMQ	-0.23	-0.18	-0.17	-1.09	-0.10	-0.50	-0.08	-0.70
		QMS	-0.23	-0.18	-0.17	-1.09	-0.10	-0.50	-0.08	-0.71
		GDM	-0.05	-0.06	-0.06	-0.09	-0.02	-0.06	-0.07	-0.07
		LS	-0.08	-0.08	-0.07	-0.11	-0.03	-0.07	-0.09	-0.07
3	ECMWF	Raw	-0.38	-1.13	-0.75	-0.31	-0.14	-0.69	-0.36	-0.65
		QMQ	-0.17	-0.24	-0.13	-0.27	-0.06	-0.66	-0.16	-0.73
		QMS	-0.17	-0.24	-0.13	-0.28	-0.06	-0.66	-0.16	-0.73
		GDM	-0.06	-0.08	-0.06	-0.06	-0.02	-0.08	-0.05	-0.08
		LS	-0.07	-0.10	-0.09	-0.07	-0.03	-0.11	-0.04	-0.11
	MF	Raw	-2.13	-2.46	-1.42	-2.70	-2.22	-1.07	-1.89	-1.27
		QMQ	-0.58	-0.60	-0.34	-0.96	-0.55	-1.34	-0.18	-1.94
		QMS	-0.59	-0.60	-0.34	-0.96	-0.55	-1.36	-0.18	-1.95
		GDM	-0.13	-0.14	-0.09	-0.17	-0.11	-0.13	-0.18	-0.14
		LS	-0.16	-0.16	-0.11	-0.20	-0.14	-0.18	-0.20	-0.23
	UKMO	Raw	-0.28	-0.49	-0.50	-0.72	-0.17	-0.45	-0.34	-0.68
		QMQ	-0.20	-0.17	-0.16	-0.89	-0.14	-0.49	-0.08	-0.70
		QMS	-0.20	-0.18	-0.16	-0.89	-0.14	-0.48	-0.08	-0.70
		GDM	-0.06	-0.07	-0.04	-0.08	-0.05	-0.07	-0.09	-0.08
		LS	-0.09	-0.09	-0.05	-0.09	-0.06	-0.08	-0.09	-0.09

Fig. 5- Average CRPSs index of post-processed rainfall forecasts compared to the raw forecasts in eight precipitation groups

شکل ۵- میانگین شاخص CRPSs پیش‌بینی‌های پس‌پردازش شده بارش در مقایسه با حالت خام در هشت گروه بارشی

در گروه‌های بارشی G1، G2، G3 و G5 که عمده مساحت کشور را پوشش می‌دهند، عملکرد تمامی روش‌های پس‌پردازش برای مدل‌های ECMWF و UKMO تقریباً مشابه است ولی برای مدل MF تا حدودی روش‌های LS و GDM در بهبود نتایج مؤثرتر بوده‌اند.

گروه‌های پربارش شمال ایران (G6 و G8) عملکرد بهتر و برتری روش‌های LS و GDM کاملاً محسوس است.

در خصوص عملکرد روش‌های پس‌پردازش در ارتقا دقت پیش‌بینی‌های خام مدل UKMO مطابق شکل می‌توان گفت که روش‌های پس‌پردازش در ماه‌های گرم و در مناطق غربی کشور عملکرد قابل‌قبولی داشته‌اند و کمترین میزان مهارت روش‌های پس‌پردازش در بهبود نتایج در نواحی پربارش شمالی کشور بوده است. مطابق آنچه در شکل ۶ دیده می‌شود روش‌های پس‌پردازش عملکرد ضعیف پیش‌بینی‌های خام مدل MF را تا حد زیادی بهبود بخشیده‌اند و این مهارت در گروه‌های بارشی غرب کشور کاملاً مشهود است.

۳-۲- ارزیابی پیش‌بینی‌های ماهانه بارش پس‌پردازش شده  
 برای ارزیابی احتمالاتی ابتدا پیش‌بینی‌های همادی به کمک توزیع گاما به فرم احتمالاتی درآمده و با مقادیر صفر و یک مشاهدات مقایسه می‌شوند. شاخص نمره بریر (BS)<sup>۳۹</sup> احتمال وقوع یا عدم وقوع بارش را ارزیابی می‌کند، نتایج نمره بریر در شکل ۶ نشان داده شده است. مطابق شکل ۶ می‌توان نتیجه گرفت که روش‌های پس‌پردازش در بهبود مهارت مدل ECMWF در پیش‌بینی وقوع بارش موثر بوده‌اند البته این بهبود عملکرد در ماه‌های گرم سال و همچنین در مناطق گرمسیر مشهودتر است. به طور مثال در گروه بارشی G4 و در ماه سپتامبر میزان این شاخص حدوداً ۴ برابر بهبود یافته است. همچنین

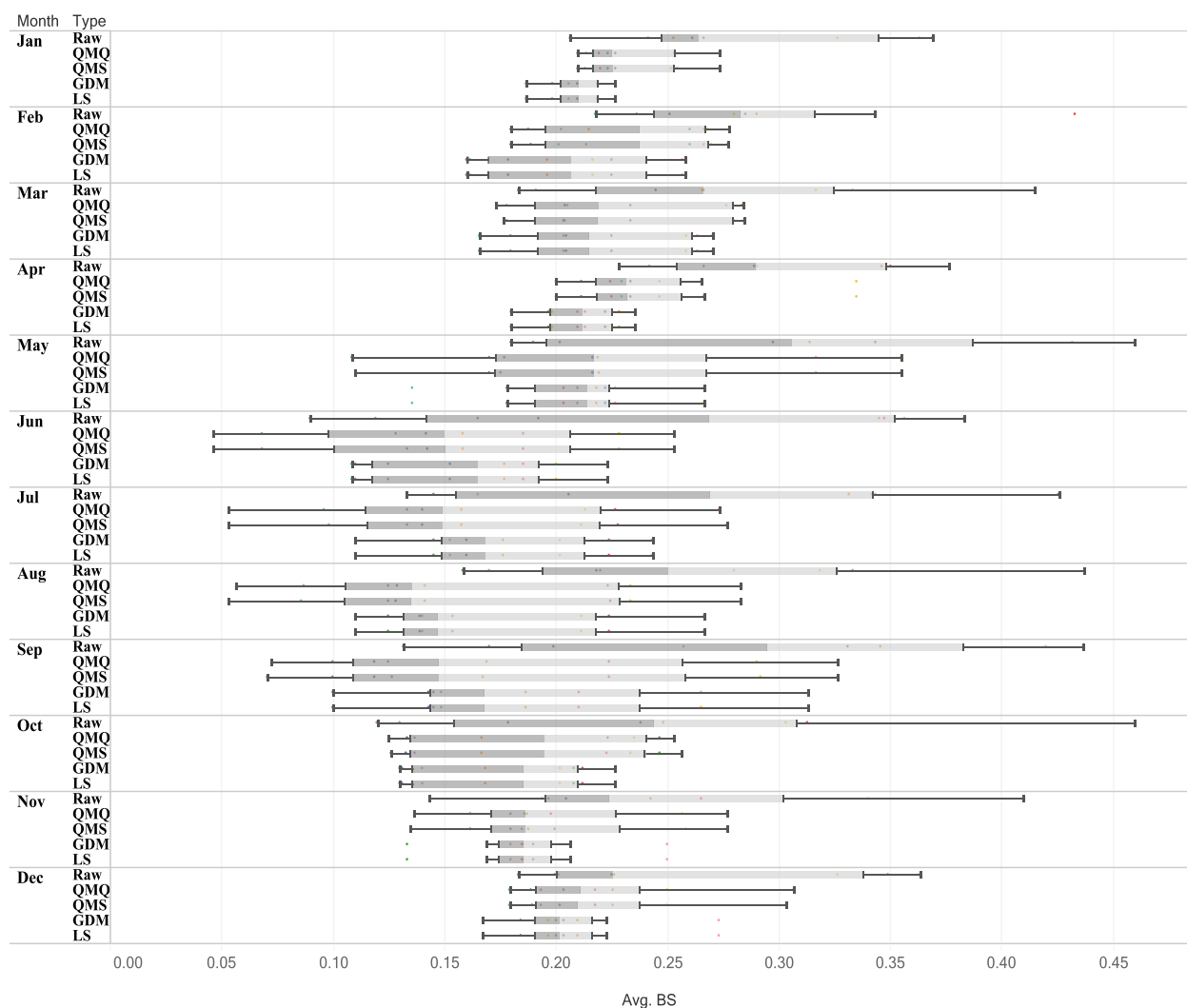


Fig. 6- Evaluation of the post-processed forecasts of ECMWF compared to the raw state with Brier score index by month

شکل ۶- ارزیابی پیش‌بینی‌های پس‌پردازش شده بارش مدل ECMWF در مقایسه با حالت خام با شاخص نمره بریر به تفکیک هرماه



Fig. 7- RMSE of post-processed temperature forecasts compared to the raw forecasts in eight precipitation groups

شکل ۷- شاخص RMSE پیش‌بینی‌های پس‌پردازش شده دما در مقایسه با حالت خام در هشت گروه بارشی

### ۳-۴- ارزیابی پیش‌بینی‌های ماهانه دما پس‌پردازش شده

در شکل ۹ نتایج ارزیابی پیش‌بینی‌های پس‌پردازش شده مدل ECMWF در مقایسه با حالت خام با شاخص MAE به تفکیک هر ماه و هر گروه بارشی آورده شده است، مطابق شکل روش‌های پس‌پردازش قادر به تقلیل شاخص MAE در بیشتر ماه‌ها بوده‌اند. در مجموع روش VS کمی بهتر عمل کرده است، هر چند استثناهایی نیز در این زمینه وجود دارد. براساس این معیار نیز عملکرد روش‌های پس‌پردازش در گروه‌های پربارش شمال ایران (G8 و G6) بهتر بوده است همچنین عملکرد روش‌های پس‌پردازش در ماه‌های سرد سال (اواخر فصل پاییز و فصل زمستان) بسیار چشم‌گیر و در ماه‌های گرم (فصل تابستان) کمی ضعیف‌تر از بقیه ماه‌ها بوده است.

مطابق با آنچه در شکل ۱۰ نشان داده شد، شاخص احتمالاتی CRPS روندی مشابه MAE دارد و براساس این معیار روش‌های پس‌پردازش در گروه پربارش G8 واقع در شمال ایران بهترین عملکرد را داشته‌اند و هر دو روش مقدار این خطا را به میزان بسیار زیادی کاهش داده‌اند. همچنین، مهارت روش‌های پس‌پردازش در فصل زمستان نسبت به سایر فصول بهتر بوده است.

### ۳-۳- تأثیر پس‌پردازش بر پیش‌بینی‌های همادی دما

در شکل ۷ تأثیر پس‌پردازش بر پیش‌بینی‌های همادی دما ماهانه براساس شاخص مجذور میانگین مربعات خطا برای افق زمانی یک ماه نشان داده شده است. مطابق شکل هر دو روش پس‌پردازش قادر به تقلیل شاخص RMSE در بیشتر گروه‌های بارشی بوده‌اند اگرچه عملکرد روش VS تا حدودی بهتر بوده است. مطابق شکل بیشترین اثربخشی روش‌های پس‌پردازش در گروه‌های پربارش دیده می‌شود.

در شکل ۸ تأثیر پس‌پردازش بر پیش‌بینی‌های احتمالاتی دمای ماهانه براساس شاخص CRPSS برای افق زمانی یک ماه آورده شده است. مطابق شکل اگرچه مقدار این خطاها در تمامی گروه‌های بارشی و توسط هر دو روش نسبت به حالت خام کاهش یافته است، اما روند تغییرات و بهبودی خطا در روش VS مشهودتر است. همچنین با توجه به شکل زیر روش‌های پس‌پردازش در گروه‌های پربارش شمال ایران (G8 و G6) توانسته‌اند مقادیر شاخص CRPSS را به مقدار زیادی بهبود ببخشند.

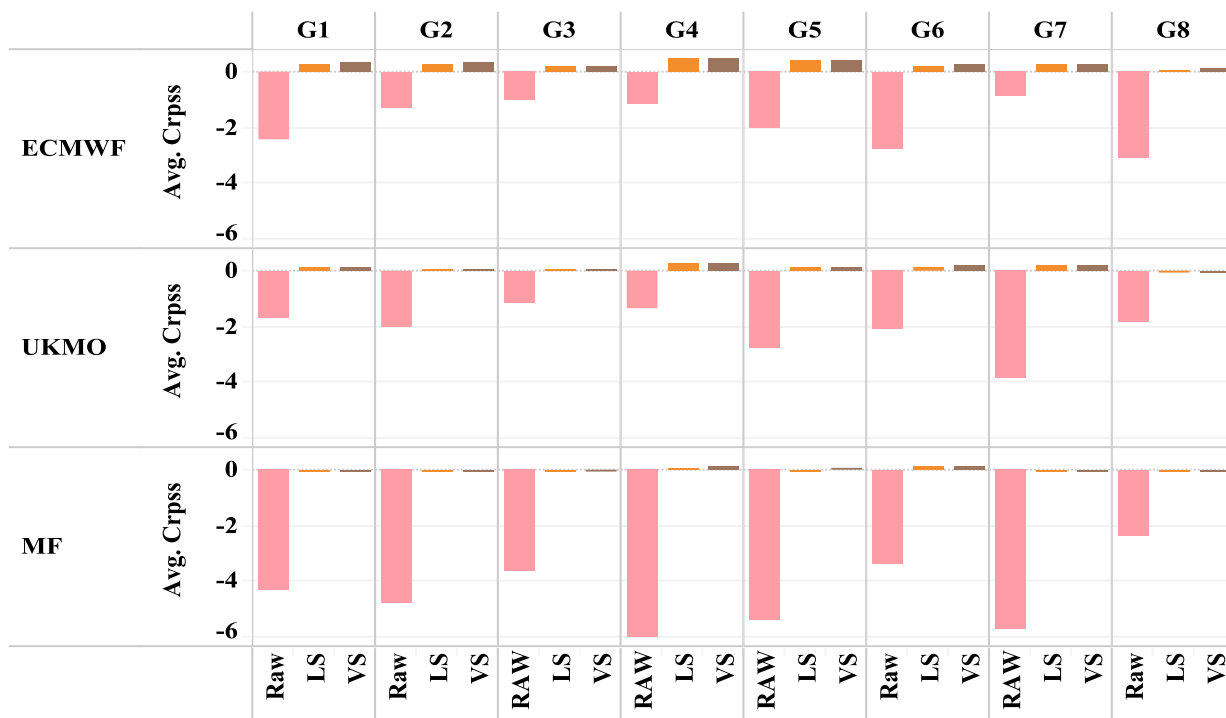


Fig. 8- CRPSS of post-processed temperature forecasts compared to the raw forecasts in eight precipitation groups

شکل ۸- شاخص CRPSS پیش‌بینی‌های پس‌پردازش شده دما در مقایسه با حالت خام در هشت گروه بارشی

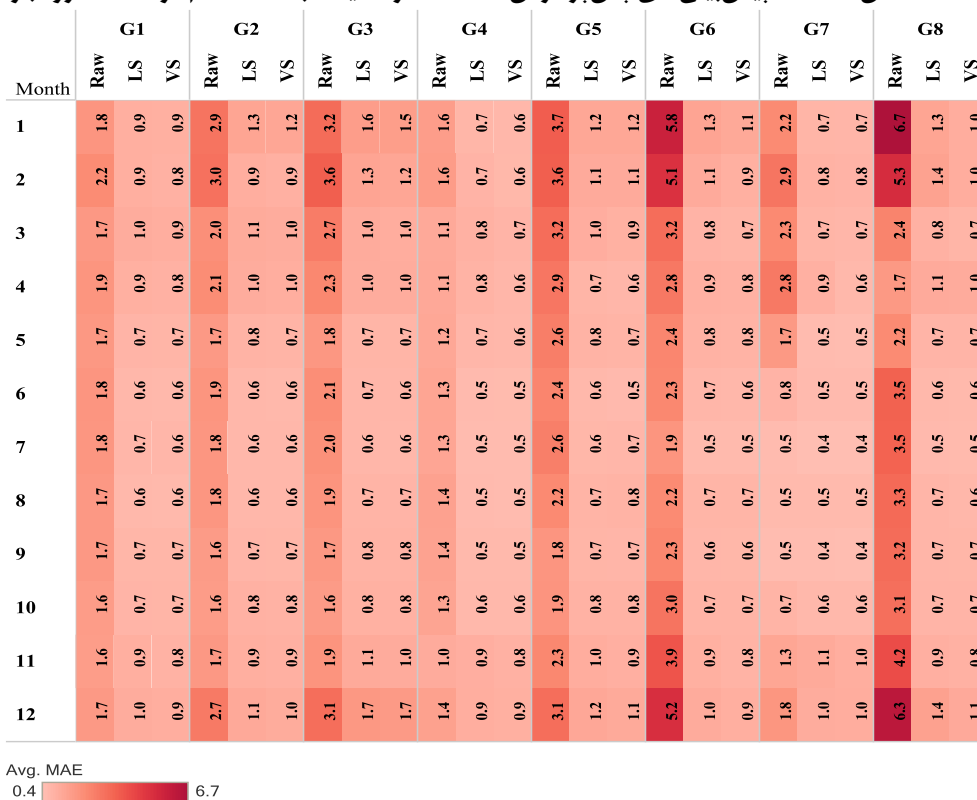


Fig. 9- Evaluation of the post-processed forecasts of ECMWF compared to the raw state with MAE by month

شکل ۹- ارزیابی پیش‌بینی‌های پس‌پردازش شده دما مدل ECMWF در مقایسه با حالت خام با شاخص MAE به تفکیک هر ماه

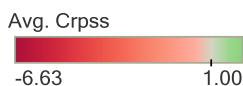
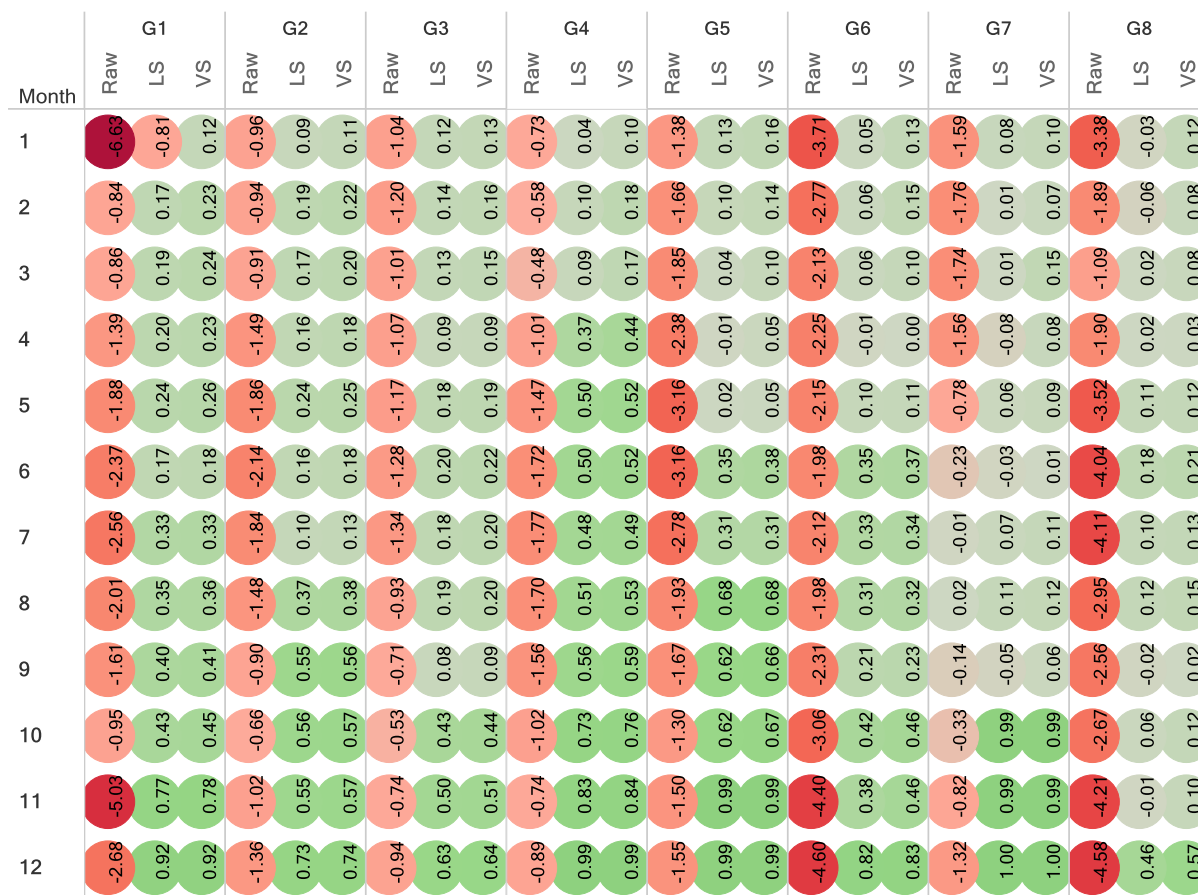


Fig. 10- Evaluation of the post-processed forecasts of ECMWF compared to the raw state with CRPSS by month

شکل ۱۰- میانگین شاخص CRPSS پیش‌بینی‌های پس‌پردازش شده دما مدل ECMWF در مقایسه با حالت خام به تفکیک هر ماه

روش نگاشت توزیع گاما (GDM) و برای پس‌پردازش پیش‌بینی‌های دما از روش مقیاس‌دهی خطی (LS) و روش مقیاس‌دهی واریانس (VS) استفاده شد در نهایت نتایج با داده‌های خام مورد بررسی و مقایسه قرار گرفت. نتایج حاصل از این تحقیق شامل موارد زیر است:

- ۱- به طور کلی و با توجه به نتایج تمامی ارزیابی‌های صورت گرفته در محث پس‌پردازش پیش‌بینی‌های همادی بارش، دو روش GDM و LS (بویژه LS) عملکرد بهتری داشتند؛
- ۲- در مجموع در بهبود مهارت پیش‌بینی‌ها، عملکرد روش‌های پس‌پردازش GDM و LS با هم و روش‌های QMQ و QMS نیز با هم مشابه بوده است که به ماهیت این روش‌ها برمی‌گردد؛
- ۳- تقریباً تمام روش‌های پس‌پردازش قادر به تقلیل شاخص rRMSE در بیشتر گروه‌های بارشی بخصوص برای پیش‌بینی‌های مدل

به عبارتی دیگر مقدار CRPSS پیش‌بینی‌های خام دما در اکثر ماه‌ها منفی بوده است ولی اعمال روش‌های پس‌پردازش توانسته است در بیشتر ماه‌ها، به ویژه ماه‌های سرد، این مقدار را به محدوده مقادیر مثبت و نزدیک به مقدار ایده‌آل برساند.

#### ۴- نتیجه‌گیری

در این تحقیق پیش‌بینی‌های خام بارش و دما ماهانه سه مدل ECMWF، UKMO و MF برای سالهای ۱۹۹۳ تا ۲۰۱۸ از پایگاه داده C3S برای کل ایران در هشت گروه بارشی مختلف با روش‌های مختلف پس‌پردازش شد برای پس‌پردازش پیش‌بینی‌های بارش از روش‌های نگاشت چندک (QM)، روش مقیاس‌دهی خطی (LS) و

## پی‌نوشت‌ها

- 1- Ensemble Forecast
- 2- European Centre for Medium-Range Weather Forecast
- 3- National Center for Environmental Prediction
- 4- Copernicus Climate Change Service
- 5- Data Climate Store
- 6- Model Output Statistics
- 7- Bayesian Model Averaging
- 8- Ensemble Preprocessor
- 9- Artificial Neural Network
- 10- Support Vector Machines
- 11- Logistic Regression
- 12- Quantile Mapping
- 13- Linear Scaling
- 14- Gamma Distribution Mapping
- 15- United Kingdom Met Office
- 16- Météo-France
- 17- Simple Bias Adjustment
- 18- Recalibration
- 19- Seasonal To Seasonal Prediction Project
- 20- China Meteorological Administration
- 21- Japan Meteorological Agency
- 22- The Climate Forecast System Version 2
- 23- Hindcast
- 24- Reanalysis
- 25- THORPEX Interactive Grand Global Ensemble
- 26- Bayesian Model Averaging
- 27- Variance Scaling
- 28- Centro Euro-Mediterraneo Sui Cambiamenti Climatic
- 29- Deutscher Wetterdienst
- 30- Bureau of Meteorology
- 31- Quantile Mapping Using a Robust Empirical Quantile
- 32- Quantile Mapping Using a Smoothing Spline
- 33- General Circulation Model
- 34- Cumulative Distribution Function
- 35- Root Mean Square Error
- 36- Contingency Table
- 37- Brier Skill Score
- 38- Continuous Ranked Probability Skill Score
- 39- Brier Score

ECMWF بودند (برتری دو روش GDM و LS محسوس است). البته استثنائاً در گروه بارشی G4 روش‌های QM کارکرد بسیار ضعیفی داشته‌اند و باعث کاهش مهارت پیش‌بینی‌ها بخصوص برای مدل UKMO شده‌اند؛

۴- در گروه‌های بارشی G1، G2، G3 و G5 که عمده مساحت کشور را پوشش می‌دهند، عملکرد تمامی روش‌های پس‌پردازش برای مدل‌های ECMWF و UKMO تقریباً مشابه است ولی برای مدل MF تا حدودی روش‌های LS و GDM در بهبود نتایج مؤثرتر بوده‌اند. در گروه‌های پربارش شمال ایران (G6 و G8) عملکرد بهتر و برتری روش‌های LS و GDM کاملاً محسوس است؛

۵- از منظر شاخص ارزیابی در گروه بارشی G8 در فصول پاییز و تا حدودی زمستان روش‌های پس‌پردازش عملکرد معکوس داشته‌اند و باعث افزایش خطای ارزیابی شده‌اند؛

۶- مطابق ارزیابی با شاخص نمره بریر (BS) روش‌های پس‌پردازش در بهبود عملکرد مدل‌ها در ماه‌های گرم سال و همچنین در مناطق گرمسیر تأثیر بیشتری داشته‌اند؛

۷- براساس شاخص CRPS عملکرد روش LS تا حدودی نسبت به سایر روش‌ها بویژه در ماه‌های سرد بهتر بوده است؛

۸- عملکرد هر دو روش LS و VS مشابه بوده براساس ارزیابی‌های انجام شده تفاوت ناچیزی در افزایش دقت پیش‌بینی‌ها، با هم دارند. البته در مجموع روش VS کمی بهتر عمل کرده است؛

۹- مطابق ارزیابی، مقدار خطاهای CRPS و CRPSS در تمامی گروه‌های بارشی و توسط هر دو روش نسبت به حالت خام بویژه در گروه‌های پربارش شمال ایران (G6 و G8) کاهش یافته است؛

۱۰- عملکرد روش‌های پس‌پردازش بر اساس شاخص MAE در ماه‌های سرد سال (اواخر فصل پاییز و فصل زمستان) بسیار مؤثر و در ماه‌های گرم (فصل تابستان) کمی ضعیف‌تر از بقیه ماه‌ها بوده است. این نتیجه با اظهارات Monhart et al. (2018) در مورد مهارت پیش‌بینی‌های درون فصلی مدل ECMWF دما و بارش در دوره دسامبر/ژانویه/فوریه، در اروپا همخوانی دارد؛

۱۱- مقدار CRPSS پیش‌بینی‌های خام دما در اکثر ماه‌ها منفی بوده است ولی اعمال روش‌های پس‌پردازش توانسته است در بیشتر ماه‌ها، به ویژه ماه‌های سرد، مقدار CRPSS را به محدوده مقادیر مثبت و نزدیک به مقدار ایده‌آل برساند.

## ۵- مراجع

- Ajaaj A, Mishra A K, Khan A A (2015) Comparison of bias correction techniques for GPCC rainfall. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 30:1659–1675
- Aminyavari S, Saghafian B, Delavar M (2018) Evaluation of TIGGE ensemble forecasts of precipitation in distinct climate regions in Iran. *Advances in Atmospheric Sciences* 35(4):457–68
- Aminyavari S, Saghafian B (2019) Probabilistic stream flow forecast based on spatial post-processing of TIGGE precipitation forecasts. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 33(11):1939–1950
- Brönnimann S, Brugnara Y, Allan R, Brunet M, Compo G, Crouthamel R, Jones P (2018) A Roadmap to climate data rescue services. *Geoscience Data Journal* 5(1):28–39
- Crochemore L, Ramos M H, Pappenberger F, Perrin C (2017) Seasonal stream flow forecasting by conditioning climatology with precipitation indices. *Hydrology and Earth System Sciences* 21(3):1573–91
- Dierickx F (2019) Copernicus climate change programme. User Learning Service Content
- Fang G H, Yang J, Chen Y N, Zammit C (2015) Comparing bias correction methods in downscaling meteorological variables for a hydrologic impact study in an arid area in China. *Hydrology and Earth System Sciences* 19(6):2547–2559
- Frías M D, Iturbide M, Manzanas R, Bedia J, Fernández J, Herrera S (2018) An R package to visualize and communicate uncertainty in seasonal climate prediction. *Environmental Modelling & Software* 99:101–110
- Gutiérrez J M, Maraun D, Widmann M, Huth R, Hertig E, Benestad R, San Martín D (2019) An intercomparison of a large ensemble of statistical downscaling methods over Europe: Results from the value perfect predictor cross-validation experiment. *International Journal of Climatology* 39(9):3750–3785
- Jie W, Vitart F, Wu T, Liu X (2017) Simulations of the Asian summer monsoon in the sub-seasonal to seasonal prediction project (S2S) database. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 143(706):2282–95
- Kolachian R, Saghafian B (2018) Deterministic and probabilistic evaluation of raw and post processed sub-seasonal to seasonal precipitation forecasts in different precipitation regimes. *Theoretical and Applied Climatology* 18(1):12–29
- Lenderink G, Buishand A, Van Deursen W (2007) Estimates of future discharges of the river Rhine using two scenario methodologies. Direct versus delta approach. *Hydrology and Earth System Sciences* 11(3):1145–1159
- Li S, Robertson A W (2015) Evaluation of sub monthly precipitation forecast skill from global ensemble prediction Systems. *Monthly Weather Review* 143(7):2871–89
- Lucatero D, Madsen H, Refsgaard J C, Kidmose J, Jensen K H (2018) On the skill of raw and post-processed ensemble seasonal meteorological forecasts in Denmark. *Hydrology and Earth System Sciences* 22(12):6591–6609
- Manzanas R, Lucero A, Weisheimer A, Gutiérrez J M (2018) Can bias correction and statistical downscaling methods improve the skill of seasonal precipitation forecasts? *Climate Dynamics* 50(3–4):1161–76
- Modarres R (2006) Regional precipitation climates of Iran. *Journal of Hydrology (New Zealand)* 45:13–27
- Monhart S, Zappa M, Spirig C, Schär C, Bogner K (2019) Subseasonal hydrometeorological ensemble predictions in small- and medium-sized mountainous catchments: Benefits of the NWP approach. *Hydrology and Earth System Sciences* 23(1):493–513
- Nobakht M, Saghafian B, Aminyavari S (2020) Skill assessment of Copernicus climate change service seasonal ensemble precipitation forecasts over Iran. *Advances in Atmospheric Sciences* 38(1):504–521
- Ogotu G E, Franssen W H, Supit I, Omondi P, Hutjes R W (2017) Skill of ECMWF system-4 ensemble seasonal climate forecasts for East Africa. *International Journal of Climatology* 37(5):2734–2756
- Piani C, Haerter J O, Coppola E (2010) Statistical bias correction for daily precipitation in regional climate models over Europe. *Theoretical and Applied Climatology* 99(1–2):187–192
- Sene K (2010) *Hydrometeorology*. Dordrecht: Springer Netherlands
- Saha S, Moorthi S, Wu X, Wang J, Nadiga S, Tripp P, Ek M (2014) The NCEP climate forecast system version 2. *Journal of Climate* 27(6):2185–2208
- Teutschbein C, Seibert J (2012) Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and



evaluation of different methods. Journal of Hydrology 456:12-29

Tian D, Eric W, Xing Y (2017) CFSv2-based sub-seasonal precipitation and temperature forecast skill

over the contiguous United States. Hydrology and Earth System Sciences 21(3):1477-90