

پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از مدل‌های همادی آمریکای شمالی (NMME) در مناطق غربی ایران

مهدی مقسمی^۱، نرگس ظهرابی^{۲*}، حسین فتحیان^۳، علیرضا نیکبخت شهبازی^۴ و محمدرضا یگانگی^۵

(۱) گروه مهندسی منابع آب، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.
(۲) گروه مهندسی منابع آب، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.
(۳) گروه مهندسی منابع آب، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.
(۴) گروه مهندسی منابع آب، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.
(۵) گروه حسابداری، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.
* ایمیل نویسنده مسئول: nargeszohrabi@gmail.com



شاپا چاپی: ۲۴۸۰-۲۲۵۱
شاپا الکترونیکی: ۷۴۰۰-۲۲۵۰

نشریه حفاظت منابع آب و خاک

چکیده:

زمینه و هدف: خشکسالی به‌عنوان یک مخاطره طبیعی، تأثیرات زیادی در بخش‌های مختلف از جمله کشاورزی، منابع آب دارد و سالانه خسارات زیادی به این بخش‌ها در سراسر دنیا تحمیل می‌کند. لذا باید راهکارهایی جهت کاهش خسارت خشکسالی صورت گیرد و در این بین برنامه‌ریزی و سازگاری با شرایط خشکسالی با استفاده از خروجی پیش‌بینی به هنگام خشکسالی جز مؤثرترین راهکارها به حساب می‌آید. با توجه به نیاز پیش‌بینی خشکسالی و محدود بودن مطالعات ارزیابی شاخص‌های خشکسالی به دست آمده از برون داد پیش‌بینی بارش مدل‌های همادی آمریکای شمالی در ایران، در این پژوهش به بررسی این مدل‌ها در چهار حوضه آبریز کرخه، کارون بزرگ، حله و هندیجان-جراحی برای دوره ۲۰۱۸-۱۹۸۳ پرداخته شد.

روش پژوهش: در این پژوهش، ابتدا برون‌داد ماهانه مدل‌های مختلف همادی آمریکای شمالی و در افق‌های پیش‌بینی صفر تا ۹ ماه و در دوره آماری ۲۰۱۸-۱۹۸۳ مورد ارزیابی قرار گرفت و سپس شاخص خشکسالی SPI محاسبه شده است. برای ارزیابی از مقایسه این داده‌ها با داده‌های GPCC استفاده شد. جهت ارزیابی از سه معیار کمی CC، RMSE و BIAS استفاده شد. همچنین جهت یکپارچه کردن مدل‌های موجود از دو روش الف: میانگین حسابی بین مدل‌های موجود و ب: میانگین وزنی بین مدل‌ها با در نظر گرفتن نتایج ضریب همبستگی (CC) ارزیابی شده است. همچنین جهت ارزیابی شاخص خشکسالی SPI از دو معیار طبقه‌بندی شده POD و FAR و معیار کمی آماری CC استفاده شد.

یافته‌ها: نتایج ارزیابی بارش مدل‌ها نشان داد که مدل‌های یکپارچه دارای عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های انفرادی هستند و در این مدل یکپارچه نیز مدل وزن‌دهی شده عملکرد بهتری داشت. ارزیابی توزیع مکانی مدل‌های بارش نیز نشان داد که دو حوضه آبریز کارون بزرگ و هندیجان-جراحی در افق پیش‌بینی صفر ماه و حوضه آبریز هندیجان-جراحی در افق پیش‌بینی یک ماهه دارای عملکرد بهتری هستند. نتایج ارزیابی شاخص خشکسالی نشان داد که مدل‌های یکپارچه با وجود اینکه عملکرد بهتری در پیش‌بینی بارش داشتند اما در پیش‌بینی خشکسالی بهترین عملکرد متعلق به مدل‌های NASA-GMAO-062012 و CFSv2 است. همچنین نتایج نشان داد که پیش‌بینی شاخص خشکسالی در بازه‌های سه و شش ماه عملکرد بهتری نسبت به یک ماهه دارند. ارزیابی توزیع مکانی نیز نشان داد مدل‌ها در حوضه‌های جنوبی عملکرد بهتری دارند. به‌طور کلی می‌توان نتیجه گرفت که مدل‌های همادی آمریکای شمالی دارای عملکرد مناسبی در پیش‌بینی خشکسالی در بعضی نقاط و در افق‌های پیش‌بینی مشخص هستند، لذا باید در هر نقطه قبل از استفاده مورد ارزیابی قرار گیرند.

نتایج: نتایج به دست آمده از ارزیابی بارش نشان داد که به‌طور کلی یکپارچه کردن برون داد مدل‌های دینامیکی باعث افزایش مهارت آن می‌شود و یکپارچه کردن در حالت وزنی (WeightedNMME) عملکرد بهتری نسبت به حالت غیر وزنی (NMME) دارد. در افق پیش‌بینی صفر ماهه بین مدل‌های انفرادی نیز مدل NASA-GMAO-062012 بیشترین مهارت را از نظر شاخص ارزیابی CC دارد ولی در افق پیش‌بینی یک ماهه از نظر شاخص‌های ارزیابی CC، RMSE و BIAS بهترین عملکرد متعلق به مدل CFSv2 است. ارزیابی در شاخص‌های خشکسالی نشان داد که عملکرد مدل می‌تواند متفاوت از عملکرد آن‌ها در پیش‌بینی بارش باشد. به‌طور مثال مدل WeightedNMME با این که عملکرد مناسبی در پیش‌بینی خشکسالی دارد اما بهترین عملکرد در بین مدل‌ها در ماه‌های مختلف NASA-GMAO-062012 و CFSv2 داشتند. ارزیابی مکانی نیز نشان داد که حوضه‌های آبریز جنوبی دارای عملکرد بهتری نسبت بقیه حوضه‌ها هستند.

کلیدواژه‌ها: مدل‌های همادی آمریکای شمالی، پیش‌بینی خشکسالی، پیش‌بینی بارش فصلی، SPI

آدرس تارنما:

<https://wsrcj.srbiau.ac.ir>

پست الکترونیک:

iauwsrcj@srbiau.ac.ir

iauwsrcj@gmail.com

سال یازدهم

شماره چهار

تابستان ۱۴۰۱

تاریخ دریافت:

۱۴۰۰/۰۸/۲۹

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۱/۰۲/۳۰

صفحات: ۲۵-۴۰



مقدمه

روش دیگری در پیش‌بینی خشکسالی استفاده از مدل‌های دینامیکی است. این مدل‌ها اغلب با شبیه‌سازی فرآیندهای فیزیکی بین جو، اقیانوس و خشکی به پیش‌بینی می‌پردازند (Hao et al., 2018). پیشرفت در پیش‌بینی‌های این مدل‌ها در دهه‌های اخیر، به خصوص استفاده از سیستم‌های پیش‌بینی همادی باعث شده این مدل‌ها مورد توجه قرار گیرند. مدل‌های پیش‌بینی همادی از یکپارچه کردن تعدادی مدل دینامیکی به دست می‌آید که از جمله این مدل‌ها می‌توان به مدل‌های همادی آمریکای شمالی (NMME) اشاره کرد (Kirtman et al., 2014). از این مدل‌ها در پیش‌بینی پارامترهای مختلف اقلیمی از جمله بارش (Ma et al., 2016; Slater et al., 2017; Xe et al., 2019; Khajehei et al., 2018) و دما (Tian et al., 2014; Slater et al., 2017) استفاده شده است. همچنین استفاده از مدل‌های همادی آمریکای شمالی در پیش‌بینی خشکسالی در نقاط مختلف دنیا (Xu et al., 2013; Shukla et al., 2014; et al., 2018; Madadgar et al., 2016) صورت گرفته است. بررسی پیش‌بینی مدل‌های همادی آمریکای شمالی نشان داد که مهارت مدل‌ها به منطقه جغرافیایی هر حوضه آبریز وابسته بوده و از فصلی به فصل دیگر تغییر می‌کند (Ma et al., 2015). بنابراین قبل از استفاده از این مدل‌ها، باید در هر منطقه و در فصول و ماه‌های مختلف مورد بررسی و ارزیابی قرار گیرند. در ایران نیز از مدل‌های همادی آمریکای شمالی برای پیش‌بینی پارامترهایی از جمله بارش و دما مورد استفاده قرار گرفته است. در تحقیقی پیش‌بینی بارش مدل‌های همادی آمریکای شمالی در حوضه سیستان ارزیابی شده است (Yazdandoost et al., 2020) که در آن از چهار مدل استفاده شده و در میان چهار مدل، مدل NCEP-CFSv2 بهترین عملکرد را داشته است. ارزیابی برون داد بارش ماهانه مدل‌های همادی آمریکای شمالی در حوضه سفیدرود نشان داد که پیش‌بینی مدل‌ها به صوت انفرادی در بعضی ماه‌ها مانند دسامبر و ژانویه دارای دقت خوبی است و همچنین با یکپارچه کردن مدل‌ها نتایج بهتری حاصل می‌شود (Dehban et al.,

خشکسالی به‌عنوان یک مخاطره طبیعی، تأثیرات زیادی در بخش‌های مختلف از جمله کشاورزی، منابع آب دارد و سالانه خسارات زیادی به این بخش‌ها در سراسر دنیا تحمیل می‌کند. ایران نیز به‌عنوان کشوری دارای اقلیم خشک همواره با خسارات محیط زیستی، اقتصادی و اجتماعی خشکسالی روبرو بوده است (SafarianZengir et al., 2020). لذا باید راهکارهایی جهت کاهش خسارت خشکسالی صورت گیرد و در این بین برنامه‌ریزی و وفق-پذیری با شرایط خشکسالی با استفاده از پیش‌بینی به هنگام خشکسالی جز مؤثرترین راهکارها به حساب می‌آید (Hao et al., 2018).

پیش‌بینی‌های ماهانه و فصلی خشکسالی می‌تواند از یک‌طرف شامل روش‌های آماری از جمله مدل‌های رگرسیونی (Moreira et al., 2008)، مدل‌های سری زمانی (Han et al., 2010)، روش‌های یادگیری ماشین (Belayneh et al., 2014; Le et al., 2017) و یادگیری عمیق (Bai et al., 2016) باشد. این روش‌ها در مناطق مختلف دنیا مورد استفاده قرار گرفته است (AghaKouchak et al., 2014; AghaKouchak et al., 2015; Hao et al., 2014). در ایران نیز در عمده مطالعات پیش‌بینی خشکسالی از این روش‌ها استفاده شده است (Shirmohammadi Nikbakhat Shahbazi et al., 2012; Mokhtarzad et al., 2017; et al., 2013). در پژوهشی پیش‌بینی خشکسالی را با استفاده از مدل فازی-عصبی ANFIS، در زاهدان انجام گرفته است (Ajdari et al., 2012). در تحقیقی دیگر پیش‌بینی وقوع خشکسالی با استفاده از مدل‌های سری‌های زمانی و زنجیره مارکوف مرتبه اول را در مناطق خشک و نیمه‌خشک مرکز و شرق ایران مورد بررسی قرار گرفته است (Raziei, 2017). در پژوهشی پیش‌بینی خشکسالی بر اساس شاخص SPI با استفاده از مدل‌های سری‌های زمانی در استان فارس مورد ارزیابی قرار گرفته است (Jahandid et al., 2011).

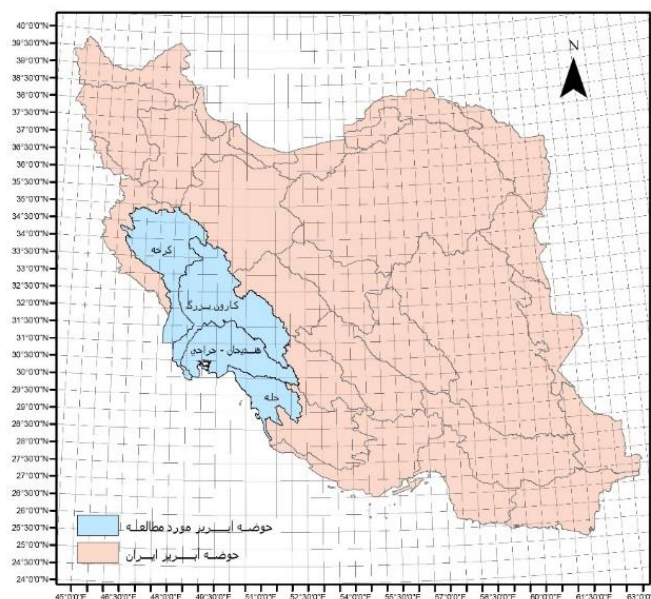
مواد و روش‌ها

محدوده مورد مطالعه و داده‌های بارش

این پژوهش در محدوده جغرافیایی ۴۶ درجه تا ۵۲ درجه و ۳۰ دقیقه طول شرقی و ۲۸ درجه تا ۳۴ درجه عرض شمالی قرار دارد که حوضه‌های آبریز درجه دو غرب و جنوب غرب ایران شامل کرخه، کارون بزرگ، حله و هندیجان-جراحی را شامل می‌شود. مجموع مساحت این حوضه‌های آبخیز ۱۸۰۷۱۸ کیلومتر مربع بوده که در حدود ۴۲ درصد از کل مساحت حوضه درجه یک خلیج فارس و دریای عمان است (شکل ۱). در این پژوهش جهت پیش‌بینی خشکسالی از برون‌داد بارش مدل‌های همادی آمریکای شمالی استفاده شد. داده‌های بارش این مدل‌ها در مقیاس زمانی ماهانه و تفکیک مکانی یک درجه و در افق پیش‌بینی صفر تا ۹ ماه و برای دوره آماری ۱۹۸۲-۲۰۱۸ و از طریق درگاه iridl.ldeo.columbia.edu تهیه گردید. خصوصیات این مدل‌ها در جدول ۱ ارائه شده است. همچنین از داده‌های بارش GPCP version 2020 جهت ارزیابی مدل‌های همادی آمریکای شمالی استفاده گردید. این داده دارای تفکیک مکانی ۰/۵ درجه و در مقیاس ماهانه است. این داده نیز از طریق درگاه زیر قابل دسترسی است.

https://opendata.dwd.de/climate_environment/GPCP

۲۰۱۹). بررسی برون داد بارش ۸ مدل همادی آمریکای شمالی در ایران نشان داد که در افق پیش‌بینی صفر عملکرد قابل قبولی در مدل‌ها وجود دارد (Najafi et al., 2018). با وجودی که برون‌داد پارامترهای اقلیمی همچون دما و بارش مدل‌های همادی آمریکای شمالی در ایران مورد ارزیابی قرار گرفته اما تاکنون پژوهشی در رابطه با ارزیابی پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از برون‌داد این مدل‌ها صورت نگرفته است. لذا در این پژوهش و با استفاده از برون داد مدل‌های همادی آمریکای شمالی و بر روی حوضه‌های آبریز جنوب غرب و غرب ایران، خشکسالی از منظر هواشناسی و با استفاده از شاخص بارش استاندارد شده (SPI) بررسی شده است (McKee et al., 1993; et al., 1995). این شاخص در میان شاخص‌های دیگر خشکسالی بیشتر مورد استفاده قرار گرفته است (Awange et al., 2016; Salvador et al., 2019). از آن جایی که پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از شاخص SPI نیازمند داده‌های پیش‌بینی بارش است، لذا ابتدا با استفاده از مدل‌های همادی آمریکای شمالی خروجی بارش مورد ارزیابی قرار گرفته و سپس این شاخص خشکسالی محاسبه و ارزیابی گردید. این ارزیابی در ماه‌های مختلف و در افق‌های پیش‌بینی متفاوت ارائه شده است.



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه

جدول ۱. خصوصیات مدل‌های NMME

مدل	تعداد مدل همادی	افق پیش‌بینی (ماه)	مراجع
CMC1-CanCM3	۱۰	۱۱	Merryfield et al., 2013
CMC2-CanCM4	۱۰	۱۱	Merryfield et al., 2013
COLA-RSMAS-CCSM3	۶	۱۱	Kirtman et al., 2009
COLA-RSMAS-CCSM4	۱۰	۱۱	Gent et al., 2019
NCEP-CFSv2	۲۴	۹	Saha et al., 2019
GFDL-CM2p1-aer04	۱۰	۱۱	Zhang et al., 2007
GFDL-CM2p5-FLOR-A06	۱۲	۱۱	Vecchi et al., 2014
GFDL-CM2p5-FLOR-B01	۱۲	۱۱	Vecchi et al., 2014
NASA-GMAO-062012	۷	۱۱	Vermicres et al., 2014

روش پژوهش و ارزیابی

در این معادلات w_i وزن مدل M_i است و CC_i ضریب همبستگی بین مدل M_i و داده‌های GPCC در دوره آماری ۲۰۱۰-۱۹۸۲. بعد از محاسبه و ارزیابی برون‌داد بارش، شاخص خشکسالی SPI محاسبه گردید. SPI برای هر مکان بر اساس رکورد طولانی مدت بارش برای یک دوره مورد نظر محاسبه می‌گردد که در این پژوهش از دوره ۲۰۱۸-۱۹۸۲ استفاده شد. ابتدا بر روی این داده‌های بلندمدت توزیع احتمالی گاما برازش داده می‌شود (McKee et al., 1993) و سپس به یک توزیع نرمال تبدیل می‌شود تا میانگین SPI برای مکان و دوره صفر شود. یعنی نیمی از مقدار بارش تاریخی زیر حد متوسط و نیمی بالاتر از حد متوسط باشد. برای محاسبه SPI، از زبان برنامه‌نویسی R و پکیج SPEI استفاده شد. در این پژوهش بارش استاندارد شده در سه بازه مختلف یک ماهه، سه‌ماهه و شش‌ماهه محاسبه گردید. بارش استاندارد شده یک ماهه SPI1، در واقع برای یک ماه مشخص به دست می‌آید. SPI1 یک ارزش کوتاه مدت دارد و می‌تواند نشان دهنده رطوبت خاک و تنش محصول در طول فصل رشد باشد. از طرفی بارش استاندارد شده سه‌ماهه SPI3، مقایسه‌ای از میزان بارش در یک دوره ۳ ماهه با میانگین بلندمدت بارش از همان دوره ۳ ماهه است. فرض کنید بارش سه‌ماهه منتهی به ماه دسامبر در حال بررسی است. در این شرایط مجموع بارندگی دسامبر، نوامبر و اکتبر محاسبه و با مقدار میانگین بلندمدت مجموع بارش این

در این پژوهش، ابتدا برون‌داد ماهانه مدل‌های مختلف همادی آمریکای شمالی و در افق‌های پیش‌بینی ۰ تا ۹ ماه و در دوره آماری ۲۰۱۸-۱۹۸۲ مورد ارزیابی قرار گرفت. برای ارزیابی از مقایسه این داده‌ها با داده‌های GPCC استفاده شد. برای مقایسه نیاز به تطبیق مکانی این دو سری داده‌ها وجود داشت که برای این کار، داده‌های مدل‌های NMME در زبان برنامه‌نویسی R و با استفاده از تکنیک regrid به شبکه‌های با تفکیک مکانی ۰/۵ تبدیل شده تا بتوان با داده‌های GPCC مقایسه کرد. جهت ارزیابی از سه معیار کمی CC، RMSE و BIAS استفاده شد (جدول ۲). همچنین جهت یکپارچه کردن مدل‌های موجود از دو روش استفاده شد.

۱- میانگین حسابی بین مدل‌های موجود در جدول ۱ که در نتایج با NMME ارائه شده است.
 ۲- میانگین وزنی بین مدل‌ها با در نظر گرفتن نتایج ضریب همبستگی (CC) ارزیابی مدل‌ها در دوره ۲۰۱۰-۱۹۸۲؛ که به صورت weightedNMME ارائه شده است (Slater et al., 2017).

$$\text{weightedNMME} = \sum_{i=1}^n (w_i M_i) \quad (1)$$

$$w_i = \frac{CC_i}{\sum_{i=1}^n (CC_i)} \quad (2)$$

در جدول ۲، M ، RG ، \bar{M} و \overline{RG} به ترتیب مقدار باران محاسبه شده در مدل و داده GPCC و میانگین این مقادیر هستند. Hits تعداد وقایعی است که هر دو بانک آماری اعلام بارندگی می‌کند. Misses تعداد رخداد‌های هستند که باران اتفاق افتاده ولی مدل اعلام باران نکرده است. FalseAlarm نیز تعداد وقایعی است که مدل اعلام بارندگی کرده است ولی در واقعیت بارندگی اتفاق نیفتاده است.

نتایج و بحث

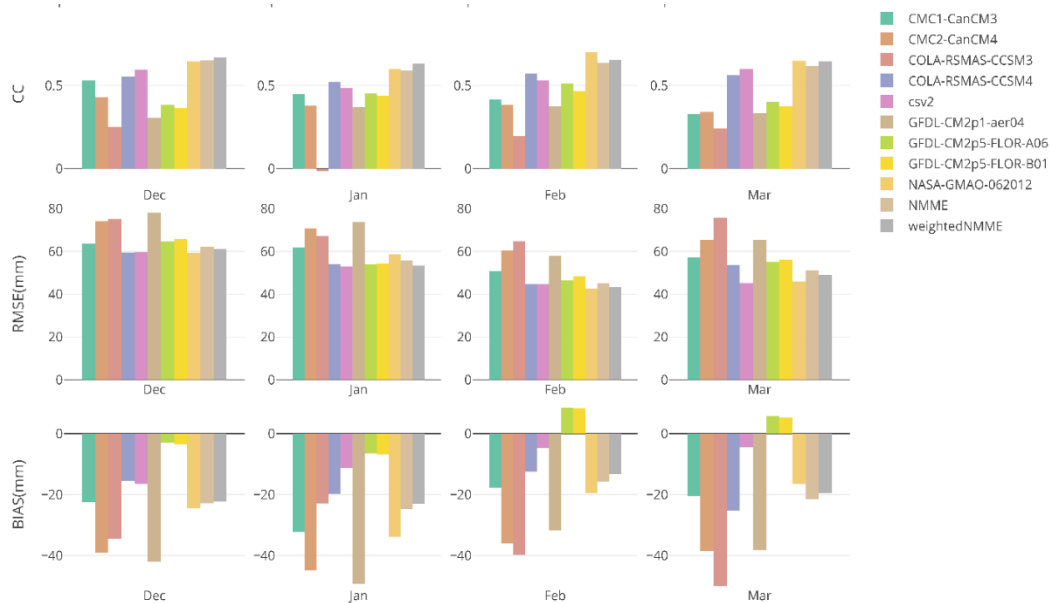
ارزیابی برون‌داد بارش مدل‌های همادی آمریکای شمالی ارزیابی برون‌داد بارش مدل‌های مختلف در ماه‌های مختلف و همچنین در افق‌های پیش‌بینی مختلف صورت گرفت. در شکل ۲ مقادیر CC ، $RMSE$ و $BIAS$ در مدل‌های مختلف و در افق پیش‌بینی صفر ماه (Lead 0) در چهار ماه (دسامبر، ژانویه، فوریه و مارس) که عمده بارندگی این منطقه در این ماه‌ها صورت می‌گیرد ارائه شده است. طبق نتایج این شکل، همه مدل‌ها به جز مدل CCSM3 در افق پیش‌بینی صفر ماه، دارای همبستگی معنی‌داری در سطح $0/05$ ($CC > 0/352$) با مقادیر اندازه‌گیری شده بارش GPCC هستند. در بین مدل‌ها نیز WeightedNMME دارای بیشترین مهارت از نظر مقدار CC دارد به جز در ماه فوریه که NASA-GMAO-062012 مهارت بیشتری دارد. علت این موضوع می‌تواند

سه ماه مقایسه می‌گردد. این شاخص در واقع معیاری از خشکسالی است. همچنین بارش استاندارد شده شش ماهه SPI6، معیاری وضعیت خشکسالی در شرایط بلند مدت تری است. در نتیجه وضعیت خشکسالی منطقه را بهتر نشان می‌دهد.

جهت ارزیابی شاخص خشکسالی از دو معیار طبقه‌بندی شده POD و FAR و معیار کمی آماری CC استفاده شد. نحوه محاسبه این معیارها در جدول ۲ ارائه شده است. جهت مشخص کردن حد آستانه شروع خشکسالی جهت محاسبه شاخص‌های طبقه‌بندی شده از مقدار SPI برابر و کوچک‌تر از $0/5-$ استفاده شد (Hao and AghaKouchak, 2014).

جدول ۲. معیارهای ارزیابی

شاخص ارزیابی	معادله	بیشترین مقدار
POD	$\frac{Hits}{Hits + Misses}$	۱
FAR	$\frac{FalseAlarms}{Hits + FalseAlarms}$	۰
CC	$\frac{\sum_{i=1}^n (M_i - \bar{M})(RG_i - \overline{RG})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (M_i - \bar{M})^2 \sum_{i=1}^n (RG_i - \overline{RG})^2}}$	۱
RMSE	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (M_i - RG_i)^2}{n}}$	۰
BIAS	$\frac{\sum_{i=1}^n (M_i - RG_i)}{n}$	۱

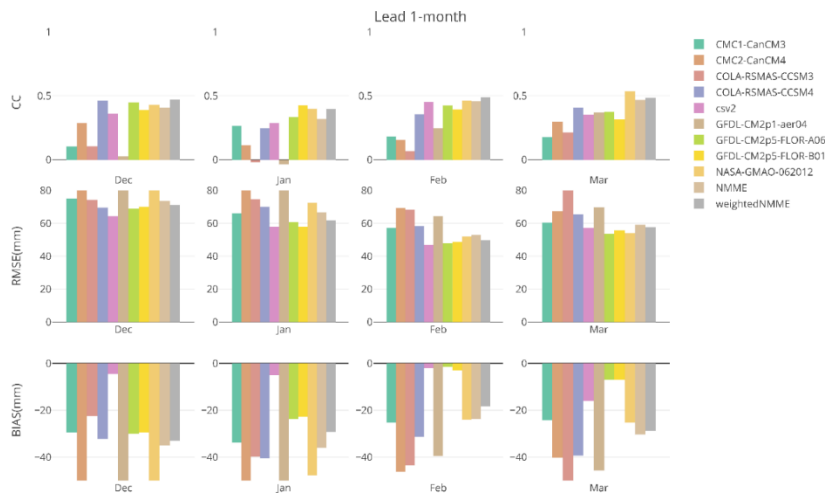


شکل ۲. مقادیر CC ، $RMSE$ و $BIAS$ در مدل‌های مختلف و در افق پیش‌بینی صفر ماه (Lead 0) در چهار ماه دسامبر، ژانویه، فوریه و مارس

به این علت باشد که برای یکپارچه کردن مدل‌ها و تولید داده WeightedNMME از داده سال‌های ۲۰۱۰-۱۹۸۲ استفاده شد ولی نتایج زیر بر اساس داده‌های ۲۰۱۸-۱۹۸۲ ارائه شده است؛ اما به طور کلی می‌توان بیان کرد که یکپارچه کردن مدل‌ها باعث افزایش مهارت مدل می‌شود. مهارت مدل‌ها تقریباً در این چهار ماه پر باران یکسان بوده است. همچنین جداول ۳ و ۴ نتایج ارزیابی به تفکیک دوره واسنجی و اعتبارسنجی ارائه شده است.

جدول ۳. مقادیر شاخص‌های ارزیابی در دوره واسنجی و اعتبارسنجی برای ۱۱ مدل مختلف در افق پیش‌بینی صفر

Weighted NMME	NASA-GMAO-062012	GFDL-CM2p5-FLOR-B01	GFDL-CM2p5-FLOR-A06	GFDL-CM2p1-aer04	COLA-RSMAS-csv2	COLA-RSMAS-CCSM4	COLA-RSMAS-CCSM3	CMC2-CanCM4	CMC1-CanCM3	مدل	
ژانویه											
۰/۶۴	۰/۶۰	۰/۵۹	۰/۴۷	۰/۴۹	۰/۳۵	۰/۶۲	۰/۵۵	۰/۰۲	۰/۳۳	۰/۴۴	CC
۵۶/۵۵	۵۸/۹۵	۶۱/۴۳	۵۵/۱۹	۵۴/۹۴	۷۷/۰۵	۵۲/۱۰	۵۵/۰۶	۷۰/۲۳	۷۴/۱۶	۶۴/۶۳	RMSE
-۲۷/۲۹	-۲۹/۰۷	-۳۶/۱۵	-۱۱/۴۳	-۱۲/۱۱	-۵۱/۷۵	-۱۹/۲۳	-۲۰/۸۷	-۲۸/۹۱	-۴۶/۹۶	-۳۴/۲۴	BIAS
۰/۵۹	۰/۵۵	۰/۵۹	۰/۳۵	۰/۴۲	۰/۳۷	۰/۱۴	۰/۳۹	-۰/۰۵	۰/۵۶	۰/۴۲	CC
۳۸/۰۸	۳۹/۴۵	۴۶/۸۸	۵۱/۲۴	۴۹/۹۱	۶۰/۴۱	۵۵/۸۶	۵۰/۶۷	۵۵/۰۴	۵۶/۰۸	۵۰/۳۵	RMSE
-۵/۸۰	-۷/۱۲	-۲۵/۷۵	۹/۶۸	۱۴/۰۷	-۴۰/۲۷	۲۱/۷۴	-۱۵/۸۰	-۱/۱۲	-۳۷/۴۶	-۲۴/۸۷	BIAS
فوریه											
۰/۶۷	۰/۶۶	۰/۷۲	۰/۴۸	۰/۵۳	۰/۳۷	۰/۵۶	۰/۶۰	۰/۲۰	۰/۴۲	۰/۴۴	CC
۴۳/۳۶	۴۵/۲۹	۴۲/۲۳	۴۸/۹۰	۴۶/۲۵	۵۸/۸۸	۴۴/۰۴	۴۴/۵۵	۶۵/۷۶	۶۰/۱۲	۵۰/۲۸	RMSE
-۱۴/۴۴	-۱۶/۹۸	-۱۹/۹۹	۱۰/۳۵	۸/۷۴	-۳۳/۲۲	-۷/۹۳	-۱۵/۲۶	-۴۱/۱۱	-۳۶/۶۰	-۱۷/۸۰	BIAS
۰/۵۱	۰/۴۹	۰/۵۷	۰/۴۳	۰/۴۶	۰/۴۰	۰/۴۵	۰/۴۹	۰/۲۰	۰/۲۰	۰/۲۹	CC
۴۳/۷۳	۴۴/۸۹	۴۴/۸۴	۴۶/۸۵	۴۶/۸۴	۵۴/۲۸	۴۷/۳۲	۴۵/۱۵	۶۱/۴۴	۶۱/۲۰	۵۲/۵۲	RMSE
-۷/۰۵	-۹/۶۵	-۱۷/۰۶	۱/۲۷	۷/۵۱	-۲۶/۴۷	۸/۳۴	-۲/۷۳	-۳۴/۸۴	-۳۴/۳۶	-۱۷/۷۹	BIAS
مارس											
۰/۶۴	۰/۶۰	۰/۶۴	۰/۳۰	۰/۳۴	۰/۳۳	۰/۶۱	۰/۵۷	۰/۲۳	۰/۳۴	۰/۳۲	CC
۵۰/۸۰	۵۳/۲۰	۴۷/۵۶	۵۹/۹۰	۵۸/۳۳	۶۹/۲۸	۴۶/۰۴	۵۵/۶۲	۷۸/۵۵	۶۷/۳۰	۵۸/۹۵	RMSE
-۱۹/۳۱	-۲۱/۷۶	-۱۶/۰۲	۲/۴۵	۲/۳۰	-۴۲/۲۰	-۰/۷۵	-۲۷/۵۵	-۵۴/۲۶	-۳۹/۳۱	-۲۰/۴۵	BIAS
۰/۷۳	۰/۷۱	۰/۷۱	۰/۷۰	۰/۶۹	۰/۴۶	۰/۵۹	۰/۴۹	۰/۳۰	۰/۳۲	۰/۳۴	CC
۳۹/۲۷	۳۹/۹۴	۳۸/۷۳	۳۹/۰۸	۴۰/۹۳	۴۹/۱۸	۴۱/۸۸	۴۵/۹۰	۶۴/۴۲	۵۸/۷۳	۵۰/۱۹	RMSE
-۱۹/۹۸	-۲۰/۳۹	-۱۸/۱۰	۱۵/۳۹	۱۸/۰۳	-۲۳/۶۲	-۱۹/۸۰	-۱۶/۹۳	-۴۴/۱۸	-۳۵/۹۱	-۲۰/۷۴	BIAS
دسامبر											
۰/۶۶	۰/۶۴	۰/۶۴	۰/۳۲	۰/۳۴	۰/۳۱	۰/۵۸	۰/۵۵	۰/۲۸	۰/۴۲	۰/۵۲	CC
۶۲/۹۳	۶۴/۲۳	۶۱/۴۵	۶۹/۴۷	۶۸/۴۶	۸۱/۲۴	۶۱/۹۹	۶۱/۷۴	۷۸/۹۷	۷۷/۰۱	۶۵/۹۰	RMSE
-۲۳/۷۷	-۲۴/۴۱	-۲۶/۹۲	-۴/۳۸	-۳/۹۲	-۴۵/۰۸	-۱۷/۸۷	-۱۶/۷۹	-۳۹/۷۸	-۴۱/۲۵	-۲۳/۶۵	BIAS
۰/۷۱	۰/۶۹	۰/۶۸	۰/۵۴	۰/۵۴	۰/۲۳	۰/۶۲	۰/۵۶	۰/۲۰	۰/۴۳	۰/۵۷	CC
۵۲/۶۴	۵۳/۳۳	۴۹/۲۸	۴۹/۳۸	۴۹/۱۹	۶۵/۲۷	۵۰/۰۲	۵۰/۶۱	۵۹/۵۰	۶۲/۶۴	۵۴/۰۳	RMSE
-۱۶/۵۸	-۱۶/۵۹	-۱۴/۸۱	-۰/۵۹	۰/۰۹	-۳۱/۱۴	-۱۱/۷۷	-۱۱/۲۹	-۱۵/۷۲	-۳۱/۴۷	-۱۸/۳۷	BIAS



شکل ۳. مقادیر CC، RMSE و BIAS در مدل‌های مختلف و در افق پیش‌بینی یک ماه (Lead 1) در چهار ماه دسامبر، ژانویه، فوریه و مارس

جدول ۴. مقادیر شاخص‌های ارزیابی در دوره واسنجی و اعتبارسنجی برای ۱۱ مدل مختلف در افق پیش‌بینی یک

Weighted NMME	NASA-GMAO-062012	GFDL-CM2p5-FLOR-B01	GFDL-CM2p5-FLOR-A06	GFDL-CM2p1-aer04	COLA-RSMAS-csv2	COLA-RSMAS-CCSM3	CMC2-CanCM4	CMC1-CanCM3	مدل
ژانویه									
۰/۴۳	۰/۳۵	۰/۴۴	۰/۴۶	۰/۳۴	-۰/۰۵	۰/۳۲	۰/۲۶	۰/۰۶	CC
۶۵/۱۶	۷۰/۵۰	۷۵/۴۹	۶۰/۸۲	۶۳/۹۳	۸۷/۶۸	۵۹/۲۵	۷۳/۳۹	۷۷/۷۹	RMSE
-۳۴/۳۴	-۴۱/۱۳	-۵۱/۳۶	-۲۷/۸۴	-۲۷/۸۸	-۶۱/۲۰	-۱۰/۹۸	-۴۳/۵۹	-۴۶/۱۳	BIAS
۰/۲۶	۰/۱۹	۰/۱۵	۰/۳۴	۰/۳۱	-۰/۰۳	۰/۲۸	۰/۱۱	-۰/۱۷	CC
۴۵/۰۴	۴۷/۴۷	۵۹/۷۸	۴۶/۵۱	۴۷/۶۰	۶۵/۳۰	۵۱/۸۶	۵۶/۷۹	۶۲/۸۲	RMSE
-۸/۸۲	-۱۵/۲۷	-۳۵/۱۶	-۴/۰۴	-۹/۲۳	-۴۲/۹۰	۱۹/۵۱	-۲۹/۰۳	-۱۶/۶۷	BIAS
فوریه									
۰/۵۰	۰/۴۷	۰/۴۹	۰/۳۷	۰/۴۲	۰/۲۴	۰/۵۱	۰/۳۸	۰/۱۰	CC
۵۰/۱۹	۵۳/۶۲	۵۱/۹۴	۴۹/۷۴	۴۸/۴۴	۶۴/۶۴	۴۵/۰۸	۵۸/۰۷	۶۹/۳۳	RMSE
-۱۹/۳۹	-۲۵/۰۱	-۲۴/۶۱	-۵/۹۳	-۷/۱۳	-۳۹/۸۶	۲/۹۹	-۳۱/۸۸	-۴۵/۵۵	BIAS
۰/۴۲	۰/۳۸	۰/۲۹	۰/۵۳	۰/۵۸	۰/۲۶	۰/۳۲	۰/۲۲	۰/۰۳	CC
۴۷/۱۲	۴۹/۱۲	۵۲/۴۷	۴۴/۳۵	۴۶/۶۷	۶۲/۸۶	۵۴/۲۲	۵۸/۴۷	۶۴/۱۶	RMSE
-۱۳/۴۷	-۱۷/۲۸	-۲۱/۸۸	۷/۴۶	۱۹/۱۹	-۳۸/۲۷	-۲۲/۷۴	-۲۹/۶۷	-۳۶/۶۵	BIAS
مارس									
۰/۴۷	۰/۴۵	۰/۵۴	۰/۳۰	۰/۳۵	۰/۳۵	۰/۳۹	۰/۳۷	۰/۱۸	CC
۵۹/۴۹	۶۱/۰۶	۵۴/۹۱	۵۸/۱۵	۵۶/۷۸	۷۳/۴۲	۵۴/۶۱	۶۸/۱۱	۸۳/۰۵	RMSE
-۲۸/۶۴	-۳۰/۵۲	-۲۵/۰۶	-۱۱/۴۷	-۱۰/۹۲	-۴۸/۷۳	-۷/۸۹	-۴۱/۰۱	-۶۰/۰۴	BIAS
۰/۶۴	۰/۶۵	۰/۴۸	۰/۴۶	۰/۵۷	۰/۵۲	۰/۴۷	۰/۵۹	۰/۳۵	CC
۴۸/۳۲	۴۸/۹۷	۴۹/۹۱	۴۵/۳۵	۴۰/۳۱	۵۴/۸۰	۶۶/۵۰	۵۴/۶۸	۶۹/۰۱	RMSE
-۲۹/۳۸	-۲۹/۸۱	-۲۶/۰۷	۸/۸۲	۶/۹۴	-۳۴/۶۱	-۴۹/۷۸	-۳۳/۶۱	-۵۰/۱۹	BIAS
دسامبر									
۰/۴۶	۰/۴۰	۰/۴۲	۰/۳۶	۰/۴۴	۰/۰۰	۰/۳۵	۰/۴۶	۰/۱۵	CC
۷۳/۶۹	۷۶/۳۸	۸۴/۹۸	۷۳/۹۸	۷۲/۰۸	۹۳/۹۱	۶۶/۷۵	۷۱/۷۸	۷۶/۷۹	RMSE
-۳۵/۵۰	-۳۷/۹۶	-۵۴/۰۴	-۳۳/۰۹	-۳۳/۱۱	-۶۰/۵۶	-۷/۱۴	-۳۳/۵۶	-۲۹/۲۷	BIAS
۰/۴۸	۰/۴۲	۰/۴۸	۰/۵۵	۰/۴۴	۰/۰۷	۰/۳۵	۰/۴۰	۰/۰۶	CC
۵۹/۳۴	۶۰/۶۹	۶۶/۸۴	۵۳/۰۶	۵۶/۰۴	۷۲/۷۲	۵۵/۱۳	۶۰/۵۶	۶۳/۶۹	RMSE
-۲۲/۳۴	-۲۲/۸۷	-۳۷/۹۱	-۱۶/۱۳	-۱۸/۴۷	-۴۳/۰۲	۴/۶۱	-۲۷/۱۸	۲/۲۵	BIAS

هستند. کمترین مقدار RMSE در ماه‌های مختلف متفاوت است به‌طور که در سه ماه دسامبر، ژانویه و فوریه مدل GFDL-CM2p5-FLOR-A06 و در فوریه مدل CFSv2 کمترین مقدار را دارد. تمامی مدل‌ها دارای BIAS منفی هستند و به‌طور کلی کمترین مقدار متعلق به مدل CFSv2 است.

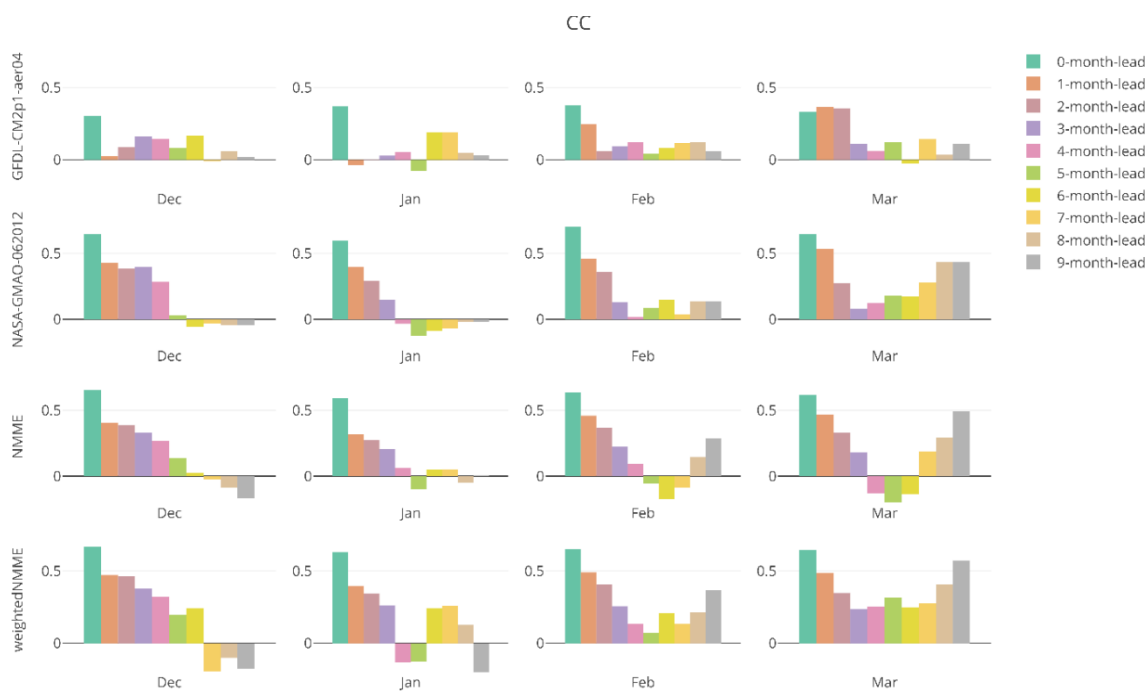
حال برای بررسی بیشتر عملکرد ماهواره‌ها در افق‌های پیش‌بینی مختلف شکل ۴ ارائه شد. در این شکل مقدار CC در چهار ماه پر باران و در چهار مدل که شامل مدل GFDL-CM2p1-aer04 که به‌طور کلی یکی مدل‌هایی است که کمترین مهارت را داشته است، مدل NASA-GMAO-062012 که به‌طور کلی بیشترین مهارت را در بین مدل‌های انفرادی داشت و دو مدل همادی ارائه شده است. طبق نتایج این شکل، به‌طور کلی عملکرد ماهواره‌ها

همچنین از نتایج این شکل مشخص می‌شود که با وجودی که WeightedNMME بر اساس میانگین وزنی CC مدل‌ها به دست آمده ولی از نظر RMSE و BIAS نیز دارای بیشترین مهارت در بین مدل‌های انفرادی است. RMSE در مدل WeightedNMME از بقیه مدل‌ها کمتر است به‌جز در ماه مارس که CFSv2 کمترین مقدار را دارد. مقادیر BIAS نیز در بیشتر مدل‌ها منفی است یعنی مقادیر مدل کمتر از مقدار واقعی تخمین زده شده است. طبق نتایج شکل ۳ که در افق پیش‌بینی یک ماه ارائه شده است، چهار مدل CanCM3، CanCM4، CCSM3 و GFDL-CM2p1-aer04 دارای ضریب همبستگی (CC) معنی‌داری در سطح ۰/۰۵ نیستند و این در حالی است که بقیه مدل‌ها بخصوص در ماه مارس دارای عملکرد مناسبی

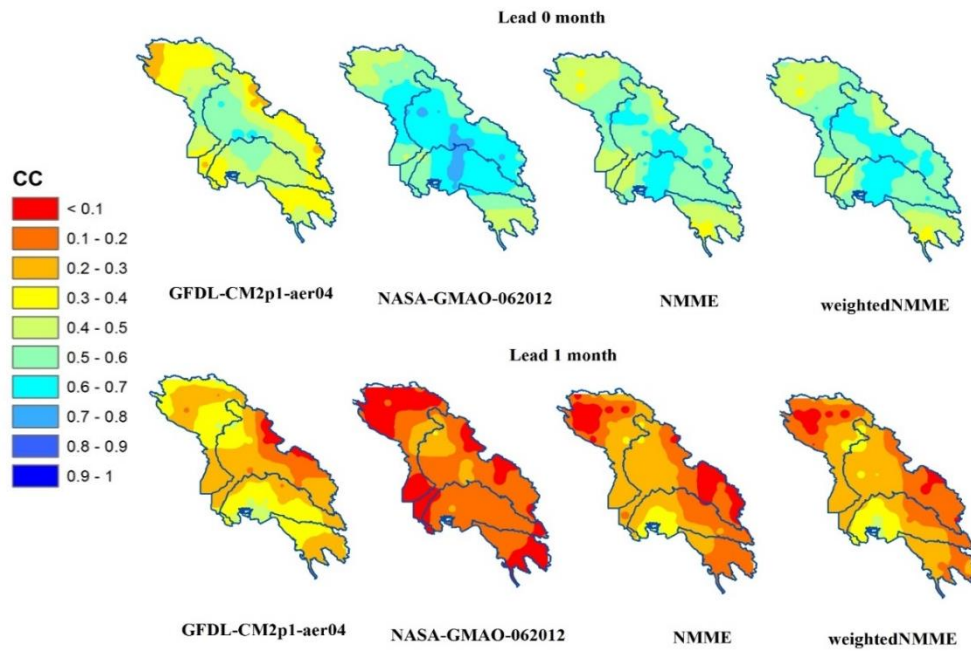
تمامی چهار مدل در شمال غرب حوضه آبریز کرخه اتفاق افتاده است. نکته قابل توجه در نتایج این است که با وجودی که به طور میانگین در کل حوضه‌های مورد مطالعه WeightedNMME بیشترین عملکرد را دارد اما در بعضی از نقاط حوضه بخصوص در دو حوضه بزرگ و هندیکان-جراحی مدل NASA-GMAO-062012 عملکرد بهتری را نشان می‌دهد. لذا این نتایج نشان می‌دهد قبل از استفاده از مدل‌ها در هر منطقه، باید عملکرد هر مدل در آن نقطه مورد بررسی قرار گیرد. همچنین می‌توان نتیجه گرفت که اگر از ضریب همبستگی میانگین منطقه جهت محاسبه WeightedNMME استفاده گردد در بعضی مناطق عملکرد کمتری نسبت به مدل‌های انفرادی می‌تواند داشته باشد. لذا می‌توان از ضریب همبستگی هر نقطه برای محاسبه مدل همادی وزنی آن نقطه استفاده کرد. در افق پیش‌بینی یک ماه نیز عملکرد مدل‌ها تنها در حوضه هندیکان-جراحی قابل قبول بوده است. لذا این نتایج، لزوم ارزیابی هر مدل در افق‌های پیش‌بینی مختلف قبل از استفاده از آن را نشان می‌دهد.

نسبت به هم و در ماه‌های مختلف متفاوت است. در ماه دسامبر، به‌جز GFDL-CM2p1-aer04 مدل سه مدل باقی‌مانده تا افق پیش‌بینی ۵ ماه دارای ضریب همبستگی قابل قبولی هستند و مدل همادی WeightedNMME بهترین عملکرد را دارد. این مهارت در ماه ژانویه و فوریه تا افق پیش‌بینی چهار ماه قابل قبول است. در ماه مارس عملکرد مدل‌ها متفاوت‌تر می‌شود به طوری که در سه مدل GFDL-CM2p1-aer04، NASA-GMAO-062012 و NMME تنها تا افق پیش‌بینی سه ماه مناسب هستند و این در حالی است که مدل WeightedNMME در تمامی افق‌های پیش‌بینی شده عملکرد قابل قبولی ارائه کرده است. این نتیجه نشان می‌دهد که یکپارچه کردن مدل در شرایط وزنی باعث افزایش قابل قبول عملکرد می‌شود.

شکل ۵ موقعیت مکانی مقادیر ضریب همبستگی در چهار مدل و در دو افق پیش‌بینی صفر و یک ماه نشان می‌دهد. با توجه به نتایج افق پیش‌بینی صفر ماه، در حوضه‌های آبریز کارون بزرگ و هندیکان-جراحی مدل‌ها عملکرد بهتری را ارائه کردند. کمترین عملکرد نیز در



شکل ۴. مقادیر CC در چهار مدل در افق‌های پیش‌بینی متفاوت



شکل ۵. توزیع مکانی مقدار CC در چهار مدل و در دو افق پیش‌بینی صفر و یک ماهه



شکل ۶. مقادیر CC، POD و FAR در ارزیابی SPI1 در مدل‌های مختلف و در افق پیش‌بینی صفر ماه (Lead0) در چهار ماه دسامبر، ژانویه، فوریه و مارس

ارزیابی شاخص خشکسالی SPI

ارزیابی شاخص خشکسالی SPI1، SPI3 و SPI6 به ترتیب در شکل ۶، ۷ و ۸ در مدل‌های مختلف در چهار ماه پرباران دسامبر، ژانویه، فوریه و مارس ارائه شده است. طبق نتایج شکل ۶، در افق پیش‌بینی صفر ماه، به جز سه مدل GFDL-CM2p5-FLOR-A06، GFDL-CM2p5-FLOR-B01 و GFDL-

CM2p5-FLOR-B01 بقیه مدل‌ها دارای مقدار همبستگی معنی‌داری در سطح ۰/۰۵ ($CC > 0.352$) هستند. نکته قابل توجه این است که با وجود عملکرد مناسب دو مدل GFDL-CM2p5-FLOR-A06 و GFDL-CM2p5-FLOR-B01 در تخمین بارش ولی در محاسبه شاخص خشکسالی مهارت کمی را نشان می‌دهند. عملکرد مدل‌ها

دسامبر، فوریه و مارس و مدل CanCM4 در ژانویه بیشترین عملکرد را دارند و این در حالی است که WeightedNMME دارای بیشترین مقدار POD نیست. لذا با وجود اینکه WeightedNMME بهترین عملکرد را در برآورد بارش داشته است اما در برآورد خشکسالی بهترین مدل نبوده است. این موضوع می‌تواند به این علت رخ داده باشد که میانگین گیری باعث از بین رفتن یک سری از وقایع حدی شده و در نتیجه مدل همادی در پیش‌بینی خشکسالی عملکردی بهتر نسبت به مدل‌های همادی ندارد. در شکل ۸ ارزیابی SPI6 ارائه شده است که نتایج آن نشان می‌دهد که طبق شاخص ارزیابی CC در ماه‌های دسامبر و ژانویه به ترتیب CFSv2، WeightedNMME و در ماه‌های فوریه و مارس NASA-GMAO-062012 بیشترین مهارت را دارند. از نظر POD و FAR به جز سه مدل CCSM3، GFDL-CM2p5-FLOR-A06 و GFDL-CM2p5-FLOR-B01 که عملکرد ضعیفی دارند، تفاوت چندانی بین عملکرد مابقی مدل‌ها وجود ندارد.

در ماه‌های مختلف فرق می‌کند. به طوری که در ماه دسامبر، ژانویه، فوریه و مارس به ترتیب WeightedNMME، GFDL-CM2p1-aer04، NASA-CFSv2 و GMAO-062012 بیشترین عملکرد از نظر CC دارند. همچنین نتایج نشان داد که با وجودی که مدل‌ها از نظر POD عملکرد مناسبی دارند بخصوص چهار مدل WeightedNMME، GFDL-CM2p1-aer04، NASA-CFSv2 و GMAO-062012 اما از نظر FAR دارای عملکرد خوبی در برآورد شاخص خشکسالی نیستند. در بین ماه‌های مختلف ماه مارس بیشترین عملکرد وجود دارد. طبق نتایج شکل ۷ که ارزیابی SPI3 را ارائه می‌کند، همان چهار مدل که در SPI1 هم عملکرد مناسبی نداشتند در اینجا نیز مهارت خوبی ندارند. در اینجا طبق شاخص ارزیابی CC مدل CanCM3 دارای عملکرد مناسب‌تری نسبت به عملکردش در SPI1 است به نحوی که در دو ماه دسامبر و ژانویه بیشترین مقدار CC را در بین مدل‌ها داراست. به طور کلی عملکرد در ماه دسامبر بیشتر از ماه‌های دیگر است. از نظر POD مدل CFSv2 در ماه‌های

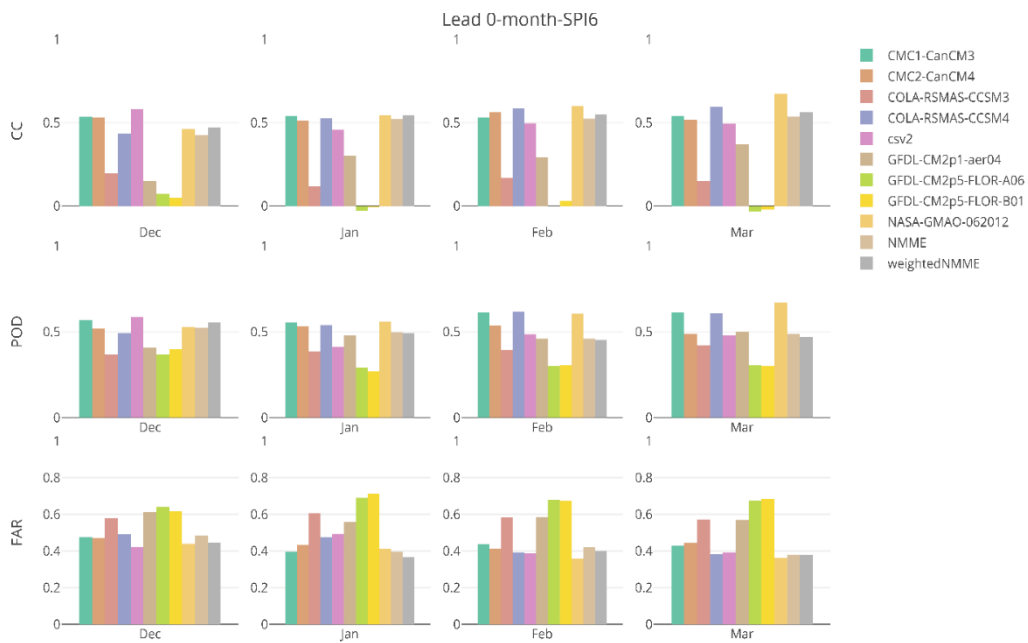


شکل ۷. مقادیر CC، POD و FAR در ارزیابی SPI3 در مدل‌های مختلف و در افق پیش‌بینی صفر ماه (Lead 0)

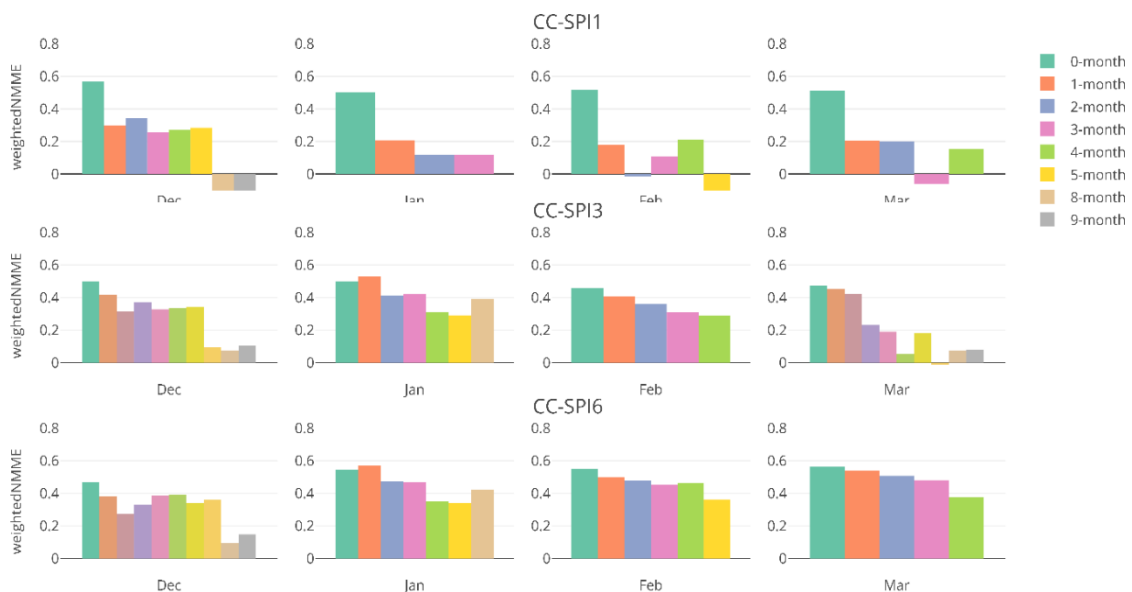
در چهار ماه دسامبر، ژانویه، فوریه و مارس

در شکل ۹ مقادیر CC مدل WeightedNMME در SPI3، SPI6 و SPI1 و در افق‌های پیش‌بینی مختلف ارائه شده است. مواردی که نتایج آن در شکل وجود ندارد به علت داده‌های غیر موجود در آن افق پیش‌بینی است. طبق نتایج این شکل، در SPI1 بین عملکرد در افق پیش‌بینی صفر ماه و ماه‌های بیشتر تفاوت وجود دارد. هرچند این تفاوت در SPI3 و SPI6 مشاهده نمی‌شود. به طور کلی در

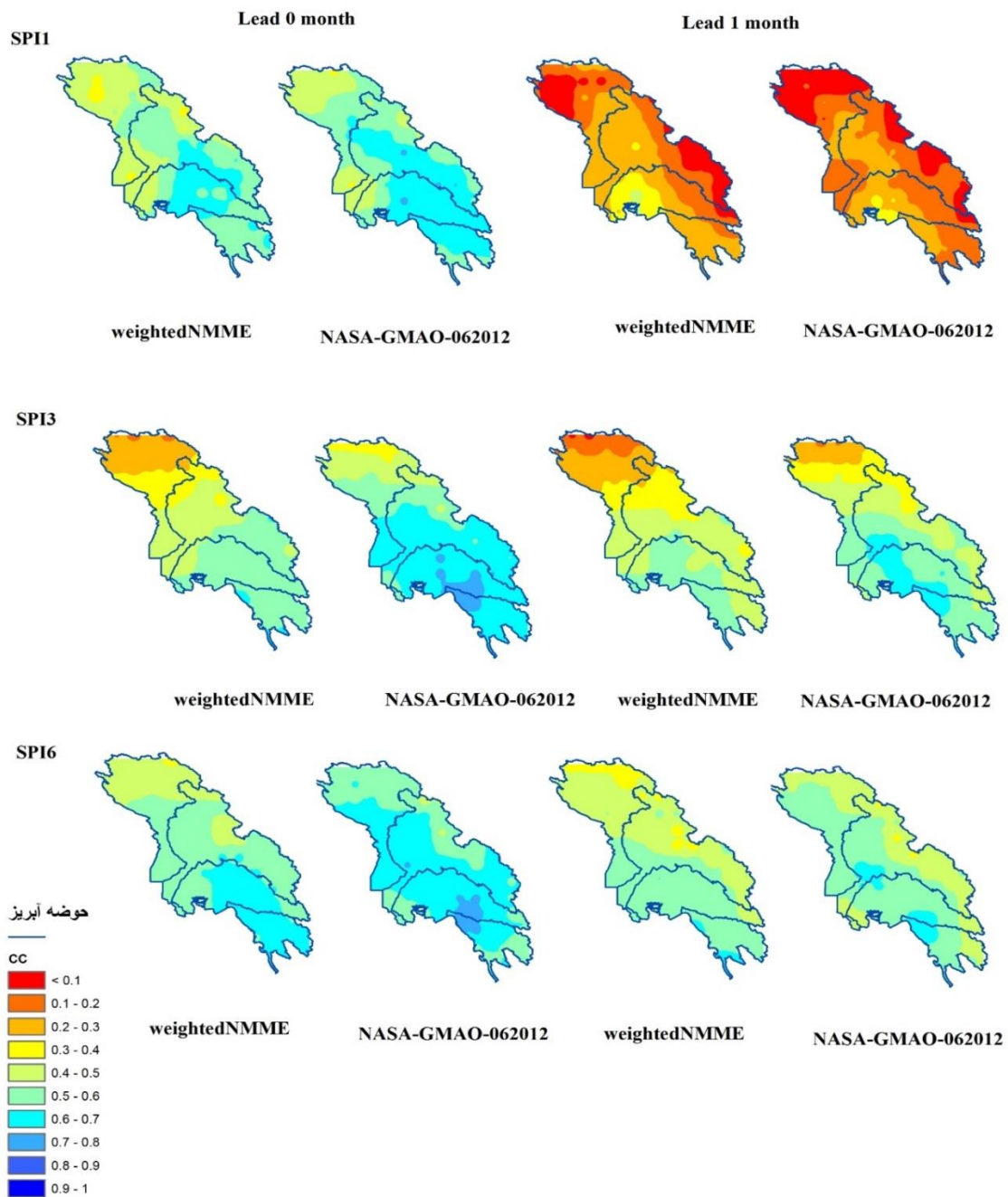
در شکل ۸ مقادیر CC، POD و FAR در ارزیابی SPI6 در مدل‌های مختلف و در افق پیش‌بینی صفر ماه (Lead 0) در چهار ماه دسامبر، ژانویه، فوریه و مارس



شکل ۸. مقادیر CC، POD و FAR در ارزیابی SPI6 در مدل‌های مختلف و در افق پیش‌بینی صفر ماه (Lead 0) در چهار ماه دسامبر، ژانویه، فوریه و مارس



شکل ۹. مقادیر CC در SPI6 و SPI3، SPI1 در مدل WeightedNMME در افق‌های پیش‌بینی مختلف



شکل ۱۰. توزیع مکانی مقدار CC در دو مدل و در SPI های مختلف و در دو افق پیش‌بینی صفر و یک ماهه

هندیجان-جراحی و در افق پیش‌بینی یک ماهه در حوضه آبریز هندیجان-جراحی عملکرد بهتری وجود دارد. در SPI3 حوضه کرخه در هر دو افق پیش‌بینی صفر و یک ماهه عملکرد مناسبی وجود ندارد و باز هم در حوضه‌های آبریز جنوبی عملکرد بهتری مشاهده می‌شود. مدل NASA-GMAO-062012 عملکرد بهتری دارد بخصوص در حوضه‌های آبریز حله و هندیجان-جراحی. عملکرد مدل‌ها در SPI3 مشابه SPI6 است به طوری که در جنوب

در شکل ۱۰ توزیع مکانی مقدار CC در دو مدل WeightedNMME و NASA-GMAO-062012 در SPI1، SPI3 و SPI6 ارائه می‌کند. از مقایسه عملکرد این مدل در SPI مختلف می‌توان نتیجه گرفت که در SPI1 بین افق پیش‌بینی صفر و یک ماهه در اکثر نقاط حوضه مورد مطالعه تفاوت زیادی وجود دارد، در حالی که در SPI3 و SPI6 این‌طور نیست. نتایج SPI1 نشان می‌دهد که در افق پیش‌بینی صفر ماه حوضه‌های جنوبی شامل حله و

منطقه مورد مطالعه عملکرد بهتری در هر دو مدل مشاهده می‌شود. دلیل اینکه مناطق جنوبی عملکرد بهتری دارد می‌تواند به این علت باشد که توزیع بارش یکنواخت‌تری برخوردار است. مناطق شمالی وجود کوهستان در مسیر حرکت جبهه‌ها و تغییرات رطوبت در مسیر این حرکت باعث پیچیدگی توزیع بارش می‌شود.

نتیجه‌گیری

با توجه به نیاز پیش‌بینی خشکسالی محدود بودن مطالعات ارزیابی شاخص‌های خشکسالی به دست آمده از برون داد پیش‌بینی بارش مدل‌های همادی آمریکای شمالی در ایران، در این پژوهش به بررسی این مدل‌ها در چهار حوضه آبریز کرخه، کارون بزرگ، حله و هندیجان-جراحی پرداخته شد. لذا ابتدا برون داد بارش مدل‌های ۹ مدل انفرادی و ۲ مدل یکپارچه از مدل‌های همادی آمریکای شمالی مورد ارزیابی قرار گرفته شد و سپس شاخص خشکسالی بارش استاندارد شده به دست آمد. نتایج به دست آمده از ارزیابی بارش نشان داد که بطورکلی یکپارچه کردن برون داد مدل‌های دینامیکی باعث افزایش مهارت آن می‌شود و یکپارچه کردن در حالت وزنی (WeightedNMME) عملکرد بهتری نسبت به حالت غیر وزنی (NMME) دارد. در افق پیش‌بینی صفرماهه بین مدل‌های انفرادی نیز مدل NASA-GMAO-062012 بیشترین مهارت را از نظر شاخص ارزیابی CC دارد ولی در افق پیش‌بینی یک ماهه از نظر شاخص‌های ارزیابی CC، RMSE و BIAS بهترین عملکرد متعلق به مدل CFSv2 است. همچنین نتایج ارزیابی برون‌داد بارش نشان داد که به‌طور کلی در ماه‌های مختلف تا افق‌های پیش‌بینی متفاوتی عملکرد معنی‌دار وجود دارد و نیاز است که در هر ماه و هر افق پیش‌بینی از قبل مورد بررسی قرار گیرد. در کل در بین مدل‌ها WeightedNMME بهترین عملکرد را دارد به‌طوری که در افق‌های پیش‌بینی بیشتری معنی‌دار است. ارزیابی مکانی نیز نشان داد که در افق پیش‌بینی صفر ماه در دو حوضه آبریز کارون بزرگ و

هندیجان-جراحی بیشترین عملکرد وجود دارد و در افق پیش‌بینی یک ماهه حوضه آبریز هندیجان-جراحی بهترین عملکرد مشاهده شد. باوجودی که مدل WeightedNMME از مدل NASA-GMAO-062012 به‌طور میانگین عملکرد بهتری داشت اما در بعضی نقاط حوضه مورد مطالعه مدل NASA-GMAO-062012 عملکرد بهتری نشان داد. در نتیجه به نظر می‌رسد اگر به‌جای استفاده از میانگین CC کل منطقه از CC در هر نقطه استفاده شود شاهد عملکرد بهتری در مدل همادی وزنی نیز باشیم.

ارزیابی در شاخص‌های خشکسالی نشان داد که عملکرد مدل می‌تواند متفاوت از عملکرد آن‌ها در پیش-بینی بارش باشد. به‌طور مثال مدل WeightedNMME با این که عملکرد مناسبی در پیش‌بینی خشکسالی دارد اما بهترین عملکرد در بین مدل‌ها در ماه‌های مختلف NASA-GMAO-062012 و CFSv2 داشتند؛ اما توجه شود که با وجودی که مدل WeightedNMME بهترین مدل در پیش‌بینی خشکسالی نبوده است ولی تغییرات عملکردش در مدل‌های مختلف زیاد نبوده و از این نظر در بین مدل‌ها بیشترین اطمینان را دارد. به‌طور کلی عملکرد مدل‌ها در پیش‌بینی SPI3 و SPI6 از SPI1 بیشتر بوده و مدل بهترین عملکرد را داشته است. ارزیابی مکانی نیز نشان داد که حوضه‌های آبریز جنوبی دارای عملکرد بهتری نسبت بقیه حوضه‌ها هستند.

تشکر و قدردانی

این مقاله حاصل پایان‌نامه دکتری با عنوان کاربست سامانه‌های همادی چند مدلی در پیش‌بینی فصل خشکسالی هواشناسی با رویکرد دینامیکی-آماري، در دانشگاه آزاد است و به این وسیله نویسندگان مقاله مراتب تشکر و قدردانی خود را از سازمان آب و برق خوزستان و سازمان هواشناسی استان خوزستان برای در اختیار قراردادن اطلاعات لازم اعلام می‌دارند.

References:

- AghaKouchak, A. (2014). A baseline probabilistic drought forecasting framework using standardized soil moisture index: application to the 2012 United States drought. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(7): 2485-2492.
- AghaKouchak, A. (2015). A multivariate approach for persistence-based drought prediction: Application to the 2010–2011 East Africa drought. *Journal of Hydrology*, 526(1): 127-135.
- Ajdari Moghadam, M., Khosravi, M., Hosseinpour Niknam, H. and jafari nedoshan A. (2012). Drought Index Prediction Using Fuzzy- Neural Model, Climatic Indices, Rainfall and Drought Index (Case Study: Zahedan). *Journal of Geography and Development Iranian Journal* 10(26): 61-72 [In Persian]
- Awange, J. L., Mpelasoka, F., and Goncalves, R. M. (2016). When every drop counts: Analysis of Droughts in Brazil for the 1901-2013 period. *Science of the Total Environment*, 566(1): 1472-1488.
- Bai, Y., Chen, Z., Xie, J., and Li, C. (2016). Daily reservoir inflow forecasting using multiscale deep feature learning with hybrid models. *Journal of hydrology*, 532(1): 193-206.
- Belayneh, A., Adamowski, J., Khalil, B., and Ozga-Zielinski, B. (2014). Long-term SPI drought forecasting in the Awash River Basin in Ethiopia using wavelet neural network and wavelet support vector regression models. *Journal of Hydrology*, 508(1): 418-429.
- Dehban, H., Ebrahimi, K., Araghinejad, Sh. and Bazrafshan, J. (2019). Evaluation of NMME models in monthly rainfall forecasting (Case study: Sefidrood Basin). *Journal of Iran-Water Resources Research* 7(1): 3-12 [In Persian].
- Gent, P. R., Yeager, S. G., Neale, R. B., Levis, S., and Bailey, D. A. (2010). Improvements in a half degree atmosphere/land version of the CCSM. *Climate Dynamics*, 34(6): 819-833.
- Khajehei, S., Ahmadalipour, A., and Moradkhani, H. (2018). An effective post-processing of the North American multi-model ensemble (NMME) precipitation forecasts over the continental US. *Climate dynamics*, 51(1): 457-472.
- Kirtman, B. P., and Min, D. (2009). Multimodel ensemble ENSO prediction with CCSM and CFS. *Monthly Weather Review*, 137(9): 2908-2930.
- Kirtman, B. P., Min, D., Infanti, J. M., Kinter, J. L., Paolino, D. A., Zhang, Q., and Wood, E. F. (2014). The North American multimodel ensemble: phase-1 seasonal-to-interannual prediction; phase-2 toward developing intraseasonal prediction. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 95(4): 585-601.
- Le, J. A., El-Askary, H. M., Allali, M., and Struppa, D. C. (2017). Application of recurrent neural networks for drought projections in California. *Atmospheric research*, 188: 100-106.
- Han, P., Wang, P. X., and Zhang, S. Y. (2010). Drought forecasting based on the remote sensing data using ARIMA models. *Mathematical and computer modelling*, 51(11-12): 1398-1403.
- Hao, Z., and AghaKouchak, A. (2014). A nonparametric multivariate multi-index drought monitoring framework. *Journal of Hydrometeorology*, 15(1): 89-101.
- Hao, Z., AghaKouchak, A., Nakhjiri, N., and Farahmand, A. (2014). Global integrated drought monitoring and prediction system. *Scientific data*, 1(1): 1-10.
- Hao, Z., Singh, V. P., and Xia, Y. (2018). Seasonal drought prediction: advances, challenges, and future prospects. *Reviews of Geophysics*, 56(1): 108-141.
- Jahandid, M. and Shirvani, A. (2011). Drought Index Prediction based on standardized rainfall index using time series models over Fars province. *Journal of Iranian Water Researches Journal* 5(9): 19-27 [In Persian]
- Ma, F., Yuan, X., and Ye, A. (2015). Seasonal drought predictability and forecast skill over China. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 120(16): 8264-8275.
- Ma, F., Ye, A., Deng, X., Zhou, Z., Liu, X., Duan, Q., and Gong, W. (2016). Evaluating the skill of NMME seasonal precipitation ensemble predictions for 17 hydroclimatic regions in continental China. *International Journal of Climatology*, 36(1): 132-144.
- Madadgar, S., AghaKouchak, A., Shukla, S., Wood, A. W., Cheng, L., Hsu, K. L., and Svoboda, M. (2016). A hybrid statistical-dynamical framework for meteorological drought prediction: Application to the southwestern United States. *Water Resources Research*, 52(7), 5095-5110.
- McKee, T. B., Doesken, N. J., and Kleist, J. (1993). The relationship of drought frequency and duration to time scales. In *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology* (179-183).
- McKee, T. B. 1995. Drought monitoring with multiple time scales. In *Proceedings of 9th Conference on Applied Climatology*, Boston, 1995.
- Merryfield, W. J., Lee, W. S., Boer, G. J., Kharin, V. V., Scinocca, J. F., Flato, G. M., and Polavarapu, S. (2013). The Canadian seasonal to interannual prediction system. Part I: Models and initialization. *Monthly weather review*, 141(8): 2910-2945.
- Moreira, E. E., Coelho, C. A., Paulo, A. A., Pereira, L. S., and Mexia, J. T. (2008). SPI-based drought category prediction using loglinear models. *Journal of hydrology*, 354(1-4): 116-130.
- Mokhtarzad, M., Eskandari, F., Vanjani, N. J., and Arabasadi, A. (2017). Drought forecasting by ANN, ANFIS, and SVM and comparison of the models. *Environmental earth sciences*, 76(21): 1-10.

- Najafi, H., Massah Bavani A.R., Irannejad P. and Robertson A. (2018). Application of North American Multi-Model Ensemble for Iran's Seasonal Precipitation Forecasts. *Journal of Iran-Water Resources Research* 4: 28-38 [In Persian].
- Nikbakht Shahbazi, A., Zahraie, B. and Nasser, M. (2012). Seasonal Meteorological Drought Prediction Using Support Vector Machine. *Journal of Water and Wastewater* 23(2): 72-84 [In Persian].
- Raziei, T. (2017). Drought forecasting in eastern and central arid and semi-arid regions of Iran using time series and Markov chain models. *Journal of Water Engineering and management* 8(4): 454-477 [In Persian].
- SafarianZengir, V., Sobhani, B., and Asghari, S. (2020). Modeling and monitoring of drought for forecasting it, to reduce natural hazards atmosphere in western and north western part of Iran, Iran. *Air Quality, Atmosphere and Health*, 13(1): 119-130.
- Saha, S., Moorthi, S., Wu, X., Wang, J., Nadiga, S., Tripp, P., and Becker, E. (2014). The NCEP climate forecast system version 2. *Journal of climate*, 27(6): 2185-2208.
- Salvador, C., Nieto, R., Linares, C., Diaz, J., and Gimeno, L. (2019). Effects on daily mortality of droughts in Galicia (NW Spain) from 1983 to 2013. *Science of The Total Environment*, 662, 121-133.
- Slater, L. J., Villarini, G., and Bradley, A. A. (2017). Weighting of NMME temperature and precipitation forecasts across Europe. *Journal of Hydrology*, 552: 646-659.
- Shirmohammadi, B., Moradi, H., Moosavi, V., Semiromi, M. T., and Zeinali, A. (2013). Forecasting of meteorological drought using Wavelet-ANFIS hybrid model for different time steps (case study: southeastern part of east Azerbaijan province, Iran). *Natural hazards*, 69(1): 389-402.
- Shukla, S., McNally, A., Husak, G., and Funk, C. (2014). A seasonal agricultural drought forecast system for food-insecure regions of East Africa. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(10): 3907-3921.
- Tian, D., Martinez, C. J., Graham, W. D., and Hwang, S. (2014). Statistical downscaling multimodel forecasts for seasonal precipitation and surface temperature over the southeastern United States. *Journal of Climate*, 27(22): 8384-8411.
- Vecchi, G. A., Delworth, T., Gudgel, R., Kapnick, S., Rosati, A., Wittenberg, A. T., and Zhang, S. (2014). On the seasonal forecasting of regional tropical cyclone activity. *Journal of Climate*, 27(21): 7994-8016.
- Vernieres, G., Rienecker, M. M., Kovach, R., and Keppenne, C. L. (2012). The GEOS-iODAS: Description and evaluation (No. NASA/TM-2012-104606/VOL30).
- Xu, L., Chen, N., Zhang, X., and Chen, Z. (2018). An evaluation of statistical, NMME and hybrid models for drought prediction in China. *Journal of hydrology*, 566: 235-249.
- Xu, L., Chen, N., Zhang, X., Chen, Z., Hu, C., and Wang, C. (2019). Improving the North American multi-model ensemble (NMME) precipitation forecasts at local areas using wavelet and machine learning. *Climate dynamics*, 53(1): 601-615.
- Yazdandoost, F., Moradian, S., Zakipour, M., Izadi, A., and Bavandpour, M. (2020). Improving the precipitation forecasts of the North-American multi model ensemble (NMME) over Sistan basin. *Journal of Hydrology*, 590(1): 125263.
- Yuan, X., and Wood, E. F. (2013). Multimodel seasonal forecasting of global drought onset. *Geophysical Research Letters*, 40(18): 4900-4905.
- Zhang, S., Harrison, M. J., Rosati, A., and Wittenberg, A. (2007). System design and evaluation of coupled ensemble data assimilation for global oceanic climate studies. *Monthly Weather Review*, 135(10): 3541-3564.



Print ISSN: 2251-7480
Online ISSN: 2251-7400

Journal of
**Water and Soil
Resources Conservation
(WSRCJ)**

Web site:

<https://wsrcj.srbiau.ac.ir>

Email:

iauwsrcj@srbiau.ac.ir
iauwsrcj@gmail.com

**Vol. 11
No. 4
Summer 2022**

**Received:
2021-11-20**

**Accepted:
2022-05-20**

Pages: 25-40



 10.30495/WSRCJ.2022.20002

Drought Prediction Using North American Multi-Model Ensemble (NMME) Over Western Regions of Iran

**Mehdi Moghasemi¹, Narges Zohrabi^{2*}, Hossein Fathian³,
Alireza Nikbakht Shahbazi⁴ and Mohammadreza Yeganegi⁵**

- 1) Department of Water Resources Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.
 - 2) Department of Water Resources Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.
 - 3) Department of Water Resources Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.
 - 4) Department of Water Resources Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.
 - 5) Department of Accounting, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
- *Corresponding author email: nargeszohrabi@gmail.com

Abstract:

Background and Aim: Drought as a natural hazard significantly impacts various sectors such as agriculture and water resources and causes considerable damage to these sectors worldwide. Therefore, adaptation strategies should be taken to reduce drought damage, and in the meantime, planning and adaptation to drought conditions using drought forecasting is one of the most effective strategies. Due to the need for drought forecasting and the limited studies that evaluated drought indicators obtained from the rainfall forecast output from the North American Multi-Model Ensemble (NMME) in Iran. This study evaluated these models in four catchments of Karkheh, Karun, Heleh, and Hindijan-Jarahi for 1982-2018.

Method: In this study, the monthly output of different NMME ensembles were evaluated in the forecast leads of 0 to 9 months from 1982 to 2018, the SPI drought index was calculated. Comparison of these data with GPCP data was used for evaluation. Three quantitative criteria, including correlation coefficient, RMSE, and BIAS, were used for evaluation. Also, to integrate the existing models, two methods: a: Arithmetic mean between the existing models and B: Weighted average between the models have been evaluated by considering the correlation coefficient (CC) results. Also, two criteria (i.e., POD and FAR) and the quantitative statistical criterion (i.e., correlation coefficient) were used to evaluate the SPI drought index.

Results: The results of the precipitation evaluation of the models showed that the integrated models have better performance than the individual models. In this integrated model, the weighted model also had better performance. Evaluation of spatial distribution of precipitation models also showed the excellent performance of NMME models in Karun and Hindijan-Jarahi catchments in the zero-month forecast lead and Hindijan-Jarahi catchments in the one-month forecast lead. The results of drought index evaluation showed that integrated models, although having better performance in precipitation forecasting, but in drought forecasting, the best performance belongs to NASA-GMAO-062012 and CFSv2 models. The results also showed that drought index forecasts in three and six-month periods have better performance than one month. Spatial distribution evaluation also showed that the models perform better in the southern basins. In general, it can be concluded that NMME models have good performance in predicting drought in some places and specific forecast leads, so they should be evaluated at each point before use.

Conclusion: The results of precipitation evaluation showed that, in general, integrating the output of dynamic models increases its proficiency, and integration in weighted mode (WeightedNMME) performs better than the non-weighted model (NMME). According to the zero-month forecast among individual models, the NASA-GMAO-062012 model has the most skills in terms of the correlation coefficient. However, in the one-month forecast lead in terms of the correlation coefficient, RMSE and BIAS, the best performance belongs to the CFSv2 model. Evaluation of drought indices showed that the model's performance could be different from their performance in predicting rainfall. WeightedNMME, for example, performed well in NASA-GMAO-062012 and CFSv2 months, although they performed well in predicting drought. The spatial evaluation also showed that the southern catchments perform better than other basins.

Keywords: North America Multi-Model Ensemble (NMME), Drought Precipitation prediction, Seasonal Precipitation Forecasts, SPI