

پس پردازش خروجی مدل WRF به روش میانگین لغزان برای دما، دمای نقطه شبنم، دمای بیشینه و دمای کمینه، در ایستگاه هواشناسی فرودگاه رشت

محمد مرادی^۱، سامان مرتضی پور^{۲*}

^۱ استادیار پژوهشکده هواشناسی، تهران، ایران

^۲ دانش آموخته کارشناسی ارشد هواشناسی، اداره هواشناسی استان گیلان، گیلان، ایران

تاریخ دریافت: ۹۷/۲/۱۵، تاریخ پذیرش: ۹۷/۶/۱۰

چکیده

پیش بینی دقیق کمیت های هواشناسی همیشه جزو چالش های مورد اهمیت بوده است. خروجی های خام مدل های عددی هواشناسی (DMO) همواره شامل خطاهای تصادفی و سیستماتیک هستند که باعث کاهش دقت پیش بینی ها می شود. با استفاده از روش های پس پردازش بر روی خروجی خام مدل ها می توان خطاهای سیستماتیک را کاهش داده و به بهبود دقت پیش بینی ها دست یافت. این موضوع ثابت شده است که با استفاده از پس پردازش آماری، مهارت پیش بینی های قطعی عمدتاً از طریق کاهش خطاهای سیستماتیک بهبود می یابد. در واقع فرایند پس پردازش، با استفاده از روابط آماری بین خروجی مدل و مشاهدات در گذشته، خطای سامانمند بین پیش بینی های مدل و مقادیر مشاهداتی در آینده را باید کاهش دهد. در این مطالعه خروجی مدل WRF برای ایستگاه هواشناسی فرودگاه رشت در بازه زمانی ۸ ماه و برای کمیت های دما، دمای نقطه شبنم، دمای بیشینه و دمای کمینه با روش میانگین لغزان (MA) پس پردازش شد و مورد راستی آزمایی قرار گرفت. راستی آزمایی پیوسته در تمام موارد بهبود را نشان داد و مقدار بهبود بر اساس ME از ۸۱ تا ۱۱۰ درصد و بر اساس RSME از ۴ تا ۱۲ درصد است. با تعریف مقادیر آستانه، در بیشتر مقادیر راستی آزمایی گسسته نیز بهبود مشاهده شد.

کلمات کلیدی: پس پردازش، مدل عددی پیش بینی هوا، میانگین لغزان

مقدمه

درستی و دقت پیش بینی کمیت های هواشناسی از مواردی است که همواره مورد توجه بوده است. اگر چه مدل های پیش بینی عددی وضع هوا (NWP¹) پیشرفت های بسیاری داشته و به شکل پیوسته بهبود می یابند، در برون داد پیش بینی مدل ها همواره خطا وجود دارد. پیش بینی های برون داد مدل ها شامل دو نوع خطای تصادفی و سیستماتیک (سامانمند یا اریبی) هستند. خطای تصادفی بیشتر مربوط به ذات بی نظم (Chaotic) حرکات جو است. خطاهای سیستماتیک که اغلب به خطاهای اریبی (Bias) هم نامیده می شوند عمدتاً در اثر تفاوت بین توپوگرافی مدل و عوارض واقعی، کاربری زمین و همچنین نقص در طراحی مدل فرایندهای فیزیکی به وجود می آیند. همچنین فرایندهای زیرشبکه ای مدل به شکل دقیق اثرات دینامیکی و ترمودینامیکی محلی مورد نیاز برای پیش بینی دقیق نقطه خاص را شامل نیست و باعث ناتوانی مدل در شبیه سازی موفق پدیده های زیر شبکه ای و ایجاد خطا می گردد. علاوه بر این موارد، داده های ورودی نیز به شکل ذاتی می توانند به دلیل محدودیت ادوات خطاهای هم سیستماتیک و هم تصادفی ایجاد کنند (Hart et al. 2004).

به منظور کاهش خطای سیستماتیک و استفاده بهینه از برون داد خام مدل های پیش بینی وضع هوا، روش های مختلف پس پردازش بر روی این خروجی ها مورد استفاده قرار می گیرد. پس پردازش آماری برای کالیبراسیون خروجی NWP دارای پیشینه طولانی در پیش بینی آب و هوایی عملیاتی است. این موضوع ثابت شده است که با استفاده از پس پردازش آماری، مهارت پیش بینی های قطعی عمدتاً از طریق کاهش خطاهای سیستماتیک بهبود می یابد. هدف اصلی فرایند پس پردازش، کاهش خطای سیستماتیک در زمان آینده بین پیش بینی های مستقیم مدل (DMO²) و مقادیر مشاهداتی، با ساخت و استفاده از روابط آماری بین خروجی مدل و مشاهدات در زمان گذشته است. بهبود در تقریب ها و ساده سازی های

معادلات مدل، بهبود در ارائه توپوگرافی و استفاده از پس پردازش آماری می تواند جزء خطای سیستماتیک را کاهش دهند. خطاهای تصادفی که عمدتاً به دلیل ذات بی نظم حرکات جو یا محدودیت ادوات به وجود می آیند با استفاده از پس پردازش قابل بهبود نیستند (Mccollor and Stull, 2008).

برای پس پردازش آماری روش های گوناگونی ارائه و استفاده شده است که می توان به روش های آماره برون داد مدل (Model Output Statistics) MOS، روش پیش یابی کامل (Perfect Prognosis Method) PPM، روش واسنج برون داد مدل (Model Output Calibration) MOC، فیلتر کالمن (Kalman filter)، میانگین لغزان (Moving Average) MA، روش شبکه عصبی و روش رگرسیون اشاره کرد (آزادی و همکاران، ۱۳۸۶). در روش MOS رابطه بین مقادیر مشاهداتی و برون داد مدل به صورت رابطه خطی چند متغیره در نظر گرفته شده و ضرایب مربوطه محاسبه می شوند. در این روش مقدار مشاهده ای پیش بینی شونده و مقادیر مدل پیش بینی کننده هستند (Glahn and Lowry, 1972). در روش PPM فرایند مشابه روش MOS است و تفاوت آن در این است که پیش بینی شونده و پیش بینی کننده هر دو مقادیر مشاهداتی هستند (Klein et al. 1959). روش های MOS و PPM نیاز به داده های ورودی چند ساله با یک مدل ثابت دارند که استفاده از آنها را از نظر تهیه داده ها مشکل تر می کند. در روش MOC نیز مانند دو روش اشاره شده قبل، برازش خطی چند متغیره بکار برده می شود و برای پیش بینی کننده با توجه به مقادیر مشاهداتی ۲ تا ۴ هفته گذشته تعدادی متغیر بهینه انتخاب می شود (آزادی و همکاران، ۱۳۸۶). روش فیلتر کالمن ترکیب پیش بینی های مدل و داده های مشاهداتی است و نیاز به داده های ورودی طولانی مدت ندارد (Kalman, 1960). روش میانگین لغزان (MA) نیز نیاز به داده های ورودی طولانی مدت ندارد و با دوره آموزشی ۱۴ روزه قابل اجرا است. در این روش تعداد روزهای مشخصی (معمولاً ۱۴ روز) به عنوان دوره آموزشی انتخاب شده و مجموع ساده

1-Numerical Weather Prediction (NWP)

2-Direct Model Output

یا وزنی مقدار خطای پیش بینی نسبت به مشاهده، برای این تعداد روز قبل از روز پیش بینی مد نظر، از مقدار پیش بینی کم می شود. این روش با داشتن عملکرد نسبتا ساده، نسبت به سایر روش های اشاره شده بهبود قابل مقایسه ای در نتایج برون داد مدل ها دارد (Stensrud and Skindlov, 1996).

بابائیان و همکاران (۱۳۹۵) برون داد مدل پیش بینی فصلی دینامیکی MRI-CGCM3 را به سه روش رگرسیون چندگانه، میانگین متحرک و شبکه عصبی برای ایستگاه های همدیدی مشهد، سبزوار و تربت حیدریه پس پردازش کردند. نتایج آنها نشان داد که اعمال پس پردازش آماری موجب بهبود پیش بینی ماهانه بارش شد و نتایج را به مقدار ۶ درصد در روش میانگین متحرک تا ۲۰ درصد در روش رگرسیون چند متغیره بهبود داد. در مطالعه ایشان روش رگرسیون چند متغیره بهتر از روش های میانگین متحرک و شبکه عصبی نتیجه داد. آزادی و همکاران (۱۳۹۰) برون داد بارندگی ۲۴ ساعته مدل میان مقیاس WRF^۳ را با گام های شبکه ای ۴۵ و ۱۵ کیلومتر در یک دوره ۶ ماهه با دو روش بهترین برآوردگر ساده و روش میانگین متحرک برای ۲۰۵ ایستگاه هواشناسی همدیدی کشور پس پردازش کردند و نتیجه گرفتند هر دو روش باعث بهبود پیش بینی شدند و در روش میانگین متحرک بین ۵ تا ۵۰ درصد بهبود حاصل شد. آزادی و همکاران (۱۳۸۵) دماهای بیشینه و کمینه در دومتری سطح زمین را برای ۱۱۷ ایستگاه همدیدی کشور با روش فیلترکالمن و برای برون داد مدل MM5 پس پردازش کردند. تحلیل آماری آنها نشان داد که فیلتر کالمن برای روزهایی که خطای مدل زیاد و یا متوسط بود تا حد قابل قبولی پیش بینی را بهبود بخشید اما برای روزهایی که مدل خطای کمی داشت تاثیر جندانی در بهبود خطا نداشت.

استنشرد و اسکیندلوف^۴ (۱۹۹۶) داده های دمای مدل میان مقیاس MM4 شبیه سازی شده را برای جنوب غربی ایالت متحده در تابستان ۱۹۹۰ را با مقادیر مشاهداتی و 3-The Weather Research and Forecasting Model (WRF) 4-Stensrud and Skindlov

نیز با مدل بزرگ مقیاس در یک دوره ۳۲ روزه مقایسه کردند. در بررسی آنها نشان داده شد اگر چه خروجی خام مدل برای دما در پایین ترین تراز سیگما به میزان زیادی از مقادیر مشاهداتی پایین تر است ولی با حذف مقدار اربیبی با دوره آموزش مشخص، مقادیر در حد مناسبی به مقادیر مشاهداتی نزدیک و اصلاح شدند. استنشرد و یوسف (۲۰۰۵) برای فصل سرد سال ۶-۲۰۰۵ روش اصلاح اربیبی همادی (BCE^۵) را جهت بهبود پیش بینی های خروجی مدل (GFS^۶) بررسی کردند. در این روش از مشاهدات سطح زمین ۱۲ روز گذشته برای اصلاح و حذف اربیبی پیش بینی ها در هر عضو همادی استفاده کردند و دو عملکرد دیگر مبتنی بر وزن دهی، هموارسازی نمایی و تخمین کمینه واریانس را اعمال کردند و برای کمیت های دما و دمای نقطه شبنم بهبود نسبتا خوبی در پیش بینی ها نتیجه گرفتند اما برای کمیت باد ده متری روش MOS دقت بهتری از BCE داشت.

در این تحقیق برون داد مدل WRF با گام شبکه ای ۹ کیلومتر برای ایستگاه هواشناسی فرودگاه رشت برای کمیت های دمای بیشینه، دمای کمینه، دما و دمای نقطه شبنم با روش میانگین لغزان پس پردازش شده و نتایج آن مورد راستی آزمایی قرار گرفت. برای صحت سنجی نتایج پس پردازش شده، میانگین خطا (ME^۷)، میانگین خطای مطلق (MAE^۸)، میانگین مربعات خطا (MSE^۹) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE^{۱۰}) محاسبه و مورد بررسی قرار گرفت. همچنین با تعریف مقادیر آستانه برای کمیت های مورد نظر و استفاده از جدول دو دویی، مقادیر مربوط به راستی آزمایی کمیت های گسسته نیز محاسبه و بررسی شد.

داده ها و روش کار

خروجی مدل WRF با گام شبکه ای ۹ کیلومتر

5-Bias Corrected Ensemble

6-Global Forecast System

7-Mean Error

8-Mean Absolute Error

9-Mean Squared Error

10-Root Mean Squared Error

پیش بینی این مقدار برای تعداد روزهای دوره آموزش قبل از آن، محاسبه شده و از پیش بینی کم می شود. می توان برای اعمال وزن نزدیکی روزها به پیش بینی مورد نظر، ضریب وزنی برای مجموع خطاها در نظر گرفت که در رابطه ۲ آورده شده است (Stensrud and Yussouf, 2005).

$$Correction = \frac{\sum_{i=1}^N w_i e_i}{N} \quad (2)$$

در این مطالعه تعداد روزهای آموزش ۱۴ روز در نظر گرفته شده و مقادیر خطا به صورت ساده یا وزن برابر محاسبه شده است. برای سن های پیش بینی کمتر از ۲۴ ساعت، مقدار مشاهداتی برای همان ساعت روزانه در نظر گرفته شده است.

راستی آزمایی

راستی آزمایی پیش بینی ها فرایند و عملکردی است که کیفیت آن پیش بینی ها را تعیین می کند و جزء ضروری از هر سیستم پیش بینی علمی است. از اهداف راستی آزمایی می توان به موارد مانند ارزیابی وضعیت پیش بینی و روند اخیر در کیفیت آنها، بهبود روش های پیش بینی و در نهایت بهبود خود پیش بینی ها، و فراهم کردن اطلاعات لازم برای کاربران جهت استفاده موثر از پیش بینی ها، اشاره کرد (Murphy and Winkler, 1987). پیش بینی هایی که راستی آزمایی نشده اند ممکن است شامل اریبی هایی باشند که اگر مورد راستی آزمایی قرار گیرند، می توانند به راحتی اصلاح شوند (Doswell, 1996). راستی آزمایی از آنجا که اندازه گیری برای کیفیت و ارزش پیش بینی ارائه می دهد اهمیت زیادی دارد. کیفیت پیش بینی بیانگر توانایی یک پیش بینی و میزان تطابق آن با مقادیر مشاهداتی است و ارزش پیش بینی بیانگر سود اقتصادی حاصل از آن است و هر دو به خوب بودن پیش بینی اشاره دارند (Mariani and Casaioli, 2008). سه طبقه بندی مهم برای حوزه کاربردی هدف راستی آزمایی می توان برشمرد که عبارتند از اداری،

به صورت مقادیر کمیت های تفکیک شده و مقادیر مشاهداتی ثبت شده، برای ایستگاه هواشناسی فرودگاه رشت (۴۰۷۱۹) و برای بازه زمانی ۸ ماهه، ۲۰۱۸/۶/۱ تا ۲۰۱۹/۱/۶، از سازمان هواشناسی گرفته شد. مقادیر دمای بیشینه، دمای کمینه، دما و دمای نقطه شبنم با تعداد ۵ تا ۴۰ برای سن های پیش بینی از داده ها استخراج شده و به صورت جداگانه بر اساس کمیت ها، سال، ماه، روز، مقادیر مشاهداتی و مقادیر پیش بینی شده با سن های مختلف، مرتب گردید. بازه داده های پیش بینی ۱۲۰ ساعته (۵ روزه) است به این ترتیب که دمای بیشینه و دمای کمینه دارای ۵ سن پیش بینی با فاصله ۲۴ ساعت و دما و دمای نقطه شبنم دارای ۴۰ سن پیش بینی با فاصله ۳ ساعت هستند. این داده های مرتب شده به عنوان ورودی برنامه برای پس پردازش به روش میانگین لغزان ساده استفاده شد که با زبان برنامه نویسی فرترن تهیه شده است.

روش میانگین لغزان (Moving Average)

روش میانگین لغزان (MA) با وجود روش عملکردی ساده ای که دارد، نتایج قابل مقایسه ای در بهبود برونداد خام مدل های هواشناسی دارد. در این روش تعداد روزهای مشخصی به عنوان تعداد روزهای دوره آموزش انتخاب می شود. سپس برای تصحیح هر پیش بینی، جمع خطای پیش بینی نسبت به مقادیر مشاهداتی برای تعداد روزهای دوره آموزش قبل از پیش بینی مورد نظر، به صورت ساده یا با وزن دهی، از پیش بینی کم می شود. در واقع این روش نوعی تصحیح با اعمال اریبی (bias) تعداد روزهای مشخص قبل از پیش بینی است (Stensrud and Skindlov, 1996).

$$ME = \frac{\sum_{i=1}^N (f_i - O_i)}{N} = \frac{\sum_{i=1}^N e_i}{N} \quad (1)$$

در معادله (۱) میانگین خطا (یا همان اریبی، bias)، مقدار پیش بینی، O مقدار مشاهداتی، e مقدار خطا و N تعداد روزهای دوره آموزش هستند. برای هر

جدول ۱. جدول دودویی 2X2. a: تعدادی که پیش بینی شده و اتفاق افتاده، b: تعدادی که پیش بینی شده ولی اتفاق نیفتاده، c: تعدادی که پیش بینی نشده ولی اتفاق افتاده، d: تعدادی که پیش بینی نشده و اتفاق نیفتاده

		پیش بینی		
		بله	خیر	
مشاهده	بله	a (hits)	b (false alarms)	a+b
	خیر	c (misses)	d (correct negative)	c+d
		a+c	b+d	n=a+b+c+d

مشاهداتی، e مقدار خطا و N تعداد پیش بینی ها هستند. برای پیش بینی های کامل درست مقدار ME صفر است ولی برعکس آن لزوما برقرار نیست.

راستی آزمایی کمیت های گسسته مانند وقوع یا عدم وقوع بارش و غیره را می توان با استفاده از جدول دو دویی تعریف و کمیت های مربوط را محاسبه کرد. همچنین با تعریف آستانه های مشخص می توان این روش را برای کمیت های پیوسته نیز بکار برد. در جدول دودویی با توجه به عدم یا عدم وقوع پدیده مورد نظر و یا آستانه تعریف شده، برای پیش بینی و مشاهدات، دو حالت بله و خیر وجود دارد که با توجه به آمار داده های مورد نظر و چهار ترکیب موجود در جدول، چهار عدد برای جدول به دست می آید (Jolliffe and Stephenson, 2003). نمونه ای از جدول دودویی در جدول ۱ نشان داده شده است.

در جدول دودویی اگر پیش بینی کامل درست باشد مقادیر b و c صفر خواهند شد. مقادیری که برای بررسی دقت و صحت پیش بینی تعریف و محاسبه می شود شامل PC^{۱۱}، TS^{۱۲}، B^{۱۳}، FAR^{۱۴}، F^{۱۵}، H^{۱۶}، HSS^{۱۷}، PSS^{۱۸} و GSS^{۱۹} در ادامه آورده شده است.

$$PC = \frac{a+d}{n} \quad (۷)$$

- 11-Proportion Correct
- 12-Threat Score
- 13-Bias
- 14-False Alarm Ratio
- 15-False Alarm Rate
- 16-Hit Rate
- 17-Heidke Skill Score
- 18-Peirce's Skill Score
- 19-Gilbert Skill Score

اقتصادی و علمی. هدف اداری مربوط به نظارت بر عملکرد سیستم های عملیاتی پیش بینی عددی است تا فرایند بهبود پیش بینی ها مورد ارزیابی قرار گیرد. هدف اقتصادی بر روی ارزش پیش بینی متمرکز می شود و به تصمیم گیری ها در فعالیت های دفاعی، مدیریت آب و هوا، کشاورزی و غیره کمک می کند و هدف علمی در بهبود علمی پیش بینی عددی و چگونگی مدل سازی فیزیک جو موثر است (Brier and Allen, 1951).

برای راستی آزمایی کمیت های عددی پیوسته مانند دما، فشار و غیره، می توان از محاسبه میانگین خطا یا اریبی (ME)، میانگین قدرمطلق خطا (MAE)، میانگین مربعات خطا MSE و جذر میانگین مربعات خطا RMSE استفاده کرد که در ادامه آورده شده است (Jolliffe and Stephenson, 2003)

$$ME = \frac{\sum_{i=1}^N (f_i - O_i)}{N} = \frac{\sum_{i=1}^N e_i}{N} \quad (۳)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |f_i - O_i|}{N} = \frac{\sum_{i=1}^N |e_i|}{N} \quad (۴)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (f_i - O_i)^2}{N} = \frac{\sum_{i=1}^N e_i^2}{N} \quad (۵)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (f_i - O_i)^2}{N}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N e_i^2}{N}} \quad (۶)$$

در معادلات ۳ تا ۶، f مقدار پیش بینی، O مقدار

دارای مقدار ۱ هستند و هرچه بیشتر باشند نشان دهنده پیش بینی بهتر هستند.

در این مطالعه کمیت های مورد بررسی از نوع پیوسته هستند و برای آنها مقادیر راستی آزمایی مربوط به کمیت های پیوسته در حالت کلی و به تفکیک سن پیش بینی و ماه محاسبه شده است. همچنین با در نظر گرفتن مقادیر آستانه برای این کمیت ها، مقادیر راستی آزمایی گسسته نیز با بکارگیری جدول دودویی در حالت کلی و تفکیک سن پیش بینی و ماه محاسبه شد.

نتایج و بحث

مقادیر پس پردازش شده از داده های خام مدل WRF برای کمیت های دما، دمای نقطه شبنم، دمای بیشینه و دمای کمینه محاسبه شده و برحسب تاریخ و سن پیش بینی مرتب گردید تا میزان بهبود یا تخریب آن نسبت به پیش بینی خام مورد ارزیابی و راستی آزمایی قرار گیرد. نتایج راستی آزمایی در کل بازه زمانی و مجموع تمام سن های پیش بینی برای مقادیر ME، MAE، MSE و RMSE (معادلات ۳ تا ۶، Jolliffe and Stephenson, 2003) در تمام کمیت های دما، دمای نقطه شبنم، دمای بیشینه و دمای کمینه، بهبود نسبت به خروجی های مدل را نشان دادند. میانگین خطا (ME) برای این کمیت ها به ترتیب از ۰,۲۲۷، -۱,۴۲۳، ۰,۷۰۹ و ۰,۷۳۴- به مقادیر ۰,۰۴۱، -۰,۰۶۶، ۰,۰۰۳ و ۰,۰۸۲- بهبود یافته است. مقادیر بهبود در جدول ۲ نشان داده شده است. در شکل ۱ نتایج مقادیر مختلف راستی آزمایی پیوسته آورده شده است. مقادیر MAE و RMSE اگر چه برای همه

$$TS = \frac{a}{a+b+c} \quad (8)$$

$$B = \frac{a+b}{a+c} \quad (9)$$

$$FAR = \frac{a}{a+b} \quad (10)$$

$$F = \frac{b}{b+d} \quad (11)$$

$$H = \frac{a}{a+c} \quad (12)$$

$$HSS = \frac{2(ab-bc)}{(a+c)(c+d)+(a+b)(b+d)} \quad (13)$$

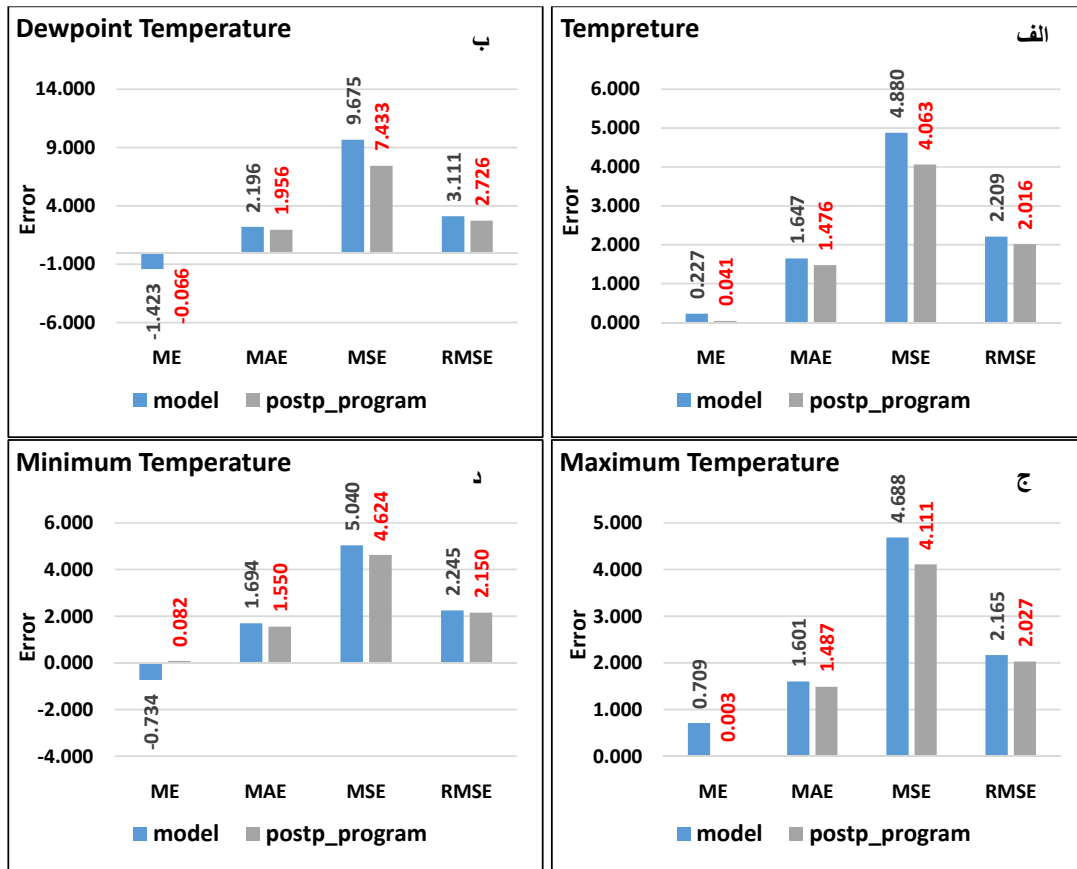
$$PSS = \frac{ad-bc}{(a+c)(b+d)} \quad (14)$$

$$a_{ref} = \frac{(a+b)(a+c)}{n} \quad GSS = \frac{a-a_{ref}}{a-a_{ref}+b+c} \quad (15)$$

PC برای پیش بینی کامل درست ۱ و برای پیش بینی کامل غلط صفر است. مقادیر TS و PC هرچقدر بیشتر باشند، نشان دهنده پیش بینی بهتر است. B (اریبی) برای پیش بینی کامل درست ۱ است ولی عکس آن لزوماً برقرار نیست. اریبی بزرگتر از ۱ نشان دهنده فراپیش بینی و اریبی کمتر از ۱ نشان دهنده فرو پیش بینی است. FAR برای پیش بینی کامل غلط مقدار ۱ دارد و هرچه کمتر باشد بهتر است. H بر روی اتفاق افتاده ها و F بر روی عدم اتفاق تمرکز داشته و مقادیر آنها بین صفر و ۱ هستند. H هر چه بیشتر باشد و F هر چه کمتر باشد نشان دهنده پیش بینی بهتر هستند. HSS، PSS و GSS حداکثر

جدول ۲. مقادیر ME، MAE، MSE و RMSE برای کمیت های دما، دمای نقطه شبنم، دمای بیشینه و دمای کمینه، برای خروجی خام مدل و پیش بینی پس پردازش شده ایستگاه فرودگاه رشت در بازه زمانی ۲۰۱۸/۶ تا ۲۰۱۹/۱

ME خروجی مدل	ME پس- پردازش شده	MAE خروجی مدل	MAE پس- پردازش شده	MSE خروجی مدل	MSE پس- پردازش شده	RMSE خروجی مدل	RMSE پس- پردازش شده
-1.423	-0.066	2.196	1.956	9.675	7.433	3.111	2.726
0.227	0.041	1.647	1.476	4.880	4.063	2.209	2.016
0.709	0.003	1.601	1.487	4.688	4.111	2.165	2.027
-0.734	0.082	1.694	1.550	5.040	4.624	2.245	2.150



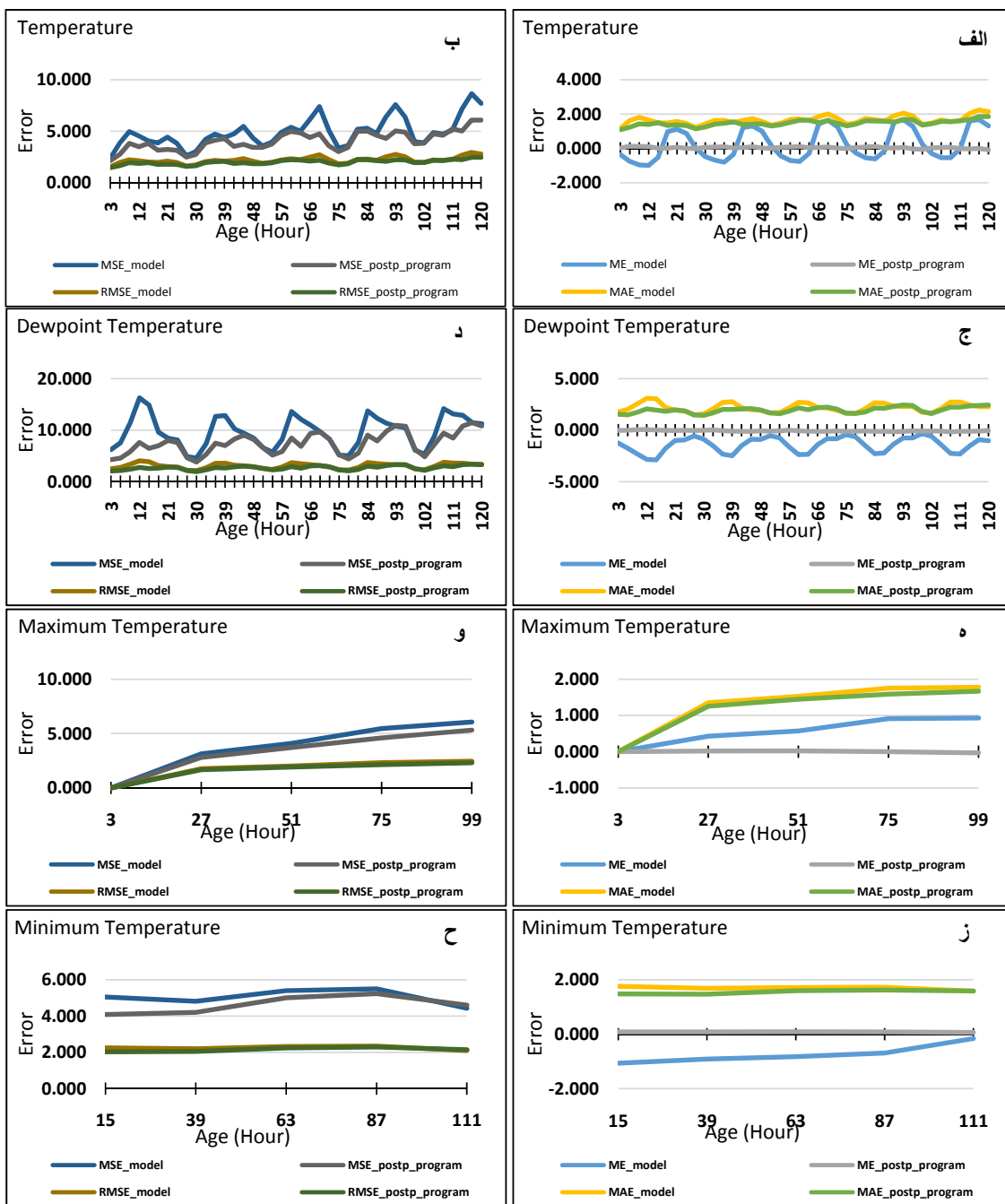
شکل ۱. مقادیر ME, MAE, MSE و RMSE برای خروجیهای خام مدل WRF و پیشبینی پس پردازش شده برای ایستگاه فرودگاه رشت در بازه زمانی ۲۰۱۸/۶ تا ۲۰۱۹/۱ (الف) دما، (ب) دمای نقطه شبنم، (ج) دمای بیشینه و (د) دمای کمینه

در شکل های ۲ و ۳ مقادیر ME, MAE, MSE و RMSE برای کمیت های مورد بحث به ترتیب بر اساس سن پیش بینی و ماه مورد مطالعه آورده شده است. کمیت های دما و دمای نقطه شبنم دارای ۴۰ سن پیش بینی هستند که با فاصله زمانی سه ساعته از زمان ۳ برحسب ساعت و از زمان اجرای مدل تا زمان ۱۲۰ را شامل می شوند. کمیت های دمای بیشینه و دمای کمینه شامل ۵ سن پیش بینی با فاصله زمانی ۲۴ ساعته هستند. برای دمای بیشینه شروع سن پیش بینی از زمان ۳ برحسب ساعت و از زمان اجرای مدل تا زمان ۹۹، و برای دمای کمینه این مقادیر از زمان ۱۵ تا زمان ۱۱۱ هستند. همان طور که در شکل ۲ مشاهده می شود، مقادیر راستی آزمایی پیوسته برای تمام کمیت ها و در اکثر بازه ها بهبود را نشان میدهند. به ویژه ME به نسبت

کمیت ها بهبود یافته ولی نسبت به ME بهبود کمتری داشتند و با صفر هنوز فاصله دارند.

به طور کلی برای تمام سن های پیش بینی در کل دوره زمانی مورد نظر برای دما بر اساس ME ۹۵٪، بر اساس MAE ۱۰٪ و بر اساس RMSE ۱۲٪ بهبود حاصل شده است. برای سایر کمیت ها نیز همگی بهبود مشاهده شده و مقادیر آن به همان ترتیب برای دمای نقطه شبنم ۸۱٪، ۱۰٪ و ۹٪، برای دمای بیشینه ۹۹٪، ۷٪ و ۶٪ و برای دمای کمینه ۱۱۰٪، ۸٪ و ۴٪ است.

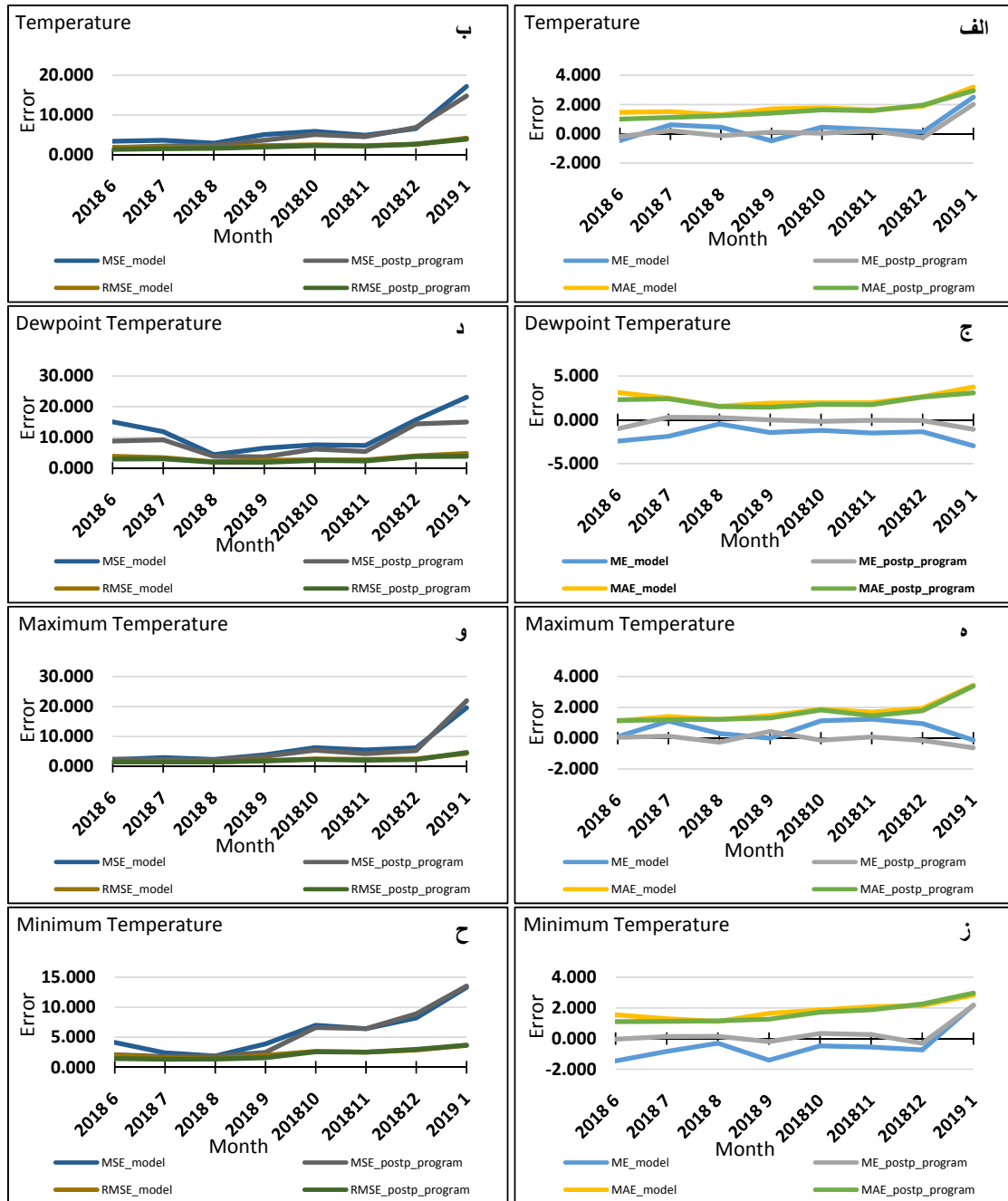
جدول ۲ مقادیر ME, MAE, MSE و RMSE برای کمیت های دما، دمای نقطه شبنم، دمای بیشینه و دمای کمینه، برای خروجی خام مدل و پیش بینی پس پردازش شده ایستگاه فرودگاه رشت در بازه زمانی ۲۰۱۸/۶ تا ۲۰۱۹/۱



شکل ۲. نمودار ME, MAE, MSE, RMSE بر اساس سن پیشبینی برای خروجیهای خام مدل WRF و پیشبینی پس پردازش شده ایستگاه فرودگاه رشت در بازه زمانی ۲۰۱۸/۶ تا ۲۰۱۹/۱ (الف) ME و MAE دما، (ب) MSE و RMSE دما، (ج) ME و MAE دمای نقطه شبنم، (د) MSE و RMSE دمای نقطه شبنم، (ه) ME و MAE دما بیشینه، (و) MSE و RMSE دمای بیشینه، (ز) ME و MAE دما کمینه، (ح) MSE و RMSE دمای کمینه

ابتدای نمودارهای دمای بیشینه به دلیل نبودن داده های دمای بیشینه در سن پیش بینی ۳ ساعت اول است. شکل ۳ نیز بهبود مقادیر راست آزمایی پیوسته را برای تمام کمیت ها و در اکثر بازه ها نشان می دهد. بر

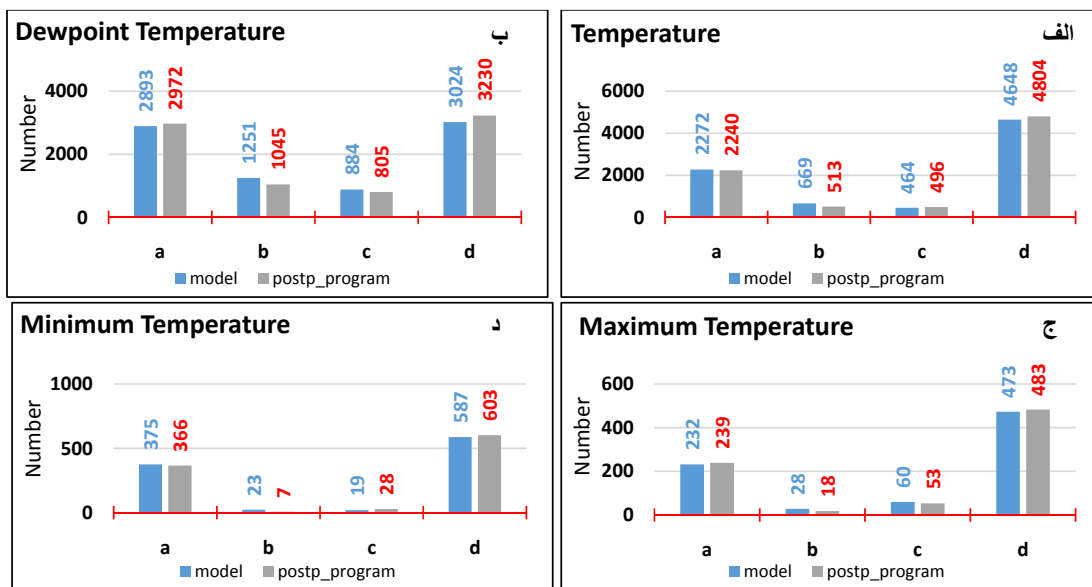
خوبی به صفر نزدیک شده و اریبی کاهش یافته است. در مقادیر ME خروجی خام مدل، نوسانی بین مقادیر مثبت و منفی مشاهده می شود که نشاندهنده اریبی های متفاوت در ساعات مختلف شبانه روز است. مقدار صفر در



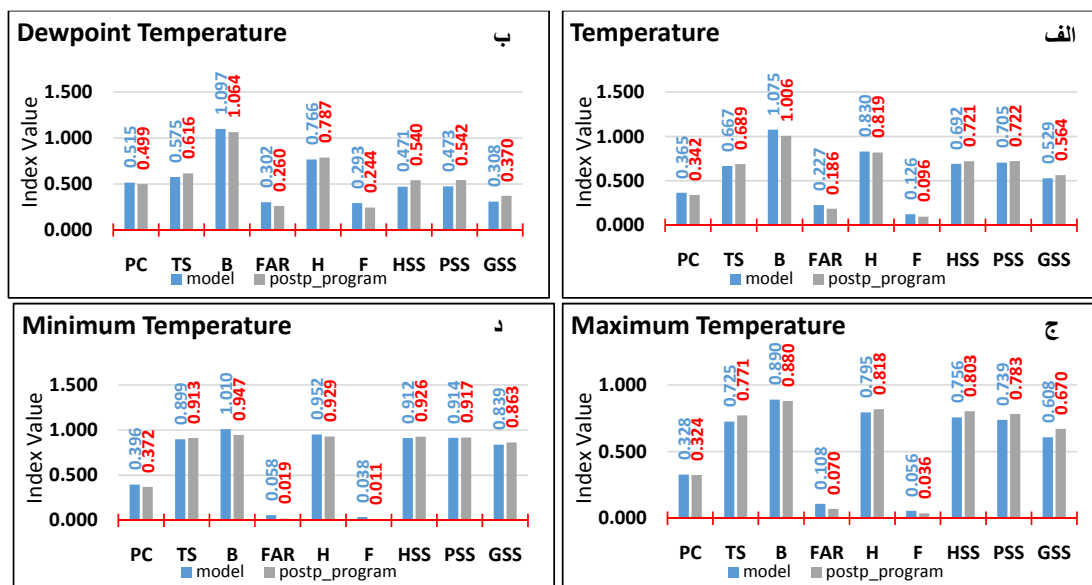
شکل ۳. نمودار ME، MAE، MSE، RMSE بر اساس ماه برای خروجیهای خام مدل WRF و پیشبینی پس پردازش شده ایستگاه فرودگاه رشت در بازه زمانی ۲۰۱۸/۶ تا ۲۰۱۹/۱ (الف) ME و MAE دما، (ب) MSE و RMSE دما، (ج) ME و MAE دمای نقطه شبنم، (د) MSE و RMSE دمای نقطه شبنم، (ه) ME و MAE دما بیشینه، (و) MSE و RMSE دمای بیشینه، (ز) ME و MAE دما کمینه، (ح) MSE و RMSE دمای کمینه

دمای نقطه شبنم از ماه ۸ تا ۱۱ دیده می شود و در ابتدا و انتهای بازه زمانی، داده های پس پردازش شده مقدار زیادی از خطا را بهبود داده است. برای دمای بیشینه روند خطا با روند زمانی افزایش را نشان می دهد و دمای

اساس داده های موجود، محور افقی در این نمودارها از ماه ژوئن ۲۰۱۸ تا ماه ژانویه ۲۰۱۹ است. مقادیر خام مدل و مقادیر پس پردازش برای کمیت دما در ماه های ۶ تا ۸ خطای کمتری را نشان می دهند. این بازه برای



شکل ۴. مقادیر a, b, c, d برای خروجیهای خام مدل WRF و پیشبینی پس پردازش شده برای ایستگاه فرودگاه رشت در بازه زمانی ۲۰۱۸/۶ تا ۲۰۱۹/۱. (الف) دما با آستانه بین ۱۰ تا ۲۰ درجه سلسیوس، (ب) دمای نقطه شبنم با آستانه بین ۱۰ تا ۲۰ درجه سلسیوس، (ج) دمای بیشینه با آستانه بین ۳۰ تا ۴۰ درجه سلسیوس و (د) دمای کمینه با آستانه بین ۰ تا ۱۵ درجه سلسیوس



شکل ۵. مقادیر PC, TS, B, FAR, H, F, HSS, PSS, GSS برای خروجیهای خام مدل WRF و پیشبینی پس پردازش شده برای ایستگاه فرودگاه رشت در بازه زمانی ۲۰۱۸/۶ تا ۲۰۱۹/۱. (الف) دما با آستانه بین ۱۰ تا ۲۰ درجه سلسیوس، (ب) دمای نقطه شبنم با آستانه بین ۱۰ تا ۲۰ درجه سلسیوس، (ج) دمای بیشینه با آستانه بین ۳۰ تا ۴۰ درجه سلسیوس و (د) دمای کمینه با آستانه بین ۰ تا ۱۵ درجه سلسیوس

محاسبه شده و مقادیر PC, TS, B, FAR, H, F, HSS, PSS و GSS (معادلات ۷ تا ۱۵، Jolliffe and Stephenson, 2003) برای آنها به دست آمد. مقادیر آستانه

کمینه نیز به جز ابتدای بازه تقریباً همین روند را دارد. با در نظر گرفتن مقادیر آستانه برای کمیت های مورد مطالعه، راستی آزمایی به صورت مقدار گسسته برای آنها

PC، ۰.۲۴ و مقدار بیشینه تخریب H، ۰.۲۳ و هردو برای دمای کمینه هستند. مقدار اریبی (B) اگرچه در تمام موارد بهبود یافته است اما هنوز با صفر فاصله دارد. برای تمام مهارت های HSS، PSS و GSS نتایج پس پردازش بهبود را نشان می دهند. مقدار FAR، F و Bias نیز در تمام موارد کاهش یافته و بهبود را نشان می دهند.

جمع بندی

مقادیر پس پردازش شده از داده های خام مدل WRF برای کمیت های دما، دمای نقطه شبنم، دمای بیشینه و دمای کمینه محاسبه شد و نتایج، با استفاده از شاخص های پیوسته (ME، MAE، MSE و RMSE) و همچنین با در نظر گرفتن مقادیر آستانه برای کمیت ها، با استفاده از شاخص های گسسته (PC، TS، B، FAR، H، F، HSS، PSS و GSS) مورد ارزیابی و راستی آزمایی قرار گرفت. راستی آزمایی پیوسته در تمام موارد بهبود و راستی آزمایی

برای دما و دمای نقطه شبنم بین ۱۰ و ۲۰ درجه سلسیوس، برای دمای بیشینه بین ۳۰ تا ۴۰ درجه سلسیوس و برای دمای کمینه بین ۰ تا ۱۵ درجه سلسیوس در نظر گرفته شد. شکل ۴ مقادیر a (hits، تعدادی که پیش بینی شده و اتفاق افتاده)، b (false alarms، تعدادی که پیش بینی شده ولی اتفاق نیفتاده)، c (misses، تعدادی که پیش بینی نشده ولی اتفاق افتاده) و d (correct negative، تعدادی که پیش بینی نشده و اتفاق نیفتاده) را برای این کمیت ها نشان می دهد.

در شکل ۵ مقادیر راستی آزمایی گسسته اشاره شده برای کمیت های مورد مطالعه آورده شده است. این مقادیر در جدول ۳ نیز با اشاره به بهبود یا تخریب آورده شده اند. همان طور که دیده می شود PC برای تمام کمیت ها عدم بهبود و تخریب را نشان می دهد. به غیر از آن و مقدار H برای دما و دمای کمینه، در تمام مقادیر نسبت به پیش بینی خام مدل بهبود مشاهده می شود. مقدار بیشینه تخریب

جدول ۳. مقادیر PC، TS، B، FAR، H، F، HSS، PSS و GSS برای خروجیهای خام مدل WRF و پیشبینی پس پردازش شده برای ایستگاه فرودگاه رشت در بازه زمانی ۲۰۱۸/۶ تا ۲۰۱۹/۱ (الف) دما با آستانه بین ۱۰ تا ۲۰ درجه سلسیوس، (ب) دمای نقطه شبنم با آستانه بین ۱۰ تا ۲۰ درجه سلسیوس، (ج) دمای بیشینه با آستانه بین ۳۰ تا ۴۰ درجه سلسیوس و (د) دمای کمینه با آستانه بین ۰ تا ۱۵ درجه سلسیوس. حالت بهبود با رنگ سبز و حالت تخریب با رنگ قرمز مشخص شده است.

دما	دمای نقطه شبنم	دمای بیشینه	دمای کمینه		
0.365	0.515	0.328	0.396	خروجی مدل	PC
0.342	0.499	0.324	0.372	پس پردازش شده	
0.667	0.575	0.725	0.899	خروجی مدل	TS
0.689	0.616	0.771	0.913	پس پردازش شده	
1.075	1.097	0.890	1.010	خروجی مدل	B (bias)
1.006	1.064	0.880	0.974	پس پردازش شده	
0.227	0.302	0.108	0.058	خروجی مدل	FAR
0.186	0.206	0.070	0.019	پس پردازش شده	
0.830	0.766	0.795	0.952	خروجی مدل	H
0.819	0.787	0.818	0.929	پس پردازش شده	
0.126	0.293	0.056	0.038	خروجی مدل	F
0.096	0.244	0.036	0.011	پس پردازش شده	
0.692	0.471	0.756	0.912	خروجی مدل	HSS
0.721	0.540	0.803	0.926	پس پردازش شده	
0.705	0.743	0.739	0.914	خروجی مدل	PSS
0.722	0.542	0.783	0.917	پس پردازش شده	
0.529	0.308	0.608	0.839	خروجی مدل	GSS
0.564	0.370	0.670	0.863	پس پردازش شده	

گسسته در بیشتر موارد بهبود را نشان دادند. پس پردازش خروجی خام مدل، بر اساس ME از ۸۱ تا ۱۱۰ درصد، بر اساس AME از ۷ تا ۱۰ درصد و بر اساس RSME از ۴ تا ۱۲ درصد نتایج پیش بینی را برای کمیت های مورد مطالعه بهبود دادند. بهترین بهبود برای ME حاصل شد و مقادیر MAE، MSE و RMSE اگر چه برای همه کمیت ها بهبود یافته ولی نسبت به ME بهبود کمتری داشتند و با صفر هنوز فاصله دارند. در شاخص های گسسته، PC برای هر چهار کمیت و H برای کمیت های دما و دمای کمینه تخریب را نشان دادند و در تمام موارد دیگر شاخص های گسسته نشان دهنده بهبود پیش بینی هستند. مقادیر ME، MAE، MSE و RMSE برای کمیت های مورد بحث به ترتیب بر اساس سن پیش بینی و ماه نیز جداگانه بررسی گردید و مقادیر راستی آزمایی پیوسته برای تمام کمیت ها و در اکثر بازه ها بهبود را نشان دادند.

با اعمال و تحلیل پیوسته این روش بر برون داد خام مدل های هواشناسی، علاوه بر صحت سنجی آماری، توانایی آن در شرایط مختلف جوی و سینوپتیکی ارزیابی گردیده و به صورت پیوسته مورد اصلاح و بهبود قرار خواهد گرفت. انجام این فرایند برای گستره بیشتری از کمیت های هواشناسی و نیز آزمودن نتایج وزن دهی های متفاوت در ساختار محاسباتی این روش، و همچنین اعمال روش های دیگر پس پردازش و مقایسه نتایج آنها، در نهایت می تواند موجب نتایج بهتر و دقیق تر در پیش بینی های هواشناسی شود.

منابع

- آزادی، م، جعفری، س، میرزایی، ا. و عربلی، پ. ، ۱۳۸۵: پس پردازش برون داد مدل میان مقیاس MMS برای دمای بیشینه و کمینه با استفاده از فیلتر کالمن. مجله فیزیک زمین و فضا، دوره ۳۴، شماره ۱، سال ۱۳۸۷، ص ۴۵-۶۱
- آزادی، م، شیرغلامی، م. ر، حجام، س. و صحراپیان، ف. ، ۱۳۹۰: پس پردازش برون داد مدل WRF بری بارندگی روزانه در ایران. تحقیقات منابع آب ایران، سال ۷، شماره ۳، پاییز ۱۳۹۰، ص ۷۱-۸۱
- بابائیان، ا.، کریمیان، م، مدیریان، ر، بیاتانی، ف. و فمیپه نژاد، ا. ، ۱۳۹۵: کارایی روش های پس پردازش آماری در بهبود پیش بینی

- ماهانه بارش مدل MRI-CGCM3. تحقیقات منابع آب ایران، سال ۱۲، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۵، ص ۸۳-۹۲
- Brier, G. W., and R. A. Allen, 1951: Verification of weather forecasts. In Compendium of Meteorology, Malone, T. F., Ed., American Meteorological Society, Boston, pp. 841-848.
- Doswell III, C. A., 1996: Verification of forecasts of convection: Uses, abuses, and requirements. Proc. of the 5th Australian Sever Thunderstorm Conference, Avoca Beach, New South Wales, Australia
- Glahn, H. R., and Lowry, D. A., 1972: The use of Model Output Statistics (MOS) in objective weather forecast. J. Appl. Meteorol., 11, 1203-1211.
- Hart, K. A., W. J. Steenburgh, D. J. Onton, and A. J. Siffert, 2004: An evaluation of mesoscale-model-based output statistics (MOS) during the 2002 Olympic and Paralympic games. Wea. Forecasting, 19, 200-218.
- Jolliffe, I. T., and D. B. Stephenson, 2003: Forecast Verification: A Practitioner's Guide in Atmospheric Science, John Wiley and Sons, 240pp.
- Kalman, R. E., 1960: A new approach to linear filtering and prediction problems, Trans. ASME, Ser. D, J. Basic Eng., 82, 34-45.
- Klein, W. H., Lewis, B. M., and Enger, I., 1959: Objective prediction of five-day mean temperature during winter, J. Meteorol., 16, 672-682.
- Mccollor, D. and Stull, R. 2008: Hydrometeorological accuracy enhancement via postprocessing of numerical weather forecasts in complex terrain. Wea. Forecasting. 23, pp. 131-144
- Murphy, A. H, and R. Winkler, 1987: A general framework for forecast verification. Mon. Wea. Rev., 115, 1330-1338.
- Stensrud D. and Skindlov J., 1996: Gridpoint predictions of high temperature from a mesoscale Model. Wea. Forecasting, vol. 11, p. 103-110.
- Stefano M. and Casaioli, M., 2008: Forecast verification: A summary of common pproaches and examples of application. FORALPS Technical Report, 5. Università degli Studi di Trento, Dipartimento di Ingegneria Civile e Ambientale, Trento, Italy, 60 pp.
- Stensrud, D. J., and N. Yussouf, 2005: Bias-corrected short-range ensemble forecasts of near surface variables. Meteor. Appl., 12, 217-230

Post processing of WRF model output by moving average method(MA) for temperature, dew point, maximum, and minimum temperature at the Meteorological Station of Rasht Airport

Mohammad Moradi¹, Saman Mortezaipoor^{2,*}

1- Assistant Prof. of Atmospheric Science and Meteorological Research (ASMERC), Tehran, Iran

2- M.Sc. Meteorology, Gilan Meteorological office, Gilan, Iran

*Corresponding Author Email: mortezaipoor.saman@yahoo.com

Received: 5 may 2018 accepted: 1 September 2018

ABSTRACT

Precise forecasting of meteorological quantities has always been an important challenge. Direct model outputs (DMO) of numerical weather prediction models always contain random and systematic errors that reduce the accuracy of predictions. By using post-processing methods on raw output, the systematic errors in the models can be reduced and the accuracy of predictions can be improved. It has been proven that by using statistical post-processing methods, the skills of the predictions are improved mainly by reducing systematic errors. In fact, post-processing should be able to reduce the systematic errors between model predictions and observational values in the future by using the statistical relationships between the output of the model and the observations in the past. In this study, post-processing by the moving average method (MA) was applied to the outputs of the WRF model for the Rasht airport meteorological station over a period of 8 months for temperature, dew point temperature, maximum temperature and minimum temperature parameters. The result of the post-processing was also verified. Continuous value verification showed improvement in all quantities. The improvement rate is from 81% to 110% based on ME and from 4% to 12% based on RSME. By defining threshold values, improvements were also observed in most categorical verification values.

Keywords: Post-processing, WNP, Moving Average

HOW TO CITE THIS ARTICLE

Moradi, M.; Mortezaipoor, S. (2018). Post processing of WRF model output by moving average method(MA) for temperature, dew point, maximum, and minimum temperature at the Meteorological Station of Rasht Airport. *J. Meteorol. Atmos. Sci.*, 1(2): 190-201.

COPYRIGHTS

Copyright for this article is retained by the author(s), with publication rights granted to the JMAS Journal. This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

