

Evaluation of the Effect of Bias Correction Methods on the Skill of Seasonal Precipitation Forecasts of CFSv2 Climate Model

FATEMEH SHABANPOUR¹, JAVAD BAZRAFESHAN^{1*}, SHAHAB ARAGHINEJAD¹

1. Department of Irrigation and Reclamation Engineering, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran.

(Received: July. 30, 2020- Revised: Oct. 11, 2020- Accepted: Oct. 31, 2020)

ABSTRACT

Bias correction methods are one of the most common statistical post-processing methods which are utilized on the output of climate models. This study evaluates the effect of five bias correction methods on the skill of seasonal precipitation forecast (fall season) from the CFSv2 climate model based on 12 stations located in Gorganrud basin in Iran. Bias correction methods that have been used in this study consists of two non-parametric methods (Linear Scaling (LS), Empirical Quantile Mapping (EQM)), one parametric method (Power Transformation (Ptr)), and two parametric methods based on the statistical distribution (Parametric Quantile Mapping (PQM), Generalized Parametric Quantile Mapping (GPQM)). Various metrics have been used for evaluating the effects of these methods on the skill of seasonal precipitation forecast which consists of bias, Pearson correlation coefficient, ranked probability skill score (RPSS), and the relative operating curve skill score (ROCSS). The Results of this study revealed that most of bias correction methods decreased the biases of the raw forecasts. The effect of each bias correction method on the RPSS and ROCSS (below and above normal events) scores may vary based on location and time, and each method can improve or worsen these two scores based on location and time. The results of this study suggest that the evaluation of various bias correction methods and distinguishing the most suitable method based on the goal of each study would be helpful in the improvement of seasonal precipitation forecast skill.

Keywords: Seasonal Precipitation, Forecast, Bias Correction, Skill, Downscaling, Climatology.

* Corresponding Author's Email: jbazr@ut.ac.ir

ارزیابی تأثیر روش‌های تصحیح اریبی بر مهارت پیش‌بینی فصلی بارش مدل اقلیمی CFSv2

فاطمه شعبان‌پور^۱، جواد بذرافشان^{*}، شهاب عراقی‌نژاد^۱

۱. گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه

تهران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۵/۹ - تاریخ بازنگری: ۱۳۹۹/۷/۲۰ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۹/۸/۱۰)

چکیده

روش‌های تصحیح اریبی از جمله روش‌های آماری متداول برای پس‌پردازش خروجی مدل‌های اقلیمی هستند. در این تحقیق، تأثیر پنج روش تصحیح اریبی بر مهارت پیش‌بینی بارش (فصل پاییز) مدل اقلیمی CFSv2 بر مبنای ۱۲ ایستگاه واقع در حوضه آبریز گرگانرود (شمال ایران) مورد ارزیابی قرار گرفته است. روش‌های تصحیح اریبی مورد استفاده در این تحقیق شامل دو روش ناپارامتری (نسبت‌گیری خطی (LS)، نگاشت چندکی تجربی (EQM))، یک روش پارامتری (تبدیل توانی (Ptr)) و دو روش پارامتری مبتنی بر توزیع‌های آماری (نگاشت پارامتری چندک (PQM)، نگاشت چندکی پارامتری تعمیم یافته (GPQM)) می‌باشند. از سنج‌های متنوعی برای ارزیابی تأثیر این روش‌ها بر مهارت پیش‌بینی فصلی بارش استفاده شده است که شامل متوسط اریبی، متوسط ضریب همبستگی پیرسون و همچنین دو سنج مهارت پیش‌بینی احتمالاتی شامل امتیازهای مهارتی، ویژگی عملیاتی نسبی (ROCSS) و رتبه احتمال (RPSS) می‌باشد. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد بیشتر روش‌های تصحیح اریبی و در موارد بالایی به‌خوبی توانستند اریبی موجود در پیش‌بینی‌ها را کاهش دهند. تأثیر استفاده از روش‌های مختلف تصحیح اریبی بر مهارت پیش‌بینی احتمالاتی با استفاده از سنج‌های RPSS و ROCSS نیز وابسته به محل و زمان متفاوت است و هر یک از روش‌ها می‌توانند این سنج‌ها را برای محل یا زمانی بهبود دهند و یا تضعیف کنند. از اینرو نتیجه این تحقیق پیشنهاد می‌کند ارزیابی روش‌های مختلف تصحیح اریبی و شناسایی مناسب‌ترین روش با توجه به هدف هر مطالعه می‌تواند به ارتقاء مهارت پیش‌بینی فصلی بارش کمک کند.

واژه‌های کلیدی: بارش فصلی، پیش‌بینی، تصحیح اریبی، مهارت، ریزمقیاس‌نمایی، اقلیم‌شناسی.

مقدمه

ارزش پیش‌بینی فصلی بارش در زمینه‌های مختلف از جمله مدیریت منابع آب (Steinmann 2006، Hamlet et al., 2002)، کشاورزی (Tall et al., 2012، Block 2010، An-Vo et al.) و (Parton et al., 2019، 2019) به خوبی نشان داده شده است. پیش‌بینی فصلی بارش که شامل پیش‌بینی بارش برای ۱ تا ۱۲ ماه آینده است می‌تواند توسط روش‌های آماری یا دینامیکی با استفاده تغییرات کند و قابل پیش‌بینی در سطح خشکی‌ها و اقیانوس‌ها (مثل تغییر دمای سطح آب دریاها، رطوبت خاک، پوشش برف و ...) انجام شود (Doblas-Reyes et al., 2013). اگرچه هر دو روش پیش‌بینی با استفاده از مدل‌های آماری و دینامیکی روش‌هایی توانمند و مکمل هم هستند، با این وجود در سال‌های اخیر مهارت مدل‌های دینامیکی پیش‌بینی فصلی اقلیم افزایش یافته است (Saha et al., 2014) و استفاده از آن‌ها در

پیش‌بینی فصلی بارش بسیار رواج یافته است (Gutiérrez et al., 2013).

پیش‌بینی‌های فصلی حاصل از مدل‌های دینامیکی که در مراکز مختلف اقلیمی تولید می‌شوند مقیاس درستی دارند و دارای اریبی^۱ (Saha et al., 2014) هستند، از این رو برای استفاده‌های محلی نیاز به تصحیحات و یا ریزمقیاس‌نمایی دارند. ریزمقیاس‌نمایی پیش‌بینی‌های فصلی با استفاده از روش‌های دینامیکی یا آماری انجام می‌شود (Doblas-Reyes et al., 2013). روش‌های دینامیکی دارای محاسبات پیچیده و زمان‌بری هستند و نیاز به امکانات بیشتری دارند و در مقابل روش‌های آماری به دلیل سادگی و در دسترس بودن مورد توجه بسیاری از محققان قرار گرفته‌اند. تحقیقات نیز نشان می‌دهد این روش‌ها در مقایسه با روش‌های دینامیکی از دقت قابل قبولی برخوردار هستند (Doblas-Reyes et al., 2013).

* نویسنده مسئول: jbazr@ut.ac.ir

موارد کمتری به مقایسه روش‌های تصحیح اریبی در پیش‌بینی-های فصلی پرداخته‌اند. به‌عنوان مثال، روش‌های تصحیح اریبی در زمینه پیش‌نگری‌های اقلیمی بیشتر به تصحیح خروجی‌های مدل-های RCM پرداخته‌اند. در این زمینه Teutschbein & Seibert (2012) تأثیر اعمال چند روش تصحیح اریبی را بر خروجی‌های بارش و دمای ۱۱ مدل RCM به‌منظور ارزیابی تأثیر تغییر اقلیم بر هیدرولوژی ۵ حوضه در سوئد بررسی کردند و نتایج تحقیق آن‌ها نشان داد اگرچه همه روش‌های تصحیح اریبی قادر بودند مقادیر متوسط بارش را تصحیح کنند اما بین روش‌های مختلف در تصحیح آماره‌های دیگر بارش تفاوت وجود دارد. آنها همچنین پیشنهاد کردند با این فرض که رویکردهای تصحیح اریبی در آینده ایستا هستند می‌توان از روش نگاشت توزیع برای تصحیح اریبی استفاده کرد. (Gudmundsson *et al.*, 2012) سه گروه از روش‌های تصحیح اریبی بارش شامل روش‌های پارامتری، غیرپارامتری و یا تبدیل‌های مبتنی بر توزیع‌های آماری را برای ریزمقیاس‌سازی ۸۲ ایستگاه در نروژ با هم مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که روش‌های غیرپارامتری بهتر قادرند تا اریبی پیش‌بینی را کاهش دهند (Gutjahr & Heinemann 2013) سه نوع روش تصحیح اریبی نگاشت تجربی چندک EQM^8 ، نگاشت پارامتری چندک PQM^9 با توزیع گاما و نگاشت پارامتری تعمیم یافته چندک $GPQM^{10}$ را برای ارزیابی تأثیر تغییر اقلیم بر وقایع فرین بارندگی مربوط به خروجی یک مدل RCM مورد ارزیابی قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که روش نگاشت تجربی چندک بهترین تصحیح را انجام می‌دهد و دو روش دیگر به علت درونیایی بین مقادیر و همچنین تخمین پارامتر اشتباه به علت دوره آماری کوتاه مقادیر بازگشتی را بیش برآورد می‌کنند و منجر به خروجی‌های بی‌معنی یا پرت 11 می‌شوند. (Chen *et al.*, 2013) توانایی ۶ روش تصحیح اریبی بارش را بر روی خروجی چهار مدل RCM جهت تحلیل تأثیر تغییر اقلیم بر روی هیدرولوژی آمریکای شمالی مورد بررسی قرار دادند. نتیجه تحقیق آن‌ها نشان داد که اگرچه همه روش‌ها قادر بودند تا اندازه‌ای جریان رودخانه را بهتر نمایش دهند، اما روش‌های مبتنی بر توزیع بهتر از روش‌هایی که بر پایه میانگین هستند عمل کردند. آن‌ها همچنین دریافتند که در ۵ زیرحوضه از ۱۰ زیرحوضه مورد مطالعه آنها روش‌های تصحیح اریبی نتوانستند همبستگی زمانی بین بارش مشاهداتی و

استفاده از رویکرد آماری برای ارتباط بین خروجی پیش-بینی‌های فصلی مدل‌های گردش کلی^۱ (GCM) و اقلیم منطقه‌ای^۲ (RCM) اولین بار توسط Von Storch *et al.*, (1993) مطرح شد. آن‌ها با استفاده از روش همبستگی متعارف^۳ بین فشار سطح دریای آتلانتیک شمالی و بارش زمستان شبه‌جزیره ایبری که توسط یک مدل GCM جفت‌شده اتمسفری-اقیانوسی (متعلق به موسسه هواشناسی ماکس-پلانک^۴) به‌خوبی مدلسازی نمی‌شد، بارش زمستان را تصحیح کردند و نتایج تحقیق آن‌ها نشان داد که این روش می‌تواند ارتباط بارش با فشار سطح اقیانوس اطلس شمالی که توسط مدل GCM نشان داده نمی‌شد را به‌خوبی تقریب بزند. به‌طور کلی رویکرد آماری در ریزمقیاس‌سازی شامل دو گروه از روش‌های پیش‌بینی کامل^۵ (PP) و روش‌های آماری اعمال شده بر خروجی مدل‌های GCM (MOS^6) می‌باشد (Gutiérrez *et al.*, 2013). نتیجه استفاده از این روش‌ها بر روی مهارت پیش‌بینی بسته به محل و زمان ممکن است متغیر باشد. اگرچه روش‌های PP نسبت به روش‌های MOS پیچیده‌ترند اما برتری آنها نسبت به روش‌های تصحیح اریبی BC^7 که یکی از روش‌های پرکاربرد در رویکرد MOS است تنها زمانی مشاهده شده است که متغیرهای بزرگ مقیاس بهتر از بارش پیش‌بینی شوند و تنها در این حالت می‌توانند به‌صورت معنی‌داری مهارت پیش‌بینی‌های خام بارش را بهتر کنند (Manzanas *et al.*, 2018). روش‌های تصحیح اریبی یکی از پرکاربردترین روش‌های پس-پردازش در پیش‌بینی‌های اقلیمی می‌باشند. این روش‌ها قابلیت استفاده بر روی طیف وسیعی از انواع داده‌ها و خروجی‌های مدل-های اقلیمی را دارند که شامل استفاده مستقیم از آنها بر روی داده‌های روزانه و یا ماهانه پیش‌بینی اقلیمی (Manzanas *et al.*, 2019) می‌باشد و همچنین از این روش‌ها هم برای تصحیح خروجی GCM ها (Johnson & Sharma 2011) و هم برای تصحیح خروجی RCM ها (Teutschbein & Seibert 2012) استفاده می-شود.

روش‌های تصحیح اریبی متنوعی شامل تبدیل‌های پارامتری، غیرپارامتری و یا تبدیل‌های مبتنی بر توزیع‌های آماری توسط محققان توسعه داده شده‌اند. ارزیابی روش‌های مختلف تصحیح اریبی بیشتر در مطالعات تغییر اقلیم انجام شده است و

7 Bias Correction

8 Empirical Quantile Mapping

9 Parametric Quantile Mapping

10 Generalized Parametric Quantile Mapping

11 outlier

1 Global Circulation Model

۲ Regional Climate Model

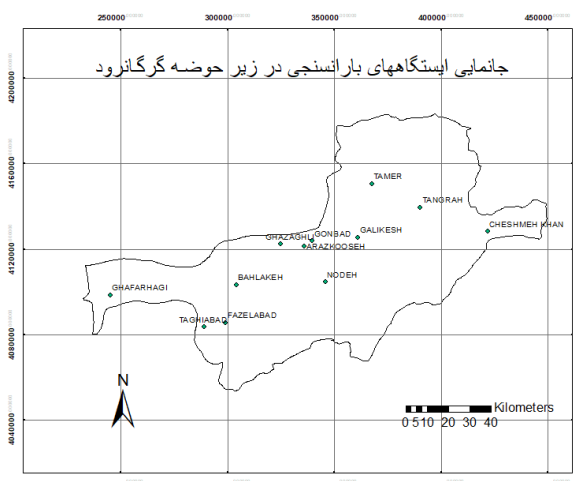
۳ Canonical Correlation

۴ Max Planck Institute for Meteorology

۵ Perfect Prognosis

6 Model Output Statistics

جامعی بین روش‌های مختلف تصحیح اریبی پیش‌بینی فصلی بارش (به‌خصوص به صورت روزانه) صورت نگرفته است و تحقیقات انجام شده در این زمینه تنها از چند روش محدود تصحیح اریبی استفاده کرده‌اند (Manzanas *et al.*, 2019 & (2020). از اینرو در این تحقیق، روش‌های متنوع‌تر تصحیح اریبی شامل تبدیل پارامتری (Ptr)، تبدیل‌های غیرپارامتری (LS و EQM) و تبدیل‌های پارامتری مبتنی بر توزیع‌های آماری (PQM و GPQM) برای تصحیح پیش‌بینی فصلی بارش مدل CFSv2 استفاده شده است. همچنین، تأثیر روش‌های تصحیح اریبی بر پیش‌بینی فصلی بارش از جنبه‌های مختلف مهارتی از جمله متوسط اریبی، همبستگی پیرسون، امتیاز مهارت و ویژگی عملیاتی نسبی (ROCSS^o) و امتیاز مهارت رتبه احتمال (RPSS¹) مورد ارزیابی قرار گرفته است، که هر کدام ویژگی‌های خاصی از قابلیت تصحیح را مشخص می‌کنند.



شکل ۱- زیر حوضه گرگانرود و ایستگاه‌های هواشناسی مورد استفاده

داده‌ها و روش‌ها

منطقه مطالعاتی و داده‌ها

پیش‌بینی فصلی بارش برای حوضه آبریز گرگانرود از زیرحوضه-های دریای خزر واقع در شمال کشور مورد مطالعه قرار گرفته است (شکل ۱). این حوضه آبریز دارای ۱۴ سد در دست مطالعه، در حال اجرا و بهره‌برداری است و تامین آب کشاورزی هدف مشترک همه مخازن آن می‌باشد. از اینرو، پیش‌بینی فصلی بارش می‌تواند به مدیریت منابع آب و کشاورزی در این منطقه کمک کند. با توجه به اینکه تنش آبی در دوره ابتدایی رشد گیاه تأثیر بالایی بر رشد و نمو محصول (به ویژه محصولات دیم) دارد، از

شبیه‌سازی شده، که مورد نیاز مدل‌های هیدرولوژیکی است، را بهبود بخشند. از این رو آن‌ها پیشنهاد کردند توانایی روش‌های تصحیح اریبی وابسته به محل است و قبل از استفاده از این روش‌ها در هر محل بهتر است به دقت صحت سنجی شوند. Fang *et al.* (2015)، تأثیر چند روش مختلف تصحیح اریبی دورنمای بارش و دما را بر روی جریان رودخانه در منطقه‌ای خشک در چین مورد ارزیابی قرار دادند. نتیجه تحقیق آنها نشان داد که روش‌های EQM و تبدیل توانی (Ptr¹) بهترین روش‌ها در تصحیح شاخص‌های فراوانی بارش (مانند انحراف معیار و مقادیر صدک‌ها) هستند، در حالی که روش نسبت‌گیری شدت محلی (Loc²) بهترین روش از نظر شاخص‌هایی مانند R² و Nash-Sutcliffe هستند. Mendez *et al.* (2020)، کارایی شش روش تصحیح اریبی را برای تصحیح دورنمای ماهانه بارش در کاستاریکا ارزیابی کردند. نتیجه تحقیق آنها نشان داد روش EQM یکی از روش‌هایی است که قادر است متوسط اریبی را بهتر کاهش دهد.

تحقیقات زیادی وجود دارد که به تصحیح اریبی پیش‌بینی‌های فصلی بارش پرداخته‌اند (Wetterhall *et al.*, 2015 و Ogutu *et al.*, 2017)؛ با این حال، به مقایسه بین روش‌های مختلف تصحیح اریبی و تأثیر آن‌ها بر روی معیارهای مهارتی کمتر پرداخته شده است. در این زمینه Crochemore *et al.* (2016) و همچنین Marcos *et al.* (2018) تأثیر روش‌های تصحیح اریبی را به ترتیب بر روی پیش‌بینی فصلی جریان و پیش‌بینی فصلی بی‌هنجاری جریان ورودی به مخزن انجام دادند. Manzanas *et al.* (2019)، دو روش BC (EQM و MVA³) را با چند روش RC⁴ (از مجموعه روش‌های MOS که برای تصحیح خروجی مدل‌ها بر اساس حفظ همبستگی زمانی بین مشاهدات و پیش‌بینی عمل می‌کنند و نمی‌توانند به‌طور مستقیم بر روی داده-های روزانه اعمال شوند) در پیش‌بینی فصلی بارش برای مقیاس زمانی ماهانه با هم مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که هر دو روش قادرند به طور موثری مقادیر بزرگ اریبی پیش‌بینی را به‌خوبی اصلاح کنند، فقط در بعضی مواقع (معمولاً زمانی که مهارت نسبی پیش‌بینی‌های خام اقلیمی خوب بود) روش‌های RC به لحاظ اعتمادپذیری از روش‌های BC برتر بودند.

با مروری بر تحقیقات صورت گرفته در زمینه تصحیحات آماری پیش‌بینی‌های فصلی اقلیمی این نتیجه حاصل شد که علیرغم قابلیت بالای روش‌های تصحیح اریبی در تصحیح پیش-بینی‌های فصلی بارش (Manzanas *et al.*, 2020) تا کنون ارزیابی

تصحیحات اریبی را انجام می‌دهد که هم آماره واریانس σ بارش پیش‌بینی شده $P_{raw.m}$ و مشاهداتی P_{obs} و هم میانگین آنها با هم تطبیق داشته باشند. پارامتر تبدیل b به گونه‌ای پیدا می‌شود که ضریب تغییرات CV بارش روزانه مشاهده شده با ضریب تغییرات بارش روزانه پیش‌بینی شده برابر باشد (رابطه ۵). برای حل این معادله از الگوریتم ریشه‌یابی (Brent 1971) استفاده می‌شود. در مرحله بعد ضریب S طوری تعیین می‌شود که متوسط مقادیر روزانه تبدیل شده با مقادیر مشاهداتی آن متناظر باشد (رابطه ۳). از ضریب S به دست آمده برای تصحیح پیش‌بینی جدید در مرحله صحت‌سنجی استفاده می‌شود (رابطه ۴). از این روش تصحیح اریبی در تحقیقات تأثیر تغییر اقلیم بر روی وقایع هیدرولوژیکی (Leander *et al.*, 2007; Leander & Buishand 2007) و (Teutschbein & Seibert, 2012, 2008) به کار گرفته شده است. (رابطه ۲)

$$f(b_m) = 0 = CV_m(P_{obs}) - CV_m(P_{raw.m}^{b_m}) = \frac{\sigma_m(P_{obs})}{\mu_m(P_{obs})} - \frac{\sigma_m(P_{raw.m}^{b_m})}{\mu_m(P_{raw.m}^{b_m})}$$

$$S = \frac{\mu_m(P_{obs}^{b_m})}{\mu_m(P_{raw.m}^{b_m})} \quad (\text{رابطه ۳})$$

$$P_{cor.m.d} = S \times P_{raw.m.d} \quad (\text{رابطه ۴})$$

روش نگاشت چندک تجربی (Empirical Quantile Mapping) (EQM)

روش نگاشت چندک تجربی EQM با استفاده از چندک پیش‌بینی به اصلاح پیش‌بینی‌ها با توجه به مشاهدات تاریخی می‌پردازد. برای این منظور، تابع احتمال تجمعی (Cumulative Density Function (CDF)) تجربی پیش‌بینی‌ها در دوره آموزش برای هر عضو و همچنین CDF تجربی مشاهدات (داده‌های تاریخی) تعیین می‌شود. در نهایت، زمانی که پیش‌بینی جدید موجود است، مقدار چندک پیش‌بینی از CDF تاریخی پیش‌بینی‌ها به دست می‌آید و بعد عدد معادل چندک به دست آمده در CDF پیش‌بینی‌ها به عنوان بارش تصحیح شده لحاظ می‌شود. اگر $P_{cor.m.d}$ و $P_{raw.m.d}$ به ترتیب بارش خام و تصحیح شده برای عضو m و روز d هر ماه باشد و F_{raw} و F_{obs} به ترتیب نشان دهنده CDFهای پیش‌بینی خام و مشاهداتی باشند، رابطه ۵ نگاشت چندک برای تصحیح بارش پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد. در این روش برای تصحیح بارش پیش‌بینی شده بزرگتر از مقادیر آموزش می‌توان از تقریب ثابت (تصحیح به دست آمده برای بزرگترین چندک) و یا از تقریب خطی استفاده کرد.

$$P_{cor.m.d} = F_{obs}^{-1}[F_{raw}(P_{raw.m.d})] \quad (\text{رابطه ۵})$$

اینرو پیش‌بینی فصلی بارش برای دوره ابتدایی کشت پاییزه (برای یک، دو و سه ماه ابتدای کشت پاییزه که شامل ماه نوامبر و دوره های نوامبر-دسامبر و نوامبر-دسامبر-ژانویه) و با زمان‌های پیش-یابی صفر، یک و دو ماه در منطقه مطالعاتی است، انتخاب شده است. داده‌های پیش‌بینی فصلی مجدد^۱ مدل CFSv2 متعلق به اداره ملی اقیانوسی-اتمسفری آمریکا^۲ برای ۲۸ سال (۲۰۰۹-۱۹۸۳) و تعداد ۲۴ عضو (فقط مدل CFSv2 برای زمان پیش‌بینی صفر، ۲۰ عضو پیش‌بینی دارد) با استفاده از بسته نرم‌افزاری Climate4R (Cofiño *et al.*, 2018 و Iturbide *et al.*, 2019) انجام شده است. داده‌های مشاهداتی نیز از ۱۲ ایستگاه بارانسنجی روزانه در این حوضه آبریز گرفته شده است. همچنین برای محاسبه معیارهای ارزیابی پیش‌بینی فصلی از دو بسته نرم‌افزاری 'SpecsVerification' (Siegert *et al.*, 2017) و 'easyVerification' (Bhend 2015) استفاده شده است.

روش‌های تصحیح اریبی بارش

در این تحقیق، تصحیح اریبی با استفاده از روش‌های موجود در بسته نرم‌افزاری Climate4R (Bedia *et al.*, 2018; Frías *et al.*, 2018) و (al., 2019) انجام شده است. در ادامه، روش‌های مورد استفاده تشریح می‌شوند.

روش نسبت‌گیری خطی (LS) Linear Scaling

این روش تصحیح اریبی شبیه‌سازی مدل را با یک نسبت خطی (نسبت میانگین مشاهداتی به میانگین شبیه‌سازی شده) در دوره آموزش تصحیح می‌کند و این روش توسط محققان مختلفی در تصحیح پیش‌نگری‌های اقلیمی (Lenderink *et al.*, 2007) ، (Teutschbein & Seibert, 2012; Gutiérrez *et al.*, 2019) و همچنین توسط Crochemore *et al.*, (2016) در تصحیح پیش‌بینی فصلی بارش استفاده شده است. معادله روش LS به صورت زیر است:

$$P_{cor.m.d} = P_{raw.m.d} \times \frac{\mu(P_{obs})}{\mu(P_{raw.m})} \quad (\text{رابطه ۱})$$

که در آن $P_{cor.m.d}$ پیش‌بینی تصحیح شده بارش برای عضو m در روز d هر ماه، $P_{raw.m.d}$ پیش‌بینی تصحیح نشده بارش خام برای عضو m در روز d هر ماه، $\mu(P_{obs})$ متوسط بارش مشاهداتی در دوره آموزش، $\mu(P_{raw.m})$ متوسط بارش پیش‌بینی خام در دوره آموزش برای عضو m می‌باشد.

روش تبدیل توانی (Power Transformation (Ptr))

این روش از یک تابع تبدیل توانی (Leander & Buishand 2007) برای بارش پیش‌بینی شده P^b استفاده می‌کند و طوری

روش نگاشت چندک پارامتری (Parametric Quantile Mapping (PQM)

این روش بر این فرض استوار است که بارش مشاهداتی و پیش-بینی با یک توزیع آماری به خوبی تقریب زده می‌شوند. بنابراین، در این روش، نگاشت چندک-چندک (quantile-quantile (qq)) به جای توزیع تجربی از توزیع نظری استفاده می‌کند. به عنوان مثال توزیع گاما (Thom, 1985) معمولاً برای تخمین بارش روزانه مورد استفاده قرار می‌گیرد (Piani et al., 2010) و (Fang et al., 2015). روابط مورد استفاده در این روش مانند روش قبل است (رابطه ۵) با این تفاوت که در این روش F_{raw} و F_{obs} که در واقع CDFهای پیش‌بینی خام و مشاهداتی هستند از توزیع‌های آماری تخمین زده می‌شوند. در این تحقیق از سه توزیع گاما $PQM(g)$ ، ویبول $PQM(w)$ برای تخمین بارش روزانه استفاده شده است ولی به علت تولید داده‌های پرت و کاهش بسیار زیاد ضریب همبستگی بین بارش پیش‌بینی شده و مشاهدات از آوردن نتایج آن خودداری شده است و تنها نتایج $PQM(g)$ در این تحقیق شرح داده شده‌اند.

روش نگاشت چندک پارامتری تعمیم یافته (Generalized Parametric Quantile Mapping (GPQM)

این روش یک نگاشت پارامتری است که توسط (Gutjahr & Heinemann, 2013) توسعه یافته است و به جای یک توزیع آماری از دو توزیع آماری نظری یعنی، گاما Γ و پارتو تعمیم‌یافته $Generalized Pareto Distribution (GPD)$ استفاده می‌کند. این روش برای مقادیر زیر آستانه صدک معین (معمولاً صدک ۹۵ ام) از توزیع آماری گاما و برای مقادیر بالاتر از آن آستانه از توزیع آماری GPD استفاده می‌کند.

معیارهای ارزیابی مهارت پیش‌بینی

در این تحقیق، مهارت پیش‌بینی از جنبه‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفته است. اولین معیار، اریبی است که نشان دهنده متوسط خطا بین پیش‌بینی و مشاهدات می‌باشد. متوسط خطا برای تعیین بیش‌برآوردی و یا کم‌برآوردی مدل می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد (مقادیر مثبت (منفی) نشان دهنده بیش برآورد (کم برآورد) مدل نسبت به مشاهدات هستند). ضریب همبستگی پیرسون بین پیش-بینی و مشاهدات متناظر نیز معیار دیگری است که برای ارزیابی مهارت پیش‌بینی استفاده شده است و نشان دهنده دوام یا پایداری ارتباط بین پیش‌بینی و مشاهدات است. این دو معیار بر روی میانگین همادی پیش‌بینی‌ها بررسی شده‌اند.

از دو معیار احتمالاتی $ROCSS^1$ و $RPSS^2$ نیز برای ارزیابی توانایی مدل‌های پیش‌بینی در تشخیص وقایع (معمولاً شرایط زیر نرمال، نرمال و بالای نرمال) در مقایسه با پیش‌بینی مرجع (معمولاً پیش‌بینی اقلیم‌شناسی دارای احتمال‌های وقوع ۰/۳۳۳ برای هر کدام از وقایع زیر نرمال، نرمال و بالای نرمال) استفاده شده است. برای محاسبه این معیارها در ابتدا با این فرض که همه اعضای پیش‌بینی، احتمال برابر دارند، احتمال شرایط زیرنرمال، نرمال و بالای نرمال با توجه به همادی پیش‌بینی محاسبه می‌شوند و با مقایسه این احتمال‌ها با احتمال‌های پیش‌بینی اقلیم‌شناسی برای همان شرایط سه‌گانه امتیازهای مهارتی به دست می‌آیند. مقادیر به دست آمده از این امتیازها بین -۱ تا +۱ تغییر می‌کنند. مقادیر منفی نشان دهنده این هستند که سیستم پیش‌بینی در مقایسه با پیش‌بینی اقلیم‌شناسی بدتر عمل می‌کند و مقادیر مثبت نیز نشان‌دهنده بهبود توانایی سیستم پیش‌بینی در مقایسه با پیش-بینی‌های اقلیم‌شناسی هستند. مقدار صفر نیز نشان می‌دهد سیستم پیش‌بینی مشابه پیش‌بینی اقلیم‌شناسی عمل می‌کند.

مقدار امتیاز مهارت عملیاتی نسبی $ROCSS$ از مساحت زیر منحنی ROC^2 گرفته شده است و با توجه به رابطه ۶ محاسبه می‌شود که در آن ROC_F مساحت زیر منحنی ROC مدل پیش-بینی، ROC_{ref} مساحت زیر منحنی ROC پیش‌بینی مرجع می‌باشد. اگر پیش‌بینی مرجع را برابر با پیش‌بینی اقلیم‌شناسی بگیریم $ROC_{ref} = 0.5$ در نتیجه رابطه ۶ تبدیل به رابطه ۷ می‌شود. منحنی ROC در پیش‌بینی احتمالاتی و برای وقایع مختلف (مانند شرایط زیرنرمال، نرمال و بالای نرمال) رسم می‌شود.

در پیش‌بینی احتمالاتی وقایع، زمانی هشدار اتفاق می‌افتد که احتمال وقوع یک حادثه از مقدار از پیش تعیین شده‌ای بیشتر باشد. منحنی ROC در واقع نرخ هشدارهای اشتباه (محور افقی بین ۰ تا ۱) و نرخ هشدارهای درست (محور عمودی بین ۰ تا ۱) وقایع را برای آستانه‌های هشدار مختلف یک واقعه رسم می‌کند. از آنجا که اگر یک سیستم پیش‌بینی درست عمل کند باید تعداد هشدارهای درست در آن بیشتر از هشدارهای اشتباه باشد در نتیجه در یک سیستم پیش‌بینی مطلوب باید منحنی ROC بالای محور تقارن باشد (روی محور تقارن نرخ هشدارهای اشتباه و درست با هم برابر است و مساحت زیر آن برابر ۰/۵ است) و مساحت زیر منحنی ROC بزرگتر از ۰/۵ می‌شود. زمانی که پیش-بینی‌ها کامل و بدون نقص باشند مساحت زیر این منحنی برابر ۱ می‌شود. در نتیجه امتیاز $ROCSS$ برای شرایط احتمالاتی مختلف

(بیش‌برآورد) است، در سایر ایستگاه‌ها دارای روند منفی (کم-برآورد) است. دامنه تغییرات اریبی پیش‌بینی‌خام در منطقه مطالعاتی در ماه نوامبر بین (۰/۱۵ - ۲/۱۳-) و در دوره (نوامبر-دسامبر) بین (۰/۲۷ - ۱/۸۵-) و برای دوره (نوامبر-دسامبر-ژانویه) بین (۰/۴۵ - ۱/۸۰-) میلیمتر در روز متغیر است. بین روش‌های تصحیح اریبی دو روش LS و Ptr در تمامی ایستگاه‌ها و برای تمام دوره‌ها توانستند اریبی موجود در پیش‌بینی‌ها را به خوبی برطرف کنند و مقدار اریبی با استفاده از این دو روش به مقادیری بین (۰ - ۰/۰۶) میلی‌متر در روز رسید. سایر روش‌های تصحیح اریبی نیز در موارد زیادی اریبی را نسبت به پیش‌بینی‌های خام کاهش دادند و مقادیر منفی اریبی را به مقادیر کوچک مثبت اریبی تبدیل کردند. در مواردی هم مقدار اریبی پس از تصحیح به‌خصوص در روش پارامتری GPQM افزایش پیدا کرده- است (دوره نوامبر-دسامبر-ژانویه با زمان پیش‌یابی صفر). علت آن تخمین نادرست پارامترهای واقعی توزیع‌های تجربی با استفاده از این روش می‌باشد.

ارزیابی متوسط ضریب همبستگی پیرسون بین پیش‌بینی فصلی بارش و بارش مشاهداتی قبل و بعد از اعمال روش‌های تصحیح اریبی

شکل (۳) متوسط ضریب همبستگی پیرسون بین پیش‌بینی‌های خام و تصحیح شده بارش را با بارش مشاهداتی در ایستگاه‌های مختلف و برای زمان‌های پیش‌یابی مورد استفاده در این تحقیق را نشان می‌دهد. در این شکل نیز ستون اول مربوط به ضریب همبستگی بین پیش‌بینی بارش ماه نوامبر و بارش مشاهده شده در این ماه و همچنان ستون دوم مربوط به دوره (نوامبر-دسامبر) و ستون سوم مربوط به دوره (نوامبر-دسامبر-ژانویه) است. در این نمودارها ضریب همبستگی پیش‌بینی‌های خام به رنگ قرمز هستند و بیشترین متوسط ضریب همبستگی‌ها برای هر سه دوره مربوط به زمان پیش‌یابی صفر ماه است. به عنوان مثال، متوسط ضریب همبستگی برای ماه نوامبر با زمان پیش‌یابی صفر در ایستگاه‌های مختلف بین (۰/۶۱ - ۰/۳۶) برای دوره (نوامبر-دسامبر) بین (۰/۴۲ - ۰/۰۳-) و برای دوره (نوامبر-دسامبر-ژانویه) بین (۰/۳۱ - ۰/۰۹-) می‌باشد. رویهم‌رفته، با افزایش زمان پیش‌یابی، متوسط ضریب همبستگی بین پیش‌بینی‌های بارش خام و مشاهداتی کاهش می‌یابد، اگرچه در مواردی پیش‌بینی‌های با زمان پیش‌یابی ۲ ماه از پیش‌بینی‌های با زمان پیش‌یابی ۱ ماه ضریب همبستگی بالاتری دارند. اعمال روش‌های تصحیح اریبی بر روی پیش‌بینی‌ها باعث شد در بیشتر موارد متوسط ضریب

(زیر نرمال، نرمال و بالای نرمال) به صورت جداگانه محاسبه می‌شود و لذا می‌تواند توانایی سیستم پیش‌بینی را برای وقایع حدی و یا نرمال ارزیابی کند.

$$ROC_{SS} = \frac{ROC_F - ROC_{ref}}{1 - ROC_{ref}} \quad (\text{رابطه ۶})$$

(رابطه ۷)

$$ROC_{SS} = 2ROC_F - 1 \quad (\text{if } ROC_{ref} = \text{Climatological forecast})$$

در مقابل امتیاز مهارت احتمال رتبه‌ای RPSS توانایی سیستم در پیش‌بینی برای همه وقایع احتمالاتی (مانند شرایط زیرنرمال، نرمال و بالای نرمال) را در کنار هم می‌سنجد. این امتیاز که از سنج RPS گرفته شده است (رابطه ۸)، چگالی تجمعی پیش‌بینی احتمالاتی^۱ $CDF_{f,K}$ را با $CDF_{ref,K}$ پیش‌بینی مرجع (پیش‌بینی اقلیم‌شناسی) $(CDF_{ref,K})$ در K دسته احتمالاتی گسسته (زیر نرمال، نرمال، بالای نرمال) مقایسه می‌کند.

برای نشان دادن بهبود پیش‌بینی احتمالاتی چند طبقه‌ای نسبت به پیش‌بینی مرجع، این معیار به سنج امتیاز مهارتی تبدیل می‌شود (رابطه ۹). (مقدار ۰/۱۰۰٪ پیش‌بینی کامل و مقادیر منفی یعنی مهارت پیش‌بینی احتمالاتی بدتر از پیش‌بینی مرجع است).

$$RPS = \frac{1}{K-1} \sum_{K=1}^K (CDF_{f,K} - CDF_{ref,K})^2 \quad (\text{رابطه ۸})$$

$$RPSS = \frac{RPS_f - RPS_{ref}}{RPS_{ref}} = 1 - \frac{RPS_f}{RPS_{ref}} \quad (\text{رابطه ۹})$$

همچنین در این تحقیق برای اعتبار سنجی روش‌های مختلف از روش اعتبارسنجی متقابل تک‌حذفی^۲ استفاده شده است. در این روش تعداد سال‌های اعتبارسنجی برابر با تعداد سال‌های داده‌های موجود است و برای اعتبارسنجی هر سال از داده‌ها از مدل واسنجی شده بر مبنای مابقی داده‌ها استفاده می‌شود.

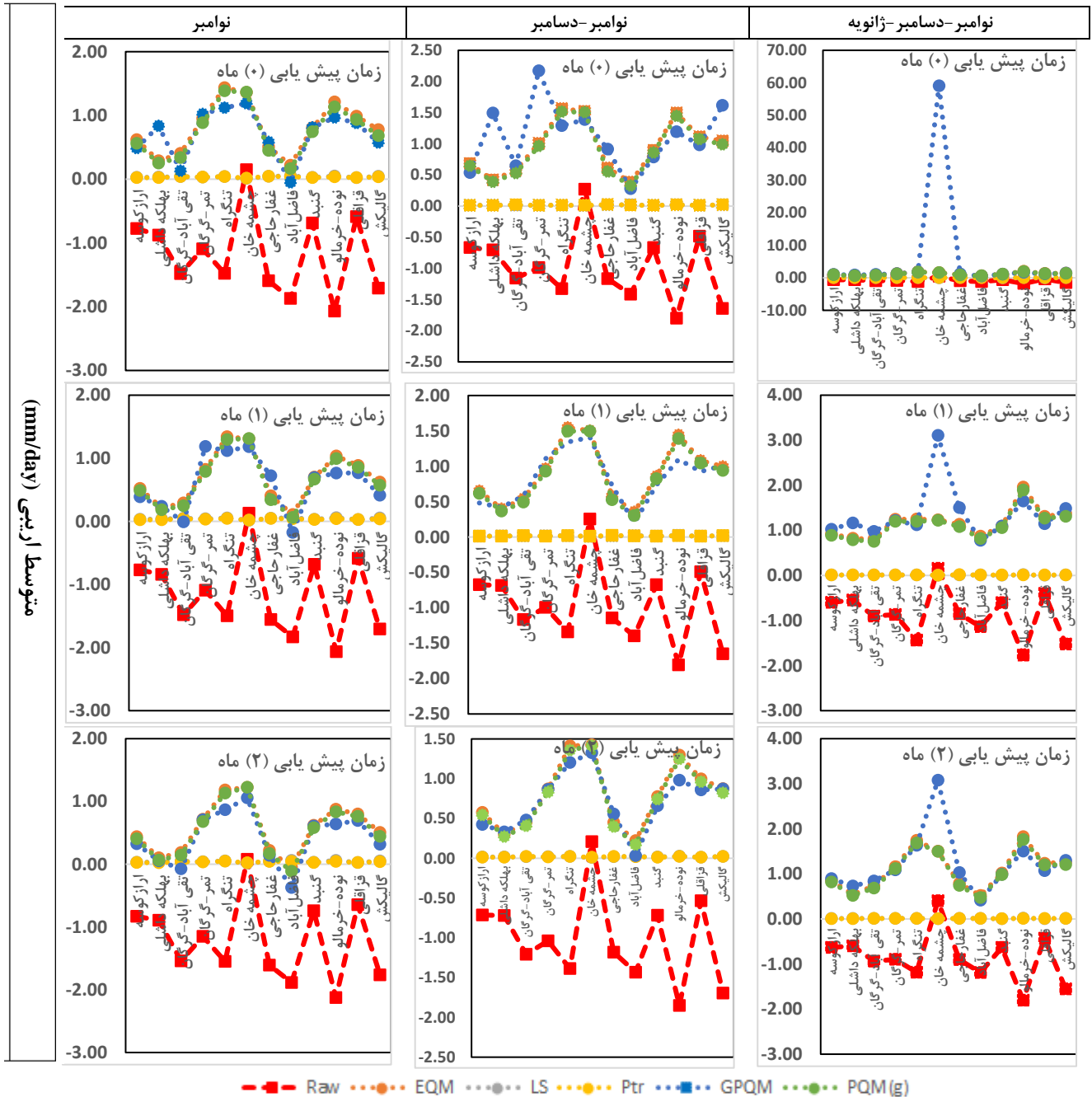
نتایج و بحث

ارزیابی متوسط اریبی پیش‌بینی فصلی بارش قبل و بعد از اعمال روش‌های تصحیح اریبی

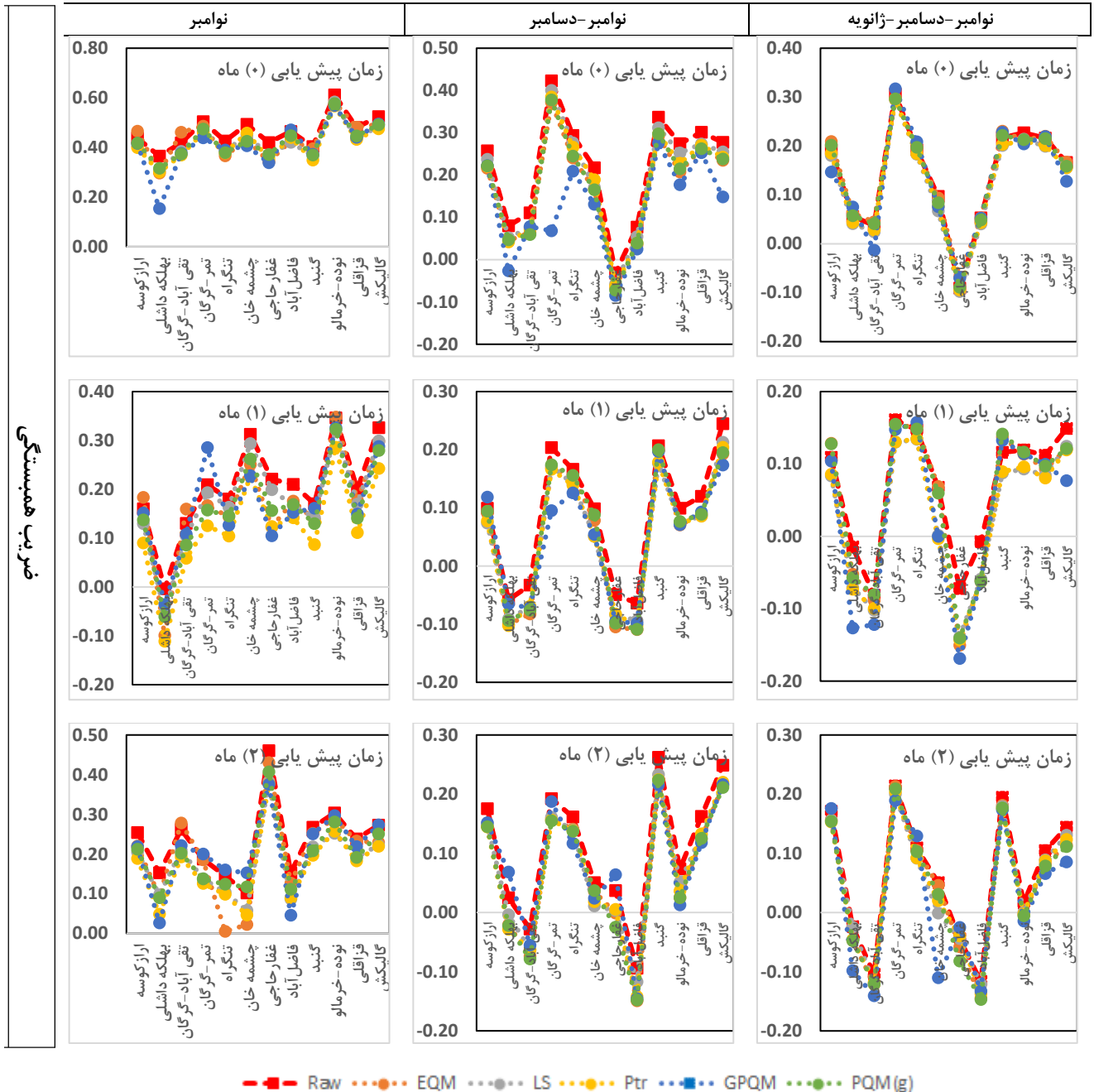
شکل (۲) مقادیر اریبی را برای پیش‌بینی‌های خام و تصحیح شده در ایستگاه‌های مختلف و برای زمان‌های پیش‌یابی^۳ صفر، یک و دو ماه نشان می‌دهد. دوره‌های پیش‌بینی نیز شامل ماه نوامبر، و دوره‌های (نوامبر-دسامبر) و (نوامبر-دسامبر-ژانویه) (دوره‌های حساس به تنش آبی در کشت پاییزه) می‌باشد. همانطور که در این نمودارها می‌توان مشاهده کرد، پیش‌بینی‌های خام بارش دارای روند اریبی مشابهی در دوره‌های مختلف پیش‌بینی هستند. مقدار اریبی به جز در ایستگاه چشمه‌خان که دارای اریبی مثبت

با حذف روش اعتبارسنجی متقابل تک‌حذفی در این تحقیق نیز ضریب همبستگی پیرسون پیش‌بینی‌های خام و تصحیح شده به هم نزدیک شدند و تأثیر این روش‌ها بر روی این ضریب محدودتر شدند. دامنه تغییرات نسبت ضریب همبستگی پیش‌بینی‌ها بعد از اعمال روش‌های تصحیح اریبی به پیش‌بینی‌های خام با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل تک‌حذفی به‌طور متوسط بین (۱۶/۵۳ - ۱/۳۴) و بدون در نظر گرفتن روش اعتبارسنجی به‌طور متوسط بین (۷/۵۸ - ۰/۳۳) رسید.

همبستگی بین پیش‌بینی و مشاهدات کاهش، در برخی موارد حفظ و یا گاهی نیز افزایش بیابد. از آنجا که ضریب همبستگی پیرسون به مقدار اریبی حساس نیست، دلیل تأثیر مشاهده شده در این ضریب بعد از اعمال روش‌های تصحیح اریبی، به روش اعتبارسنجی متقابل تک‌حذفی استفاده شده در این تحقیق برمی‌گردد. تأثیر روش اعتبارسنجی بر روی ضریب همبستگی پیش‌بینی فصلی بعد از اعمال تصحیحات اریبی در تحقیقات Smith *et al.*, (2013) و Manzanas *et al.*, (2019) نشان داده شده‌است.



شکل ۲- متوسط اریبی پیش‌بینی‌های خام و تصحیح‌شده (mm/day)



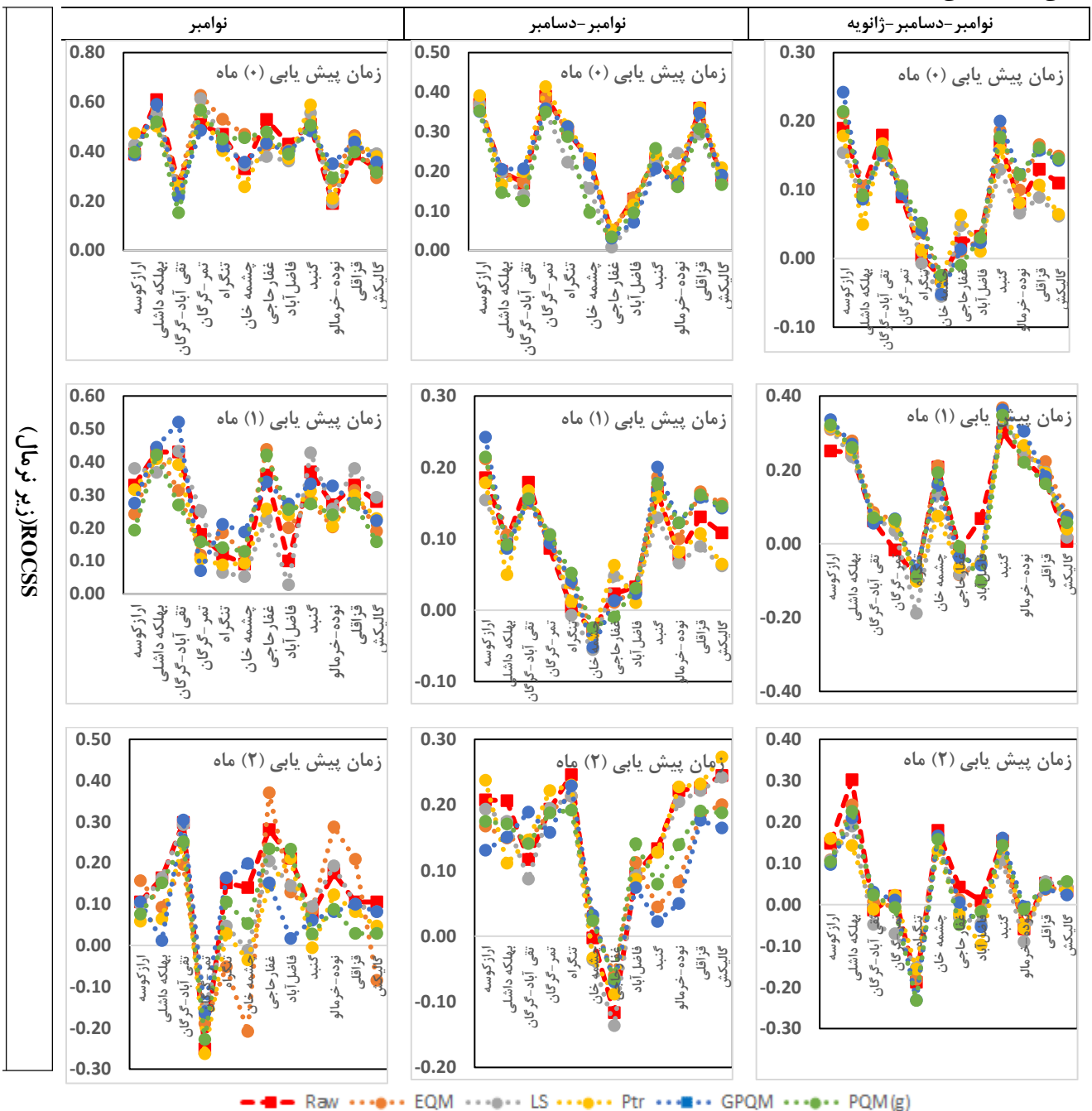
شکل ۳- متوسط ضریب همبستگی پیرسون بین پیش‌بینی بارش و بارش مشاهده‌ای قبل و بعد از اعمال روش‌های تصحیح اریبی

وقایع زیر نرمال، نرمال و بالای نرمال هر کدام به صورت جداگانه سنجیده می‌شود. در نتایج این قسمت به علت عدم توانایی مدل CFSv2 در پیش‌بینی شرایط نرمال بارش از آوردن نتایج مربوط به آن خودداری شده است و تنها نتایج ROCSS برای شرایط زیرنرمال و بالای نرمال نشان داده شده‌اند. شکل (۴) و جدول (۱) مربوط به مقادیر ROCSS برای شرایط زیر نرمال است. در نمودارهای شکل (۴) امتیاز ROCSS برای پیش‌بینی‌های خام (رنگ قرمز) و همچنین تصحیح شده نشان داده شده است. در این نمودارها نیز می‌توان مشاهده کرد بسته به زمان و محل، روش‌های تصحیح اریبی می‌توانند مقدار این امتیاز را بهبود

تأثیر روش‌های تصحیح اریبی بر روی مهارت پیش‌بینی احتمالاتی با استفاده از سنجه‌های RPSS و ROCSS مقادیر RPSS (توانایی مدل پیش‌بینی برای وقوع شرایط زیرنرمال، نرمال و بالای نرمال) به علت مهارت پایین مدل پیش‌بینی برای شرایط نرمال، برای بیشتر موارد منفی بود (مهارت پایین‌تر نسبت به پیش‌بینی اقلیم‌شناسی) و روش‌های تصحیح اریبی تأثیر معنی‌داری بر روی بهبود مهارت آنها نداشتند از این رو از آوردن نتایج آنها در مقاله حاضر به منظور کاهش حجم مطالب جلوگیری شده است. با محاسبه سنجه ROCSS توانایی سیستم پیش‌بینی برای

پیش‌بینی اقلیم‌شناسی است و با افزایش زمان پیش‌یابی یا طول دوره پیش‌بینی مقادیر آن به طور کلی کاهش می‌یابد. به عنوان مثال، مقادیر ROCSS برای همین ماه با زمان پیش‌یابی ۲ ماه به $(0/30 - 0/08)$ می‌رسد. اگرچه در برخی موارد محدود نیز با افزایش زمان پیش‌یابی گاهی مهارت پیش‌بینی خام افزایش می‌یابد، مانند پیش‌بینی‌های فصلی برای دوره (نوامبر-دسامبر-ژانویه) با زمان پیش‌یابی ۰ ماه بین ۱۹-۸ درصد از پیش‌بینی‌های اقلیم‌شناسی بهترند و برای زمان پیش‌یابی ۲ ماه پیش‌بینی‌های خام بین ۴ تا ۳۰ درصد از پیش‌بینی اقلیم‌شناسی بهتر می‌شوند.

(بیشتر) و یا تضعیف (کمتر) کنند. پیش‌بینی‌های خام این مدل برای وقوع شرایط زیر نرمال در منطقه مطالعاتی از مهارت خوبی برخوردار می‌باشد و در بیشتر موارد پیش‌بینی‌های خام (اعداد بزرگ‌تر از صفر در ستون‌های پیش‌بینی خام) در دوره‌های مورد بررسی در این تحقیق برتر از پیش‌بینی اقلیم‌شناسی می‌باشند (بزرگتر از صفر) که در موارد بالایی نیز برتری آنها نسبت به پیش‌بینی اقلیم‌شناسی در سطح اطمینان ۹۵٪ (اعداد دارای **) در ستون پیش‌بینی‌های خام) معنی‌دار است. بیشترین مقادیر ROCSS برای شرایط زیر نرمال مربوط به ماه نوامبر با زمان پیش‌یابی صفر ماه می‌باشد که مقادیر آن بین ۱۹ تا ۶۱ درصد بهتر از



ROCSS (زیر نرمال)

شکل ۴ - ROCSS برای شرایط زیر نرمال قبل و بعد از اعمال روش‌های تصحیح اربیبی

جدول ۱- مهارت پیش‌بینی احتمالاتی بارش با استفاده از سنجه ROCSS برای شرایط زیر نرمال - (اعداد (**)) در ستون پیش‌بینی خام نشان دهنده برتری پیش‌بینی‌های خام نسبت به پیش‌بینی اقلیم‌شناسی در سطح اطمینان ۹۵٪ و اعداد (*) نشان دهنده همین مقادیر در سطح اطمینان ۹۰٪ و در ستون بیشترین مقدار ROCSS بعد از اعمال روش‌های تصحیح اریبی اعداد ستاره‌دار نشان دهنده برتری پیش‌بینی‌های تصحیح شده نسبت به پیش‌بینی‌های خام در همان سطوح اطمینان می‌باشند). مقادیر منفی این امتیاز یعنی پیش‌بینی اقلیم‌شناسی (Climatology) به پیش‌بینی‌های خام و تصحیح شده ترجیح داده می‌شوند

ایستگاه	زمان پیش‌بینی (۰ ماه) - ROCSS (زیر نرمال)					
	پیش‌بینی تصحیح شده	پیش‌بینی خام	پیش‌بینی تصحیح شده	پیش‌بینی خام	پیش‌بینی تصحیح شده	پیش‌بینی خام
	نوامبر-دسامبر-ژانویه (بیشترین ROCSS)	نوامبر-دسامبر	نوامبر-دسامبر (بیشترین ROCSS)	نوامبر-دسامبر	نوامبر-دسامبر-ژانویه	نوامبر-دسامبر-ژانویه
ارازکوسه	۰/۲۴*(GPQM)	۰/۳۷**	۰/۴۷(Ptr)	۰/۳۹(LS)	۰/۱۹**	۰/۳۹**
بهلکه داشلی	۰/۱۱(EQM)	۰/۲۰**	۰/۶۱(Raw)	۰/۲۰(Raw, EQM, Ptr)	۰/۱۰**	۰/۶۱**
نقی آباد-گرگان	۰/۱۸(Raw)	۰/۱۷**	۰/۲۷(Raw)	۰/۲۱(Ptr)	۰/۱۸**	۰/۲۷**
نمر-گرگان	۰/۱۱(PQM(g))	۰/۳۹**	۰/۶۳*(EQM)	۰/۴۱(LS)	۰/۰۹**	۰/۵۱**
ننگراه	۰/۰۵*(PQM(g))	۰/۰۰	۰/۵۳(EQM)	۰/۳۱(LS, Ptr)	۰/۰۰	۰/۴۳**
چشمه خان	Climatology	۰/۰۳	۰/۴۷*(EQM)	۰/۲۲(Raw, LS)	۰/۰۳	۰/۳۲**
غفارحاجی	۰/۰۶(Ptr)	۰/۰۲	۰/۵۳(Raw)	۰/۰۵(Raw, LS)	۰/۰۲	۰/۵۲**
فاضل آباد	۰/۰۳(Raw)	۰/۰۳	۰/۴۳(Raw)	۰/۱۳(Raw)	۰/۰۳	۰/۴۳**
گنبد	۰/۲۰(GPQM)	۰/۱۷**	۰/۵۹(Ptr)	۰/۲۶(GPQM, PQM(g))	۰/۱۷**	۰/۵۱**
نوده-خرمالو	۰/۱۲*(GPQM, PQM(g))	۰/۰۸**	۰/۳۵*(GPQM)	۰/۲۵*(EQM)	۰/۰۸**	۰/۱۹**
قزاقلی	۰/۱۷(EQM)	۰/۱۳**	۰/۴۶*(EQM)	۰/۳۶(LS)	۰/۱۳**	۰/۳۹**
کالیکش	۰/۱۵(EQM)	۰/۱۱**	۰/۳۹(LS)	۰/۲۱(Raw, LS)	۰/۱۱**	۰/۳۲**
ایستگاه	زمان پیش‌بینی (۱ ماه) - ROCSS (زیر نرمال)					
	پیش‌بینی تصحیح شده	پیش‌بینی خام	پیش‌بینی تصحیح شده	پیش‌بینی خام	پیش‌بینی تصحیح شده	پیش‌بینی خام
	نوامبر-دسامبر-ژانویه (بیشترین ROCSS)	نوامبر-دسامبر	نوامبر-دسامبر (بیشترین ROCSS)	نوامبر-دسامبر	نوامبر-دسامبر-ژانویه	نوامبر-دسامبر-ژانویه
ارازکوسه	۰/۳۴(GPQM)	۰/۲۵**	۰/۳۸(LS)	۰/۲۴*(GPQM)	۰/۳۵**	۰/۳۲**
بهلکه داشلی	۰/۲۸(EQM)	۰/۲۵**	۰/۴۴(GPQM)	۰/۱۱(EQM)	۰/۲۵**	۰/۴۳**
نقی آباد-گرگان	۰/۰۸(EQM)	۰/۰۶**	۰/۵۲*(GPQM)	۰/۱۸(Raw)	۰/۰۶**	۰/۴۳**
نمر-گرگان	۰/۰۷(GPQM, PQM(g))	۰/۰۲	۰/۲۵(LS)	۰/۱۱(PQM(g))	۰/۰۲	۰/۱۸**
ننگراه	Climatology	۰/۰۹	۰/۲۱*(GPQM)	۰/۰۵*(PQM(g))	۰/۰۹	۰/۱۲**
چشمه خان	۰/۲۱(Raw, EQM)	۰/۲۱**	۰/۱۹*(GPQM)	Climatology	۰/۲۱**	۰/۰۹**
غفارحاجی	Climatology	۰/۰۲	۰/۴۴*(EQM)	۰/۰۶(Ptr)	۰/۰۲	۰/۳۶**
فاضل آباد	۰/۰۷(Raw)	۰/۰۷**	۰/۲۷*(GPQM)	۰/۰۳(Raw)	۰/۰۷**	۰/۱۰**
گنبد	۰/۳۰(EQM)	۰/۳۰**	۰/۴۳*(LPQM)	۰/۲۰(GPQM)	۰/۳۰**	۰/۳۷**
نوده-خرمالو	۰/۲۰(GPQM)	۰/۲۳**	۰/۲۷(Raw)	۰/۱۲*(GPQM, PQM(g))	۰/۲۳**	۰/۲۷**
قزاقلی	۰/۲۲(EQM)	۰/۱۷**	۰/۳۸(LS)	۰/۱۷*(EQM)	۰/۱۷**	۰/۳۳**
کالیکش	۰/۰۸(EQM)	۰/۰۱	۰/۲۹(Raw)	۰/۱۵(EQM)	۰/۰۱	۰/۲۸**
ایستگاه	زمان پیش‌بینی (۲ ماه) - ROCSS (زیر نرمال)					
	پیش‌بینی تصحیح شده	پیش‌بینی خام	پیش‌بینی تصحیح شده	پیش‌بینی خام	پیش‌بینی تصحیح شده	پیش‌بینی خام
	نوامبر-دسامبر-ژانویه (بیشترین ROCSS)	نوامبر-دسامبر	نوامبر-دسامبر (بیشترین ROCSS)	نوامبر-دسامبر	نوامبر-دسامبر-ژانویه	نوامبر-دسامبر-ژانویه
ارازکوسه	۰/۱۶(Ptr)	۰/۱۵**	۰/۱۶(EQM)	۰/۲۴(Ptr)	۰/۱۵**	۰/۱۱**
بهلکه داشلی	۰/۲۰(Raw)	۰/۳۰**	۰/۱۶(Raw, LS)	۰/۲۱(Raw)	۰/۳۰**	۰/۱۶**
نقی آباد-گرگان	۰/۰۲(GPQM)	۰/۰۱	۰/۳۰(Raw, GPQM)	۰/۱۲*(Ptr)	۰/۰۱	۰/۳۰**
نمر-گرگان	۰/۰۲(Raw, Ptr)	۰/۰۲	Climatology	۰/۲۲(Ptr)	۰/۰۲	۰/۲۵
ننگراه	Climatology	۰/۰۹	۰/۱۶(GPQM)	۰/۲۵(Raw)	۰/۰۹	۰/۱۵**
چشمه خان	۰/۱۸(Raw)	۰/۱۸**	۰/۲۰(GPQM)	۰/۰۲(EQM, PQM(g))	۰/۱۸**	۰/۱۴**
غفارحاجی	۰/۰۴(Raw)	۰/۰۴*	۰/۲۸*(EQM)	Climatology	۰/۰۴*	۰/۲۸**
فاضل آباد	۰/۰۱(Raw)	۰/۰۱	۰/۲۱(Ptr)	۰/۱۱(EQM)	۰/۰۱	۰/۲۱**
گنبد	۰/۱۶(GPQM, Ptr)	۰/۱۵**	۰/۰۹(LS)	۰/۱۳(Raw, LS, Ptr)	۰/۱۵**	۰/۰۸**
نوده-خرمالو	Climatology	۰/۰۶	۰/۳۹*(EQM)	۰/۲۲(Ptr)	۰/۰۶	۰/۱۸**
قزاقلی	۰/۰۶(LS)	۰/۰۵**	۰/۳۱*(EQM)	۰/۲۲(Raw, Ptr)	۰/۰۵**	۰/۱۱**
کالیکش	۰/۰۴(EQM, LS)	۰/۰۳	۰/۱۱(Raw)	۰/۲۷(Ptr)	۰/۰۳	۰/۱۱**

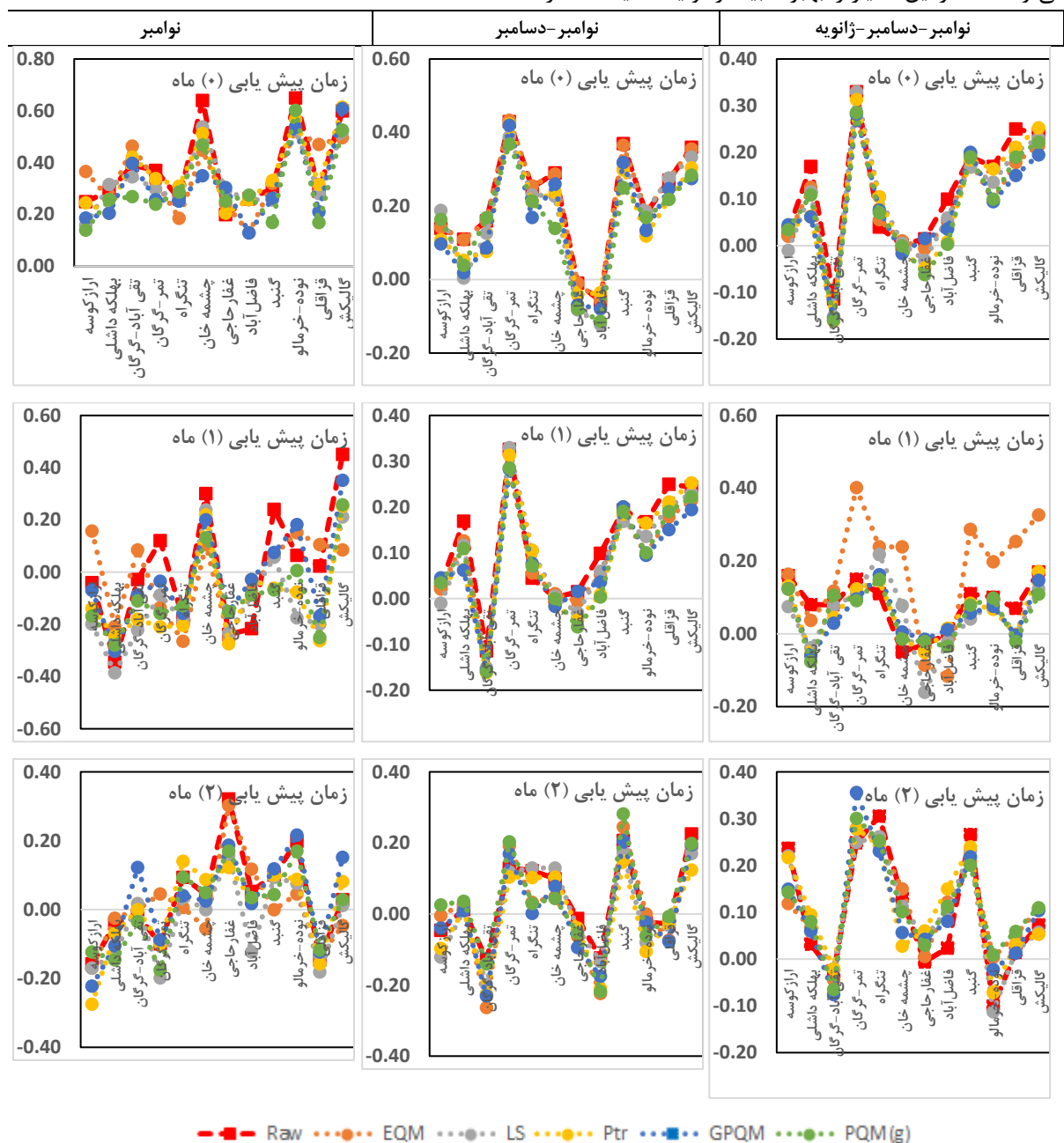
خام در سطوح اطمینان ۹۵٪ (***) و ۹۰٪ (*) نشان می‌دهند. همچنین می‌توان در این جدول مشاهده کرد هر ۵ روش تصحیح روند می‌توانند به‌عنوان روش بهتر تصحیح اریبی برای یک ایستگاه و در یک زمان پیش‌بینی انتخاب شوند و یا اینکه می‌توانند مهارت پیش‌بینی وقایع زیر نرمال را کاهش دهند به طوری که استفاده از هیچ‌کدام از روش‌ها به‌عنوان تصحیح روند مناسب نباشند و استفاده از پیش‌بینی‌های خام در آن محل و زمان مناسب‌تر باشد. روش‌های تصحیح روند به طور معنی‌داری توانستند در مواقع

بیشترین مقادیر ROCSS بعد از اعمال روش‌های تصحیح اریبی نیز در ستون کنار پیش‌بینی‌های خام نوشته شده‌اند. همانطور که در جدول (۱) می‌توان مشاهده کرد، روش‌های تصحیح روند بر اساس هر مکان و زمانی می‌توانند مهارت پیش‌بینی وقایع زیر نرمال را نسبت به پیش‌بینی‌های خام بهبود (اعداد مثبت جدول ۱)، تضعیف (اعداد منفی جدول ۱) و یا برابر (مابقی موارد جدول ۱) کنند. سلول‌هایی که در این ستون‌ها با اعداد ستاره دار نشان داده شده‌اند برتری آن‌ها نسبت به پیش‌بینی‌های

کنند. پیش‌بینی‌های خام این مدل برای وقوع شرایط بالای نرمال در منطقه مطالعاتی از مهارت پایین‌تری نسبت به پیش‌بینی وقایع زیرنرمال برخوردار می‌باشد (اعداد منفی قرمز رنگ در ستون پیش‌بینی‌های خام). مواردی که پیش‌بینی‌های خام در دوره‌های مورد بررسی در این تحقیق برتر از پیش‌بینی اقلیم‌شناسی می‌باشند (بزرگ‌تر از صفر) با رنگ سبز کم‌رنگ در ستون پیش‌بینی‌های خام نشان داده شده است و در مواردی که برتری آن‌ها نسبت به پیش‌بینی اقلیم‌شناسی در سطح اطمینان ۹۵٪ (اعداد متمایز شده با نماد ** در ستون پیش‌بینی‌های خام) معنی‌دار است.

بهبود پیش‌بینی وقایع زیرنرمال، مقدار ROCSS را بین ۳ و ۱۷ درصد افزایش دهند. در مواردی که پیش‌بینی‌های خام برای وقایع زیرنرمال، قبل و بعد از اعمال روش‌های تصحیح اریبی بدتر از پیش‌بینی اقلیم‌شناسی هستند (مقادیر منفی ROCSS)، پیش‌بینی‌های اقلیم‌شناسی ترجیح داده می‌شوند. شکل (۵) و جدول (۲) مربوط به مقادیر ROCSS برای شرایط بالای نرمال است. در نمودارهای شکل (۵)، امتیاز ROCSS برای پیش‌بینی‌های خام (رنگ قرمز) و همچنین پیش‌بینی‌های تصحیح شده نشان داده شده‌اند. در این نمودارها نیز می‌توان مشاهده کرد در هر محل یا زمان، روش‌های تصحیح اریبی می‌توانند مقدار این امتیاز را بهبود (بیشتر) و یا تضعیف (کمتر)

ROCSS (بالای نرمال)



شکل ۵ - ROCSS برای شرایط بالای نرمال قبل و بعد از اعمال روش‌های تصحیح اریبی

جدول ۲- مهارت پیش‌بینی احتمالاتی بارش با استفاده از سنجه ROCSS برای شرایط بالای نرمال - اعداد (***) در ستون پیش‌بینی خام نشان دهنده برتری پیش‌بینی‌های خام نسبت به پیش‌بینی اقلیم‌شناسی در سطح اطمینان ۹۵٪ و اعداد (*) نشان دهنده همین مقادیر در سطح اطمینان ۹۰٪ و در ستون بیشترین مقدار ROCSS بعد از اعمال روشهای تصحیح اریبی اعداد ستاره‌دار نشان دهنده برتری پیش‌بینی‌های تصحیح شده نسبت به پیش‌بینی‌های خام در همان سطوح اطمینان می‌باشند). مقادیر منفی این امتیاز یعنی پیش‌بینی اقلیم‌شناسی (Climatology) به پیش‌بینی‌های خام و تصحیح شده ترجیح داده می‌شوند.

ایستگاه	زمان پیش‌بینی یابی (۰) ماه - ROCSS (بالای نرمال)				
	پیش‌بینی تصحیح شده نومبر-دسامبر-ژانویه (بیشترین ROCSS)	پیش‌بینی خام نومبر-دسامبر	پیش‌بینی تصحیح شده نومبر (بیشترین ROCSS)	پیش‌بینی خام نومبر	پیش‌بینی تصحیح شده نومبر
ارازکوسه	۰/۰۵ (GPQM)	۰/۰۳	۰/۱۶ (GPQM, PQM(g))	۰/۱۶ (***)	۰/۲۵ (***)
بهلکه داشلی	۰/۱۷ (Raw)	۰/۱۷ (**)	۰/۱۱ (Raw)	۰/۱۱ (**)	۰/۲۹ (***)
تقی‌آباد-گرگان	Climatology	-۰/۱۱	۰/۱۷ (GPQM)	۰/۱۶ (**)	۰/۳۹ (***)
نمر-گرگان	۰/۲۳ (Raw, LS)	۰/۳۳ (***)	۰/۴۳ (Raw)	۰/۳۷ (***)	۰/۳۷ (***)
تنگراه	۰/۱۰ (LS, Ptr)	۰/۰۴ (***)	۰/۲۵ (Raw)	۰/۳۱ (Ptr)	۰/۲۶ (***)
چشمه خان	۰/۰۱ (EQM, LS)	۰/۰۰	۰/۲۹ (Raw)	۰/۲۹ (***)	۰/۶۴ (***)
غفار حاجی	۰/۰۲ (GPQM)	۰/۰۱	Climatology	-۰/۰۱	۰/۲۰ (**)
فاضل‌آباد	۰/۰۱ (Raw)	-۰/۰۱ (**)	Climatology	-۰/۰۶	۰/۲۶ (***)
گنبد	۰/۲ (GPQM)	۰/۱۹ (***)	۰/۳۷ (Raw)	۰/۳۳ (***)	۰/۳۰ (***)
نوده-خرمالو	۰/۱۷ (Raw)	۰/۱۷ (***)	۰/۱۸ (Raw, EQM)	۰/۱۸ (***)	۰/۶۵ (***)
قزاقلی	۰/۲۵ (Raw)	۰/۲۵ (***)	۰/۲۸ (EQM)	۰/۲۷ (***)	۰/۲۹ (***)
گالیکش	۰/۲۵ (Ptr)	۰/۲۴ (***)	۰/۳۶ (Raw)	۰/۳۶ (***)	۰/۶۰ (***)
ایستگاه	زمان پیش‌بینی یابی (۱) ماه - ROCSS (بالای نرمال)				
	پیش‌بینی تصحیح شده نومبر-دسامبر-ژانویه (بیشترین ROCSS)	پیش‌بینی خام نومبر-دسامبر	پیش‌بینی تصحیح شده نومبر (بیشترین ROCSS)	پیش‌بینی خام نومبر	پیش‌بینی تصحیح شده نومبر
ارازکوسه	۰/۱۶ (Raw)	۰/۱۶ (***)	۰/۰۵ (GPQM)	۰/۰۳	۰/۰۴
بهلکه داشلی	۰/۰۸ (Raw)	۰/۰۸ (***)	۰/۱۷ (Raw)	۰/۱۷ (***)	۰/۲۴
تقی‌آباد-گرگان	۰/۰۸ (Raw, EQM)	۰/۰۸ (***)	Climatology	-۰/۱۱	۰/۰۳
نمر-گرگان	۰/۱۵ (Raw)	۰/۱۵ (***)	۰/۳۳ (Raw, LS)	۰/۳۳ (***)	۰/۱۲ (***)
تنگراه	۰/۲۲ (EQM)	۰/۱۱ (***)	۰/۱۰ (LS, Ptr)	۰/۰۴ (***)	۰/۱۸
چشمه خان	۰/۰۸ (EQM)	-۰/۰۵	۰/۰۱ (EQM, LS)	۰/۰۰	۰/۳۰ (***)
غفار حاجی	Climatology	-۰/۰۳	۰/۰۲ (GPQM)	۰/۰۱	۰/۲۴
فاضل‌آباد	۰/۰۲ (LS)	۰/۰۰	۰/۰۱ (Raw)	۰/۰۱ (***)	۰/۲۲
گنبد	۰/۱۱ (Raw)	۰/۱۱ (***)	۰/۲۰ (GPQM)	۰/۱۹ (***)	۰/۲۴ (***)
نوده-خرمالو	۰/۱۰ (Raw, GPQM)	۰/۱۰ (***)	۰/۱۷ (Raw)	۰/۱۷ (***)	۰/۰۶
قزاقلی	۰/۰۷ (Raw)	۰/۰۷ (***)	۰/۲۵ (Raw)	۰/۲۵ (***)	۰/۰۲
گالیکش	۰/۱۷ (Raw, LS)	۰/۱۷ (***)	۰/۲۵ (Ptr)	۰/۲۴ (***)	۰/۴۵ (***)
ایستگاه	زمان پیش‌بینی یابی (۲) ماه - ROCSS (بالای نرمال)				
	پیش‌بینی تصحیح شده نومبر-دسامبر-ژانویه (بیشترین ROCSS)	پیش‌بینی خام نومبر-دسامبر	پیش‌بینی تصحیح شده نومبر (بیشترین ROCSS)	پیش‌بینی خام نومبر	پیش‌بینی تصحیح شده نومبر
ارازکوسه	۰/۲۴ (Raw)	۰/۲۴ (***)	۰/۰۳ (PQM(g))	۰/۰۴	۰/۱۶
بهلکه داشلی	۰/۰۹ (Ptr)	۰/۰۳	۰/۰۴ (PQM(g))	۰/۰۱	۰/۰۴
تقی‌آباد-گرگان	Climatology	-۰/۰۳	Climatology	-۰/۱۲	۰/۰۲
نمر-گرگان	۰/۳۶ (***) (GPQM)	۰/۳۵ (***)	۰/۲۰ (PQM(g))	۰/۱۳ (***)	۰/۰۱
تنگراه	۰/۳۱ (Raw)	۰/۳۱ (***)	۰/۱۳ (LS)	۰/۱۳ (***)	۰/۰۹ (***)
چشمه خان	۰/۱۵ (EQM)	۰/۱۳ (***)	۰/۱۳ (LS)	۰/۱۳ (***)	۰/۰۴
غفار حاجی	۰/۰۶ (***) (Ptr)	-۰/۰۱	Climatology	-۰/۰۱	۰/۳۲ (***)
فاضل‌آباد	۰/۱۵ (***) (Ptr)	۰/۰۲	Climatology	-۰/۱۲	۰/۰۵
گنبد	۰/۲۷ (Raw)	۰/۲۷ (***)	۰/۲۸ (***) (PQM(g))	۰/۲۸ (***)	۰/۱۰ (***)
نوده-خرمالو	۰/۰۱ (PQM(g))	-۰/۱۰	Climatology	-۰/۰۲	۰/۲۰ (***)
قزاقلی	۰/۰۵ (EQM)	۰/۰۱	Climatology	-۰/۰۳	۰/۱۵
گالیکش	۰/۱۱ (EQM)	۰/۰۷ (***)	۰/۲۳ (Raw)	۰/۲۳ (***)	۰/۰۳

یک زمان پیش‌بینی خاص می‌تواند مهارت پیش‌بینی وقایع بالای نرمال را نسبت به پیش‌بینی‌های خام بهبود (اعداد مثبت جدول ۲)، تضعیف (اعداد منفی جدول ۲) و یا برابر (سایر موارد جدول ۲) کنند. روش‌هایی که در هر ایستگاه توانستند مهارت پیش‌بینی برای شرایط نرمال را نسبت به پیش‌بینی خام بهبود دهند از نظر آماری معنی‌دار هستند در این جدول به صورت اعداد ستاره‌دار نشان داده شده‌اند، برای سطح اطمینان ۹۵٪ (***) با دو ستاره و برای سطح اطمینان ۹۰٪ (*) با یک ستاره نشان داده شده‌اند. هر ۵ روش تصحیح روند در شرایط بالای نرمال نیز می‌توانند به‌عنوان

بیشترین مقادیر ROCSS برای شرایط بالای نرمال مربوط به ماه نومبر با زمان پیش‌بینی صفر ماه می‌باشد که مقادیر آن بین ۲۰ تا ۶۵ درصد بهتر از پیش‌بینی اقلیم‌شناسی است و در زمان‌های پیش‌بینی بیشتر در طول دوره پیش‌بینی مقادیر آن کاهش می‌یابد. به عنوان مثال، مقادیر ROCSS برای همین ماه با زمان پیش‌بینی ۲ ماه به (۰/۳۲ - ۰/۰۹) می‌رسد. بیش‌ترین مقادیر ROCSS برای شرایط بالای نرمال بعد از اعمال روشهای تصحیح اریبی نیز در ستون کنار پیش‌بینی‌های خام (جدول ۲) نشان می‌دهند که روشهای تصحیح روند نیز در هر ایستگاه و با

که در بعضی مواقع اریبی را به مقدار چشمگیری افزایش داد و دلیل آن می‌تواند به محدودیت این روش در تخمین پارامترهای واقعی توزیع‌های تجربی به علت کوتاهی طول آماری مربوط باشد (Gutjahr and Heinemann, 2013). از این رو استفاده از این روش در تصحیح اریبی باید با احتیاط صورت بگیرد و بهتر است برای محاسبه متغیرهایی که به مقدار اریبی حساس هستند مورد استفاده قرار نگیرد.

پیش‌بینی‌های خام منطقه در دوره‌های مورد مطالعه از لحاظ سنجه پیش‌بینی احتمالاتی RPSS ضعیف بودند (به علت مهارت پایین مدل اقلیمی CFSv2 در پیش‌بینی وقایع نرمال) و روشهای تصحیح اریبی نیز نتوانستند بهبود قابل توجهی در این سنجه ایجاد کنند. روش EQM بیشترین قابلیت را در بهبود معیار RPSS در منطقه مورد مطالعه داشتند اگرچه در مواردی هم روشهای Ptr و GPQM نسبت به سایر روش‌ها بهتر عمل کرده‌اند. روش‌های تصحیح اریبی نتوانستند مهارت پیش‌بینی احتمالاتی بر اساس سنجه ROCSS را برای شرایط زیرنرمال، نرمال و بالای نرمال در مواردی مشابه، بدتر (مشابه تحقیق (Manzanas et al., 2018) و یا در برخی موارد بهتر از پیش‌بینی اقلیم‌شناسی کنند. توانایی پیش‌بینی احتمالاتی توسط سنجه ROCSS برای شرایط زیر نرمال و بالای نرمال مربوط به هر محل و زمان پیش‌بینی نتوانستند با استفاده از هر یک از ۵ روش تصحیح اریبی نسبت به پیش‌بینی‌های خام بهبود یابند.

در نهایت، با توجه به اینکه وابسته به سنجه مهارتی مورد ارزیابی روش‌های تصحیح اریبی می‌توانند بر روی عملکرد آن سنجه متفاوت عمل کنند. از این رو استفاده از روشهای تصحیح اریبی مختلف با توجه به هدف مورد نظر تحقیق در هر منطقه پیشنهاد می‌شود.

"هیچ‌گونه تعارض منافع بین نویسندگان وجود ندارد"

REFERENCES

- An-Vo, D. A., Mushtaq, S., Reardon-Smith, K., Kouadio, L., Attard, S., Cobon, D., & Stone, R. (2019). Value of seasonal forecasting for sugarcane farm irrigation planning. *European journal of agronomy*, 104, 37-48.
- Bhend J. 2015. easyVerification: Forecast verification metrics for large datasets. R package version 0.1.5.3
- Block, P. (2010). Tailoring seasonal climate forecasts for hydropower operations in Ethiopia's upper Blue Nile basin. *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss*, 7(3), 3765-3802.
- Bedia, J., Baño-Medina, J., Legasa, M. N., Iturbide, M., Manzanas, R., Herrera, S., ... & Gutiérrez, J. M. (2019). Statistical downscaling with the downscaleR package: Contribution to the VALUE intercomparison experiment.
- Brent, R. P. (1971). An algorithm with guaranteed convergence for finding a zero of a function. *The Computer Journal*, 14(4), 422-425.
- Chen, J., Brissette, F. P., Chaumont, D., & Braun, M. (2013). Finding appropriate bias correction methods in downscaling precipitation for hydrologic impact studies over North America. *Water Resources Research*, 49(7), 4187-4205.
- Crochemore, L., Ramos, M. H., & Pappenberger, F. (2016). Bias correcting precipitation forecasts to improve the skill of seasonal streamflow forecasts.
- Cofiño, A. S., Bedia, J., Iturbide, M., Vega, M., Herrera,

روش بهتر تصحیح اریبی انتخاب شوند و یا اینکه می‌توانند مهارت پیش‌بینی وقایع بالای نرمال را کاهش دهند. روشهای تصحیح روند به طور معنی داری نتوانستند در مواقع بهبود پیش‌بینی وقایع بالای نرمال مقدار ROCSS را بین ۵ تا ۲۰ درصد نسبت به پیش‌بینی‌های خام بهتر کنند.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق، تأثیر ۵ روش تصحیح اریبی بر روی مهارت پیش‌بینی فصلی بارش (داده‌های پیش‌بینی بارش روزانه) از جنبه‌های مختلف (روند، ضریب همبستگی پیرسون، سنجه‌های پیش‌بینی احتمالاتی RPSS و ROCSS) برای دوره ابتدایی کشت پاییزه در زیر حوضه گرگانرود و با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل تک‌حذفی مورد مقایسه قرار گرفتند.

روش‌های تصحیح اریبی مورد استفاده در این تحقیق نتوانستند اریبی موجود در پیش‌بینی فصلی را کاهش دهند، مانند نتایج (Ogutlu et al., 2017) و (Manzanas et al., 2018 & 2019) که از دو روش EQM و PQM(g) برای تصحیح اریبی استفاده کرده بودند. توانایی کاهش روند با استفاده از روش‌های تصحیح اریبی می‌تواند برای بهبود نتایج مدل‌هایی که از پیش‌بینی‌های فصلی بارش به عنوان ورودی استفاده می‌کنند و یا زمانی که قدرمطلق آستانه‌ها و یا مقادیر بارش برای محاسبه برخی از شاخص‌ها مورد نیاز هستند، ارزشمند باشد. بهترین روش‌ها از نظر کاهش اریبی پیش‌بینی دو روش Ptr و LS هستند که نتوانستند اریبی را پس از تصحیحات در ایستگاه‌های مختلف منطقه مطالعاتی و برای همه زمان‌های پیش‌یابی و ماه یا دوره‌های پیش‌بینی مورد استفاده در این تحقیق به حدود صفر برسانند. سایر روش‌های تصحیح اریبی اگرچه قادر نبودند به خوبی دو روش مذکور اریبی را کاهش دهند اما نتوانستند مقدار قدر مطلق اریبی را نسبت به پیش‌بینی خام کاهش دهند. به استثناء روش GPQM

- S., Fernández, J., ... & Gutiérrez, J. M. (2018). The ECOMS User Data Gateway: Towards seasonal forecast data provision and research reproducibility in the era of Climate Services. *Climate Services*, 9, 33-43.
- Doblas-Reyes, F. J., García-Serrano, J., Lienert, F., Biescas, A. P., & Rodrigues, L. R. (2013). Seasonal climate predictability and forecasting: status and prospects. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 4(4), 245-268.
- Fang, G., 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., ... & Gutiérrez, J. M. (2018). An R package to visualize and communicate uncertainty in seasonal climate prediction. *Environmental modelling & software*, 99, 101-110.
- Gudmundsson, L., Bremnes, J. B., Haugen, J. E., & Skaugen, T. E. (2012). Technical Note: Downscaling RCM precipitation to the station scale using quantile mapping—a comparison of methods. *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss*, 9(5), 6185-6201.
- Gutiérrez, J. M., Bedia, J., Benestad, R., & Pagé, C. (2013). Review of the different statistical downscaling methods for s2d prediction. *Technical Report. SPECS Deliverable*, 52, 1.
- Gutiérrez, J. M., Maraun, D., Widmann, M., Huth, R., Hertig, E., Benestad, R., ... & San Martin, 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.
- Gutjahr, O., & Heinemann, G. (2013). Comparing precipitation bias correction methods for high-resolution regional climate simulations using COSMO-CLM. *Theoretical and applied climatology*, 114(3-4), 511-529.
- Hamlet, A. F., Huppert, D., & Lettenmaier, D. P. (2002). Economic value of long-lead streamflow forecasts for Columbia River hydropower. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 128(2), 91-101.
- Iturbide, M., Bedia, J., Herrera, S., Baño-Medina, J., Fernández, J., Frías, M. D., ... & Gutiérrez, J. M. (2019). The R-based climate4R open framework for reproducible climate data access and post-processing. *Environmental Modelling & Software*, 111, 42-54.
- Johnson, F., & Sharma, A. (2011). Accounting for interannual variability: A comparison of options for water resources climate change impact assessments. *Water Resources Research*, 47(4).
- Leander, R., & Buishand, T. A. (2007). Resampling of regional climate model output for the simulation of extreme river flows. *Journal of Hydrology*, 332(3-4), 487-496.
- Leander, R., Buishand, T. A., van den Hurk, B. J., & de Wit, M. J. (2008). Estimated changes in flood quantiles of the river Meuse from resampling of regional climate model output. *Journal of Hydrology*, 351(3-4), 331-343.
- Lenderink, G., Buishand, A., & Van Deursen, W. (2007). Estimates of future discharges of the river Rhine using two scenario methodologies: direct versus delta approach.
- Marcos, R., Llasat, M. C., Quintana-Seguí, P., & Turco, M. (2018). Use of bias correction techniques to improve seasonal forecasts for reservoirs—A case-study in northwestern Mediterranean. *Science of the total environment*, 610, 64-74.
- 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), 1161-1176.
- Manzanas, R., Gutiérrez, J. M., Bhend, J., Hemri, S., Doblas-Reyes, F. J., Torralba, V., ... & Brookshaw, A. (2019). Bias adjustment and ensemble recalibration methods for seasonal forecasting: A comprehensive intercomparison using the C3S dataset. *Climate Dynamics*, 53(3-4), 1287-1305.
- Manzanas, R., Gutiérrez, J. M., Bhend, J., Hemri, S., Doblas-Reyes, F. J., Penabad, E., & Brookshaw, A. (2020). Statistical adjustment, calibration and downscaling of seasonal forecasts: a case-study for Southeast Asia. *Climate Dynamics*, 1-14.
- Mendez, M., Maathuis, B., Hein-Griggs, D., & Alvarado-Gamboa, L. F. (2020). Performance Evaluation of Bias Correction Methods for Climate Change Monthly Precipitation Projections over Costa Rica. *Water*, 12(2), 482.
- Ogutu, 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.
- Parton, K. A., Crean, J., & Hayman, P. (2019). The value of seasonal climate forecasts for Australian agriculture. *Agricultural systems*, 174, 1-10.
- 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.
- 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.
- Schmidli, J., Frei, C., & Vidale, P. L. (2006). Downscaling from GCM precipitation: a benchmark for dynamical and statistical downscaling methods. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 26(5), 679-689.
- Siegert, S., Bhend, J., Kroener, I., & De Felice, M.

- (2017). Package 'SpecsVerification'.
- Smith, D. M., Eade, R., & Pohlmann, H. (2013). A comparison of full-field and anomaly initialization for seasonal to decadal climate prediction. *Climate Dynamics*, 41(11-12), 3325-3338.
- Steinemann, A. C. (2006). Using climate forecasts for drought management. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 45(10), 1353-1361.
- Tall, A., Mason, S. J., Van Aalst, M., Suarez, P., Ait-Chellouche, Y., Diallo, A. A., & Braman, L. (2012). Using seasonal climate forecasts to guide disaster management: the Red Cross experience during the 2008 West Africa floods. *International Journal of Geophysics*, 2012.
- 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.
- Thom, H. C. (1958). A note on the gamma distribution. *Monthly Weather Review*, 86(4), 117-122.
- Troccoli, A. (2010). Seasonal climate forecasting. *Meteorological Applications*, 17(3), 251-268.
- Von Storch, H., Zorita, E., & Cubasch, U. (1993). Downscaling of global climate change estimates to regional scales: an application to Iberian rainfall in wintertime. *Journal of Climate*, 6(6), 1161-1171.
- Wetterhall, F., Winsemius, H. C., Dutra, E., Werner, M., & Pappenberger, E. (2015). Seasonal predictions of agro-meteorological drought indicators for the Limpopo basin. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(6), 2577-2586.