

بررسی تأثیر تعداد اعضای یک سامانه همادی بر دقت پیش‌بینی بارش

سیده عاطفه محمدی^۱، مجید آزادی^{۲*}

۱- دکتری، پژوهشگاه هواشناسی و علوم جو

۲- دانشیار، پژوهشگاه هواشناسی و علوم جو

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۹/۱۲، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۰/۱۱)

چکیده

ارزش اقتصادی و کارایی پیش‌بینی‌های احتمالاتی بیشتر از پیش‌بینی‌های یقینی متناظر است. در مراکز پیشرفته پیش‌بینی وضع هوا، صدور پیش‌بینی‌های احتمالاتی از اهمیت زیادی برخوردار است. در این پژوهش، ابتدا یک سامانه همادی ۱۸ عضوی تشکیل شده است که هر یک از اعضای آن یک اجرای مستقل از مدل WRF با یک پیکربندی فیزیکی خاص است. به علت وجود محدودیت‌های سخت افزاری، دستیابی به یک سامانه همادی با تعداد اعضای کمتر و حفظ کارایی یک هدف اصلی است. در روش پس‌پردازش آماری BMA با توجه به تاریخچه خطای مدل در یک دوره آموزش به هر عضو همادی یک وزن تخصیص داده می‌شود. در این مطالعه، با حذف اعضاء با وزن کمتر، اندازه سامانه همادی به ۷ عضو کاهش پیدا کرده است. مقایسه پیش‌بینی احتمالاتی به دست آمده از هر دو سامانه همادی نشان داد که سامانه همادی ۷ عضوی دارای عملکردی مشابه با سامانه همادی ۱۸ عضوی است. همچنین نتایج نشان می‌دهند که پیش‌بینی احتمالاتی صادر شده برای بارش تجمعی ۲۴ ساعته از مهارت کافی برخوردار است.

کلمات کلیدی: پیش‌بینی عددی وضع هوا، پیش‌بینی احتمالاتی، سامانه همادی، مدل WRF، روش پس‌پردازش همادی BMA.

مقدمه

اگرچه منابع خطای پیش‌بینی و نقش ماهیت آشوبناک جو مشخص است، اما طراحی یک سامانه که تمام منابع خطای پیش‌بینی را به ویژه برای متغیرهای نزدیک به سطح زمین به روش قابل اعتماد و دقیق لحاظ کند بسیار دشوار است. به دلیل ناشناخته بودن توزیع عدم قطعیت شرایط اولیه، نمونه‌گیری تصادفی از آن توزیع امکان‌پذیر نیست. علاوه بر این، ابعاد مسأله پیش‌بینی (میلیون‌ها) بسیار بزرگتر از اندازه یک سامانه همادی قابل اجرا (ده‌ها) است. بنابراین حتی اگر توزیع‌ها شناخته شده هم باشند، در یک سامانه همادی نمی‌توان به اندازه کافی از توزیع‌های مربوطه نمونه‌گیری کرد. همچنین، وجود خطا و تقریب‌های مختلف در فرمول‌بندی مدل‌های دینامیکی باعث ایجاد اریبی در پیش‌بینی می‌شود. به همان دلایلی که پیش‌بینی‌های منفرد نیاز به پس‌پردازش دارند، پیش‌بینی‌های همادی نیز به پس‌پردازش نیاز دارند با این تفاوت که برای دستیابی به واسنجیدگی احتمالاتی، علاوه بر تصحیح اریبی، اصلاح پراکندگی نیز لازم است (ونیتسم و همکاران، ۲۰۱۹). روش‌های مختلفی برای پس‌پردازش برونداد یک سامانه همادی ارایه شده است که از بین آنها دو روش میانگین‌گیری

مدل‌های پیش‌بینی عددی وضع هوا (NWP)، قادر به شبیه‌سازی حرکات جو با استفاده از قوانین فیزیکی و دینامیکی حاکم بر آن هستند. بدون هیچ تردیدی، این مدل‌ها از ابزار اصلی در پیش‌بینی‌های وضع هوا و تصمیم‌گیری‌های هواشناسی هستند. از طرف دیگر، مدل‌های NWP و در پی آن پیش‌بینی‌های وضع هوا کاملاً دقیق و بدون خطا نیستند و همواره دارای عدم قطعیت هستند. خطا در پیش‌بینی وضع هوا نشأت گرفته از محدودیت‌های موجود در درک نظری بشر از جو و توان عملیاتی در تولید پیش‌بینی‌ها است. این محدودیت‌ها همراه با ماهیت آشوبناک جو (حساسیت زیاد نسبت به شرایط اولیه) باعث شده‌اند که صدور یک پیش‌بینی کامل و بدون خطا از وضعیت آینده هوا در عمل غیر ممکن باشد. صدور پیش‌بینی، همراه با برآوردی از عدم قطعیت موجود در پیش‌بینی به صورت کمی از جنبه‌های کاربردی بسیار مهم و ضروری است. این امر با ایجاد سامانه‌ای همادی از پیش‌بینی‌های وضع هوا که در شرایط اولیه یا فرمول‌بندی فیزیکی مدل‌های NWP با یکدیگر متفاوت هستند، محقق می‌شود.

بررسی تأثیر تعداد اعضای یک سامانه همادی بر دقت پیش‌بینی بارش

درستی‌سنجی مانند نمودار اطمینان‌پذیری بررسی شده است. همچنین محصولات قابل استفاده در مرکز پیش‌بینی شامل نقشه احتمالات و صدک‌ها و نمودار متئوگرام پیش‌بینی همادی معرفی می‌شوند.

ساختار مقاله به این صورت است که در بخش ۲، روش پس-پردازش همادی **BMA** به طور مختصر توضیح داده می‌شود. در بخش ۳، داده‌های مورد استفاده و پیکربندی‌های مختلف مدل **WRF** معرفی می‌شوند. نتایج درستی‌سنجی پیش‌بینی‌ها در بخش ۴ و معرفی نمونه‌ای از محصولات ارائه شده به سازمان هواشناسی کشور در بخش ۵ آورده می‌شوند. در انتها، مطالب بیان شده در مطالعه حاضر در بخش ۶ جمع‌بندی می‌شوند.

روش پس‌پردازش **BMA**

رافتری و همکاران (۲۰۰۵)، روش میانگین‌گیری مدل‌ها به روش بیضی (**BMA: Bayesian Model Averaging**) را برای سامانه‌های همادی ایجاد شده از مدل‌های دینامیکی بسط دادند. آن‌ها نشان دادند که چطور این روش می‌تواند به عنوان یک روش پس‌پردازش آماری برای سامانه‌های همادی استفاده شود و **PDF**های پیش‌بینی واسنجیده همراه با تیزی از کمیت‌های وضع هوای آینده تولید کند.

در مدل **BMA** ارائه شده توسط رافتری و همکاران (۲۰۰۵)، برای هر عضو همادی f_k یک تابع چگالی احتمال $g_k(x|f_k, \theta_k)$ برازش می‌شود که θ_k پارامتری است که باید تخمین زده شود. تابع چگالی احتمال پیش‌بینی **BMA** برای متغیر x در یک سامانه همادی M عضوی به صورت زیر است:

$$p(x|f_1, \dots, f_M) = \sum_{k=1}^M w_k g_k(x|f_k, \theta_k), \quad (1)$$

که وزن w_k با عملکرد نسبی عضو همادی f_k در دوره آموزش رابطه دارد و $w_k \geq 0, k = 1, \dots, M$ و

$$\sum_{k=1}^M w_k = 1$$

اسلاتر و همکاران (۲۰۰۷) برای تخمین تابع چگالی احتمال پیش‌بینی بارش تجمعی از توزیع گاما استفاده کردند. اما آنها دریافتند که تطبیق توزیع‌های گاما به مقادیر تجمعی دیدبانی خام تطبیق خوبی نیست. با توجه به این وضعیت، به جای تطبیق

بایزی (**BMA**) (رافتری و همکاران، ۲۰۰۵؛ آزادی و محمدی، ۱۳۹۸؛ فتحی و همکاران، ۱۳۹۷) و آماره برون‌داد مدل همادی (**EMOS**) (نیتینگ و همکاران، ۲۰۰۵؛ لنگ و همکاران، ۲۰۲۰؛ ده‌ملایی و همکاران، ۱۴۰۰) به دلیل کارایی و دقت بالاتر محبوبیت بیشتری دارند. در هر دو روش، پارامترهای مجهول توزیع نهایی پیش‌بینی با مجموعه‌ای از پیش‌بینی‌های گذشته و مشاهدات متناظر با آنها در یک دوره آموزش لغزان (برای تطابق خودکار با تغییرات فصلی یا بروزرسانی‌های سامانه همادی)، تخمین زده می‌شوند. در مطالعه حاضر، از روش **BMA** برای پس‌پردازش سامانه همادی و تخمین تابع چگالی احتمال پیش‌بینی (**PDF**) بارش تجمعی روزانه استفاده شده است. در روش **BMA**، تابع چگالی احتمال پیش‌بینی یک میانگین وزنی از **PDF** منفرد متناظر با هر یک از اعضای سامانه همادی با اریبی تصحیح شده است که وزن هر عضو، منعکس کننده سهم آن عضو در مهارت پیش‌بینی در طول دوره آموزش است. رفتار میدان‌های مختلف هواشناسی از توابع توزیع متفاوتی تبعیت می‌کند. بنابراین، روش **BMA** با در نظر گرفتن قوانین حاکم بر توزیع آن پارامتر به کار گرفته می‌شود. به عنوان مثال، برای پیش‌بینی دما و فشار از توزیع نرمال (رافتری و همکاران، ۲۰۰۵؛ سلطان‌زاده و همکاران، ۲۰۱۱؛ دیاز و همکاران، ۲۰۱۹؛ محمدی و همکاران، ۲۰۱۶)، برای پیش‌بینی سرعت باد از یک توزیع نامنفی و چوله‌دار مانند نرمال بریده (باران، ۲۰۱۴؛ ده‌ملایی و همکاران، ۱۴۰۰) یا توزیع گاما (اسلاتر و همکاران، ۲۰۱۰) و برای پیش‌بینی بارش تجمعی از توزیع گاما (اسلاتر و همکاران، ۲۰۰۷؛ اسمیتس و کک، ۲۰۱۰؛ شیورر و همیل، ۲۰۱۵؛ ونیتسم و همکاران، ۲۰۱۹؛ فتحی و همکاران، ۱۳۹۷) استفاده می‌شود.

در مطالعه حاضر، یک سامانه همادی ۱۸ عضوی با اجرای مدل **WRF** با طرحواره‌های فیزیکی مختلف برای پیش‌بینی بارش تجمعی روزانه ایجاد شده است. به دلیل محدودیت‌های موجود در اجرای عملیاتی و دستیابی به یک سامانه همادی با تعداد اعضای کمتر و کاراتر، اندازه سامانه همادی با مقایسه وزن‌های محاسبه شده از اعمال روش **BMA** به ۷ عضو کاهش یافته است. دقت پیش‌بینی‌های تولید شده با روش‌های متداول

استفاده شده است. برونداد مدل با روش دو خطی به نقاط دیدبانی (ایستگاه‌های همدیدی) درون‌یابی شده است.

نتایج درستی سنجی

همان‌طور که پیشتر گفته شد، از روش **BMA** برای پس-پردازش پیش‌بینی همادی استفاده شده است که برآورد پارامترهای آن براساس داده‌های یک دوره آموزشی لغزان است. با توجه به بررسی‌های صورت گرفته، در این پژوهش دوره آموزش برای بارش ۸۰ روز (۸۰ روزی که بارش مخالف صفر بوده) قبل از هر روز پیش‌بینی لحاظ شده است. از ۱۵ ژانویه ۲۰۲۰ تا ۱۵ مه ۲۰۲۰ (ماه‌های پر بارش کشور) به عنوان دوره آزمون در نظر گرفته شده است. به دلیل مشابهت نتایج به دست آمده از درستی‌سنجی پیش‌بینی در سنین مختلف و جلوگیری از ازدیاد تعداد شکل‌ها و صفحات، در اینجا فقط نتایج درستی‌سنجی پیش‌بینی ۴۸ ساعته آورده شده است.

میان‌تابع چگالی احتمال گاما به دست آمده با استفاده از روش **BMA** را می‌توان به عنوان یک پیش‌بینی قطعی بارش تجمعی در نظر گرفت. برای مقایسه نتایج پس از اعمال پس‌پردازش آماری به روش **BMA**، میان‌تابع چگالی احتمال با اعضای خام همادی مقایسه شده است. از سنج‌های متداول آماری برای راستی‌آزمایی پیش‌بینی قطعی می‌توان به میانگین خطا $ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - o_i)$ ، میانگین قدر مطلق خطا $MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |f_i - o_i|$ و ریشه میانگین مربع خطا $RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - o_i)^2}$ اشاره کرد به طوری که f_i مقدار پیش‌بینی، o_i مقدار مشاهده در نقطه i ام و n تعداد کل نقاط است.

مقادیر **ME**، **RMSE** و **MAE** هر یک از اعضا و میان‌تابع چگالی احتمال در دوره آزمون برای بارش تجمعی ۲۴ ساعته در شکل ۲ آورده شده است که محور افقی، شماره ۱۸ عضو سامانه همادی و محور عمودی مقدار خطا به میلی‌متر است. همان‌طور که در شکل ۲ دیده می‌شود، **MAE** و **RMSE** بعد از اعمال روش پس‌پردازش آماری **BMA** و تخمین تابع چگالی احتمال و بدست آوردن میان‌تابع آن به عنوان یک پیش-بینی قطعی نسبت به هر یک از اعضای همادی مقدار کمتری

توزیع گاما به خود مقادیر دیدبانی بارش، توزیع گاما را به توان‌های مختلف مقادیر دیدبانی تطبیق دادند و دریافتند که بهترین تطبیق زمانی به دست می‌آید که توزیع گاما به ریشه سوم مقادیر دیدبانی بارش تطبیق داده شود. بنابراین، تابع چگالی احتمال شرطی $g_k(x|f_k)$ از ریشه سوم، به شرطی که مقدار بارش x مثبت باشد، توزیع گاما با پارامتر شکل α و پارامتر مقیاس β دارای PDF زیر است:

$$g_k(x|f_k) = \frac{1}{\beta_k^{\alpha_k} \Gamma(\alpha_k)} x^{\alpha_k-1} \exp(-x/\beta_k). \quad (2)$$

پارامترهای توزیع گاما به پیش‌بینی f_k با روابط زیر بستگی دارند:

$$\mu_k = b_{0k} + b_{1k} f_k^{1/3} \quad (3)$$

که $\mu_k = \alpha_k \beta_k$ میانگین توزیع و $\sigma_k^2 = \alpha_k \beta_k^2$ واریانس آن است. پارامترهای b_{0k} ، b_{1k} برای هر عضو، توسط رگرسیون خطی دیدبانی‌های بارش غیر صفر به عنوان متغیر وابسته و ریشه سوم مقدار تجمعی بارش پیش‌بینی شده به عنوان متغیر پیش‌بینی کننده تعیین می‌شوند.

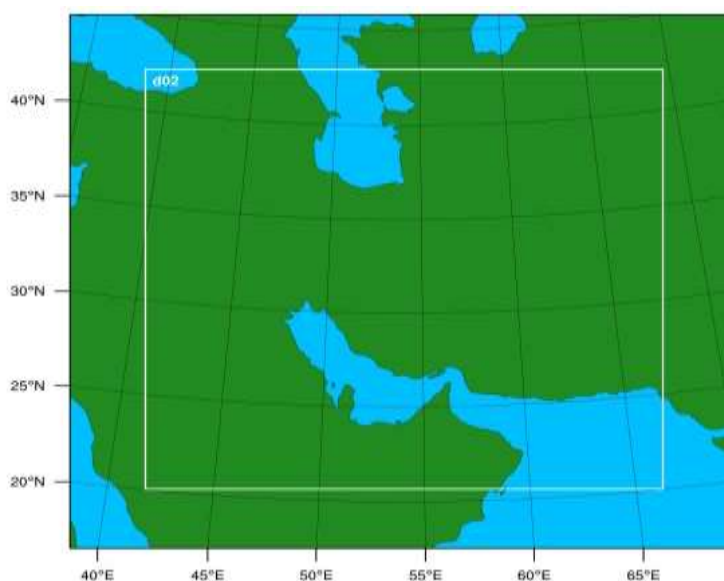
مدل و داده‌ها

در این پژوهش از داده‌های دیدبانی بارش تجمعی ۲۴ ساعته در ۴۰۶ ایستگاه همدیدی در سطح کشور استفاده شده است که بارش تجمعی از ساعت 06 UTC هر روز تا 06 UTC روز بعد را شامل می‌شود. سامانه همادی ۱۸ عضوی مورد مطالعه، از پیکر بندی‌های فیزیکی مختلف مدل **WRF** تشکیل شده است؛ به گونه‌ای که هر عضو سامانه، پارامتری‌سازی‌های فیزیکی مختلف (خردفیزیک، همرفت، لایه مرزی، سطح زمین و طرحواره‌های مربوط به تابش موج کوتاه و بلند) مربوط به خود را دارد (اسکاماروک و همکاران، ۲۰۰۸) و جزئیات آن در جدول ۱ آورده شده است. برای اجرای مدل دو دامنه با تفکیک‌های افقی ۲۷ و ۹ کیلومتر و ۲۷ تراز قائم در نظر گرفته شده است. محدوده جغرافیایی دامنه‌ها در شکل ۱ نشان داده شده است. مدت زمان اجرای مدل ۱۳۸ ساعت است که زمان شروع هر اجرا در 12 UTC و زمان پایان آن ساعت 06 UTC شش روز بعد است. برای شرایط مرزی و اولیه مدل **WRF** از داده‌های جهانی **GFS** با تفکیک افقی ۰/۵ درجه

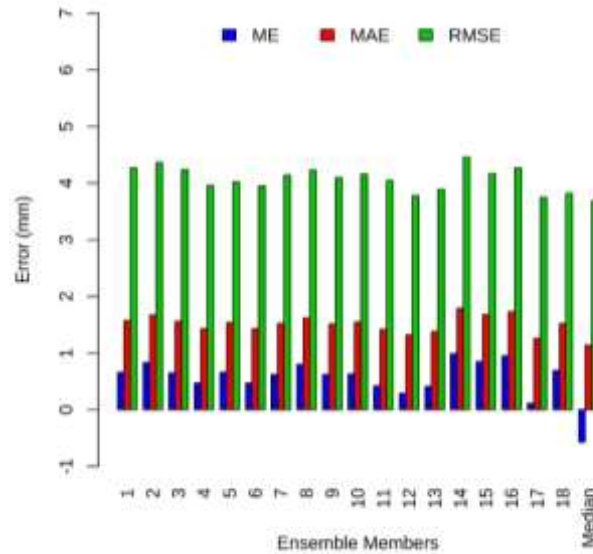
دارد و نشان دهنده عملکرد خوب این روش برای پیش‌بینی بارش تجمعی ۲۴ ساعته است.

جدول ۱- طرحواره‌های فیزیکی مختلف در اجرای مدل WRF

عضو همادی	فیزیک تابش موج بلند	فیزیک تابش موج کوتاه	خرد فیزیک	فیزیک همرفت	سطح زمین	لایه سطحی	لایه مرزی
1	RRTM	Goddard	Lin et al	Kain-Fritsch	Unified Noah	MM5 Monin-Obukhov	YSU
2	RRTM	Goddard	Lin et al	Kain-Fritsch	Unified Noah	Janjic	Mellor-Yamada-Janjic
3	RRTM	Goddard	Lin et al	Kain-Fritsch	Unified Noah	MM5 Monin-Obukhov	Shin-Hong
4	RRTM	Goddard	Ferrier	Kain-Fritsch	Unified Noah	MM5 Monin-Obukhov	YSU
5	RRTM	Goddard	Ferrier	Kain-Fritsch	Unified Noah	Janjic	Mellor-Yamada-Janjic
6	RRTM	Goddard	Ferrier	Kain-Fritsch	Unified Noah	MM5 Monin-Obukhov	Shin-Hong
7	RRTM	Goddard	WSM 6-class	Kain-Fritsch	Unified Noah	MM5 Monin-Obukhov	YSU
8	RRTM	Goddard	WSM 6-class	Kain-Fritsch	Unified Noah	Janjic	Mellor-Yamada-Janjic
9	RRTM	Goddard	WSM 6-class	Kain-Fritsch	Unified Noah	MM5 Monin-Obukhov	Shin-Hong
10	RRTM	Dudhia	Lin et al	Kain-Fritsch	Unified Noah	Janjic	Mellor-Yamada-Janjic
11	RRTM	Goddard	Lin et al	Betts-Miller-Janjic	Unified Noah	MM5 Monin-Obukhov	Grenier-Bretherton-McCaa
12	RRTM	Goddard	Ferrier	Betts-Miller-Janjic	Unified Noah	MM5 Monin-Obukhov	Grenier-Bretherton-McCaa
13	RRTM	Goddard	WSM 6-class	Betts-Miller-Janjic	Unified Noah	MM5 Monin-Obukhov	Grenier-Bretherton-McCaa
14	RRTM	fast RRTMG	Lin et al	Betts-Miller-Janjic	RUC	Janjic	Mellor-Yamada-Janjic
15	RRTM	fast RRTMG	Ferrier	Betts-Miller-Janjic	RUC	Janjic	Mellor-Yamada-Janjic
16	RRTM	fast RRTMG	WSM 6-class	Betts-Miller-Janjic	RUC	Janjic	Mellor-Yamada-Janjic
17	RRTM	Dudhia	Thompson	Betts-Miller-Janjic	RUC	MM5 Monin-Obukhov	YSU
18	RRTM	Dudhia	Thompson	Betts-Miller-Janjic	RUC	Janjic	Mellor-Yamada-Janjic



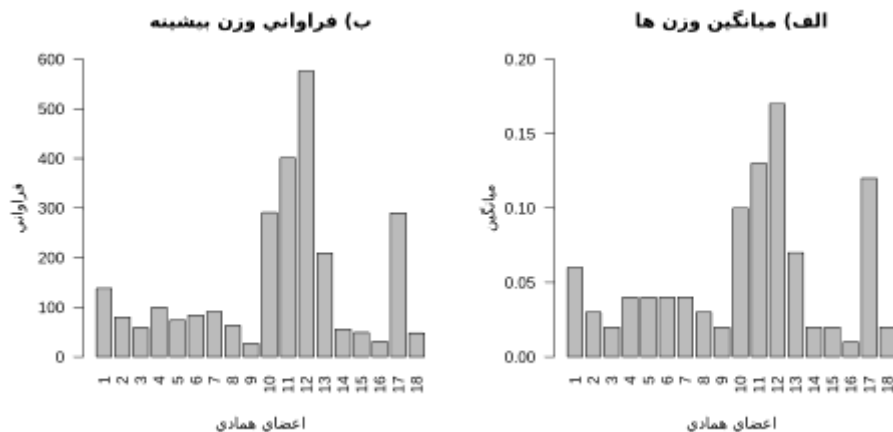
شکل ۱- محدوده در نظر گرفته شده برای دامنه ۱ و ۲ در اجرای مدل WRF



شکل ۲- خطای ME، MAE و RMSE هر یک از ۱۸ عضو سامانه همادی و میانه تابع چگالی احتمال بدست آمده به عنوان یک پیش‌بینی قطعی برای بارش تجمعی ۲۴ ساعته

حذف کرد. برای این منظور، با استفاده از روش **BMA** میانگین وزن هر یک از ۱۸ عضو همادی در دوره آزمون (از ۱۵ ژانویه ۲۰۲۰ تا ۱۵ مه ۲۰۲۰) محاسبه و در شکل ۳الف و فراوانی وزن بیشینه هر یک از اعضای همادی در شکل ۳ب نشان داده شده است. همان طور که در این شکل دیده می‌شود، اعضای شماره ۱، ۴، ۱۰، ۱۱، ۱۲، ۱۳ و ۱۷ دارای بیشترین فراوانی وزن بیشینه و بیشترین میانگین وزن هستند. این اعضا که دارای عملکرد بهتری هستند برای تشکیل سامانه همادی ۷ عضوی انتخاب می‌شوند و سایر اعضا از سامانه همادی حذف می‌شوند.

برای دستیابی به یک سامانه همادی با تعداد اعضای کمتر بدون کاهش دقت برون‌داد سامانه، از وزن تخصیص یافته به هر عضو همادی طبق کار نیتینگ و همکاران (۲۰۰۵)، به عنوان اهمیت و نقش آن عضو در سامانه همادی استفاده و اعضا با اهمیت کمتر از سامانه حذف شده است. منطق انجام این کار آن است که در صورت وجود همبستگی بین برون‌داد برخی از اعضای سامانه (برای مثال دو عضو)، عمل وایزش در روش **BMA** برای تخصیص وزن به اعضای سامانه، وزن زیاد را فقط به یکی از دو عضو مورد نظر تخصیص خواهد داد. به بیان دیگر می‌توان اعضای با وزن کمتر را بدون از دست دادن اطلاعات

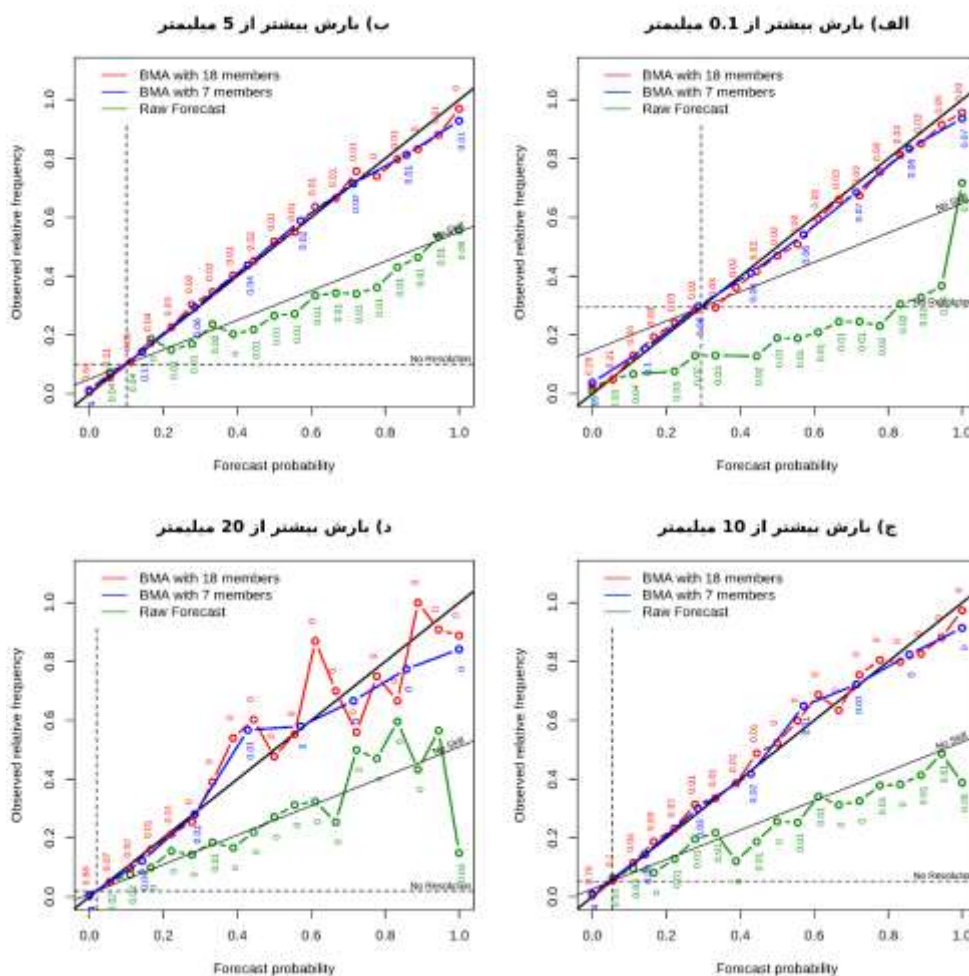


شکل ۳. الف) میانگین وزن و ب) فراوانی وزن بیشینه برای هر یک از اعضای سامانه همادی در دوره آزمون

بررسی تأثیر تعداد اعضای یک سامانه همادی بر دقت پیش‌بینی بارش

بدون مهارت و خط قابلیت اطمینان واقع شوند، یعنی پیش‌بینی احتمالاتی دارای مهارت است (ویلکس، ۲۰۱۹). برای بررسی حفظ کارایی پیش‌بینی احتمالاتی با تعداد اعضای کمتر، نمودار اطمینان‌پذیری پیش‌بینی خام و پس‌پردازش شده بارش تجمعی روزانه به روش BMA با استفاده از هر دو سامانه همادی ۱۸ و ۷ عضوی در آستانه‌های بارش بیشتر از ۰.۱، ۰.۵، ۱.۰ و ۲.۰ میلی‌متر در شکل ۲ آورده شده است. در شکل ۴ دیده می‌شود که پیش‌بینی احتمالاتی پس‌پردازش شده در هر دو سامانه همادی نسبت به پیش‌بینی خام یک پیش‌بینی قابل اطمینان، تفکیک‌پذیر و با مهارت است. با کاهش تعداد اعضای سامانه همادی به ۷ عضو، از کیفیت پیش‌بینی کاسته نشد و علاوه بر این، در آستانه بارش بیش از ۲.۰ میلی‌متر (شکل ۴د) دارای عملکرد بهتری است.

نمودار اطمینان‌پذیری، یک گراف متداول برای ارزیابی پیش‌بینی احتمالاتی است که احتمال پیش‌بینی یک رخداد (محور افقی نمودار) را در مقابل فراوانی نسبی مشاهدات آن رخداد (محور عمودی نمودار) نشان می‌دهد. در این نمودار، مؤلفه‌های قابلیت اطمینان، تفکیک‌پذیری و امتیاز مهارتی به خوبی نمایش داده می‌شوند. هر چه نقاط به نیمساز نمودار نزدیک‌تر باشند پیش‌بینی احتمالاتی دارای قابلیت اطمینان است. برای بررسی تفکیک‌پذیری پیش‌بینی احتمالاتی، هر چه نقاط به خط افقی که دارای مقدار $\bar{0}$ (میانگین مشاهدات) روی محور عمودی نمودار است و به خط عدم تفکیک‌پذیری موسوم است نزدیک‌تر باشند، دارای تفکیک‌پذیری کمتری هستند. خط نیم‌ساز زاویه بین دو خط قابلیت اطمینان و عدم تفکیک‌پذیری، خط بدون مهارت است؛ اگر نقاط بین خط



شکل ۴- نمودار اطمینان‌پذیری برای بارش‌های بیشتر از ۰.۱، ۰.۵، ۱.۰ و ۲.۰ میلی‌متر

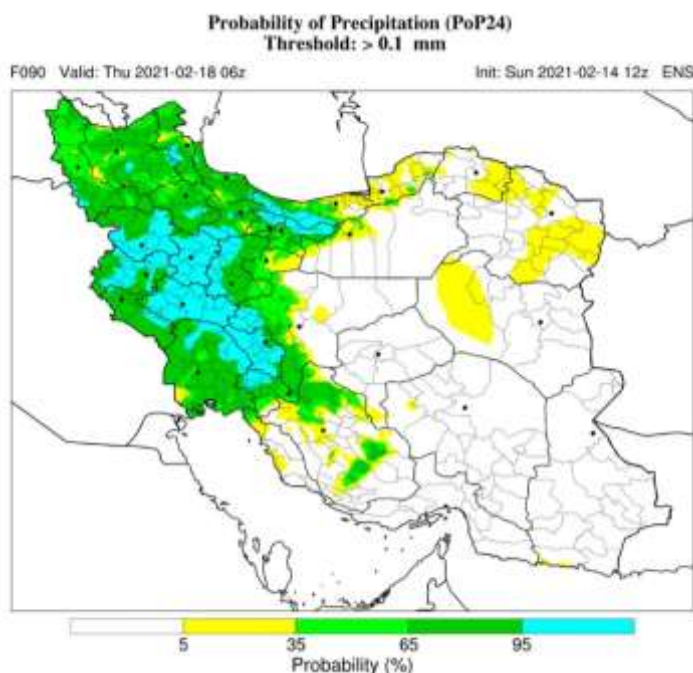
معرفی برخی محصولات سامانه همادی توسعه داده شده

صدک، احتمال رخداد پارامتر کمتر از مقدار نشان داده شده روی نقشه است. از منظر مقابل، ۱۰۰ منهای صدک مورد نظر، احتمال رخداد پارامتر بیشتر از مقدار نشان داده شده روی نقشه است. به عنوان مثال، شکل ۶ مقدار بارش تجمعی ۲۴ ساعته در صدک ۱۵ در تاریخ ۲۶ فوریه ۲۰۲۱ را نشان می‌دهد. به این معنا که به احتمال ۵٪ مقدار بارش تجمعی ۲۴ ساعته، کمتر از مقداری خواهد بود که روی نقشه نشان داده شده است. به عبارتی دیگر به احتمال ۹۵٪ مقدار بارش تجمعی ۲۴ ساعته، بیشتر از مقداری خواهد بود که روی نقشه نشان داده شده است.

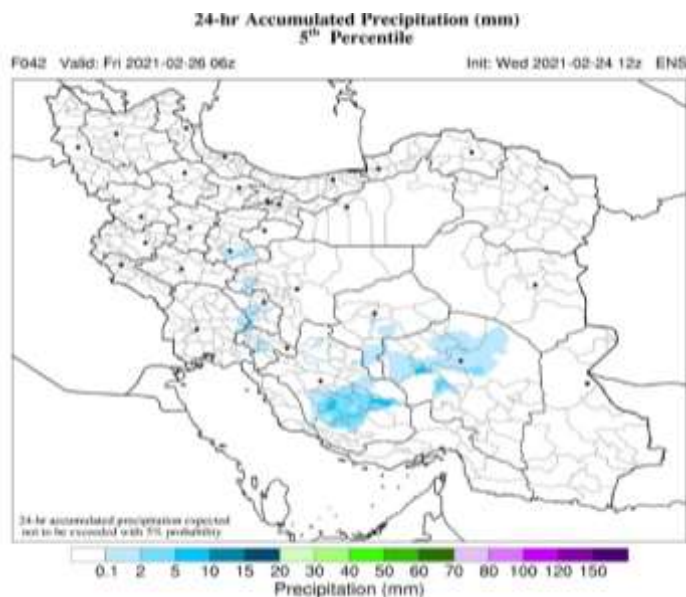
شکل ۷ مقدار بارش تجمعی ۲۴ ساعته در صدک ۱۹۵ در تاریخ ۲۶ فوریه ۲۰۲۱ را نشان می‌دهد. به این معنا که به احتمال ۹۵٪ مقدار بارش تجمعی ۲۴ ساعته، کمتر از مقداری خواهد بود که روی نقشه نشان داده شده است. به عبارتی دیگر به احتمال ۵٪ مقدار بارش تجمعی ۲۴ ساعته، بیشتر از مقداری خواهد بود که روی نقشه نشان داده شده است. بنابراین مقدار پارامتر در صدک‌های پایین، کمتر از مقدار پارامتر در صدک‌های بالا است.

نقشه احتمالات بارش تجمعی ۲۴ ساعته در آستانه‌های مختلف ترسیم می‌شود. به این صورت که در این نوع نقشه‌ها، احتمال این که پارامتر مربوطه از آستانه‌ای کمتر یا بیشتر باشد نمایش داده می‌شود. هر چه مقدار آستانه افزایش یابد، احتمال آن که مقدار پارامتر بیشتر از آن آستانه باشد کاهش می‌یابد. به عنوان مثال، شکل ۵ نقشه احتمال بارش تجمعی ۲۴ ساعته بیشتر از ۰.۱ میلیمتر (وقوع یا عدم وقوع بارش) را برای تاریخ ۱۸ فوریه ۲۰۲۱ نشان می‌دهد. احتمالات به ۵ دسته کمتر از ۵٪، بین ۵٪ تا ۳۵٪، از ۳۵٪ تا ۶۵٪، از ۶۵٪ تا ۹۵٪ و بیش از ۹۵٪ دسته‌بندی شده‌اند. نقاط با رنگ فیروزه‌ای نشان دهنده این است که در آن مناطق احتمال وقوع بارش بیش از ۹۵٪ است. نقاط با رنگ زرد نشان دهنده این است که در آن مناطق احتمال وقوع بارش بین ۵٪ تا ۳۵٪ است. برای سایر آستانه‌ها در سنین مختلف پیش‌بینی این نقشه‌ها هر روز تهیه می‌شوند.

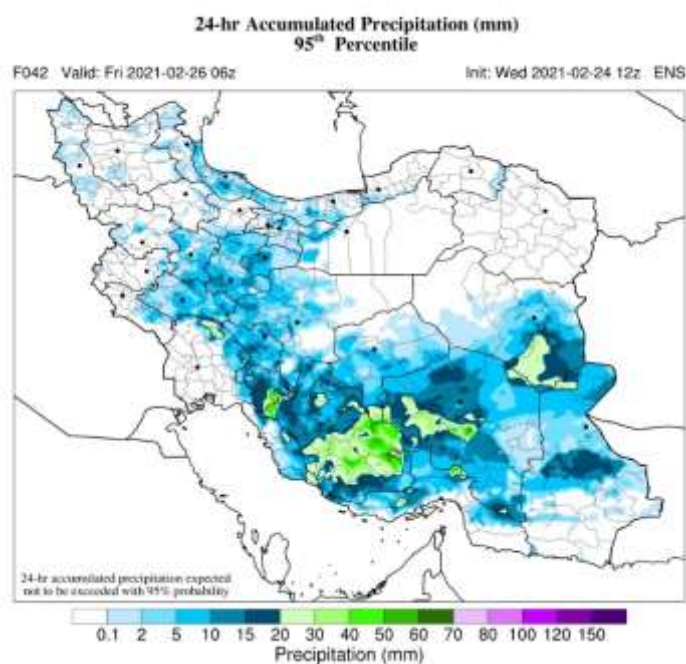
برای پارامتر بارش تجمعی ۲۴ ساعته، نقشه‌های صدک ۱۵م، ۱۱۰م، ۱۲۵م، ۱۵۰م، ۱۷۵م، ۱۹۰م و ۱۹۵م در سنین مختلف پیش‌بینی هر روز تولید می‌شوند. در نقشه صدک، مقدار پارامتر را در یک صدک مشخص از تابع توزیع نشان می‌دهند. مقدار



شکل ۵. نقشه احتمالات بارش تجمعی ۲۴ ساعته بیشتر از ۰.۱ میلیمتر در تاریخ ۱۸ فوریه ۲۰۲۱



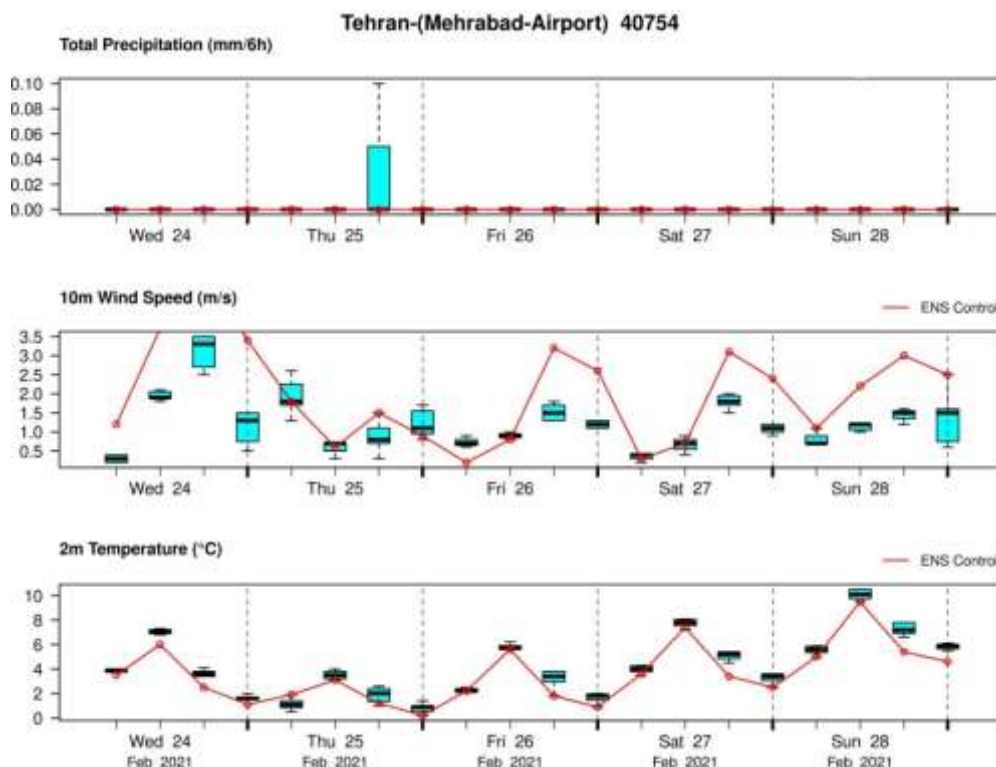
شکل ۶. نقشه صدک ۵م بارش تجمعی ۲۴ ساعته در تاریخ ۲۶ فوریه ۲۰۲۱



شکل ۷. نقشه صدک ۹۵م بارش تجمعی ۲۴ ساعته در تاریخ ۲۶ فوریه ۲۰۲۱

می‌دهد. نمودارهای متئوگرام همادی نمودارهای جعبه‌ای هستند که بر اساس ۷ عضو همادی تولید شده‌اند. این نمودارها، سری زمانی پیش‌بینی را همراه با عدم قطعیت آن نشان می‌دهند. خطوط قرمز رنگ مقدار پیش‌بینی عضو کنترلی هستند.

در ۴۰۶ ایستگاه همادی کشور برای سه پارامتر بارش تجمعی ۶ ساعته، سرعت باد ده متری و دمای دو متری نمودارهای متئوگرام همادی برای پنج روز آینده تولید می‌شوند. شکل ۸ یک نمونه از این نمودارها را برای ایستگاه فرودگاه مهرآباد تهران که تاریخ شروع مدل ۲۳ فوریه ۲۰۲۱ است را نشان



شکل ۸. متئوگرام پیش‌بینی بارش تجمعی ۶ ساعته، سرعت باد ده متری و دمای دو متری برای ایستگاه مهرآباد تهران

نتیجه‌گیری

یک سامانه همادی از اجرای مدل WRF با ۱۸ طرحواره فیزیکی مختلف برای پیش‌بینی احتمالاتی بارش تجمعی در ۴۰۶ ایستگاه هم‌دیدگی کشور ایجاد شد. شرایط اولیه و مرزی مورد استفاده در مدل WRF، داده‌های مدل جهانی GFS با تفکیک ۰/۵ درجه بود. روش میانگین‌گیری به روش بیزی (BMA) برای پس‌پردازش سامانه همادی و صدور پیش‌بینی احتمالاتی استفاده شد. با بدست آوردن وزن هر یک از اعضای سامانه همادی با استفاده از روش BMA و انتخاب اعضای که دارای وزن بیشتری هستند، اعضای سامانه همادی به ۷ عضو کاهش پیدا کرد. سپس به درستی‌سنجی نتایج و مقایسه مهارت پیش‌بینی قبل و بعد از پس‌پردازش آماری پرداخته شد. نتایج درستی‌سنجی نشان داد که نتایج پیش‌بینی پس‌پردازش شده به روش BMA با هر دو سامانه ۷ و ۱۸ عضوی نسبت به پیش‌بینی خام بهبود قابل توجهی داشته است. با حذف اعضای دارای وزن کمتر و کاهش هزینه‌های اجرا و صرفه‌جویی در زمان، نه تنها از کیفیت پیش‌بینی کاسته نشد بلکه در آستانه‌های بالا دارای عملکرد بهتری نیز بود.

منابع

- آزادی، م.، محمدی، س.ع.، ۱۳۹۸، پیش‌بینی احتمالاتی دماهای کمینه و بیشینه روزانه برای ایران با استفاده از سامانه همادی دو عضوی، نیوار، ۴۳، ۵۷-۶۶.
- ده‌ملانی، م.، رضازاده، م.، آزادی، م.، ۱۴۰۰، بررسی پیش‌بینی احتمالاتی سرعت باد ده متری با استفاده از دو روش پس‌پردازش همادی، پژوهش‌های اقلیم‌شناسی، ۴۸، ۶۹-۸۴.
- فتحی، م.، آزادی، م.، کمالی، غ.، مشکوتی، ا.، ۱۳۹۷، واسنجی پیش‌بینی احتمالاتی بارش برونداد سامانه همادی به روش میانگین‌گیری بیزی روی ایران، نشریه هواشناسی و علوم جو، ۲۰:۱، ۱۱۴-۱۲۹.
- Baran, S., 2014. Probabilistic wind speed forecasting using Bayesian model averaging with truncated normal components. *Computational Statistics and Data Analysis*, 75, 227-238.
- Díaz, M., Nicolis, O., Marín, J.C. and Baran, S., 2019. Statistical post-processing of ensemble forecasts of temperature in Santiago de Chile. *Meteorological Application*, 27(1), 1-12.
- Gneiting, T., Raftery, A. E., Westveld, A. H. and Goldman, T., 2005. Calibrated probabilistic forecasting using ensemble model output

12. Skamarock, C., Klemp, B., Dudhia, J., Gill, O., Liu, Z., Berner, J., Wang, W., Powers, G., Duda, G., Barker, D.M., & Huang, X., 2019. A Description of the Advanced Research WRF Model Version 4. Computer Science.
13. Sloughter, J. M., Gneiting, T. and Raftery, A. E., 2010. Probabilistic wind speed forecasting using ensembles and Bayesian model averaging. *Journal of the American Statistical Association*, 105, 25-37.
14. Sloughter, J. M., Raftery, A. E., Gneiting, T. and Fraley, C., 2007. Probabilistic quantitative precipitation forecasting using Bayesian model averaging. *Monthly Weather Review*, 135, 3209-3220.
15. Soltanzadeh, I., Azadi, M. and Vakili, G.A., 2011. Using Bayesian model averaging (BMA) to calibrate probabilistic surface temperature forecasts over Iran. *Annales de Geophysique*, 29, 1295-1303.
16. Vannitsem, S., Wilks, D.S. and Messner, J., 2019. *Statistical Postprocessing of Ensemble Forecasts*. Amsterdam, Netherlands: Elsevier.
17. Wilks, D. S., 2019. *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. New York: Elsevier.
7. Lang, M.N., Lerch, S., Mayr, G.J., Simon, T., Stauffer, R., Zeileis, A., 2020. Remember the past: a comparison of time-adaptive training schemes for non-homogeneous regression: *Nonlinear Process. Geophys*, 27, 23-34.
8. Mohammadi, S. A., Rahmani, M., Azadi, M., 2016. Meta-heuristic CRPS minimization for the calibration of short-range probabilistic forecasts. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 128, 429-440.
9. Raftery, A. E., Gneiting, T., Balabdaoui, F. and Polakowski, M., 2005. Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles. *Monthly Weather Review* 133, 1155-1174.
10. Scheuerer, M. and Hamill, T. M., 2015. Statistical post-processing of ensemble precipitation forecasts by fitting censored, shifted gamma distributions. *Monthly Weather Review*, 143, 4578-4596.
11. Schmeits, M.J. and Kok, K.J., 2010. A comparison between raw ensemble output, (modified) Bayesian model averaging, and extended logistic regression using ECMWF ensemble precipitation reforecasts. *Monthly Weather Review*, 138(11), 4199-4211.