

پیش‌بینی احتمالاتی بارش با استفاده از پس‌پردازش (post processing) برون‌داد یک سامانه همادی

مجید آزادی^۱، سعید واشانی^{۲*} و سهراب حجام^۳

^۱ استادیار، پژوهشگاه هواشناسی و علوم جو، تهران، ایران
^۲ استادیار، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران، ایران
^۳ دانشیار، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران، ایران

(دریافت: ۸۹/۵/۱۸، پذیرش نهایی: ۹۰/۷/۱۹)

چکیده

در پژوهش حاضر یک سامانه همادی با استفاده از مدل‌های میان‌مقیاس MM5 و WRF با پیکربندی‌های گوناگون و تغییر در فیزیک آنها ساخته شد. سپس برون‌داد هر عضو (به‌صورت جداگانه) در سامانه همادی برای کمیت بارش با استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی مورد پس‌پردازش (post processing) قرار گرفت و در نهایت با استفاده از روش بافت‌نگار رتبه‌ای پیش‌بینی‌های احتمالاتی بارش برای آستانه‌های گوناگون بارش برای منطقه شمال ایران محاسبه و واسنجی شد. میانگین خطای مطلق به‌دست آمده برای روز اول کمتر از ۱/۵ mm و در روزهای دوم و سوم پیش‌بینی حدود ۲/۲ mm به‌دست آمد که نسبت به برون‌داد مستقیم اعضای سامانه به‌ترتیب حدود ۰/۲ mm و ۰/۴ mm کمتر شده است. محاسبه سنجه راستی‌آزمایی امتیاز بربر برای قبل و بعد از واسنجی به روش بافت‌نگار رتبه‌ای، نشان‌دهنده بهبود پیش‌بینی‌های احتمالاتی واسنجیده شده است؛ به‌گونه‌ای که در روز اول پیش‌بینی، امتیاز مهارتی بربر برای شبکه عصبی مصنوعی حدود ۰/۳ و برای روش بافت‌نگار رتبه‌ای کمتر از ۰/۱ برای هر سه آستانه به‌دست آمد.

واژه‌های کلیدی: سامانه همادی، شبکه عصبی مصنوعی، روش بافت‌نگار رتبه‌ای، واسنجی

Probabilistic precipitation forecast using post processing of output of ensemble forecasting system

Azadi, M.¹, Vashani, S.² and Hajjam, S.³

¹Assistant Professor, Atmospheric Science and Meteorological Research Center (ASMERC), Tehran, Iran

²Assistant Professor, Islamic Azad University, Science and Research branch, Tehran, Iran

³Associate Professor, Islamic Azad University, Science and Research branch, Tehran, Iran

(Received: 09 Aug 2010, Accepted: 11 Oct 2011)

Abstract

Accurate quantitative precipitation forecasts (QPFs) have been always a demanding and challenging job in numerical weather prediction (NWP). The outputs of ensemble prediction systems (EPSs) in the form of probability forecasts provide a valuable tool for probabilistic quantitative precipitation forecasts (PQPFs).

In this research, different configurations of WRF and MM5 meso-scale models form our eight member ensemble prediction system. The initial and boundary conditions come from the operational 1200 UTC runs of global forecasting system (GFS) of NCEP (National Center for Environmental Prediction). The integration period goes from first November 2008 to 30 April 2009 (182 days). Both WRF and MM5 are used with non-

hydrostatic option and were run with two nested domains, with the larger domain covering the south-west Middle East from 10° to 51° north and from 20° to 80° east. The smaller domain covers Iran from 23° to 41° north and from 42° to 65° east. The spatial resolutions are 45- and 15-km for the coarser and finer domains respectively. Forecasts out to +72 hour ahead from the inner domains have been used to form the raw ensemble forecasts.

The ensemble forecasts assessed in this study are as follows: raw ensemble forecasts, ensemble forecasts formed by post processing of each member in the raw ensemble forecasts using artificial neural network (ANN), ensemble forecasts formed using rank-histogram calibration technique of Hamill and Cloucci (1998) on the raw ensemble forecasts and ensemble forecasts formed by using both ANN and rank-histogram calibration methods on the raw ensemble forecasts.

This research shows that ANN could decrease the error of raw ensemble so that the MAE for the first day of forecast achieves less than 1.5 mm and for second and third forecast days is about 2.5 mm. And all members errors are similar for all forecast days, but it seems that the members related to the MM5 model (members 6, 7, 8) produce slightly better forecasts, while after using the post processing methods the result of MAE are nearly similar.

BS was calculated for raw ensemble forecasts, ensemble forecasts formed by post processing of each member in the raw ensemble forecasts using ANN, ensemble forecasts formed using rank-histogram calibration technique of Hamill and Cloucci (1998) on the raw ensemble forecasts and ensemble forecasts formed by using both ANN and rank-histogram calibration methods for mentioned thresholds from forecast days 1-3. Having performed ANN method, the forecast quality increased significantly. For example, the amount of BS for raw ensemble 0.42 decreased to 0.32 for post processed ensemble using ANN method for the first forecast day in precipitation less than 0.1 mm. Also the BS calculated before and after using rank histogram method proposed by Hamill and Cloucci (1998) shows the increasing of probabilistic forecast quality such that the amount of BS for raw ensemble 0.42 decreased to 0.29 for post processed ensemble using both ANN and method proposed by Hamill and Cloucci (1998) for the second forecast day in precipitation less than 0.1 mm. The Brier Skill Score (BSS) was 0.3 for post-processed ensemble using ANN method and 0.1 for post-processed ensemble using method proposed by Hamill and Cloucci (1998) for all three thresholds in the first day of forecast.

Briefly the selection of different configurations does not have much effect on decreasing the error and difference between observation and DMO increases from the first to the third forecast days in all members. The ANN and method proposed by Hamill and Cloucci (1998) as two post processing methods can significantly decrease the systematic error of DMO, but the ANN method can remove systematic error better than the method proposed by Hamill and Cloucci (1998). We can produce more accurate probabilistic forecast using ANN for raw ensemble output and the calibrating the post processed output using method proposed by Hamill and Cloucci (1998).

Key words: Probabilistic quantitative, Precipitation forecasts, Ensemble forecasts, Artificial neural network, Rank-histogram calibration technique

۱ مقدمه

مدل‌های پیش‌بینی عددی وضع هوا برای این کمیت دارای خطاهای سامان‌مند و تصادفی است. به این علت برای

کمیت بارش از جمله کمیت‌هایی است که پیش‌بینی کمی آن همواره مشکل و چالش برانگیز بوده است و برون‌داد

شایان گفتن است که بارش یک کمیت ناپیوسته و غیرخطی است و در بین روش‌های متداول پس‌پردازش، تاکنون تنها روش شبکه عصبی مصنوعی با موفقیت برای پس‌پردازش آن از سوی پژوهشگران هواشناسی مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین مک کولر و استال (۲۰۰۸) با تعریف درجه موازنه جرم و استفاده از میانگین متحرک روش دیگری را برای پس‌پردازش کمیت بارش پیشنهاد کرده‌اند.

پیش‌بینی‌های همادی به‌صورت عملیاتی در مقیاس همدیدی (توت و کالنی، ۱۹۹۳؛ هوتکامر و ژاکه، ۱۹۹۵؛ مولنتی، ۱۹۹۶) و در مقیاس میانی (استنشرود و همکاران، ۱۹۹۹؛ ون‌دیشین و همکاران، ۲۰۰۱؛ گرمیت و مس، ۲۰۰۲؛ اکل و مس، ۲۰۰۵) استفاده شده است. اما با وجود مهارت تقریباً زیاد پیش‌بینی‌های همادی، این پیش‌بینی‌ها به‌ویژه برای کمیت‌های سطح زمین دارای پراکنش نقصانی (under-dispersion) و بنابراین غیرواسنجیده هستند. روش‌های آماری گوناگونی مانند بافت‌نگار رتبه‌ای (هامیل و کلوچی، ۱۹۹۸)، برازش لاجستیک (ویلکس، ۲۰۰۶)، میانگین‌گیری بیزی مدل‌ها (رافتری و همکاران، ۲۰۰۵) و درسینگ همادی گوسی (نیتینگ و همکاران، ۲۰۰۵) برای پس‌پردازش و واسنجی کردن برون‌داد خام یک سامانه همادی عرضه شده است. در داخل کشور می‌توان به پژوهش آزادی و همکاران (۱۳۸۸) برای صدور پیش‌بینی احتمالی بارش با استفاده از یک سامانه همادی اشاره کرد. آنها روشن ساختند که با استفاده از روش بافت‌نگار رتبه‌ای پیشنهاد شده هامیل و کلوچی (۱۹۹۸) برون‌داد سامانه پیش‌بینی همادی واسنجیده می‌شود.

هدف اصلی از پژوهش حاضر، ساختن یک سامانه همادی با استفاده از تغییر در پیکربندی‌های مدل‌های منطقه‌ای WRF و MM5 و صدور پیش‌بینی احتمالی واسنجیده بارش است. در این پژوهش پس‌پردازش

کاهش خطای برون‌داد مدل‌های پیش‌بینی عددی وضع هوا از روش‌های گوناگون آماری در تصحیح و پس‌پردازش پیش‌بینی بارش استفاده می‌شود.

روش‌های گوناگونی برای پس‌پردازش (post processing) برون‌داد مستقیم مدل (DMO) وجود دارد که می‌توان آنها را به دو دسته کلی تقسیم کرد. دسته اول، روش‌هایی هستند که در آنها به داده‌های دیدبانی و پیش‌بینی برای یک دوره زمانی طولانی مثلاً چندسال نیاز است. روش‌های آماره برون‌داد مدل (MOS) و پیش‌بایی کامل (PPM) از متداول‌ترین این روش‌ها هستند. این روش‌ها در اساس روش‌های وایزی خطی‌اند که در آنها کمیت موردنظر برای پیش‌بینی به‌صورت ترکیب خطی از چند پیش‌بینی‌کننده به‌دست می‌آید. پیش‌بینی‌کننده‌ها از برون‌داد مدل (در روش MOS) یا از دیدبانی (در روش PPM) به‌دست می‌آیند. برای توضیح جزئیات بیشتر به منابع مربوط مانند کلین و همکاران (۱۹۵۹)، گلان و لوری (۱۹۷۲) و کارتر و همکاران (۱۹۸۹) مراجعه شود. نیاز به داده‌های طولانی‌مدت، استفاده از این روش‌ها را برای کاربردهای عملیاتی در مراکز پیش‌بینی با محدودیت مواجه می‌سازد. دسته دوم، روش‌هایی هستند که در آنها محدودیت روش‌های دسته اول تا حدودی برطرف شده است. به گونه‌ای که برای کاربست آنها داده‌های پیش‌بینی و دیدبانی در یک دوره زمانی کوتاه (چندروز تا چندماه) کافی است. از جمله متداول‌ترین این روش‌ها می‌توان به روش پالایه کالمن (هاملید، ۱۹۹۵؛ گالانیس و آنادرانستکیس، ۲۰۰۲) و روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) (مرزبان، ۲۰۰۳؛ کوئیزومی، ۱۹۹۹؛ یوال و ویلیام، ۲۰۰۳) اشاره کرد. این روش‌ها در سال‌های اخیر با موفقیت قابل توجهی در نقاط گوناگون دنیا به کار گرفته شده‌اند؛ هرچند هنوز هم روش MOS با داده‌های طولانی‌مدت (حدود سه سال) در مقایسه با سایر روش‌ها دارای بهترین جواب‌ها است (ویلکس و هامیل، ۲۰۰۷).

برون‌داد مدل‌ها در دو مرحله صورت گرفته است. در مرحله اول از روش شبکه عصبی مصنوعی برای پس‌پردازش برون‌داد یقینی هر پیکربندی و صدور یک پیش‌بینی منفرد یقینی بهتر استفاده شد. سپس نتایج پس‌پردازش با استفاده از میانگین خطای مطلق مورد راستی‌آزمایی قرار گرفت. در مرحله دوم از روش بافت‌نگار رتبه‌ای پیشنهادی هامیل و کلوچی (۱۹۹۸) برای پس‌پردازش برون‌داد خام یک سامانه همادی (همه اعضا با هم) برای واسنجی پیش‌بینی احتمالی استفاده شد. در نهایت نتایج با استفاده از امتیاز بریر مورد راستی‌آزمایی قرار گرفت.

۲ روش کار

در این تحقیق پنج پیکربندی متفاوت از مدل WRF و سه پیکربندی متفاوت از مدل MM5 برای تولید پیش‌بینی‌های سه روزه به کار رفته است. شرایط مرزی و اولیه با استفاده از برون‌داد مدل تمام‌کره‌ای AVN موسوم به سامانه پیش‌بینی تمام‌کره‌ای (GFS) استخراج شد. جدول‌های ۱ و ۲ پیکربندی‌های متفاوت مدل‌های WRF و MM5 را در این پژوهش نشان می‌دهد. این پیکربندی‌های متفاوت با استفاده از تغییر در فراسنج‌سازی‌های فیزیکی شامل فراسنجی‌های کومه‌ای، لایه مرزی و تابش اختیار شده است (کنینگهام و همکاران، ۲۰۰۷). شایان گفتن است که با تغییر در گزینه‌های فیزیکی مدل‌های WRF و MM5 می‌توان یک سامانه با اعضای بسیار زیاد بنا نهاد. فرض اصلی در پیش‌بینی‌های همادی آن است که دیدبانی یقینی وجود ندارد بلکه دیدبانی دارای یک توزیع احتمالی است که تک‌مقدار دیدبانی شده فقط یک نمونه ممکن از این توزیع است و هدف اصلی در پیش‌بینی همادی پیش‌بینی همین توزیع است. این هدف از راه نمونه‌گیری صورت می‌گیرد و در واقع فرض می‌کنیم که پیش‌بینی‌های سامانه همادی نمونه‌هایی از این توزیع هستند. بدیهی است

بر اساس اصول علم احتمال، نمونه‌گیری باید به گونه‌ای باشد که هر عضو از توزیع (جامعه آماری) بخت مساوی برای انتخاب شدن داشته باشد، در غیر این صورت نمونه به دست آمده کامل نیست و دارای آریبی خواهد بود. به بیان دیگر برای ساختن سامانه همادی کامل باید همه عدم قطعیت‌های موجود در مدل‌سازی نظیر عدم قطعیت در شرایط اولیه، تفکیک مورد استفاده در مدل و گزینه‌های فیزیکی در نظر گرفته شود. در صورتی که سامانه همادی بنا شده دارای پراکنش خوبی باشد، بافت‌نگار رتبه‌ای حاصل از سامانه همادی، یکنواخت خواهد بود. نتایج تحقیقات صورت گرفته نشان می‌دهد که در نظر گرفتن عدم قطعیت در فیزیک مدل دارای اهمیتی برابر با (یا بیشتر از) در نظر گرفتن عدم قطعیت شرایط اولیه است.

همچنین باید توجه کرد که توان محاسباتی در دسترس تعداد اعضای سامانه همادی را در عمل محدود می‌کند. در پژوهش حاضر فقط عدم قطعیت در گزینه‌های فیزیکی مدل لحاظ شده است. ساختن یک سامانه کامل‌تر و احتساب عدم قطعیت در سایر بخش‌های مدل‌سازی می‌تواند چشم‌انداز آینده این پژوهش را نشان دهد هر چند نتایج به دست آمده در این پژوهش برای یک سامانه کامل‌تر نیز معتبر است.

در این پژوهش پس‌پردازش برون‌داد مدل‌ها در دو مرحله صورت گرفته است. همان‌گونه که در شکل ۱ نشان داده شده است، در مرحله اول از روش شبکه عصبی مصنوعی برای پس‌پردازش برون‌داد یقینی هر پیکربندی و صدور یک پیش‌بینی منفرد یقینی بهتر و در مرحله دوم از روش بافت‌نگار رتبه‌ای پیشنهاد شده هامیل و کلوچی (۱۹۹۸) برای پس‌پردازش برون‌داد خام یک سامانه همادی (همه اعضا با هم) برای واسنجی پیش‌بینی احتمالی استفاده شده است.

ابتدا مدل‌های MM5 و WRF با هشت پیکربندی متفاوت که در جدول‌های ۱ و ۲ آورده شده است، در بازه

در مرحله بعد (واسنجی با بافت‌نگار رتبه‌ای) پیش‌بینی‌های بارش پس‌پردازش شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، اعضای سامانه همادی خام را تشکیل می‌دهد. پیش‌بینی‌های پس‌پردازش شده با شبکه عصبی به دو دسته برای دوره‌های آموزش و ارزیابی تقسیم شد (۷۰ روز آموزش و ۷۰ روز ارزیابی). برای تشکیل بافت‌نگار رتبه‌ای در دوره آموزش، ابتدا داده‌های سامانه (برون‌داد شبکه عصبی) از نزولی به صعودی مرتب و سپس رتبه دیدبانی در میان اعضا تعیین شد که از آنجا که سامانه موردنظر دارای هشت عضو است، پس نه رتبه برای دیدبانی وجود دارد.

سپس با استفاده از روش بافت‌نگار رتبه‌ای پیشنهاد شده هامیل و کلوچی (۱۹۹۸) برای واسنجی سامانه و سپس پیش‌بینی احتمال وقوع بارش برای آستانه‌های کمتر از 0.1 mm و بین 0.1 mm تا 10 mm و بیشتر از 10 mm استفاده شده است و در نهایت پیش‌بینی همادی خام (UNCAL. DMO)، پیش‌بینی همادی پس‌پردازش شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (UNCAL. ANN)، پیش‌بینی همادی واسنجیده شده با روش هامیل کلوچی (۱۹۹۸) (CAL. DMO) و پیش‌بینی همادی که با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و روش پیشنهادی توسط هامیل و کلوچی (۱۹۹۸) (CAL. ANN) پس‌پردازش و نتایج با استفاده از امتیاز بریر راستی آزمایی شده است. در ادامه و پیش از عرضه نتایج، توضیحات کوتاهی در مورد شبکه عصبی مصنوعی و بافت‌نگار رتبه‌ای آورده شده است.

۱-۲ شبکه عصبی مصنوعی

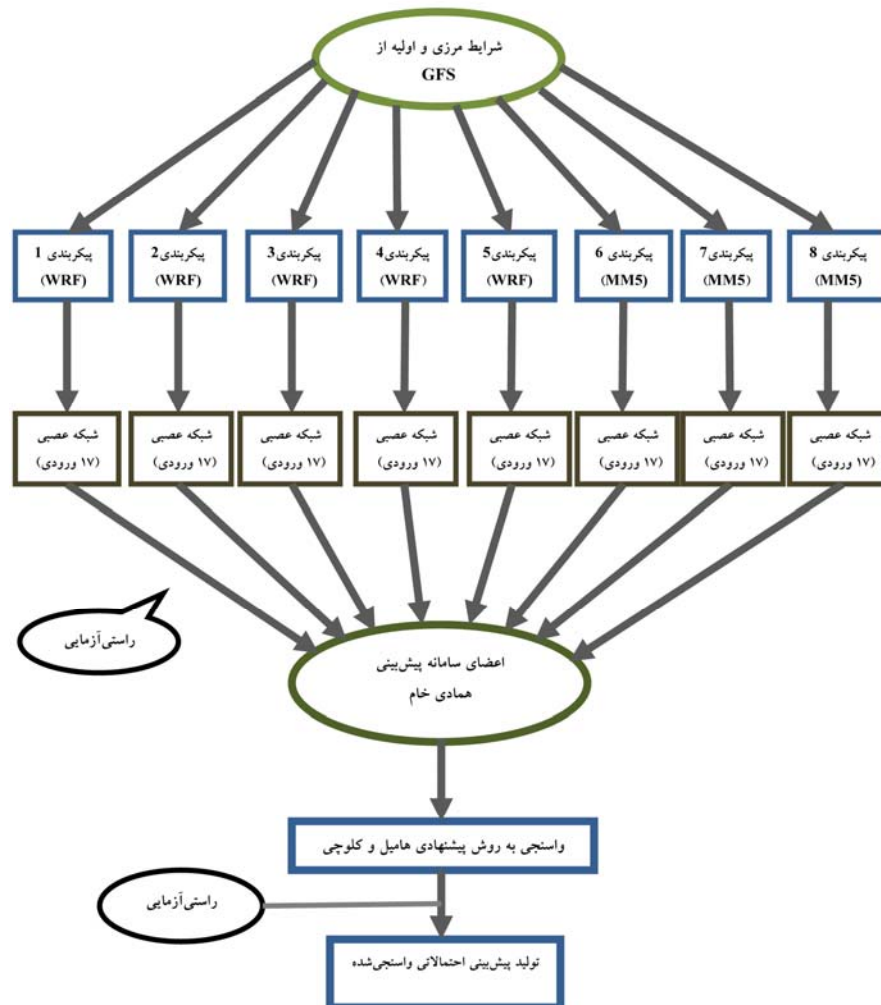
شبکه عصبی مصنوعی روشی است برای پردازش داده‌ها که ایده آن از سامانه‌های زیستی گرفته شده است و مانند مغز عمل می‌کند. هر شبکه از تعداد زیادی عناصر پردازشی فوق‌العاده به هم پیوسته به نام نرون تشکیل

زمانی موردنظر و برای شش ماه به منظور به دست آوردن پیش‌بینی‌های ۷۲ ساعته اجرا شده است ($1440 = 8 \times 180$ اجرا). هفده کمیت شامل بارش سطح زمین، دمای ترازهای ۵۰۰، ۸۵۰ و ۱۰۰۰ میلی‌باری، ارتفاع ژئوپتانسیلی در ترازهای ۵۰۰، ۷۰۰، ۸۵۰ و ۱۰۰۰ میلی‌باری، سرعت قائم در ترازهای ۵۰۰، ۸۵۰ و ۱۰۰۰ میلی‌باری، رطوبت در ترازهای ۵۰۰، ۸۵۰ و ۱۰۰۰ میلی‌باری و رطوبت ویژه در ترازهای ۵۰۰، ۸۵۰ و ۱۰۰۰ میلی‌باری از برون‌داد مدل‌ها استخراج و با استفاده از درون‌یابی دو خطی برای نقاط ایستگاهی مورد نظر درون‌یابی شده است. با استفاده از این هفده کمیت در برون‌داد مدل و دیدبانی‌های متناظر مربوط به هر ایستگاه برای روزهای اول، دوم و سوم پیش‌بینی، به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی، کمیت روزانه بارش برای هر پیکربندی مدل در هر ایستگاه، جداگانه مورد پس‌پردازش قرار گرفته است و سپس میانگین خطای مطلق برون‌داد مستقیم مدل (DMO) و برون‌داد پس‌پردازش شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای هر پیکربندی مدل محاسبه شد. با توجه به اینکه در اینجا ۳۳ ایستگاه همدیدی شمال کشور در نظر گرفته شده و ۸ پیکربندی متفاوت از مدل‌های WRF و MM5 ایجاد شده، شبکه عصبی مصنوعی $264 = 8 \times 33$ مرتبه برای روز اول اجرا شده است (تعداد اجراها برای هر سه روز برابر $792 = 3 \times 264$ است).

شبکه عصبی مصنوعی که در این تحقیق طراحی شده، همانند پژوهش یوال و ویلیام (۲۰۰۳) دارای سه لایه پیش‌خور با یک لایه مخفی است. این شبکه قابلیت دریافت ۱۷ ورودی و عرضه یک برون‌داد را دارد. در لایه اول شبکه از تابع انتقال سیگموئید و در لایه دوم و سوم از تابع انتقال خطی استفاده شده است. در این شبکه از تابع آموزشی لوببرگ موسوم به روش trainml و در فرایند آموزش از تابع هدف خطای میانگین مربعات استفاده شده است.

فرایند قیاسی و به یاری کلیه الگوهای که پیش تر آموخته است، شبیه ترین برون داد به الگو را که کمترین تفاوت را نیز با درون داد داشته باشد برمی گزیند. به همین دلیل هرچه دوره آموزش شبکه عصبی مصنوعی بیشتر باشد، دقت شبکه عصبی نیز افزایش می یابد. شبکه عصبی مصنوعی که برای تشخیص الگو به کار می رود، پیش خور نامیده می شود (شکل ۲). برای اطلاع بیشتر در مورد مفهوم و نیز چگونگی استفاده از شبکه عصبی مصنوعی می توان به منابع مرتبط مانند منهاج (۱۳۷۷) مراجعه کرد.

می شود که برای حل یک مسئله با یکدیگر به صورت هماهنگ عمل می کنند. در سامانه های زیستی، یادگیری با تنظیماتی در اتصالات سیناپسی که بین نرون ها قرار دارد همراه است. شبکه های عصبی مصنوعی مانند انسان ها از راه مثال آموزش می گیرند. برای آموزش شبکه عصبی باید مثال ها با دقت بسیار زیادی انتخاب شوند، در غیر این صورت ممکن است شبکه به صورت ناقص عمل کند. شبکه عصبی مصنوعی کاربرد گسترده ای در شناسایی الگوهای رفتاری و به ویژه توانایی پاسخ دهی به درون داده های غیر منتظره دارد. در حقیقت مجموعه نرونی در



شکل ۱. طرحواره روند کلی اجرای تحقیق.

۲-۲ بافت‌نگار رتبه‌ای

بافت‌نگار رتبه‌ای در واقع فراوانی نسبی رتبه دیدبانی در میان اعضای مرتب شده سامانه همادی است. برای تشکیل بافت‌نگار رتبه‌ای در دوره آزمون، ابتدا پیش‌بینی‌های مربوط به اعضای سامانه همادی در هر روز به صورت صعودی مرتب می‌شود و سپس رتبه دیدبانی نسبت به پیش‌بینی‌های مرتب شده به دست می‌آید؛ به این صورت که اگر مقدار دیدبانی از کمترین مقدار پیش‌بینی شده کمتر باشد، رتبه یک و اگر مقدار دیدبانی بین دو پیش‌بینی اول (مرتب شده) باشد، رتبه دو نسبت داده می‌شود. برای بقیه رتبه‌ها نیز به گونه مشابه عمل می‌شود. برای جزئیات بیشتر در مورد چگونگی ساخت و تفسیر بافت‌نگار رتبه‌ای به منابع مرتبط مانند هامیل (۲۰۰۱) مراجعه شود.

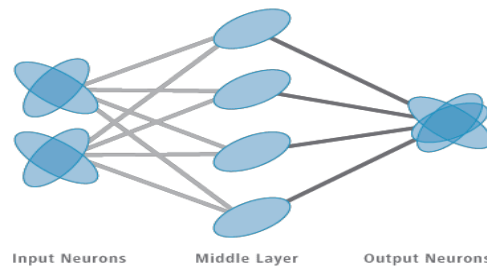
۳ داده‌ها

۳-۱ تولید اعضای سامانه همادی

به منظور تولید اعضای سامانه همادی، مشابه با کار کنینگهام و همکاران (۲۰۰۷) از مدل‌های منطقه‌ای WRF با پنج و MM5 با سه پیکربندی متفاوت استفاده شده است. تولید یا ساختن اعضای سامانه همادی با تغییر در پیکربندی مدل‌ها صورت گرفته است؛ به این صورت که در مدل منطقه‌ای WRF فراسنج‌سازی‌های خردفیزیک همرفت، لایه مرزی و سطح زمین و طرحواره‌های مربوط به تابش موج کوتاه و در مدل منطقه‌ای MM5 فراسنج‌سازی‌های همرفت تغییر داده شده‌اند. جدول‌های ۱ و ۲ پیکربندی‌های مورد استفاده در مدل‌های WRF و MM5 را نشان می‌دهد.

جدول ۱. پیکربندی‌های متفاوت مربوط به مدل WRF (اعضای ۱، ۲، ۳، ۴ و ۵ سامانه همادی).

Member	۱	۲	۳	۴	۵
Microphysic	Ferrier (new Eta) microphysics	WSM 6-class graupel scheme	WSM 5-class scheme	WSM 5-class scheme	Lin et al. scheme
Longwave Radiation	rrtm scheme	rrtm scheme	rrtm scheme	rrtm scheme	rrtm scheme
Shortwave Radiation	CAM scheme	Dudhia scheme	Dudhia scheme	Dudhia scheme	Goddard short wave
Surface Layer	Monin-Obukhov scheme	Monin-Obukhov (Janjic Eta) scheme	Monin-Obukhov (Janjic Eta) scheme	Monin-Obukhov (Janjic Eta) scheme	Monin-Obukhov (Janjic Eta) scheme
Land Surface	RUC land-surface model	thermal diffusion scheme	Noah land-surface model	Noah land-surface model	Noah land-surface model
Planetary Boundary layer	YSU scheme	Mellor-Yamada-Janjic (Eta) TKE scheme	YSU scheme	Mellor-Yamada-Janjic (Eta) TKE scheme	Mellor-Yamada-Janjic (Eta) TKE scheme



شکل ۲. نمایی از شبکه عصبی چندلایه با یک لایه مخفی (منهاج، ۱۳۷۷).

۳-۲ داده‌های دیدبانی

داده‌های دیدبانی مورد استفاده، مقادیر بارندگی روزانه ایستگاه‌های همدیدی هواشناسی در شمال کشور در بازه زمانی اول نوامبر ۲۰۰۸ تا ۳۰ آوریل ۲۰۰۹ است. هرچند تعداد ایستگاه‌های همدید شمال کشور حدود ۶۰ ایستگاه است ولی به علت وجود داده‌های ناقص در برخی ایستگاه‌ها، ۲۸ ایستگاه حذف و فقط از داده‌های ۳۲ ایستگاه در استان‌های گیلان، مازندران، گلستان و نیز ایستگاه مهرآباد تهران استفاده شده است.

بازه زمانی مورد نظر برای محاسبه و راستی‌آزمایی

پیش‌بینی‌های احتمالی بارش، یکم نوامبر ۲۰۰۸ تا ۳۰ آوریل ۲۰۰۹ است. حوزه انتگرال‌گیری در مدل‌ها ناحیه‌ای در محدوده ۲۳ تا ۴۱ درجه شمالی و ۴۲ تا ۶۵ درجه شرقی کشور را با تفکیک افقی ۱۵ کیلومتر پوشش می‌دهد. تفکیک افقی داده‌های ناهمواری و کاربری زمین مورد استفاده برابر ۲ دقیقه (حدود ۴ کیلومتر) است. اجرای مدل‌ها به صورت روزانه و شروع اجرای مدل‌ها ساعت ۱۲ UTC است و در هر اجرا، پیش‌بینی‌ها تا ۷۲ ساعت آینده تولید شده است.

جدول ۲. پیکربندی‌های متفاوت مربوط به مدل MM5 (اعضای ۶، ۷ و ۸ سامانه همدادی).

Member	۶	۷	۸
Cumulus parameterization schemes	New Kain-Fritsch	Grell	New Kain-Fritsch
Planetary boundary layer process parameterization	ETA scheme	MRF scheme	MRF scheme
Atmospheric radiation schemes	RRTM long-wave radiation scheme	RRTM long-wave radiation scheme	RRTM long-wave radiation scheme
Resolvable-scale microphysics schemes	Dudhia's simple ice scheme	Dudhia's simple ice scheme	Dudhia's simple ice scheme

۴ نتایج

۴-۱ تعیین دوره آموزش

برای تعیین مدت دوره آموزش مورد نیاز در اجرای شبکه عصبی مصنوعی، شبکه با دوره‌های آموزشی متغیر از ۲۰ تا ۸۰ روز اجرا شد. همان‌گونه که شکل ۳ نشان می‌دهد از حدود روز چهارم به بعد تغییرات میانگین خطای مطلق به‌نسبت کم است. بر همین اساس دوره آموزش ۴۰ روز برای اجرای شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفته شد.

۴-۲ تحلیل نتایج اعضای سامانه همادی خام

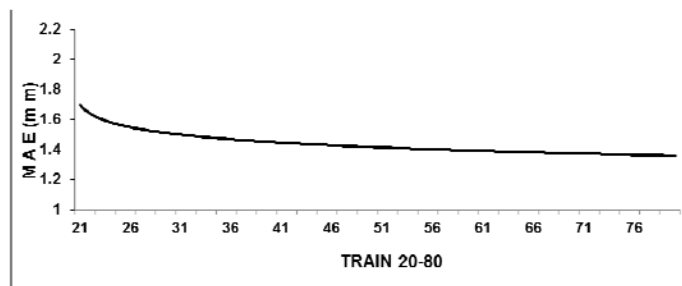
بافت‌نگار رتبه‌ای که برای اعضای سامانه همادی خام در این مرحله که در شکل ۴ عرضه شده است، به‌خوبی نشان می‌دهد که برون‌داد سامانه همادی خام، واسنجیده نیست؛ به‌گونه‌ای که در بیشتر موارد دیدبانی متناظر با پیش‌بینی‌ها بیشتر / کمتر از بیشترین / کمترین مقدار پیش‌بینی شده با اعضای سامانه خام است. همان‌گونه که در شکل ۴ می‌توان دید، در حدود ۵۰ درصد موارد، مقادیر دیدبانی خارج از مقادیر پیش‌بینی شده با اعضای

سامانه خام است.

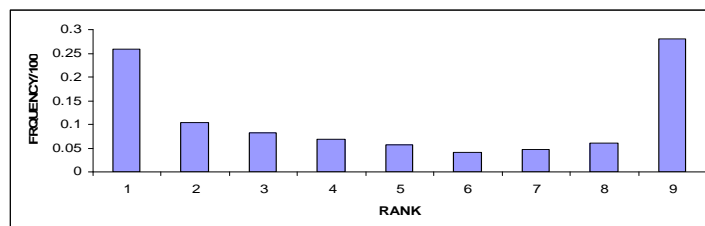
برای نشان دادن تأثیر این روش، نتایج قبل و بعد از استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، راستی‌آزمایی شد و سنجه‌های میانگین خطای مطلق و امتیاز مهارتی وابسته به آن محاسبه و تحلیل شد.

۴-۲-۱ میانگین خطای مطلق

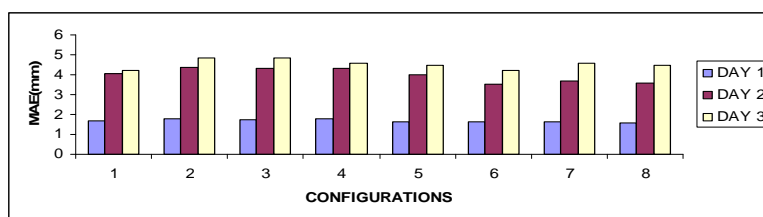
برای مقایسه اعضای سامانه در روزهای اول تا سوم پیش‌بینی، ابتدا میانگین خطای مطلق برای هر هشت عضو سامانه به‌صورت جداگانه در روزهای اول تا سوم پیش‌بینی، محاسبه شد که نتایج در شکل ۵ آمده است. به‌طور کلی در هر هشت عضو سامانه، میانگین خطای مطلق از روز اول تا سوم افزایش می‌یابد و تغییرات خطا از روز اول به روز دوم در مقایسه با تغییرات خطا از روز دوم به روز سوم، افزایش بیشتری نشان می‌دهد؛ به‌گونه‌ای که مقدار این سنجه برای روز اول، کمتر از ۱/۸ و در روز دوم حدود ۴ است. این مقدار در روز سوم در بهترین حالت مقدار ۴/۲ را برای عضو ششم نشان می‌دهد.



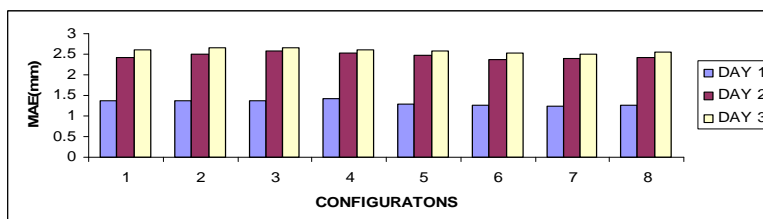
شکل ۳. میانگین خطای مطلق محاسبه شده برای برون‌داد خام عضو شماره یک سامانه همادی برای همه ایستگاه‌ها بعد از پس‌پردازش با شبکه عصبی مصنوعی با دوره آموزش بین ۲۰ تا ۸۰ روز.



شکل ۴. بافت‌نگار رتبه‌ای ترسیم شده برای اعضای سامانه همادی خام در روز اول.



شکل ۵. میانگین خطای مطلق برون‌داد خام مدل برای هشت عضو سامانه در روزهای اول تا سوم پیش‌بینی.



شکل ۶. میانگین خطای مطلق برون‌داد پس‌پردازش شده با روش شبکه عصبی برای هشت عضو سامانه استفاده شده در روزهای اول تا سوم پیش‌بینی.

در روز دوم به حدود ۲/۴ و در روز سوم به حدود ۲/۶ می‌رسد. با مقایسه هشت پیکربندی پس از کاربست روش شبکه عصبی مصنوعی، تفاوت قابل توجهی بین برون‌داد مدل‌ها دیده نمی‌شود (شکل ۶).

همان‌طور که شکل ۷ نشان می‌دهد، مقدار میانگین خطای مطلق قبل از پس‌پردازش برای عضو سامانه شماره ۴ در روز اول پیش‌بینی اندکی بیشتر از دیگر اعضای سامانه است. همچنین پس از پس‌پردازش نتایج این عضو اندکی نامناسب‌تر از دیگر پیکربندی‌ها است. اما نمودار مربوط به روز دوم پیش‌بینی، مقدار میانگین خطای مطلق را برای عضو شماره ۶ کمتر از دیگر اعضای سامانه نشان می‌دهد. این در حالی است که در نمودار مربوط به روز سوم پیش‌بینی، برای اعضای شماره ۱ و ۶ نتایج بهتری به دست آمده است.

۳-۴ تحلیل نتایج برون‌داد سامانه همادی پس‌پردازش

شده

۱-۳-۴ امتیاز بریر

امتیاز بریر (BS) یک سنجه راستی آزمایی برای پیش‌بینی‌های احتمالاتی و در واقع میانگین مربع خطای پیش

با مقایسه میانگین خطای مطلق در هر هشت عضو سامانه برای روز اول پیش‌بینی، می‌توان دید که نتایج به دست آمده برای همه اعضا نزدیک به هم است و تغییرات اندکی در میانگین خطای مطلق آنها دیده می‌شود به گونه‌ای که تفاوت بین کمترین مقدار خطا (۱/۵۸) برای عضو هشتم با بیشترین مقدار خطا (۱/۷۹) برای عضو چهارم، حدود ۰/۲ است. این مطلب بیانگر تشابه و نزدیکی بودن برون‌داد خام مدل‌ها برای همه اعضای سامانه است. البته تفاوت خطای بین اعضا برای روزهای دوم و سوم پیش‌بینی، کمی افزایش می‌یابد. با توجه به مقادیر به دست آمده از محاسبه میانگین خطای مطلق از برون‌داد خام مدل‌ها با پیکربندی‌های استفاده شده، می‌توان نتیجه گرفت که اعضای سامانه، پیش‌بینی‌های تقریباً مشابهی برای کمیت بارش تولید می‌کنند. با این حال، نتایج محاسبه سنجه MAE برای اعضای ۶ و ۷ و ۸ در سامانه همادی اندکی بهتر از دیگر اعضا است (شکل ۵).

با اجرای شبکه عصبی مصنوعی برای پس‌پردازش جداگانه برون‌داد اعضای سامانه و محاسبه میانگین خطای مطلق، برای روزهای اول تا سوم پیش‌بینی، مشاهده می‌شود که مقدار این سنجه در روز اول به کمتر از ۱/۴،

پس‌پردازش شده با شبکه عصبی مصنوعی و روش بافت‌نگار رتبه‌ای پیشنهاد شده هامیل و کلوچی (۱۹۹۸) در روز اول پیش‌بینی برای آستانه ۰/۱ می‌رسد. پس از واسنجی سامانه همادی خام با استفاده از روش بافت‌نگار رتبه‌ای و محاسبه امتیاز BS برای قبل و پس از واسنجی (شکل ۸) مشاهده می‌شود که مقادیر BS کاهش یافته است. این موضوع بیانگر افزایش کیفیت پیش‌بینی احتمالاتی است. پس از پس‌پردازش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و واسنجی کردن با روش بافت‌نگار رتبه‌ای پیشنهاد شده هامیل و کلوچی (۱۹۹۸)، روند افزایش کیفیت پیش‌بینی‌ها در همه آستانه‌ها، با تغییرات اندکی قابل مشاهده است.

۴-۳-۲ امتیاز مهارتی بربر (BSS)

با در نظر گرفتن یک پیش‌بینی درحکم پیش‌بینی مرجع می‌توان امتیاز مهارتی متناظر با سنجه BS یعنی BSS را برای پیش‌بینی احتمالاتی به صورت زیر محاسبه کرد (ویلکس، ۲۰۰۶):

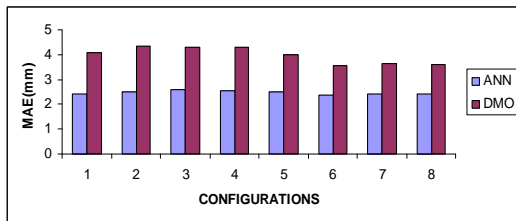
$$BSS = 1 - \frac{BS_{cal}}{BS_{uncal}} \quad (2)$$

بینی احتمالاتی است و به صورت زیر تعریف می‌شود:

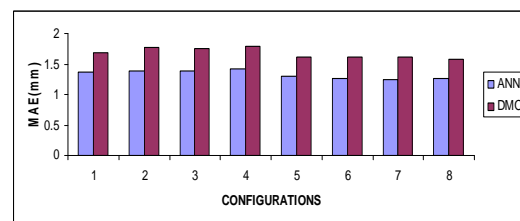
$$BS = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y_k - o_k)^2 \quad (1)$$

که در آن، y_k احتمال پیش‌بینی شده و o_k دیدبانی متناظر برای روز k ام است، با این فرض که در صورت وقوع $o_k = 1$ و در غیر این صورت $o_k = 0$ خواهد بود. n تعداد جفت دیدبانی/پیش‌بینی است. با توجه به رابطه بالا BS برای یک پیش‌بینی کامل صفر است.

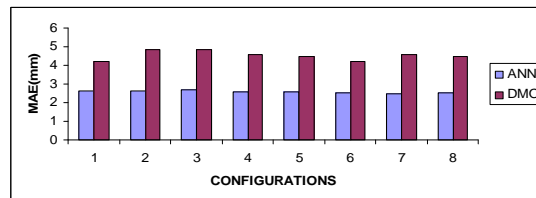
سنجه BS برای برون‌داد خام مدل و برون‌داد پس‌پردازش شده با شبکه عصبی و سپس سامانه همادی واسنجی شده و واسنجی نشده برای آستانه‌های یاد شده در روزهای اول تا سوم پیش‌بینی، محاسبه شد. همان‌گونه که شکل ۸ نشان می‌دهد، امتیاز BS محاسبه شده از روز اول تا روز سوم روند افزایشی دارد. مقادیر به دست آمده برای امتیاز BS برای برون‌داد خام مدل در همه آستانه‌ها و در همه روزهای پیش‌بینی بیشتر از برون‌دادهای پس‌پردازش شده است. نتایج شکل ۸ نشان می‌دهد پس از اعمال روش شبکه عصبی مصنوعی، کیفیت پیش‌بینی به گونه‌ای محسوس افزایش می‌یابد. برای نمونه مقدار امتیاز BS از ۰/۲۱ برای برون‌داد خام مدل به ۰/۱۳ برای برون‌داد



(ب)

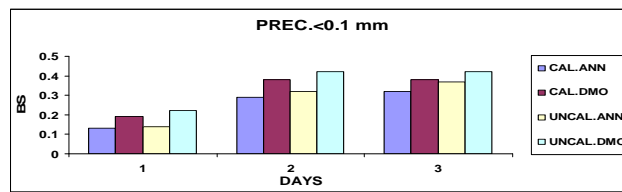


(الف)

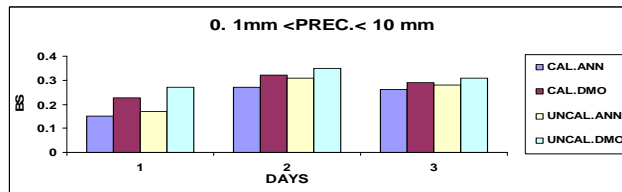


(ج)

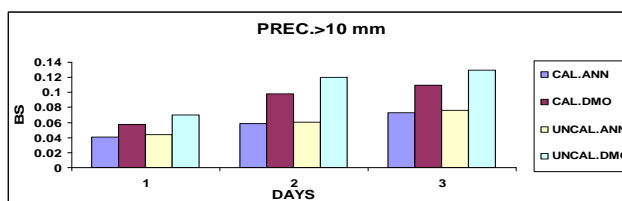
شکل ۷. میانگین خطای مطلق برون‌داد مستقیم مدل (DMO) و برون‌داد پس‌پردازش شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای هر هشت پیکربندی در (الف) روزهای اول، (ب) دوم و (ج) سوم پیش‌بینی.



(الف)

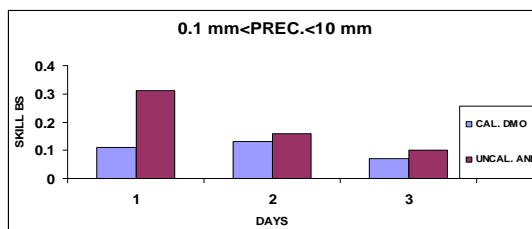


(ب)

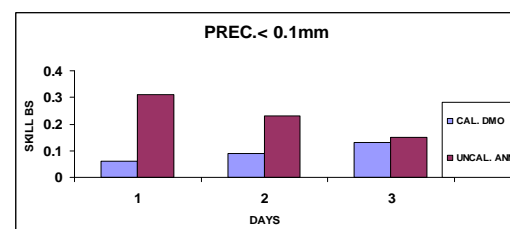


(ج)

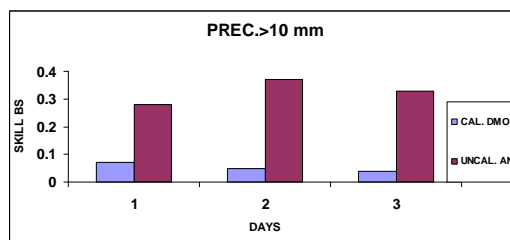
شکل ۸. امتیاز بربر محاسبه شده برای پیش‌بینی همادی خام (UNCAL. DMO)، پیش‌بینی همادی پس‌پردازش شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (UNCAL. ANN)، پیش‌بینی همادی واسنجیده شده با روش هامیل کلوچی (۱۹۹۸) (CAL. DMO) و پیش‌بینی همادی واسنجیده با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و روش هامیل و کلوچی (۱۹۹۸) (CAL. ANN) برای آستانه‌های، (الف) کمتر از ۰/۱ میلی‌متر، (ب) بین ۰/۱ و ۱۰ میلی‌متر و (ج) بزرگ‌تر از ۱۰ میلی‌متر.



(ب)



(الف)



(ج)

شکل ۹. امتیاز مهارتی بربر محاسبه شده برای پیش‌بینی همادی پس‌پردازش شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (UNCAL. ANN) و پیش‌بینی همادی واسنجیده شده با روش هامیل کلوچی (۱۹۹۸) (CAL. DMO) برای آستانه‌های، (الف) کمتر از ۰/۱ میلی‌متر، (ب) بین ۰/۱ تا ۱۰ میلی‌متر و (ج) بزرگ‌تر از ۱۰ میلی‌متر.

مهارت بیشتری در کاهش خطا داشته است. دلیل این امر وجود خطای بزرگ‌تر در برون‌دادهای خام مدل در روزهای دوم و سوم پیش‌بینی است. بیشترین مهارت شبکه در کاهش خطا در بین پیکربندی‌های مورد استفاده برای روز اول پیش‌بینی ۰/۲۲ و در روز سوم پیش‌بینی حدود ۰/۴۵ است.

محاسبه میانگین خطای مطلق برای هر هشت عضو سامانه، نشان‌دهنده شباهت نسبی نتایج حاصل در همه روزها است. با این حال به نظر می‌رسد که پیش‌بینی‌های مربوط به پیکربندی‌های مدل MM5 (اعضای ۶، ۷ و ۸) نتایج بهتری تولید می‌کنند و این در حالی است که بعد از پس‌پردازش و حذف خطای سامان‌مند، نتایج تقریباً مشابه هستند. محاسبه سنجه راستی آزمایی امتیاز بریر، قبل و بعد از کاربست پس‌پردازش، افزایش مهارت پیش‌بینی‌ها را به خوبی نشان می‌دهد. همان‌گونه که در شکل ۹ دیده می‌شود، مهارت سنجه BS برای شبکه عصبی مصنوعی ۰/۳ و برای روش بافت‌نگار رتبه‌ای پیشنهاد شده هامیل و کلوچی ۰/۱ در روز اول به‌دست می‌آید. این مقادیر نشان‌دهنده مناسب‌تر بودن روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش بافت‌نگار رتبه‌ای پیشنهاد شده هامیل و کلوچی است. به اختصار می‌توان گفت که خطای مستقیم مدل‌ها از روز اول تا روز سوم پیش‌بینی در همه پیکربندی‌ها افزایش می‌یابد. شبکه عصبی مصنوعی و روش بافت‌نگار رتبه‌ای پیشنهاد شده هامیل و کلوچی به‌منزله یک روش پس‌پردازش، به‌خوبی خطای سامان‌مند مدل‌های پیش‌بینی عددی وضع هوا را کاهش می‌دهند. روش شبکه عصبی مصنوعی بهتر از روش بافت‌نگار رتبه‌ای پیشنهاد شده هامیل و کلوچی خطای سامان‌مند مدل را از بین می‌برد. استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای پس‌پردازش برون‌داد خام مدل و سپس واسنجی کردن اعضای سامانه همادی قبل از ترکیب اعضا می‌تواند پیش‌بینی احتمالاتی دقیق‌تری را تولید کرد.

BSS در واقع سنجه‌ای برای بهبود پیش‌بینی نسبت به پیش‌بینی مرجع است که با بیشترین بهبود ممکن یا پیش‌بینی بی‌عیب بهنجار می‌شود. پیش‌بینی مرجع در اینجا برون‌داد مستقیم مدل در نظر گرفته می‌شود تا مهارت پیش‌بینی احتمالاتی نسبت به آن سنجیده شود.

شکل ۹ نشان می‌دهد که به‌طور کلی مهارت روش شبکه عصبی بهتر از روش بافت‌نگار رتبه‌ای پیشنهاد شده هامیل و کلوچی (۱۹۹۸) در پس‌پردازش برون‌داد خام مدل در همه آستانه‌های پیش‌گفته است؛ به‌گونه‌ای که در روز اول پیش‌بینی، امتیاز مهارتی بریر برای شبکه عصبی مصنوعی حدود ۰/۳ و برای روش بافت‌نگار رتبه‌ای کمتر از ۰/۱ برای هر سه آستانه به‌دست می‌آید. به‌بیان‌دیگر روش شبکه عصبی مصنوعی در کاهش خطای سامان‌مند برون‌داد مدل بهتر از روش هامیل و کلوچی (۱۹۹۸) عمل کرده است.

۵ بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و واسنجی به روش بافت‌نگار رتبه‌ای برای پس‌پردازش برون‌داد خام یک سامانه همادی هشت عضوی در به‌دست آوردن پیش‌بینی‌های احتمالاتی واسنجیده بارش در منطقه شمال کشور در بازه زمانی یکم نوامبر ۲۰۰۸ تا ۳۰ آوریل ۲۰۰۹ استفاده شده است. به‌طور کلی نتایج پژوهش نشان می‌دهد که شبکه عصبی مصنوعی توانسته است خطای سامان‌مند موجود در برون‌داد خام مدل‌ها را کاهش دهد؛ به‌گونه‌ای که میانگین خطای مطلق به‌دست آمده برای روز اول پیش‌بینی به کمتر از ۱/۵ و در روزهای دوم و سوم پیش‌بینی حدود ۲/۲ به‌دست می‌آید. واضح است که نتایج به‌دست آمده در روز اول بهتر از روزهای بعدی است. با بررسی نمودارهای مربوط به مهارت شبکه عصبی در کاهش میانگین خطای مطلق مشاهده می‌شود که شبکه عصبی مصنوعی برای روزهای دوم و سوم پیش‌بینی

- 129, 550-560.
- Hamill, T. M. and Colucci, S. J., 1998, Evaluation of Eta-RSM ensemble probabilistic precipitation forecast, *Mon. Wea. Rev.*, **126**, 711-724.
- Homleid, M., 1995, Diurnal corrections of short-term surface temperature forecasts using the Kalman Filter, *Wea. Forecasting*, **10**, 689-707.
- Houtekamer, P. L. and Jacques D., 1995, Methods for ensemble prediction, *Mon. Wea. Rev.*, **123**, 2181-2196.
- Klein, W. H., Lewis, B. M. and Enger, I., 1959, Objective prediction of five-day mean temperature during winter, *Meteorol.*, **16**, 672-682.
- Koizumi, K., 1999, An objective method to modify numerical model forecasts with newly given weather data using an artificial neural network, *Wea. Forecasting*, **14**, 109-118.
- Marzban, C., 2003, Neural network for post processing model output, ARPS, *Mon. Wea. Rev.*, **131**, 1103-1111.
- Mccollor, D. and Stull, R., 2008, Hydro meteorological accuracy enhancement via post processing of numerical weather forecasts in complex terrain, *Wea. Forecasting*, **23**, 131-144.
- Molteni, F., Buizza, R., Palmer, T. N. and Petroliagis, T., 1996, The ECMWF Ensemble prediction system, *Q., Roy. Met. Soc.*, **122**, 73-111.
- Rftery, A. E., Gneiting, T. and Balabdoui, F., 2005, Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles, *Mon. Wea. Rev.*, **133**, 1155-1174.
- Stensrud, D. J., Brooks H. E., Tracton M. S. and Rogers, E., 1999, Using ensembles for short-range forecasting, *Mon. Wea. Rev.*, **127**, 433-446.
- Toth, Z. and Kalnay, E., 1993, Ensemble forecasting at NMC: The generation of perturbations, *Bull. Amer. Met. Soc.*, **74**, 2317-2330.
- Wandishin, M. S., Mullen, S. L., Stensrud, D. J. and Brooks, H. E., 2001, Evaluation of a short-range multi-model ensemble system, *Mon. Wea. Rev.*, **129**, 729-747.
- Wilks, D. S., 2006, *Statistical methods in the atmospheric sciences*, San Diego, London, Academic Press.
- Wilks, D. S. and Hamill, T. M., 2007, Comparison of ensemble-MOS methods using GFS reforecasts, *Mon. Wea. Rev.*, **135**, 2379-2390.
- Yuval, W. and William, H., 2003, An adaptive nonlinear MOS scheme for precipitation forecasts using neural networks, *Wea. Forecasting*, **18**, 303-310.
- تشکر و قدردانی
- نگارندگان این مقاله مراتب تشکر و قدردانی خود را از همکاران محترم پژوهشکده هواشناسی، به ویژه سرکار خانم فاطمه صحراپیان و جناب آقای غلامعلی و کیلی، به خاطر کمک و همراهی در مراحل گوناگون اجرای این پژوهش اعلام می‌دارند.
- منابع
- آزادی، م.، کفاش‌زاده، ن. و عبداله‌زاده، ا. ۱۳۸۸، پیش‌بینی احتمالی بارندگی با استفاده از سامانه پیش‌بینی همادی WRF-MM5 در منطقه ایران، هشتمین همایش پیش‌بینی عددی وضع هوا، ۱۵۵-۱۶۰.
- منه‌اج، م. ب.، ۱۳۷۷، مبانی شبکه عصبی مصنوعی، چاپ اول، مرکز نشر پرفسور حسابی.
- Carter, G. M., Dallavalle, J. p. and Glahn, H. R., 1989, Statistical forecasts based on the National Meteorological Center's numerical weather prediction system, *Wea. Forecasting*, **4**, 401-412.
- Cunningham, J., Nobis, T., Kuchera, E., Rentschler, S., Rugg, S. and Sittle, M., 2007, Joint ensemble forecast system (JEFS) project update, Available at: <http://www.mmm.ucar.edu/wrf/users/workshops/WS2007/abstracts/7-01.pdf>
- Eckel, F. and Mass, C. F., 2005, Aspects of effective meso-scale short-range ensemble forecasting, *Wea. Forecasting*, **20**, 328-350.
- Galanis, G. and Anadranistakis, M., 2002, A one dimensional Kalman Filter for the correction of near surface temperature forecasts, *Meteorol. Appl.*, **9**, 437-441.
- Glahn, H. and Lowry, R., 1972, The use of model output statistics (MOS) in objective weather forecasting, *Appl. Meteor.*, **11**, 1203-1211.
- Gneiting, T., Rftery, A. E., Westved, A. H. and Goldman, T., 2005, Calibrated probabilistic forecasting using ensemble model output statistics and minimum CRPS estimation, *Mon. Wea. Rev.*, **133**, 1098-1118.
- Grimt, E. P. and Mass, C. F., 2002, Initial results of a mesoscale short-range ensemble forecasting system over the Pacific Northwest, *Wea. Forecasting*, **17**, 192-205.
- Hamill, T. M., 2001, Interpretation of rank histograms for verifying ensemble forecasts, *Mon. Wea. Rev.*,