

پس پردازش برون داد مدل WRF برای پارامتر آب بارش شو با استفاده از داده های ماهواره ای

فرحناز تقوی^{۱*} و مجتبی جلالی^۲

^۱دانشیار گروه فیزیک فضا، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، تهران، ایران

^۲دانشجوی دکتری گروه فیزیک فضا، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، تهران، ایران

(دریافت: ۱۴۰۰/۰۱/۰۸، پذیرش: ۱۴۰۱/۱۰/۳۰)

چکیده

آب بارش شو (Precipitable Water) که بخش مهمی از چرخه آب در جو است، برای شناخت رفتار بخار آب جو و فرایندهای مرتبط، متغیری درخور توجه و بنیادین در مطالعات آب شناسی و هواشناسی به شمار می آید. از آنجاکه در مناطقی که ایستگاه جو بالا ندارند، محاسبه این پارامتر به راحتی و بدون استفاده از تجهیزاتی از قبیل GPS، ماهواره و رادار امکان پذیر نیست، هدف از این پژوهش، پس پردازش برون داد مدل عددی WRF (Weather and Research Forecast) برای پارامتر آب بارش شو در نقاط بدون ایستگاه جو بالا بر اساس داده های ماهواره ای است. در ابتدا، آب بارش شو چند ایستگاه جو بالا در کشور با پارامتر نظیر آن در ماهواره های هواشناسی نسل دوم MSG1(IODC) و ماهواره چینی فنگ یون (FY-2E) در یک دوره دوساله مقایسه شد و داده های ماهواره هواشناسی با کمترین جذر میانگین مربع خطا جهت مقادیر هدف برای پس پردازش مدل WRF انتخاب شد. پس از آن، پارامتر آب بارش شو مدل WRF با پارامتر مستخرج از ماهواره انتخابی METEOSAT8 و رادیوگمانه و با استفاده از الگوریتم ژنتیک و پالایه کالمن پس پردازش شد. با اجرایی کردن این رهیافت و همگرایی زیاد مقادیر همبستگی ماهواره منتخب و مدل پس پردازش شده با مقادیر همبستگی رادیوگمانه و مدل تصحیح شده، نتایج نشان داد که با اعمال پالایه کالمن (Kalman filter)، داده های ماهواره هواشناسی نسخه ۸ METEOSAT8(IODC) می تواند جایگزین داده های رادیوگمانه در نقاط بدون ایستگاه جو بالا برای آموزش مدل پیشنهادی جهت پس پردازش پارامتر آب بارش شو مدل عددی WRF باشد.

واژه های کلیدی: آب بارش شو، پس پردازش، مدل عددی WRF، داده ماهواره

۱ مقدمه

در سال‌های اخیر، تقاضای روزافزون برای پیش‌بینی‌های دقیق اقلیمی به رشد و توسعه پیوسته مهارت پیش‌بینی‌های جوّی در مقیاس جهانی و منطقه‌ای منجر شده است. با وجود این پیشرفت‌ها، هنوز چنین پیش‌بینی‌هایی تحت تأثیر شرایط اولیه نامناسب، برآوردهای عددی و ساده‌سازی فرایندهای فیزیکی و شیمیایی حاکم بر تحول جوّ قرار می‌گیرند. این نقایص، تقریب‌ها و ساده‌سازی‌ها سبب ایجاد خطاهای تصادفی و سامانمند مانند خطای اریبی می‌شوند که بر دقت پیش‌بینی تأثیر زیادی می‌گذارد. برای کاهش خطاهای سامانمند، رویکردهای پس‌پردازش و فرایندهای داده‌گواهی زیادی پیشنهاد شده است (موناش و همکاران، ۲۰۱۱). پیشرفت‌های اخیر در مدل‌های عددی پیش‌بینی وضع هوا (Numerical Weather Prediction, NWP) مرهون داده‌گواهی با استفاده از داده‌ها و مشاهدات ماهواره‌ای و استفاده از روش‌های گوناگون پس‌پردازش مدل‌های عددی است.

در چند سال گذشته، اهمیت و استفاده از داده‌های ماهواره‌ای برای پیش‌بینی متغیرهای هواشناختی مانند دما، بارش و آب بارش‌شو افزایش چشمگیری یافته است (ذاکری و همکاران، ۱۳۹۴)، به‌طوری‌که در حال حاضر این داده‌ها یکی از منابع اصلی سامانه‌های داده‌گواهی در مدل‌های عددی محسوب می‌شوند (امیزکوا، ۲۰۲۰ و بوتیر و کورتیر، ۲۰۰۲). در فرایند داده‌گواهی، مشاهدات در مکان و زمان درون‌یابی می‌شوند و ضمن اطمینان از سازگاری با سایر متغیرهای فیزیکی در مدل، مرحله شبیه‌سازی و به‌روزرسانی صورت می‌گیرد. این فرایند سبب بهبود شرایط اولیه در پیش‌بینی‌های بعدی می‌شود. در روش‌های پس‌پردازش، داده‌های خام برون‌داد مدل تصحیح و از شیوه‌های کاهش خطا استفاده می‌شود. یکی از مهم‌ترین اهداف پیش‌بینی عددی هواشناسی میان‌مقیاس (Mesoscale Numerical Weather Prediction, MNWP) آگاهی از مقدار دقیق بارش سنگین است. بخار آب یکی از مهم‌ترین منابع بارش است. آگاهی از میزان آب بارش‌شو مستلزم آگاهی دقیق از حجم بخار آب در جوّ است. به تمامی بخار آب موجود در ستون جوّ که توان بارش دارد، آب بارش‌شو کل (Total Precipitation Water, TPW) می‌گویند. این ستون قائم جوّ

از سطح زمین آغاز می‌شود و تا نقطه پایانی بخار آب در جوّ ادامه پیدا می‌کند. مقدار این پارامتر تحت تأثیر عواملی چون چگالی جوّ، دما، پوشش ابر، جهت و سرعت باد، توپوگرافی و ارتفاع و از همه مهم‌تر رطوبت تغییر می‌کند. بر این اساس، پیش‌بینی، پایش تغییرات زمانی و توزیع آب بارش‌شو کل نیازمند یک شبکه مشاهدات گسترده است و اغلب به دلیل نبود چنین شبکه‌ای پیش‌بینی این پارامتر با چالش زیادی همراه است. پیش‌بینی آب بارش‌شو یکی از مسائل مشترک هواشناسی و آب‌شناسی است. در کشورهایی که با کمبود آب مواجه هستند، مدیریت منابع آب مهم‌ترین اولویت است. یکی از ابزارهای مدیریتی در این زمینه، آگاهی از میزان پارامتر TPW در جوّ است. این کمیت می‌تواند راهگشای بسیاری از مسائل هواشناسی در پیش‌بینی دقیق جوّ، برآورد بارش و رواناب باشد (مباشری و همکاران، ۱۳۸۹). با توجه به نقش کلیدی بخار آب در فرایندهای جوّی و اقلیمی، امروزه از ابزارهای زیادی مانند رادیوگمانه، تابش‌سنج ریزموج، فوتومتري خورشیدی و دستگاه‌های GPS زمین‌پایه برای اندازه‌گیری این پارامتر استفاده می‌شود.

مطالعات زیادی در زمینه استفاده از دستگاه‌های GPS، داده‌های ماهواره‌ای و الگوریتم‌هایی برای تخمین این پارامتر انجام شده است که به برخی از آنها در اینجا اشاره می‌شود. بویس در سال ۱۹۹۲، هواشناسی مبتنی بر استفاده از داده‌های سامانه موقعیت جهانی (GPS) را معرفی کرد و روش مؤثری برای برآورد TPW ارائه داد. زنگ (۱۹۹۹) ارتباط میزان بارش، دمای قله ابر و TPW را در مناطق حاره بررسی کرد و با جمع‌آوری داده‌های ایستگاه‌های باران‌سنجی، روشی برای تصحیح ضرایب تناسب معادلات ارتباط دو کمیت TPW و میزان بارش مشاهده‌شده به‌دست آورد. یانگ و همکاران (۱۹۹۹) نشان دادند سری زمانی TPW اخذشده از GPS همبستگی خوبی با داده‌های رادیوگمانه دارد، به‌گونه‌ای که می‌توان از TPW برآوردشده با GPS به‌خوبی در کاربردهای هواشناسی استفاده کرد. هو و همکاران (۲۰۰۰) و دبلاند (۱۹۹۹) با گوارد داده‌های سنجنده SSM/I (Special Sensor Microwave/Imager) بارش سطحی و TPW برای بهبود

تحلیل تصاویر ماهواره GEOS در مطالعات اقلیمی استفاده کردند. همچنین سودراجات و همکاران (۲۰۰۵) TPW مستخرج از داده‌های پروژه مرکز ناسا با عنوان NVAP (NASA Water Vapor Project) و داده مراکز پیش‌بینی محیطی ملی NCEP (National Centers for Environmental Prediction) و داده بازتحلیل چهل‌ساله مرکز اروپایی برای پیش‌بینی میان‌مدت وضع هوا ERA-40 (European Centre for Medium-Range Weather) را مقایسه کردند. نتایج آنها از مقایسه مجموعه داده‌ها نشان داد که تنها داده‌های NVAP می‌تواند الگوی خوبی از همگرایی و فرارفت مداری شار رطوبتی در نواحی حاره باشد. باک و همکاران (۲۰۰۵) به درستی‌سنجی مقدار TPW حاصل از خروجی مدل ECMWF با داده‌های رادیوگمانه و GPS پرداختند. برای این مطالعه داده‌های آب بارش شو پیش‌بینی شده مدل ECMWF با مشاهدات بیست و یک ایستگاه گیرنده GPS و چهارده ایستگاه رادیوگمانه در منطقه اروپای مرکزی، برای یک دوره مشاهداتی ویژه اخذ شده است. نتایج نشان داد استفاده از داده‌های GPS در مدل مفید و مناسب است و به کاهش خطا در مقایسه با داده‌های رادیوگمانه منجر می‌شود. شوجی و همکاران (۲۰۰۹) با استفاده از داده شبکه GPS ژاپن که شامل هزار ایستگاه است، کاربردهای هواشناسی گسترده‌ای از جمله آب بارش شو را بررسی کردند.

بخار آب جو که تحت تأثیر فرایندهای جو زمین و اقلیم است، از پارامترهای اصلی کنترل‌کننده اثر گلخانه‌ای است و نقشی اساسی در چرخه انرژی دارد. داده‌های مشاهداتی این پارامتر نسبت به دیگر پارامترهای هواشناختی کافی نیست. بر این اساس وی و همکاران (۲۰۱۰) TPW مدل بازتحلیل NCEP/DOE را با داده‌های مشاهداتی جهانی GPS در یک دهه مقایسه و بررسی کردند. نتایج آن پژوهش بیانگر همبستگی خوب بین داده‌های مدل با داده‌های شبکه جهانی GPS بود. کمپنی و همکاران (۲۰۱۰) مقادیر TPW حاصل از رادیوگمانه و ابزار فوتومتری خورشیدی را با هم مقایسه کردند. نتایج بیانگر ضریب همبستگی بیش از ۰/۸ بین هر سه مقایسه بود. در مطالعه‌ای، گونزالس و همکاران (۲۰۱۳) به درستی‌سنجی پارامتر TPW مستخرج از مدل WRF برای

کوهستان آرچیلاگوی یونان پرداختند. در این تحقیق داده‌های مدل‌سازی شده TPW با استفاده از داده‌های سامانه ماهواره‌ای ناوبری جهانی (Global Navigation Satellite System, GNSS) در سه منطقه با توپوگرافی پیچیده در سواحل قناری درستی‌سنجی شد. آن تحقیق بیانگر کارایی زیاد مدل WRF در پیش‌بینی ۴۸ ساعته TPW در مناطق مذکور بود. در پژوهشی دیگر، جیانگ و همکاران (۲۰۱۶) داده‌های آب بارش شو اخذ شده از GPS را با داده‌های بازتحلیل جهانی، رادیوگمانه و فوتومتر خورشیدی در چین بررسی کردند. نتایج بیانگر همخوانی مناسب در هر چهار مجموعه داده در ایستگاه‌های انتخابی بود و اختلاف TPW تقریباً در محدوده ۱ تا ۳ میلی‌متر برآورد شد. انصاری و همکاران (۲۰۱۶) پارامتر TPW را با استفاده از GPS در ترکیه پایش و پیش‌بینی کردند. شبکه GPS دائمی ترکیه (Turkish Permanent GPS Network, TPGN)، برای پایش TPW و چند مأموریت دیگر مشغول به فعالیت است. هدف اولیه آن تحقیق به‌دست آوردن داده‌های بلندمدت TPW بود که این داده‌ها را TPGN از نوامبر ۲۰۱۴ تا اکتبر ۲۰۱۵ فراهم کرده است. طبق نتایج، همبستگی میانگین مقدار TPW مدل‌سازی شده با TPW تخمین زده شده در مقایسه با داده‌های مشاهداتی GPS، ۶۷/۱۰ تا ۸۸/۶۰ درصد بود.

همچنین بسیاری از پژوهشگران، آب بارش شو را با استفاده از شبکه جهانی GPS و GNSS برآورد و با مدل‌های هواشناسی ارزیابی کرده‌اند؛ برای نمونه کومار و همکاران (۲۰۱۷) اثر بخار آب یکپارچه تخمین زده شده با GPS را بر پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت مدل WRF در یک نقطه در جنوب هند بررسی کردند. آنها دو آزمایش، یکی با استفاده از روش داده‌گذاری وردشی چهاربعدی (4D-VAR DA) و دیگری بدون استفاده از آن و بر مبنای مشاهدات مجموع بخار آب (Integrated Water Vapor, IWV) با داده‌های GPS در طول موسمی زمستان هند (نوامبر و دسامبر ۲۰۱۲) انجام دادند. طبق نتایج آن پژوهش، داده‌گذاری با داده‌های GPS، سبب بهبود در برآورد IWV و پیش‌بینی‌ها شد. وانگ و همکاران (۲۰۱۷) آب بارش شو مستخرج از چهار ماهواره هواشناسی و چهار مدل هواشناسی را با پارامتر آب بارش شو تخمین زده شده

از GPS ارزیابی کردند. یافته‌های کلیدی آنها این بود که همه مدل‌های هواشناسی، اریبی مثبت در آب بارش‌شو فصلی دارند. پن و همکاران (۲۰۱۸) با استفاده از داده‌گواری داده‌های WRF با ماهواره و رادار دریافتند که داده‌گواری آب بارش‌شو تأثیر زیادی بر دقت پیش‌بینی توفان دارد. همچنین ستو و همکاران (۲۰۱۸) رابطه بین توزیع بارش، باد زمینی و آب بارش‌شو را هنگام بارش‌های سیل‌آسا در فصل تابستان توکیو بررسی کردند. آنها به این نتیجه رسیدند که با پیش تغییرات زمانی و توزیع این پارامترها و با استفاده از یک شبکه مشاهدات متراکم می‌توان بارش‌های سنگین را سریع و دقیق پیش‌بینی کرد. اوینگاوا و همکاران (۲۰۱۸) آب بارش‌شو مشاهده‌شده با یک شبکه گیرنده بسیار متراکم سامانه ماهواره‌ای ناوبری جهانی را با استفاده از مدل غیرهیدرواستاتیک و با کمک پالایه کالمن همادی محلی (NHM-LETKF Nonhydrostatic Model - Local Ensemble Transform Kalman Filter) داده‌گواری و داده‌های حاصل از این شبکه را در اطراف شهر اوجی کیوتوی ژاپن، با میانگین فاصله ۱/۷ کیلومتری ایستگاه و با دقت زیاد بررسی کردند. پرزجردن و همکاران (۲۰۱۸) مدل WRF در پیش‌بینی بخار آب بارش‌شو را که ابزاری کاملاً کاربردی است، برای بهینه‌سازی مشاهدات فروسرخ در رصدخانه نجومی روکودلوس موچاوس (ORM) یونان درستی‌سنجی کردند. برای اعتبارسنجی مدل، آنها از داده‌های مشاهداتی GNSS واقع در این رصدخانه استفاده کردند. نتایج، بیانگر همبستگی خوب بین پیش‌بینی‌های مدل و مشاهدات، با ضریب همبستگی ۰/۹۵۱ و ۰/۹۰۴ به ترتیب برای سری زمانی پیش‌بینی‌شده ۲۴ ساعته و ۴۸ ساعته بود. فراگکوس و همکاران (۲۰۱۹) آب بارش‌شو اخذشده از سه ابزار رادیوگمانه، تابش‌سنج ریزموج و فوتومتر خورشیدی را در منطقه جنوب شرق اروپا ارزیابی کردند. نتایج، وجود چرخه ثابت مقادیر آب بارش‌شو را علی‌رغم تفاوت در آهنگ نمونه‌برداری نشان می‌داد. مغربی و همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از داده‌های رادیوگمانه و داده GPS در یک شبکه GNSE، مدل‌سازی و درستی‌سنجی آب بارش‌شو را در نقاط مرکزی شبه‌جزیره عربستان در یک دوره زمانی ده‌ساله بررسی کردند و خطای اریبی کمتر از ۲ میلیمتر به‌دست آوردند.

در ایران نیز مطالعاتی درباره برآورد آب بارش‌شو با داده‌های ماهواره، رادار و GPS انجام شده است که به برخی از آنها اشاره می‌شود. مباشری و همکاران (۱۳۸۹) برآوردی از آب بارش‌شو را با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای مودیس و داده‌های رادیوگمانه در ناحیه تهران ارائه دادند. نتایج تحقیق آنها نشان داد نوارهای ۱۸ و ۱۹ سنجنده مودیس برای استخراج این پارامتر در شرایط جوّی ایستگاه مهرآباد مناسب هستند. محمدیها و همکاران (۱۳۹۳) به کمک داده‌های رادار تهران، پیش‌بینی‌های مدل WRF برای آب بارش‌شو و ارتباط آن را با برآورد بارش بررسی کردند. نتایج نشان داد اگر مقدار آب بارش‌شوی اندازه‌گیری‌شده با رادار از ۰/۱ میلیمتر بیشتر باشد، بارش در آن منطقه آغاز می‌شود. رستم‌زاده و همکاران (۱۳۹۸) در مطالعه‌ای با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای متئوست به ارزیابی و تحلیل نقش خصوصیات فیزیکی ابر در مقدار بارش محتمل در منطقه غرب ایران پرداختند. نتایج نشان می‌داد در بین مؤلفه‌های خصوصیات فیزیکی ابر، بیشترین اثربخشی را مؤلفه نوع ابر دارد. خانیانی و همکاران (۲۰۱۷) با استفاده از روش داده‌گواری وردشی چهاربعدی، تأثیر مقادیر تخمینی آب بارش‌شو شبکه GPS دائمی ایران را بر پیش‌بینی مدل عددی WRF در منطقه شمال ایران بررسی کردند. نتایج، بیانگر بهبود پیش‌بینی و کاهش خطای مقادیر آب بارش‌شو در مدل بود. رئیس‌پور (۱۳۹۹) داده‌های ماهواره‌ای بخار آب بارش‌شو را با استفاده از داده‌های سنجنده AIRS طی بازه زمانی هفده‌ساله (۲۰۰۳-۲۰۱۹) بررسی کردند. نتایج نشان داد تفاوت‌های زمانی و مکانی چشمگیری در مقدار بخار آب بارش‌شو در ایران وجود دارد.

با توجه به تغییرپذیری مکانی-زمانی گسترده مقادیر آب بارش‌شو، کاملاً مشخص است که داده‌های رادیوگمانه به علت پوشش کم نمی‌تواند معرف مناسبی برای مقادیر این پارامتر در هر منطقه باشد. علاوه بر این، در مواردی حسگرهای رادیوگمانه یخ می‌زند و به خطا در برآورد رطوبت یا ایجاد تأخیر فاز بین زمان اندازه‌گیری دمای تر و خشک منجر می‌شود. از آنجاکه در مناطق بدون ایستگاه جوّ بالا محاسبه پارامتر آب بارش‌شو به راحتی و بدون استفاده از تجهیزاتی از قبیل GPS، ماهواره و رادار امکان‌پذیر نیست، هدف از این پژوهش، پس‌پردازش

برونداد مدل عددی WRF در پارامتر آب بارش شو در نقاط بدون ایستگاه جوّ بالا با داده های ماهواره ای و استفاده از پالایه کالمن برای کاهش خطای سامانمند این پارامتر است.

۲ داده ها

داده های مورد استفاده در این پژوهش عبارت اند از: داده های رادیوگمانه؛ داده های ماهواره ای؛ داده های برونداد مدل WRF. در این بخش درباره هریک به تفصیل توضیح داده می شود.

۱-۲ داده های رادیوگمانه

در این مطالعه از داده های آب بارش شو اخذ شده از رادیوگمانه ایستگاه های جوّ بالای فرودگاه مهرآباد و فرودگاه هاشمی نژاد مشهد استفاده شده است. ایستگاه مهرآباد در محوطه ایستگاه همدیدی فرودگاهی تهران (OIII) و در طول جغرافیایی ۵۱/۱۹ درجه، عرض جغرافیایی ۳۵/۴۱ درجه و ارتفاع ۱۱۹۱ متر از سطح دریا واقع شده است. ایستگاه هاشمی نژاد در محوطه ایستگاه همدیدی فرودگاهی مشهد (OIMM) و در طول جغرافیای ۵۹/۳۷ درجه، عرض جغرافیایی ۳۵/۱۴ درجه و ارتفاع ۹۹۵ متر از سطح دریا قرار دارد. اصلی ترین پارامترهایی که با رادیوگمانه در ایستگاه های جوّ بالا اندازه گیری می شوند عبارت اند از: دما؛ رطوبت؛ سمت و سرعت باد. باقی پارامترهای رادیوگمانه بر اساس چهار پارامتر فوق محاسبه می شوند. آب بارش شو نیز یکی از پارامترهای استنتاجی از داده های رادیوگمانه است که با فرمولی برحسب رطوبت جوّ به صورت زیر به دست می آید. اگر ارتفاع عنصر جزئی در ستون هوا با سطح مقطع یک سانتیمتر مربع باشد، میزان آب بارش شو (w) در این ستون هوا بین دو ارتفاع z و $z+dz$ به صورت زیر محاسبه می شود:

$$w = \int_z^{z+dz} \rho_w dz \quad (۱)$$

$$dz = -\frac{dp}{g\rho_a} \quad w = -\int_{p_2}^{p_1} \frac{dp}{g\rho_a} \rho_w \quad (۲)$$

$$q = \frac{\rho_w}{\rho_a} = \frac{0.622 e_s}{p-0.387e_s} \cong \frac{0.622 e_s}{p} \quad (۳)$$

$$w = -\frac{1}{g} \int_{p_2}^{p_1} \frac{0.622 e_s}{p} dp = \frac{1}{g} 0.622 e_s \int_{p_1}^{p_2} \frac{dp}{p} = \frac{0.622 e_s}{g} \ln \frac{p_2}{p_1} \quad (۴)$$

شتاب گرانی g چگالی هوا و ρ_a چگالی بخار آب، ρ_w که $q = \frac{\rho_w}{\rho_a}$ و تعریف است و از رابطه هیدرواستاتیک (معادله ۲) برای نسبت آمیختگی بخار آب برحسب کیلوگرم بر کیلوگرم استفاده شده است. پارامتر آب بارش شو p در سطح فشار است که با جاگذاری روابط (۲) و (۳) در kg/m^3 برحسب^۲ رابطه (۱) و با استفاده از رابطه (۴) می توان آن را با داده های رادیوگمانه تعیین کرد (ریکچاه و سینگ، ۲۰۰۹). آب بارش شو با داده های رطوبت در سه لایه فشاری زیر محاسبه می شود:

الف) از سطح زمین تا تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال؛

ب) از تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال تا تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال؛

ج) از تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال به بالای جوّ.

در عمل، انتگرال گیری قائم بر اساس لایه های فشاری موجود با رابطه (۵) انجام می شود:

$$LPWi = \frac{1}{g} \sum q(p) \Delta p \quad (۵)$$

$$TPW = LPW1 + LPW2 + LPW3 \quad (۶)$$

که پارامتر $LPWi$ مقدار آب بارش شو در یک لایه خاص i و $q(p)$ میانگین رطوبت در لایه تعریف شده با اختلاف فشار Δp است. جمع بندی روی سطوح فشاری مربوطه برای مقدار آب بارش شو در هر لایه انجام می شود و پارامتر آب بارش شو کل (TPW) از مجموع مقدار آب بارش شو سه لایه ۱، ۲ و ۳ طبق رابطه (۶) به دست می آید (کوئینگ و دوکانینگ، ۲۰۰۹).

۲-۲ داده های ماهواره ای

در این تحقیق از داده های دو ماهواره زمین آهنگ هواشناسی چینی FENGYUN (FY-2E) و ماهواره هواشناسی اروپایی METEOSAT8(IODC) استفاده شده است. محصول آب بارش شو ماهواره FY-2E از وبگاه مرکز ملی ماهواره های هواشناسی چین و محصول آب بارش شو در ماهواره هواشناسی اروپایی از سری داده های شاخص ناپایداری جهانی Global Instability Index (GII) گرفته شده است که روزانه تعداد ۹۶ محصول از آن (هر ۱۵ دقیقه یک بار) از پایگاه The European Organization for the Exploitation of Meteorological Satellites (EUMETSAT) در سازمان هواشناسی ایران دریافت می شود. ماهواره اروپایی

METEOSAT8 جزء ماهواره‌های نسل دوم METEOSAT و از نوع ماهواره‌های زمین‌آهنگ و متعلق به EUMETSAT است و در مدار زمین‌آهنگ دور زمین می‌چرخد. این ماهواره در ارتفاع ۳۵۷۸۶ کیلومتری بالای خط استوا و در عرض جغرافیایی ۴۱/۵ E قرار دارد و اروپا، آفریقا، اقیانوس هند و ایران را پوشش می‌دهد. توان آن ۶۰۰ وات و وزن آن ۲۰۴۰ کیلوگرم است و از ۱۵ سپتامبر ۲۰۱۵ عملیاتی شده است. ماهواره چینی FY-2E از نوع ماهواره‌های زمین‌آهنگ و متعلق به مرکز ماهواره هواشناسی سازمان هواشناسی چین (NSMC) است که در ارتفاع ۳۵۷۸۶ کیلومتری بالای خط استوا و عرض جغرافیایی شرقی ۸۶/۵ E قرار دارد و منطقه آسیا و ایران را نیز پوشش می‌دهد. توان آن ۳۰۰ وات و وزن آن ۱۳۸۰ کیلوگرم است و از اول ژوئن ۲۰۱۵ عملیاتی شده است. توان تفکیک این ماهواره ۱/۲۵ کیلومتر است.

۳-۲ بازبایی پارامتر آب بارش‌شو از ماهواره‌های زمین‌آهنگ هواشناسی

مرکز اروپایی ماهواره‌های هواشناسی EUMETSAT بر اساس مشاهدات سنجنده MSG-SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and InfraRed Image) محصولات شاخص ناپایداری جهانی (GII) را تولید می‌کند. این شاخص یک پارامتر توده هوایی است که شرایط پایداری جو صاف و بدون ابر را نشان می‌دهد. محصول GII شامل تعدادی از کمیت‌های مشخص‌کننده ناپایداری مانند شاخص صعود (Lifted Index)، شاخص ناپایداری K و آب بارش‌شو کل (TPW) است که در اصل از داده‌های رادیوگمانه به‌دست‌می‌آیند. TPW برحسب انتگرال قائم رطوبت در ستون جو بازبایی می‌شود. سودمندی این محصول در شناسایی مناطقی مستعد توفان‌های همرفتی شدید و وضع هوای خطرناک مرتبط ثابت شده است. در بازبایی GII مبتنی بر MSG در حال حاضر از نیمرخ قائم حاصل از ECMWF برای اولین حدس یا نیمرخ قائم زمینه استفاده می‌شود. مرکز اروپایی ماهواره‌های هواشناسی EUMETSAT در حال بررسی امکان دست‌یابی به اطلاعات مربوط به دما و رطوبت اولیه بر اساس ترکیبی از اندازه‌گیری‌های دستگاه تداخل سنچ فروسرخ (IASI) سوار بر

ماهواره مدار قطبی آن است. مشخصات دما و رطوبت از ابزار Infrared Atmospheric Sounding Interferometer (IASI) به‌صورت مداری به‌دست‌می‌آیند. این نیمرخ‌های قائم مشتق‌شده به‌عنوان ورودی اولیه برای بازبایی GII در جایی استفاده می‌شوند که تکوین زمانی خواص توده هوا بتواند با مشاهدات ماهواره ثابت ثبت شود. با نگاهی به کانال‌های فروسرخ موجود در سنجنده MSG-SEVIRI می‌توان دید که چنین اطلاعاتی با کانال‌های ۶/۲ میکرومتر و ۷/۳ میکرومتر ارائه می‌شود (دو کانال بخار آب که اطلاعاتی را درباره سطح رطوبت زیاد و متوسط مشخص می‌کنند)، کانال‌های با مرکز ۸/۷ میکرومتر، ۱۰/۸ میکرومتر و ۱۲ میکرومتر به رطوبت سطح کم و دمای سطح حساس هستند. کانال با مرکز ۱۳/۴ میکرومتر تحت تأثیر دمای هوای سطح قرار دارد. بازبایی GII از این شش کانال سنجنده MSG مربوط به دو کانال بخار آب WV6.2 و WV7.3 و چهار کانال فروسرخ IR8.7، IR10.8، IR12.0 و IR13.4 در یک به‌اصطلاح طرح بازبایی فیزیکی استفاده می‌کند. محاسبات انتقال تابش برای یافتن ترکیبی از دمای پوست، دمای هوا و مشخصات رطوبت که سازگاری بیشتری با مشاهدات موجود در این شش کانال دارد، از اولین مشخصات حدس شروع می‌شود که برای GII پیش‌بینی عملیاتی جهانی ECMWF است. شرح مفصلی از طرح بازبایی را می‌توان در کوئینگ و دوکانینگ (۲۰۰۹) یافت. هدف اصلی این الگوریتم بازبایی پارامتر آب بارش‌شو است. رویکرد الگوریتم انتخابی بازبایی آماری- فیزیکی است که اطلاعات قبلی و اندازه‌گیری‌ها در یک روش آماری بهینه با یک مدل انتقال تابش فیزیکی برای ارتباط شاخص‌های جو با اندازه‌گیری‌ها ترکیب می‌شوند. به اطلاعات پیشین هم نیاز است؛ زیرا اطلاعات موجود در تابش‌های مشاهده‌شده به‌طور کامل برای تعیین نیمرخ‌های جو کافی نیست. در فرایند پردازش GII، هنگامی که تابش‌های شبیه‌سازی با مقادیر مشاهده‌شده در یک آستانه از قبل معین مطابقت داشته باشند، این کمینه‌سازی به‌دست‌می‌آید. با این روش به‌طور مؤثر نیمرخ قائم دمای هوا و رطوبت از تابش‌های مشاهده‌شده در مجموعه‌ای از کانال‌های داده‌شده و داده‌های نیمرخ جو (معمولاً پیش‌بینی‌شده) فراهم می‌شود. سپس

خاصی از زمینه را حفظ خواهد کرد. اعتبارسنجی بر اساس محصول GII از MSG-SEVIRI نشان داده است که این عمل، پذیرفتنی است (کوئینگ و کانینگ، ۲۰۰۹).

معادله (۷) مسئله را با روش تکرار حل می‌کند. اگر اختلاف دمای درخشندگی مشاهده شده و شبیه‌سازی شده کوچک باشد، فرایند تکرار متوقف می‌شود. علاوه بر این، معادله (۷) نشان می‌دهد بازایی فیزیکی به مدلی برای محاسبات پیشرو و جاکویی تابش نیاز دارد؛ یعنی مدل باید بتواند دمای درخشندگی در کانال‌های MSG مورد نظر را برای یک نمایه جوّی خاص و هندسه مشاهداتی شبیه‌سازی کند؛ بنابراین مشتقات جزئی دمای درخشندگی باعث تغییر دمای درخشندگی شبیه‌سازی شده به دلیل تغییر در مشخصات قائم x در سطح i یا همان جاکویی K در این معادله می‌شود. مدل RTTOV (Radiative Transfer for TOVS) که EUMETSAT NWP-SAF ارائه کرده است، این توانایی را دارد. در مدل RTTOV از مجموعه‌ای از سطوح فشاری ثابت بین سطح زمین و بام جوّ (برای مثال با فاصله ۰/۱ هکتوپاسکال) استفاده می‌شود، به‌طوری که مشخصات اطلاعات در انتهای این شبکه قائم در دسترس خواهد بود. از این نسخه فقط برای شرایط آسمان صاف می‌توان استفاده کرد. در این مورد، مجموعه کامل اطلاعات مربوط به کانال MSG-SEVIRI بررسی می‌شود و حدس اولیه نیم‌رخ دما و رطوبت می‌تواند با بازایی تغییر کند. شرایط مرزی زیرین مربوط به دمای سطح زمین است و ممکن است با بازایی نیز تغییر کند.

تمام پارامترهای ناپایداری و توده هوا را می‌توان از اطلاعات نیم‌رخ نهایی استخراج کرد. مطابق جدول ۱، داده‌های ماهواره‌ای استفاده شده در تصحیح خطای سامانمند مدل پیش‌بینی WRF شامل داده‌های دمای درخشندگی قله ابر (BRTMP)، شار موج بلند ورودی سطحی، دما در تراز دو متر از سطح زمین، ارتفاع ژئوپتانسیلی تراز هم‌دمای صفر درجه سلسیوس، ارتفاع ژئوپتانسیلی قله ابر، فشار متوسط سطح دریا، آب بارش شو و رطوبت ویژه ارتفاع دو متر از سطح دریا است.

۲-۴ داده‌های مستقیم پرونداد مدل WRF

برای استخراج این داده‌ها، ابتدا داده‌های خام پیش‌بینی مدل

پارامترهای توده هوا از نیم‌رخ‌های منتج حاصل می‌شود. بازایی فیزیکی که برآوردی بهینه با استفاده از یک روش وارون‌سازی است، تلاش می‌کند مشخصات جوّی‌ای را پیدا کند که بهترین مشاهدات را بازتولید می‌کند. به‌طور کلی، این یک معادله با چند جواب است که برای آن از A نیم‌رخ زمینه به‌عنوان یک قید استفاده می‌شود. این نیم‌رخ زمینه که اغلب در طرح‌واره تکرار، مقدار اولیه برای به‌دست آوردن جواب است، A حدس اولیه نام دارد. حدس اولیه به آرامی و کنترل‌شده تغییر می‌کند تا خواص تابشی آن به مشاهدات ماهواره‌ای نزدیک شود. حدس اولیه نوعی پیش‌بینی کوتاه‌مدت است. در نیم‌رخ نهایی میدان تابشی شبیه‌سازی شده در بالای جوّ، با مشاهدات ماهواره مطابقت دارد یا اختلاف آنها کمینه است. هسته بازایی و گام تنظیم نیم‌رخ با معادله (۷) تعریف می‌شود (کوئینگ و دوکانینگ، ۲۰۰۹):

(۷)

$$x_{n+1} = x_0 + (S_x^{-1} + K_n^T \cdot S_e^{-1} \cdot K_n)^{-1} \times K_n^T \cdot S_e^{-1} [T_B - T_{B,n} + K_n \cdot (x_n - x_0)]$$

x : بردار حالت (مشخصات جوّی، همراه با شرایط مرزی زیرین)؛

n : گام تکرار ($n=0$ نشان‌دهنده نیم‌رخ زمینه است)؛

T_B : دمای درخشندگی مشاهده شده؛

$T_{B,n}$: دمای درخشندگی شبیه‌سازی شده برای نیم‌رخ گام تکرار n ؛

S_x : خطای ماتریس کوواریانس زمینه؛

K_n : ماتریس جاکویی در گام تکرار n ؛

S_e : ماتریس کوواریانس خطای دمای درخشندگی مشاهده شده و مدل تابش.

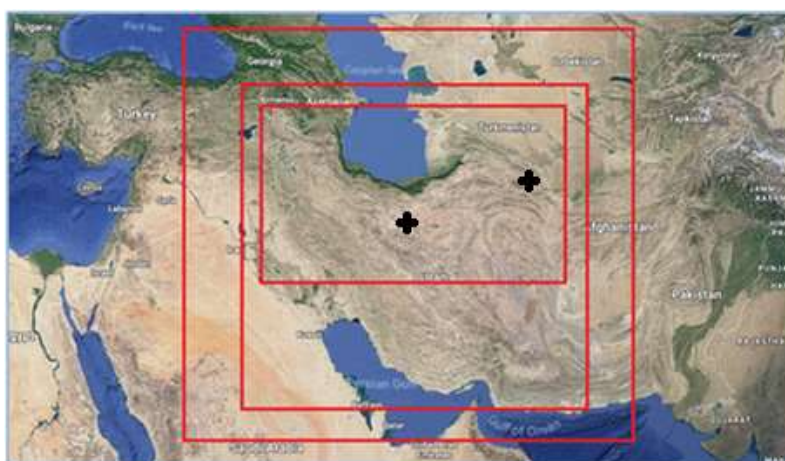
پردازش کامل GII تنها برای شرایط بدون ابر امکان‌پذیر است. یکی از مهم‌ترین فرضیه‌های فرایند این است که بازایی نیم‌رخ‌ها خیلی متفاوت از نیم‌رخ زمینه (پیش‌بینی) نیست. محتوای اطلاعات طیفی کانال‌های فروسرخ (IR) ماهواره MSG قطعاً به اندازه کافی زیاد نیست که بتوان یک نیم‌رخ مستقل قائم از جوّ نتیجه گرفت؛ برای مثال در ماهواره MSG-SEVIRI حل‌های بسیاری برای معادله (۷) وجود دارد. استفاده از پیش‌بینی برای میدان زمینه، جواب را به نزدیک‌ترین پیش‌بینی مقید می‌کند. این یعنی جواب نهایی ویژگی‌های

GFS از پایگاه داده NCEP دریافت و با طرح‌واره فیزیکی در مدل WRF مدل‌سازی می‌شوند. در نهایت، پارامتر آب بارش شوکل با جعبه ابزار (Unified Post Processor) UPP از این مدل اخذ می‌شود. مدل پیشرفته WRF یک مدل عددی میان‌مقیاس برای پیش‌بینی وضع هوا است. این مدل سامانه‌ای با توانایی فراوان است که می‌توان وضعیت‌های مختلف جو را با استفاده از آن شبیه‌سازی کرد. مدل WRF برای طیف وسیعی از کاربری‌ها و برای مقیاس‌هایی از چند متر تا چند هزار کیلومتر مناسب است. این مدل غیرهیدرواستاتیک است. شبکه‌بندی مدل، شبکه آراکاوای C- است و در آن از طرح‌واره‌های انتگرال‌گیری مرتبه دوم و سوم زمانی رونگ-کوتا و طرح‌واره‌های مرتبه دو تا شش برای فرارفت در دو راستای افقی و قائم استفاده می‌شود. این مدل از گام‌های

کوچک زمانی برای مُدهای آکوستیک و امواج گرانی استفاده می‌کند. در این مطالعه برای اجرای مدل WRF سه حوزه در نظر گرفته شد که تفکیک افقی حوزه مادر، ۲۷ کیلومتر و تفکیک افقی حوزه‌های آشیانه ۹ و ۳ کیلومتر هستند. این حوزه‌ها در شکل ۱ نمایش داده شده‌اند. در بررسی‌ها از حوزه سوم بهره برده شد. اجرای مدل به صورت روزانه و برای ساعت ۰۰ UTC بود. پیش‌بینی برای ۷۲ ساعت آینده تولید و از داده‌های NCEP برای شرایط مرزی و جانبی در مدل استفاده شد. تفکیک افقی این داده‌ها ۵/۰ درجه و برای هر سه ساعت در دسترس است. داده‌های مدل WRF از تاریخ اول ژانویه ۲۰۱۷ تا یازدهم اوت ۲۰۱۸ از بانک داده سازمان هواشناسی کشور استخراج شد.

جدول ۱. نوع داده‌های ماهواره‌ای استفاده شده در تصحیح خطای سامانمند مدل پیش‌بینی WRF (برگرفته از وبگاه EUMETSAT).

توضیح	پارامتر
دمای درخشندگی قله جو	BRTMP toa
شار موج بلند ورودی سطح برحسب وات بر متر مربع	DLWRFsfc
دمای نقطه شبنم در تراز ۲ متر برحسب کلوین	DPT2m
ارتفاع ژئوپتانسیلی تراز هم‌دمای صفر درجه سلسیوس	HGT0deg
ارتفاع ژئوپتانسیلی قله ابر	HGThtf
فشار میانگین سطح تراز دریا در مدل ایتا برحسب پاسکال	MSLET msl
ستون آب بارش شو جوی برحسب کیلوگرم بر متر مربع	PWATclm
رطوبت ویژه سطح زمین در ارتفاع ۲ متری	SPFH2m



شکل ۱. سه حوزه تودرتوی ۱:۳:۳ با تفکیک افقی ۳۰۰۰:۹۰۰۰:۲۷۰۰۰ متر برای اجرای مدل WRF. تفکیک افقی حوزه مادر، ۲۷ کیلومتر و تفکیک افقی حوزه‌های آشیانه، ۹ و ۳ کیلومتر فرض شده است.

۲-۴ داده های مستقیم برون داد مدل WRF

برای استخراج این داده ها، ابتدا داده های خام پیش بینی مدل GFS از پایگاه داده NCEP دریافت و با طرحواره فیزیکی در مدل WRF مدل سازی می شوند. در نهایت، پارامتر آب بارش شو کل با جعبه ابزار UPP (Unified Post Processor) از این مدل اخذ می شود. مدل پیشرفته WRF یک مدل عددی میان مقیاس برای پیش بینی وضع هوا است. این مدل سامانه ای با توانایی فراوان است که می توان وضعیت های مختلف جو را با استفاده از آن شبیه سازی کرد. مدل WRF برای طیف وسیعی از کاربری ها و برای مقیاس هایی از چند متر تا چند هزار کیلومتر مناسب است. این مدل غیرهیدرواستاتیک است. شبکه بندی مدل، شبکه آراکواای C- است و در آن از طرحواره های انتگرال گیری مرتبه دوم و سوم زمانی رونگ- کوتا و طرحواره های مرتبه دو تا شش برای فرارفت در دو راستای افقی و قائم استفاده می شود. این مدل از گام های کوچک زمانی برای مدهای آکوستیک و امواج گرانی استفاده می کند. در این مطالعه برای اجرای مدل WRF سه حوزه در نظر گرفته شد که تفکیک افقی حوزه مادر، ۲۷ کیلومتر و تفکیک افقی حوزه های آشیانه ۹ و ۳ کیلومتر هستند. این حوزه ها در شکل ۱ نمایش داده شده اند. در بررسی ها از حوزه سوم بهره برده شد. اجرای مدل به صورت روزانه و برای ساعت UTC ۰۰ بود. پیش بینی برای ۷۲ ساعت آینده تولید و از داده های NCEP برای شرایط مرزی و جانبی در مدل استفاده شد. تفکیک افقی این داده ها ۵/۰ درجه و برای هر سه ساعت در دسترس است. داده های مدل WRF از تاریخ اول ژانویه ۲۰۱۷ تا یازدهم اوت ۲۰۱۸ از بانک داده سازمان هواشناسی کشور استخراج شد.

۳ روش تحقیق

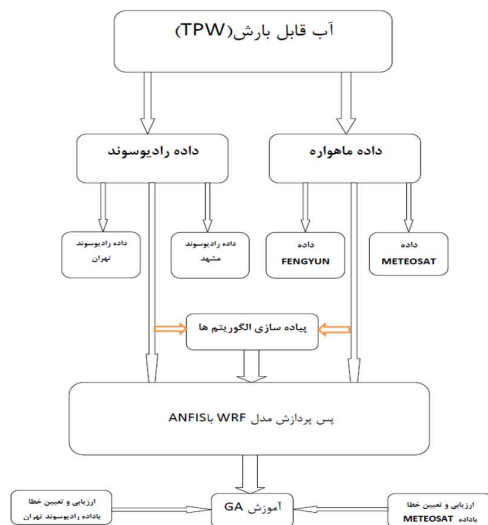
با توجه به خطاهای برون داد خام مدل، برون داد مستقیم مدل را نمی توان به صورت خام در اختیار کاربران قرار داد؛ بنابراین باید پس پردازش آن پیش از ارائه و استفاده صورت گیرد. پس پردازش برون داد خام مدل های مورد استفاده در پیش بینی عددی وضع هوا از گام های اصلی و ضروری فرایند پیش بینی عملیاتی است. مطالعات بسیاری درباره استفاده از روش های

متفاوت پس پردازش انجام شده است (موناش و همکاران، ۲۰۱۱؛ گالانیس و همکاران، ۲۰۰۶ و گالانیس و آندرانستاکیس، ۲۰۰۲). از میان روش های گوناگون پس پردازش داده ها برای استفاده از برون داد مدل، می توان به روش آماری برون داد مدل MOS (Model Output Statistics)، روش پیش یابی کامل PPM (Perfect Prognosis Method) و روش واسنجش برون داد مدل MOC (Model Output Calibration) اشاره کرد (آزادی و همکاران، ۱۳۸۷). با وجود توانایی های این روش ها به دلیل نیاز به تعداد زیادی متغیر، استفاده عملیاتی از آنها مشکل به نظر می رسد. محدودیت اصلی این روش ها لزوم دسترسی به داده های بلندمدت است که همیشه در دسترس نیست. روش های دیگری در سال های اخیر توسعه یافته اند که می توان با استفاده از آنها برون داد مدل را بدون نیاز به داده های بلندمدت تصحیح کرد. از آن جمله می توان به روش های پالایه کالمن (موناچی، ۲۰۱۱؛ گالانیس و همکاران، ۲۰۰۶؛ هاملید، ۱۹۹۵؛ کالمن و باسی، ۱۹۶۱؛ کالمن، ۱۹۶۰)، شبکه عصبی مصنوعی (مرزبان، ۲۰۰۳)، میانگین متحرک (مکولر و استال، ۲۰۰۸) و روش های ییزی (جلمن و همکاران، ۲۰۱۳) اشاره کرد. بوگدانوس و همکاران (۲۰۲۱) الگوریتم های پیش بینی را بر اساس پیش بینی خطای دما با استفاده از پالایه کالمن برای توسعه سامانه مدیریت معرفی کردند. مطالعاتی نیز در این باره در ایران انجام شده است که می توان به پژوهش آزادی و همکاران (۱۳۸۷) اشاره کرد که برون داد مدل میان مقیاس MM5 را برای دمای بیشینه و کمینه با استفاده از پالایه کالمن پس پردازش کردند. نتایج، نشان دهنده برتری پیش بینی های پالایه بر پیش بینی های رسمی بود و لزوم استفاده از پس پردازش برون داد خام مدل را نشان می داد. برای روزهایی که خطای مدل زیاد یا متوسط بود، پالایه کالمن توانست پیش بینی مدل را تا حدی پذیرفتنی اصلاح کند. آزادی و عربلی (۱۳۸۸) پیش بینی های رسمی و پیش بینی های مدل WRF را بعد از پس پردازش برای دمای بیشینه و کمینه روزانه در ایستگاه های همدیدی مراکز استان ها مقایسه کردند. نتایج نشان داد پیش بینی های پالایه بر پیش بینی های رسمی برتری دارند و استفاده از پس پردازش برون داد خام مدل ضروری است. در

مطالعه‌ای دیگر، آزادی و همکاران (۱۳۹۱) نشان دادند استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پس‌پردازش برون‌داد خام مدل و سپس واسنجی اعضای سامانه همدی قبل از ترکیب اعضا می‌تواند پیش‌بینی احتمالاتی دقیق‌تری تولید کند. بابائیان و همکاران (۱۳۹۱) پس‌پردازش برون‌داد مدل دینامیکی MRI-CGCM3 را برای پیش‌بینی فصلی بارش استان خراسان رضوی بررسی کردند. نتایج پژوهش آنها نشان می‌داد که مدل توانسته است بارش‌های فصل پائیز را به‌خوبی پیش‌بینی کند. مرادی و مرتضی پور (۱۳۹۵) پس‌پردازش برون‌داد مدل WRF را به روش میانگین لغزان برای دما، دمای نقطه شبنم، دمای بیشینه و دمای کمینه در ایستگاه هواشناسی فرودگاه رشت درستی‌سنجی کردند. نتایج در تمام موارد بهبود را نشان می‌داد. تقوی و همکاران (۱۴۰۱) تاثیر داده‌گواهی به عنوان ابزار پس‌پردازش بین برون‌داد مدل WRF و مشاهدات دمای ایستگاه مهرآباد تهران را با استفاده از سه روش پالایه کالمن، شبکه عصبی و تبدیل فوریه مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج، تاثیر مثبت کاربرد پس‌پردازش را با استفاده از مشاهدات ایستگاه مهرآباد از لحاظ مقدار دما را نشان می‌دهد.

هدف این تحقیق، بررسی روش‌های متفاوت پس‌پردازش مدل WRF به‌منظور بهبود پیش‌بینی مدل برای پارامتر آب بارش‌شو است. ابتدا آب بارش‌شو اخذ شده از داده‌های رادیوگمانه در چند ایستگاه جو بالای کشور با پارامتر نظیر آن

از ماهواره‌های هواشناسی موجود طی چند سال گذشته مقایسه شد. پس از چند مرحله درستی‌سنجی، مقادیر آب بارش‌شو محصولات ماهواره‌های هواشناسی پیشنهادی متئوسات و فنگ-یون با مقادیر محاسبه شده در ایستگاه‌های جو بالای شهید هاشمی‌نژاد مشهد و مهرآباد تهران انتخاب شد. شایان ذکر است ملاک انتخاب بهترین ماهواره بر اساس جذر میانگین مربع خطای کمتر بود و در نتیجه، از ماهواره هواشناسی با کمترین جذر میانگین مربع خطا، به‌عنوان داده مرجع برای پس‌پردازش آب بارش‌شو مدل WRF استفاده شد. تصحیح خطای سامانمند مدل پیش‌بینی WRF با استفاده از داده‌های ماهواره مذکور و الگوریتم ژنتیک و کاربست پالایه کالمن انجام شد. برای درستی‌سنجی رهیافت مذکور، مقادیر پس‌پردازش شده با آموزش داده‌های ماهواره هواشناسی و رادیوگمانه به‌ترتیب با پارامتر آب بارش‌شو ماهواره MSG1 (IODC) و مقادیر محاسبه شده در ایستگاه رادیوگمانه مهرآباد مقایسه شد. پالایه کالمن بر داده‌های ماهواره اصلاح شده با الگوریتم ژنتیک اعمال شد. روش کار به‌صورت نمودار گردش برنامه پس‌پردازش پارامتر آب بارش‌شو با استفاده از داده‌های رادیوگمانه و ماهواره در شکل ۲ نشان داده شده است. در ادامه، به‌طور مختصر روش الگوریتم ژنتیک و پالایه کالمن شرح داده می‌شود.



شکل ۲. نمودار گردش برنامه جهت پس‌پردازش پارامتر آب بارش‌شو با استفاده از داده‌های رادیوگمانه و ماهواره.

۱-۳ الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک بخشی از نظریه محاسبه تکاملی است. این نظریه در حال حاضر بخشی از هوش مصنوعی است که به سرعت در حال رشد است. الگوریتم ژنتیک ابزاری است که ماشین با آن می تواند سازوکار انتخاب طبیعی را شبیه سازی کند. این عمل با جستجو در فضای مسئله برای یافتن جواب برتر و نه لزوماً بهینه صورت می پذیرد. الگوریتم های ژنتیک اغلب گزینه خوبی برای روش های پیش بینی بر مبنای وایزش هستند. الگوریتم ژنتیک که الگوریتم محاسباتی بهینه سازی است، با در نظر گرفتن مجموعه ای از نقاط فضای جواب در هر تکرار محاسباتی، نواحی مختلف فضای جواب را به نحو مؤثری جستجو می کند. در سازوکار جستجو، مقدار تابع هدف تمام فضای جواب محاسبه نمی شود، ولی مقدار محاسبه شده تابع هدف برای هر نقطه، در متوسط گیری آماری تابع هدف در کلیه زیرفضاهای دخالت داده می شود که آن نقطه به آنها وابسته بوده است. این زیرفضاها به طور موازی از نظر تابع هدف متوسط گیری آماری می شوند. این سازوکار را توازی ضمنی می گویند.

۲-۳ پالایه کالمن

پالایه های کالمن بر اساس سامانه های خطی پویا گسسته در بازه زمانی هستند و معمولاً برآورد دقیق تری نسبت به برآورد بر اساس یک اندازه گیری واحد بر مبنای استنباط ییزی (جلمن و همکاران، ۲۰۱۳) دارند و تخمین توزیع احتمال مشترکی از یک متغیر تصادفی را در یک مقطع زمانی ارائه می کنند. این پالایه از نام رودولف کالمن، یکی از پایه گذاران این نظریه گرفته شده است. یک پالایه هنگامی بازگشتی است که تنها برآورد حالت قبل و مشاهده فعلی برای برآورد حالت فعلی لازم باشد. برای مطالعه بیشتر پالایه کالمن به کالمن (۱۹۶۰)، هوملید (۱۹۹۵)، گالانیس و آندرانیتاسکیس (۲۰۰۲)، گالانیس و همکاران (۲۰۰۶) و آزادی و همکاران (۱۳۸۷) مراجعه شود. هدف اصلی این پالایه، شبیه سازی یک فرایند نامعلوم (بردار حالت) با زمان است که مقدار معلوم آن در زمان t_i در این مقاله با $x^f(t_i)$ مشخص شده است. y_i^o نیز بردار دیده بانی در همان زمان t_i

است. معادله های سیستم و دیده بانی که به ترتیب نشان دهنده تحول زمانی بردار حالت و ارتباط بردار حالت با دیده بانی متناظر است، به صورت زیر نوشته می شوند (گالانیس و همکاران، ۲۰۰۶):

$$x^f(t_{i+1}) = M_i[x^f(t_i)] + \eta(t_i) \quad (۸)$$

$$y_i^o = H_i[x^f(t_i)] + \varepsilon_i \quad (۹)$$

ماتریس های M_i (عملگر معادله سیستم) و H_i (عملگر معادله دیده بانی) باید قبل از اعمال پالایه تعیین شوند (گالانیس و همکاران، ۲۰۰۶). در این روش بردار حالت نامعلوم x_i بر مبنای همه مقادیر دیده بانی تا زمان t_i برآورد می شود. در گام اول، بردار حالت x و ماتریس کوواریانس خطای آن یعنی ماتریس p بر اساس مقادیر تحلیلی در گام زمانی t_{i-1} با معادلات پیش بینی محاسبه می شوند:

$$x^f(t_i) = M_{i-1}[x^a(t_i)] \quad (۱۰)$$

$$p^f(t_i) = M_{i-1}p^a(t_{i-1})M_{i-1}^T + Q(t_{i-1}) \quad (۱۱)$$

که ماتریس Q ، ماتریس کوواریانس خطای فرایند $\eta(t_i)$ است. در گام بعدی، وقتی دیده بانی جدید در زمان t_i یعنی y_i^o انجام شود، می توان برآورد جدید بردار حالت یعنی $x^a(t_i)$ را با ترکیب اطلاعات قبلی با A معادلات تصحیح کننده زیر به روز کرد:

$$x^a(t_i) = x^f(t_i) + K_i(y_i^o - H_i[x^f(t_i)]) \quad (۱۲)$$

$$p^a(t_i) = (I - K_i H_i)p^f(t_i) \quad (۱۳)$$

که ماتریس بهره کالمن (K_i) با رابطه زیر محاسبه می شود:

$$K_i = p^f(t_i)H_i^T[H_i p^f(t_i)H_i^T + R_i]^{-1} \quad (۱۴)$$

ماتریس R_i ، ماتریس کوواریانس خطای اندازه گیری (ε_i) و $p^a(t_i)$ کوواریانس خطای $x^a(t_i)$ در زمان t_i است. بهره کالمن تنظیم کننده چگونگی سازگاری پالایه با شرایط جدید و ممکن است. از معادلات (۸) تا (۱۴) برای به روزرسانی الگوریتم کالمن از زمان t_{i-1} به t_i استفاده می شود. در این روش، تعیین $\eta(t_i)$ و ε_i از اهمیت ویژه ای برخوردار است و مقدار آنها می تواند خروجی را به شدت تحت تأثیر قرار دهد. این موضوع که بعد از تغییرات زیاد در داده های ورودی، پالایه کالمن با چه سرعتی با وضعیت جدید انطباق پیدا کند، به نسبت

برای محاسبه امتیاز مهارتی میانگین خطای مطلق (MAESS) از رابطه (۱۸) استفاده می‌شود که در آن MAE_{DMO} میانگین خطای مطلق برون‌داد مدل قبل از پردازش و MAE_{pp} میانگین خطای مطلق مدل پس از پردازش است:

$$MAE \text{ skill score} = 1 - \frac{MAE_{pp}}{MAE_{DMO}} \quad (18)$$

همان‌گونه که در نمودار گردشی شکل ۲ نشان داده شده است، برای پس‌پردازش پارامتر آب بارش شو مدل WRF از الگوریتم ژنتیک (GA) استفاده شده است. مجموعه داده‌های بکار گرفته در این پس‌پردازش، عبارتند از داده‌های ماهواره زمین‌ایستای نسل دوم METEOSAT8 و داده‌های رادیوگمانه در فرودگاه مهرآباد تهران طی بازه زمانی اول فوریه ۲۰۱۷ تا یازده اوت ۲۰۱۸ است. از کل نمونه‌های مجموعه، تعداد ۵۱۳ داده برای داده آموزش و ۱۷۱ داده برای داده آزمون استفاده شده است. در این روش برون‌داد مدل پس از سه بار اجرای روش ژنتیک به حالت پذیرفتنی رسید. نتایج روی این مجموعه داده در قالب نمودار در ادامه آورده شده است. و در هر اجرا میزان خطاها نیز بیان شده است. در ادامه، پالایه کالمن بر داده‌های ماهواره اصلاح شده با الگوریتم ژنتیک اعمال شد و برای بررسی پارامترهای کمی روش پیشنهادی بکار گرفته شد.

۴ نتایج و تحلیل داده‌ها

در این بخش، ابتدا مقادیر آب بارش شو دو ماهواره اروپایی METEOSAT و ماهواره چینی FENGYUN با مقادیر آب بارش شو محاسبه شده در ایستگاه‌های جو بالای هاشمی‌نژاد مشهد و مهرآباد تهران مقایسه می‌شوند.

در این پژوهش ابتدا پارامتر R^2 از دو ماهواره زمین‌ایستای اروپایی METEOSAT و ماهواره چینی FY-2E استخراج و با آب بارش شو محاسبه شده در دو ایستگاه جو بالای کشور مقایسه شد. در جدول ۲ ضرایب همبستگی مقایسه دو ماهواره زمین‌ایستای مذکور با دو ایستگاه جو بالای شهید هاشمی‌نژاد مشهد و مهرآباد تهران آمده است. با توجه به مقایسه داده‌های دوساله آب بارش شو از دو ماهواره زمین‌ایستای هواشناسی و دو

بستگی $\eta(t_i)/\varepsilon_i$ دارد. انتخاب درست این مقادیر باعث پایداری نتایج می‌شود و داده‌های اندازه‌گیری شده با خطای زیاد در یک روز، خطای بزرگی در خروجی ایجاد نمی‌کند (آزادی و همکاران، ۱۳۸۷).

۳-۳ سنجه‌های آماری مورد استفاده برای

درستی‌سنجی

درستی‌سنجی یک پیش‌بینی، فرایندی است که کیفیت پیش‌بینی را تعیین می‌کند. در این فرایند، پیش‌بینی با دیده‌بانی متناظر که واقعاً اتفاق افتاده است یا خیر مقایسه می‌شود. برای ارزیابی و درستی‌سنجی پیش‌بینی‌ها، از شاخص‌ها و کمیت‌های درستی‌سنجی گوناگونی استفاده می‌شود. پارامترهایی که در این تحقیق استفاده شده‌اند عبارت‌اند از: میانگین خطا (ME) (رابطه ۱۵)؛ میانگین خطای مطلق (MAE) پیش‌بینی (رابطه ۱۶)؛ جذر میانگین مربع خطا (RMSE) (رابطه ۱۷)؛ امتیاز مهارتی میانگین خطای مطلق (MAESS) (رابطه ۱۸). در این روابط F_i مقدار پیش‌بینی متغیر مورد نظر، O_i مقدار مشاهده متناظر با آن و N تعداد داده‌ها است. میانگین خطا (ME) نمی‌تواند بزرگی و اندازه خطاها را اندازه‌گیری کند، همچنین نمی‌تواند رابطه و تناظر بین مقادیر پیش‌بینی و مشاهده را مشخص کند. به نظر می‌رسد بهترین حالت مقدار میانگین خطای پیش‌بینی برابر صفر باشد، اما واقعاً این گونه نیست؛ چه‌بسا مقادیر پیش‌بینی خطای زیادی داشته باشند، ولی تفاضل مقدار مشاهدات از آنها، گاهی مثبت و گاهی منفی شود و در نتیجه، مقدار میانگین خطای پیش‌بینی صفر یا نزدیک به صفر شود. شاخص میانگین خطای مطلق (MAE) نسبت به میانگین خطا، برتری دارد. در اینجا با در نظر گرفتن قدر مطلق تفاضل مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی، این عیب برطرف شده است و از صفر شدن میانگین خطای مطلق جلوگیری می‌شود.

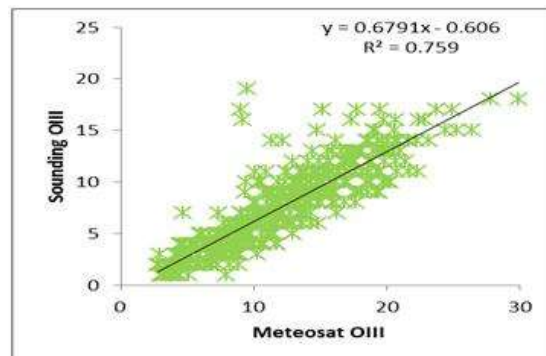
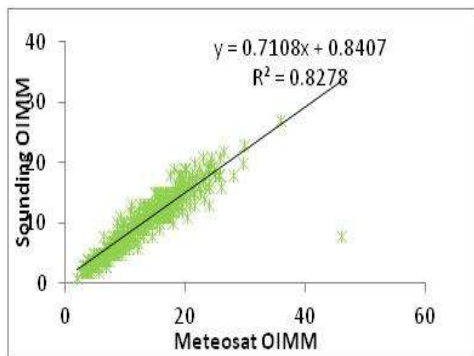
$$ME = \text{mean error} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - O_i) \quad (15)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |F_i - O_i| \quad (16)$$

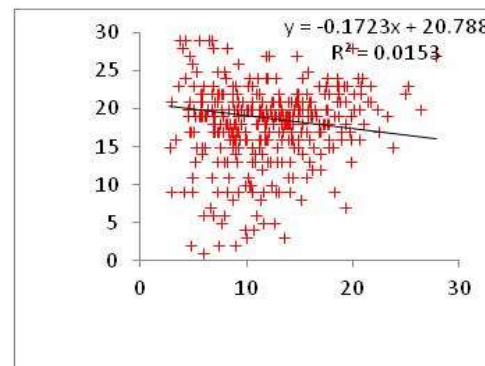
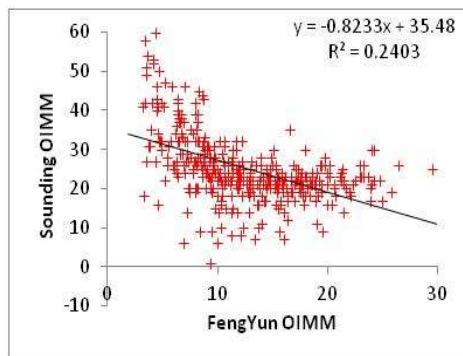
$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - O_i)^2 \right]^{1/2} \quad (17)$$

و مهرآباد تهران دارد. از آنجاکه در روزهای ابری، ماهواره‌های زمین‌ایستای نمی‌توانند مقادیر آب بارش شو را بازیابی کنند؛ لذا در این مقایسه، روزهای ابری حذف شده‌اند.

ایستگاه رادیوگمانه کشور، همبستگی بسیار خوبی بین داده‌های ماهواره اروپایی METEOSAT و مقادیر آب بارش شو محاسبه شده در ایستگاه‌های جو بالا وجود دارد، اما داده‌های ماهواره چینی FY-2E همبستگی کمی با داده‌های رادیوگمانه فرودگاه‌های شهید هاشمی‌نژاد مشهد



شکل ۳. مقایسه پارامتر آب بارش شو ماهواره METEOSAT و رادیوگمانه فرودگاه مهرآباد تهران. شکل ۴. مقایسه پارامتر آب بارش شو ماهواره METEOSAT و رادیوگمانه فرودگاه شهید هاشمی‌نژاد مشهد.



شکل ۵. مقایسه پارامتر آب بارش شو ماهواره FY-2E و رادیوگمانه فرودگاه مهرآباد تهران. شکل ۶. مقایسه پارامتر آب بارش شو ماهواره FY-2E و رادیوگمانه فرودگاه شهید هاشمی‌نژاد مشهد.

جدول ۲. مقایسه ضرایب همبستگی داده‌های ماهواره‌های منتخب با داده‌های واقعی رادیوگمانه.

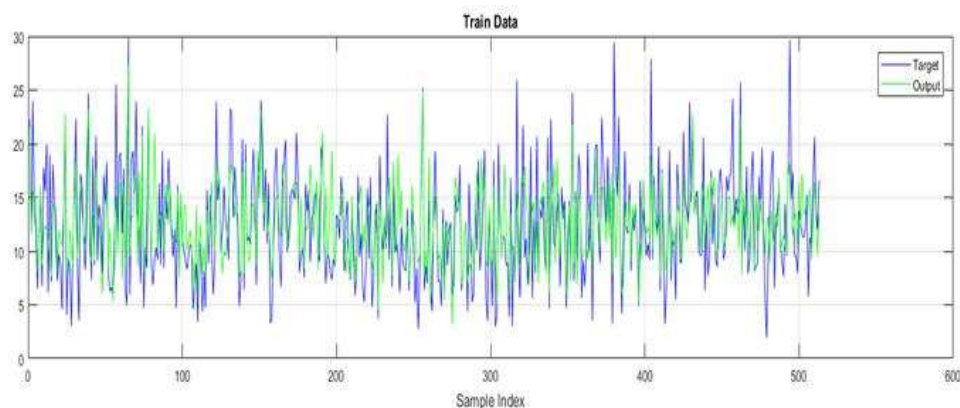
R ²	فرودگاه مهرآباد تهران	فرودگاه شهید هاشمی‌نژاد مشهد
MSG1(IODC)	۰/۷۵۹	۰/۸۲۸۷
FY-2E	۰/۱۵۳	۰/۲۴۰۳

آموزش مدل مذکور استفاده کرد. برای بهینه‌سازی با روش پیشنهادی، ابتدا از داده‌های رادیوگمانه تهران و در گام بعد، از داده‌های ماهواره زمین‌ایستای نسل دوم

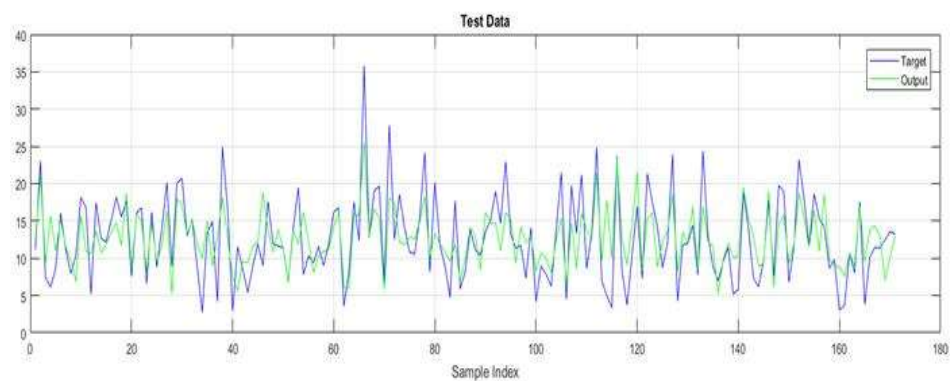
همان‌طور که مشاهده می‌شود، بیشترین ضرایب همبستگی متعلق به ماهواره METEOSAT است؛ بنابراین از پارامتر آب بارش شو مستخرج از این ماهواره می‌توان برای داده‌های

نگاشت برای آموزش استفاده شد. نمودارهای حاصل از اجرای
مرحله سوم شبیه‌سازی با روش پیشنهادی در شکل‌های ۷ تا ۱۰
آورده شده است.

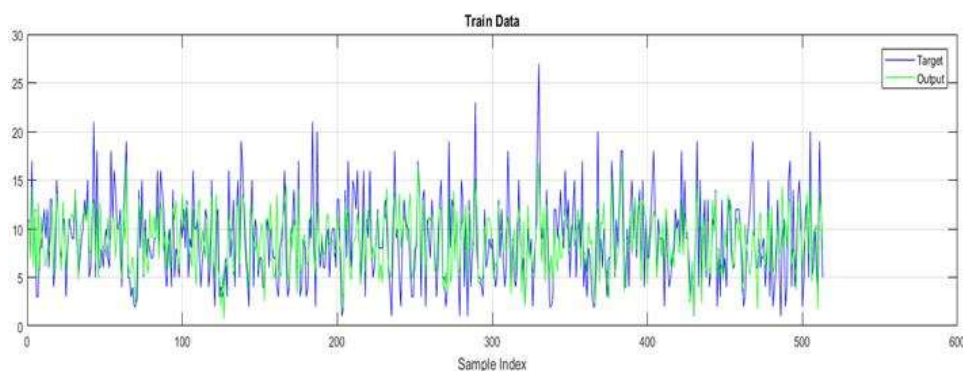
METEOSAT8 در نقطه طول و عرض جغرافیایی فرودگاه
مهرآباد تهران استفاده شد. در مرحله سوم اجرا با استفاده از
الگوریتم ژنتیک، از میان ۶۸۵ نگاشت داده موجود، ۵۱۳



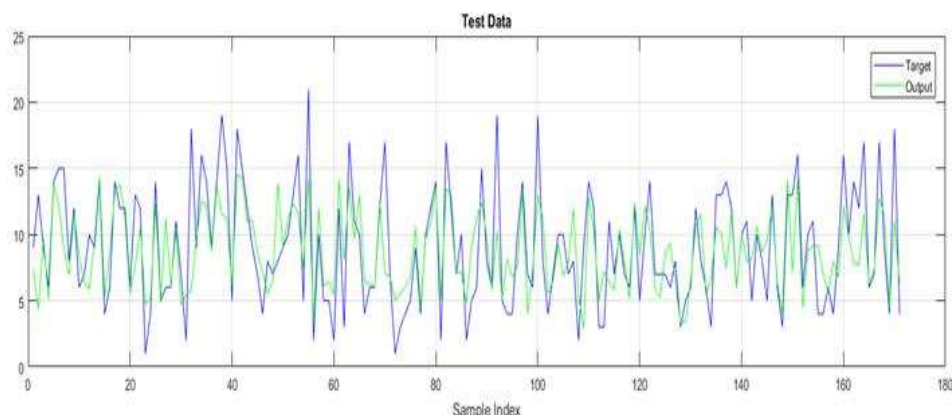
شکل ۷. نمودار خروجی (رنگ سبز) و نمودار هدف (رنگ آبی) در اجرای سوم الگوریتم ژنتیک برای داده آموزش رادیوگمانه مهرآباد تهران.



شکل ۸. نمودار خروجی (رنگ سبز) و نمودار هدف (رنگ آبی) در اجرای سوم الگوریتم ژنتیک برای داده آزمون رادیوگمانه مهرآباد تهران.



شکل ۹. نمودار خروجی (رنگ سبز) و نمودار هدف (رنگ آبی) در اجرای سوم الگوریتم ژنتیک برای داده آموزش ماهواره METEOSAT.



شکل ۱۰. نمودار خروجی (رنگ سبز) و نمودار هدف (رنگ آبی) در اجرای سوم الگوریتم ژنتیک برای داده آزمون ماهواره METEOSAT

ورودی و محور قائم نشان‌دهنده بازه پذیرفتنی داده‌ها است. در ادامه، مقادیر آب بارش شو پیش‌بینی مدل عددی WRF در دو ایستگاه فرودگاهی مهرآباد تهران و شهید هاشمی‌نژاد مشهد در ساعت 00 UTC برای حدود دو سال استخراج و با استفاده از الگوریتم ژنتیک و مقادیر آب بارش شو ایستگاه‌های رادیوگمانه و ماهواره مذکور پس‌پردازش شد. نتایج پس‌پردازش پیش‌بینی مدل عددی WRF با سه بار اجرای الگوریتم ژنتیک به ترتیب با استفاده از داده‌های ماهواره METEOSAT و رادیوگمانه فرودگاه مهرآباد تهران در جدول ۳ آمده است.

در توضیح روند اجرای الگوریتم پیشنهادی ژنتیک (GA) باید گفت در نمودارهای شاخص نمونه (Sample Index) دو نوع خروجی وجود دارد:

(۱) خروجی هدف (رنگ آبی) که نشان‌دهنده مقدار بازه هدف بر اساس داده‌های ورودی است و می‌تواند داده آموزش با تعداد ۵۱۳ نگاشت یا داده آزمون با تعداد ۱۷۱ نگاشت باشد؛ (۲) خروجی با رنگ سبز که نشان‌دهنده مقدار بازه برای داده‌های آزمون و آموزش است.

خروجی دوم در برخی نواحی از بازه بالاتر یا پایین‌تر است که بیانگر وجود خطا در مقدار داده‌های ورودی برای شبیه‌سازی است. محور افقی در این نمودارها نشان‌دهنده تعداد داده‌های

جدول ۳. مقایسه مقادیر آزمون پس‌پردازش داده ماهواره METEOSAT و رادیوگمانه مهرآباد تهران در سه اجرای الگوریتم ژنتیک.

		Bias	RMSE	Error Mean	Error STD	R ²
اجرای اول	METEOSAT8	11/4861	3.3891	0.46416	3.367	0.6381
	Sounding	16/828	4.09	0.72831	4.0364	0.622
اجرای دوم	METEOSAT8	12/2349	3.4964	-0.31357	3.4926	0.6699
	Sounding	17.9041	4.2313	-0.17041	4.2403	0.6633
اجرای سوم	METEOSAT8	9.9129	3.1485	0.33684	3.1396	0.7172
	Sounding	14.7629	3.8423	0.020123	3.8535	0.7496

همبستگی به‌دست آمده از مقایسه داده‌های پس‌پردازش شده و داده‌های واقعی ماهواره زمین‌ایستای 8 METEOSAT و ضرایب به‌دست آمده از مقایسه با داده‌های رادیوگمانه به

با مقایسه مقادیر آزمون پس‌پردازش داده ماهواره METEOSAT و رادیوگمانه مهرآباد تهران در سه اجرای الگوریتم ژنتیک در جدول ۳ می‌توان فهمید که ضرایب

یکدیگر نزدیک هستند.

در ادامه، پالایه کالمن بر داده‌های ماهواره اصلاح شده با الگوریتم ژنتیک اعمال شد که به بهبود نتایج منجر شد و ضریب همبستگی به مقدار ۰/۷۸۷۶ افزایش و RMSE به مقدار

۱/۱ کاهش یافت. علاوه بر این، مقادیر RMSE مدل به مقدار ۰/۱۰۸ کاهش و ضریب همبستگی به مقدار ۰/۹۸۷۶ افزایش یافت (جدول ۴).

جدول ۴. مقایسه مقادیر خطا و همبستگی مقدار آب بارش شو مدل WRF با داده ماهواره METEOSAT با اعمال الگوریتم ژنتیک، پالایه کالمن و داده رادیوگمانه در ایستگاه مهرآباد تهران.

روش	RMSE	R ²
مدل WRF	0/108	0.9876
داده رادیوگمانه	3/8423	0.6381
داده ماهواره با الگوریتم ژنتیک	3.1485	0.622
داده ماهواره با الگوریتم ژنتیک و اعمال پالایه کالمن	1.10	0.7876

۵ نتیجه گیری

هدف از این پژوهش، پس پردازش پارامتر آب بارش شو پیش بینی مدل عددی WRF است. از آنجاکه در مناطق بدون ایستگاه جو بالا محاسبه این پارامتر به راحتی و بدون استفاده از تجهیزاتی از قبیل GPS، ماهواره و رادار انجام پذیر نیست، در این تحقیق برای از بین بردن خطای سامانمند پارامتر آب بارش شو پیش بینی مدل عددی WRF در نقاط بدون ایستگاه جو بالا از داده‌های ماهواره زمین ایستای هواشناسی استفاده شد. برای ارزیابی این نکته که آیا ایده مذکور کاربردی است یا خیر، ابتدا آب بارش شو چند ایستگاه جو بالا در کشور با پارامتر نظیر آن در ماهواره‌های MSG1(IODC) و FY-2E موجود طی حدود دو سال مقایسه و داده‌های ماهواره هواشناسی با کمترین جذر میانگین مربع خطا به عنوان مقادیر هدف برای پس پردازش مدل WRF انتخاب شد. مطابق جدول ۲، ماهواره MSG1(IODC) با ضریب همبستگی R² برابر با ۰/۷۵۹ برای ایستگاه مهرآباد و ۰/۸۲۷۸ برای ایستگاه هاشمی نژاد مشهد به عنوان ماهواره مرجع انتخاب شد. در ادامه، پارامتر آب بارش شو مدل WRF با پارامتر مستخرج از ماهواره انتخابی METEOSAT8 و رادیوگمانه و با استفاده از الگوریتم ژنتیک پس پردازش شد. در انتها با اجرایی کردن این رهیافت برای ایستگاه جو بالای تهران و همگرایی زیاد مقادیر همبستگی ماهواره منتخب و مدل پس پردازش شده به مقادیر همبستگی رادیوگمانه و مدل تصحیح شده، ضریب همبستگی R² برای

ماهواره منتخب و رادیوگمانه در اجرای سوم به ترتیب برابر با ۰/۷۱۷۲ و ۰/۷۴۷۶ به دست آمد (جدول ۳). این موضوع نشان می‌دهد علاوه بر نزدیکی ضریب همبستگی داده‌های دو ابزار ماهواره و رادیوگمانه، همبستگی از ۰/۷ نیز بیشتر است که حکایت از دقت عمل پذیرفتنی پس پردازش مدل WRF با الگوریتم ژنتیک دارد. در ادامه، پالایه کالمن بر داده‌های ماهواره اصلاح شده با الگوریتم ژنتیک اعمال شد که نتایج بهبود یافت به طوری که ضریب همبستگی به مقدار ۰/۷۸۷ افزایش و خطای RMSE به مقدار ۱/۱ کاهش یافت. نتایج بیانگر این است که داده‌های ماهواره هواشناسی METEOSAT8(IODC) می‌تواند جایگزینی برای داده‌های رادیوگمانه در نقاط بدون ایستگاه جو بالا برای آموزش مدل پیشنهادی در راستای پس پردازش پارامتر آب بارش شو مدل عددی WRF باشد. در آینده می‌توان این پژوهش را برای اهدافی شامل پس پردازش سایر پارامترهای مدل عددی WRF، تعمیم به سایر مناطق و سایر مدل‌های پیش بینی و استفاده از داده‌های سایر ماهواره‌ها به ویژه ماهواره‌های نسل سوم با توان تفکیک بیشتر گسترش داد.

منابع

آزادی، م.، جعفری، س.، میرزائی، آ.، عربلی، پ.، ۱۳۸۷،
پس پردازش برون داد مدل میان مقیاس MM5 برای

- دمای بیشینه و کمینه با استفاده از فیلتر کالمن: مجله فیزیک زمین و فضا، ۳۴(۱)، ۴۵-۶۱.
- آزادی، م.، شیر غلامی، م.، حجام، س.، صحرائیان، ف.، ۱۳۹۰، پس پردازش برون داد مدل WRF برای بارندگی روزانه در ایران: تحقیقات منابع آب ایران، ۷۱(۳)، ۷۱-۸۱.
- آزادی، م.، عربلی، پ.، ۱۳۸۸، مقایسه پیش بینی های رسمی و پیش بینی های مدل WRF برای دمای بیشینه و کمینه روزانه در ایستگاه های همدیدی مراکز استان ها: هشتمین همایش پیش بینی عددی وضع هوا، تهران، ایران.
- آزادی، م.، واشانی، س.، حجام، س.، ۱۳۹۱، پیش بینی احتمالاتی بارش با استفاده از پس پردازش (post processing) برون داد یک سامانه همدی: مجله فیزیک زمین و فضا، ۳۸، ۲۰۳-۲۱۶.
- بابائیان، ا.، کریمیان، م.، مدیریان، ر.، ۱۳۹۱، پس پردازش برون داد مدل دینامیکی CGCM3-MRI برای پیش بینی فصلی بارش استان خراسان رضوی: مجله ژئوفیزیک ایران، ۷(۳)، ۱۱۹-۱۳۳.
- ذاکری، ز.، آزادی، م.، قادر، س.، ۱۳۹۴، بررسی اثر داده گزاری داده های ماهواره و ایستگاه های دیده بانی بر روی پیش بینی مدل WRF: نشریه پژوهش های اقلیم شناسی، دوره ۶، شماره ۲۱، ۳۱-۴۲.
- رستم زاده، ه.، رسولی، ع.، وظیفه دوست، م.، ملکی، ن.، ۱۳۹۸، ارزیابی و تحلیل نقش خصوصیات فیزیکی ابر در مقدار بارش محتمل با استفاده از داده های ماهواره ای MSG، منطقه مورد مطالعه: غرب ایران: نشریه علمی جغرافیا و برنامه ریزی، ۲۴(۷۲)، ۲۲۵-۲۴۵.
- رئیس پور، ک.، ۱۳۹۹، برآورد ماهواره ای بخار آب قابل بارش PWV در جو ایران و تحلیل همبستگی مکانی آن با فراسنج های آب و هواشناسی: مجله تحقیقات
- آب و خاک ایران، ۵۱(۱۰)، ۲۵۴۳-۲۵۵۷.
- تقوی، ف.، کوثری، م.، جلالی، م.، ۱۴۰۱، مقایسه روش های پس پردازش برون داد مدل WRF برای دمای روزانه در ایستگاه مهرآباد تهران، نشریه پژوهش های اقلیم شناسی، سال سیزدهم، شماره ۵۰، تابستان ۱۴۰۱، ۱۰۷-۱۲۰.
- مباشری، م.، پورباقر کردی، م.، فرج زاده اصل، م.، صادقی نائینی، ع.، ۱۳۸۹، برآورد آب قابل بارش کلی با استفاده از تصاویر ماهواره ای MODIS و داده های رادیوساوند: ناحیه تهران: فصلنامه مدرس علوم انسانی، ۱۴(۱)، ۱۰۷-۱۲۶.
- محمدیها، ا.، معماریان، م.، ح.، آزادی، م.، ریحانی پوری، م.، ۱۳۹۳، پیش بینی های مدل WRF برای آب بارش شو و ارتباط آن با برآورد بارش به کمک داده های رادار تهران: مجله ژئوفیزیک ایران، ۸(۳)، ۱۳-۱.
- مرادی، م.، مرتضی پور، س.، ۱۳۹۸، پس پردازش برون داد مدل WRF به روش میانگین لغزان برای دما، دمای نقطه شبنم، دمای بیشینه و دمای کمینه در ایستگاه هواشناسی فرودگاه رشت: نشریه هواشناسی و علوم جو، ۲(۳)، ۲۰۱-۲۱۳.
- Amezcu, J., 2020, ECMWF/NCEO data assimilation training course, (Partial) list of references, http://www.met.reading.ac.uk/~darc/training/ecmwf_collaborative_training/References.pdf
- Ansari, K., Althwaynee, O. F., and Corumluoglu, O., 2016, Monitoring and prediction of precipitable water vapor using GPS data in Turkey: Journal of Applied Geodesy, 10(4), 233-245.
- Bevis, M., S. Businger, T.A. Herring, C. Rocken, R.A. Anthes and R.H. Ware (1992). GPS meteorology: re- mote sensing of the atmospheric water vapor using the global positioning system, Journal of Geophys-ical Research, 97 (D14), 15787-15801
- Bock, O., Flamant, C., Richard, E., Keil, C., and Bouin, M. N., 2005, Validation of precipitable water from ECMWF model analyses with

- GPS and radiosonde data during the MAP SOP: Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, **612**, 3013-3036.
- Bogdanovs, N., Belinskis, R., Bistrovs, V., Petersons, E., and Ipatova, A., 2021, Forecasting algorithm based on temperature error prediction using Kalman filter for management system development: Latvian Journal of Physics and Technical Sciences, **58**(5), 38-49.
- Bouttier, F., and Courtier, P., 2002, Data Assimilation Concepts and Methods: ECMWF publication, <https://www.ecmwf.int/en/elibrary/16928>.
- Campmany, E., Bech, J., Rodríguez-Marcos, J., Sola, Y., and Lorente, J., 2010, A comparison of total precipitable water measurements from radiosonde and sunphotometers: Atmospheric Research, **97**(3), 385-392.
- Deblonde, G., 1999, Variational assimilation of SSM/I total precipitable water retrievals in the CMC analysis system: Monthly Weather Review, **127**(7), 1458-1476.
- Fragkos, K., Antonescu, B., Ene, D., et al., 2019, Assessment of the total precipitable water from a sun photometer, microwave radiometer and radiosondes at a continental site in southeastern Europe: Atmospheric Measurement Techniques, **12**(3), 1979-1997, <https://doi.org/10.5194/amt-12-1979-2019>.
- Galanis, G., and Anadranistakis, M., 2002, A one-dimensional Kalman filter for the correction of near surface temperature forecasts: Meteorological Applications, **9**, 437-441.
- Galanis, G., Louka, P., Katsafados, P., Kallos, G., and Pytharoulis, I., 2006, Applications of Kalman filter based on non-linear functions to numerical weather predictions: Annals of Geophysics, **24**, 2451-2460.
- Gelb, A., 1974, Applied optimal estimation, MIT Press printed in USA.
- 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.
- González, A., Expósito, F. J., Pérez, J. C., Díaz, J. P., and Taima, D., 2013, Verification of precipitable water vapour in high-resolution WRF simulations over a mountainous archipelago: Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, **139**(677), 2119-2133.
- Homleid, M., 1995, Diurnal corrections of short-term surface temperature forecasts using the Kalman filter: Weather Forecast, **10**, 689-707.
- Hou, A. Y., Ledvina, D. V., da Silva, A. M., et al., 2000, Assimilation of SSM/I-derived surface rainfall and total precipitable water for improving the GEOS analysis for climate studies: Monthly Weather Review, 2000, **128**(3), 509-537.
- Gelman, A., Carlin, J.B., Stern, H.S., Dunson, D.B., Vehtari, A. and Rubin, D.B., 2013, *Bayesian data analysis*. Chapman and Hall/CRC
- Jiang, P., Ye, S., Chen, D., Liu, Y., and Xia, P., 2016, Retrieving precipitable water vapor data using GPS zenith delays and global reanalysis data in China: Remote Sensing, **8**(5), 389, doi:10.3390/rs80503892.
- Kalman, R. E., 1960, A new approach to linear filtering and prediction problems: Journal of Basic Engineering, **82**(1), 35-45.
- Kalman, R. E., and Bucy, R. S., 1961, New results in linear filtering and prediction problems, Trans. ASME, Ser. D., **83**, 95-108.
- Khaniani, A. S., Azadi, M., and Zakeri, Z., 2017, Impact of Iranian permanent GPS network precipitable water estimates on numerical weather prediction: Earth Observation and Geomatics Engineering, **1**(2), 100-111.
- Koenig, M., and de Coning, E., 2009, The MSG global instability indices product and its use as a nowcasting tool: Weather Forecasting, **24**, 272-285.
- Kumar, P., Gopalan, K. B., Shukla, P., and Shyam, A., 2017, Impact of single-point GPS integrated water vapor estimates on short-range WRF model forecasts over southern India: Theoretical and Applied Climatology, **130**(3-4), 755-760.
- Liang, H.; Cao, Y.; Wan, X.; Xu, Z.; Wang, H.; Hu, H. Meteorological applications of precipitable water vapor measurements retrieved by the national GNSS network of China. Geod. Geodyn. 2015, **6**, 135-142
- Maghrabi, A. H., Alothman, A. O. A., Fernandes, R. M. S., et al., 2020, Modelling and validation of the precipitable water vapour from zenith wet delay using radiosonde and GNSS data in the Central Arabian Peninsula: International Journal of Environmental Sciences & Natural Resources, **25**(1): IJESNR.MS.ID.556152.
- 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.
- Monache, L. D., Nipen, T., Liu, Y., Roux, G., and Stull, R., 2011, Kalman filter and analog schemes to post-process numerical weather predictions: *Monthly Weather Review*, **139**, 3554-3570.
- Oigawa, M., Tsuda, T., Seko, H., Shoji, Y., and Realini, E., 2018, Data assimilation experiment of precipitable water vapor observed by a hyper-dense GNSS receiver network using a nested NHM-LETKF system: *Earth, Planets and Space*, **70**(1), 74.
- Pan, S., Gao, J., Stensrud, J., Wang, X., and Jones, T. A., 2018, Assimilation of radar radial velocity and reflectivity, satellite cloud water path, and total precipitable water for convective-scale NWP in OSSEs: *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **35**(1), 67-89.
- Pérez-Jordán, W., Castro-Almazán, J. A., and Muñoz-Tuñón, C., 2018, Precipitable water vapour forecasting: a tool for optimizing IR observations at Roque de los Muchachos Observatory: *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, **477**(4), 5477-5485.
- Pérez-Ramírez, D., Smirnov, A., Pinker, R. T., et al., 2019, Precipitable water vapor over oceans from the Maritime Aerosol Network: Evaluation of global models and satellite products under clear sky conditions: *Atmospheric Research*, **215**, 294-304.
- Priestley, M. B., 1981, *Spectral analysis and time series*, Academic Press, printed in USA.
- Rakhecha, P., and Singh, V. P., 2009, *Applied Hydrometeorology*: Springer Science & Business Media.
- Rao, P. A., and Fuelberg, H. E., 1997, Diagnosing convective instability from GOES-8 radiances: *Journal of Applied Meteorology*, **36**(4), 350-364.
- Rodgers, C. D., 1976, Retrieval of atmospheric temperature and composition from remote measurements of thermal radiation: *Reviews of Geophysics*, **14**(4), 609-624.
- Seto, Y., Yokoyama, H., Nakatani, T., et al., 2018, Relationships among rainfall distribution, surface wind, and precipitable water vapor during heavy rainfall in Central Tokyo in summer: *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, **96A**, 35-49.
- Shoji Y, Kunii M, Saito K (2009) Assimilation of nationwide and global GPS PWV data for a heavy rain event on 28 July 2008 in Hokuriku and Kinki, Japan. *SOLA* 5:45-4
- Sudradjat, A., Ferraro, R. R., and Fiorino, M., 2005, A comparison of total precipitable water between reanalyses and NVAP. *Journal of climate*, **18**(11), 1790-1807.
- Vey, S., Dietrich, R., Lke, A., Fritsche, M., Steigenberger, P., and Rothacher, M., 2010, Validation of precipitable water vapor within the NCEP/DOE reanalysis using global GPS observations from one decade: *Journal of Climate*, **123**, 1675-1695, DOI: 10.1175/2009JCLI2787.1.
- Wang, Y., Yang, K., Pan, Z., et al., 2017, Evaluation of precipitable water vapor from four satellite products and four reanalysis datasets against GPS measurements on the Southern Tibetan Plateau: *Journal of Climate*, **30**(15), 5699-5713.
- Yang, X., Sassa, B. H., Elgered, G., et al., 1999, A comparison of precipitable water vapor estimates by an NWP simulation and GPS observations: *Journal of Applied Meteorology*, **38**(7), 941-956.
- Zeng, X., 1999, The relationship among precipitation, cloud-top temperature, and precipitable water over the tropics: *Journal of Climate*, **112**, 2403-2414.

Post-processing of WRF model for precipitable water using meteorological satellite data

Farahnaz Taghavi ^{1*} and Mojtaba Jalali ²

¹ Associate Professor, Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran

² Ph.D. student, Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran

(Received: 19 December 2021, Accepted: 19 April 2022)

Summary

Precipitable water (PW) is an important part of the water cycle in the atmosphere. This variable plays a significant role in hydrological and meteorological studies to understand the behavior of water vapor and the involved processes. One of the management tools in this area is knowledge of the Total Precipitated Water content (TPW) in the atmosphere. This quantity can also be used as a meteorological index for accurate prediction of atmospheric parameters including rainfall and runoff estimates. PW is the amount of vertically integrated water vapor and can be expressed in g/cm^2 , or as the height of an equivalent column of liquid water in centimeters. The traditional technique for PW measurement is to launch radiosondes, normally twice a day. This method is not only expensive but also poor in both spatial coverage and temporal resolution. Temporal changes in atmospheric water vapor occur rapidly and water vapor measurements by radiosondes do not satisfy the needs of research for a variety of variation scales of atmospheric water vapor. In past years, the emerging ground-based Global Positioning System (GPS) has opened the possibility of improved monitoring of atmospheric humidity. Beginning from the 1990s, an observational technique based on the Global Navigation Satellite System (GNSS), which is sensitive to the spatial and temporal distribution of the water vapor content in the atmosphere, has made it possible to retrieve precise and continuous estimates of PW. In recent years, studies have been conducted on the use of satellite data and GPS data to estimate this parameter. The purpose of this research is to evaluate the post-processing of WRF model for PW using meteorological satellite data, neural network and Kalman filter. This parameter cannot be easily calculated without the use of equipment such as GPS, satellite, radiosonde station and radar. In this research, we attempt to eliminate the systematic error of a PW parameter obtained through the WRF numerical model in the absence of measurement data. In the first step, we compare the rainfall water for two stations in Iran including Mashhad and Tehran with the TPW parameter measured by MSG1(IODC) and FY-2E satellites for about two years. Then, the WRF model results are post-processed based on the observational data to educate the neural network model using the ANFIS implementation with genetic algorithm training. In second step, the Kalman filter was applied to the satellite data modified by genetic algorithm. The results were improved and the correlation coefficient was to 0.987 and the RMSE error reduced to 1.1. Results show that by implementing this approach and converging on the correlation values of the selected satellite and the post-processed model to the correlation values of the modified model, the results showed that the meteorological satellite data METEOSAT8 (IODC) can be used as an alternative of radiosonde data in places without high atmosphere station to teach the proposed model for post-processing of PWV parameter in WRF numerical model.

Keywords: Precipitable water, METEOSAT8, WRF model, post-processing

*Corresponding author:

ftaghavi@ut.ac.ir