

تخمین میزان بارش حوضه آبریز مرکزی ایران با استفاده از مجموعه داده ماهواره‌ای و شبکه‌های عصبی

سیدعباس میرحسینی^۱، ابوالحسن غیبی^{۲*} محمدحسین معماریان^۳ و الهام عباسی^۴

^۱ دانشجوی دکتری هواشناسی، گروه علوم غیرزیستی جوی و اقیانوسی، دانشکده علوم و فنون دریایی، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران

^۲ دانشیار گروه فیزیک، دانشکده علوم پایه، دانشگاه هرمزگان بندرعباس، ایران

^۳ دانشیار، بخش اتمی و مولکولی، دانشکده فیزیک، دانشگاه یزد، یزد، ایران

^۴ استادیار، بخش علوم کامپیوتر، دانشکده ریاضی، دانشگاه یزد، یزد، ایران

(دریافت: ۱۴۰۳/۰۳/۱۳، پذیرش: ۱۴۰۳/۰۸/۱۳)

چکیده

به منظور بازسازی داده بارندگی در مناطق فاقد ایستگاه هواشناسی، از انواع روش‌های سنتی شامل درون‌یابی مکانی و رگرسیون آماری استفاده می‌شود. این روش‌ها برای تخمین بارش از داده‌های زمینی به ویژه داده‌های بارش ایستگاه‌ها استفاده می‌کنند. برای مناطقی که فاقد ایستگاه باران‌سنجی هستند و یا تعداد ایستگاه‌ها در آنجا کم است و همچنین در ماه‌های گرم سال که بارش‌ها بیشتر همرفتی و رگباری می‌باشند تخمین بارش تنها با داده‌های زمینی با خطای بالایی همراه می‌باشد. روش‌های جدید برای برآورد بارش، استفاده از داده‌های زمینی و ماهواره‌ای با کمک مدل‌های یادگیری ماشین از جمله شبکه‌های عصبی می‌باشد. در این پژوهش، از داده‌های بارش روزانه ایستگاه‌های سینوپتیک هواشناسی طی بازه زمانی ۴ ساله از ابتدای سال ۲۰۱۹ تا انتهای سال ۲۰۲۲ در محدوده ایران مرکزی و حوضه آبریز مرکزی ایران استفاده شده است. دمای روشنایی ماهواره‌های نسل دوم متئوست ۸ و ۹ در دو کانال فرسرخ با طول موج‌های ۱۱ و ۶/۷ میکرومتر همراه با مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌های هواشناسی شامل ارتفاع، طول و عرض جغرافیایی به‌منزله متغیرهای ورودی و بارش ثبت شده در ایستگاه‌ها به‌منزله متغیرهای خروجی مدل‌های شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. برای توسعه و آموزش مدل‌های شبکه عصبی، ۷۵ درصد از داده‌ها، روزهای بارشی، به‌منظور آموزش مدل، ۱۵ درصد برای اعتبارسنجی و ۱۰ درصد برای آزمون نهایی مدل اختصاص یافته است. میانگین ضریب همبستگی بین بارش‌های روزانه ایستگاهی و بارش پرونداد مدل‌ها، برای شبکه عصبی پرسپترون با دولایه پنهان ۰/۶۵، مدل شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته ۰/۵۵ و برای مدل سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی ۰/۴۷ به دست آمده است. مقایسه‌ها نشان می‌دهد که هر سه مدل در بارش‌های نزدیک به ۳ میلی‌متر، تخمینی با صحت ۹۰ درصد به بالا در قیاس با بارش روزانه ایستگاه‌ها را دارند. با توجه به توزیع غیر نرمال باچولگی مثبت بارش ایستگاه‌ها، تخمین مدل‌ها در بارش‌های زیاد دارای بیشترین خطا می‌باشد.

کلید واژه: مجموعه داده ماهواره‌ای، دمای روشنایی، سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی، شبکه عصبی پرسپترون، شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته

۱ مقدمه

بارش یک عنصر کلیدی در چرخه آب‌شناختی و فراسنج بسیار مهم برای بیشتر فرایندهای هیدرولوژیکی و هواشناختی محسوب می‌شود (کتیرایی بروجردی و همکاران، ۲۰۱۳؛ محمود و همکاران، ۲۰۱۸). با توجه به تغییرپذیری بالای مکانی بارش همچنین کمبود و پراکندگی ایستگاه‌ها و رادارهای زمینی اندازه‌گیری بارش، تخمین کمی بارش از مشاهدات ماهواره‌ای، یک جایگزین امیدوارکننده برای باران‌سنج زمینی و اندازه‌گیری‌های راداری می‌باشد، که تخمین بارش را به صورت جهانی و با وضوح زمانی و مکانی بالا بر روی خشکی‌ها و اقیانوس‌ها فراهم می‌کند (سان و همکاران، ۲۰۱۸). از آنجا که، پیش‌بینی و تخمین بارش‌های همرفتی و حدی (شدت زیاد) یکی از موضوعات چالشی برای مدل‌های پیش‌بینی فیزیکی و دینامیکی جو به حساب می‌آید؛ هدف پژوهش حاضر، تخمین بارش زمینی به خصوص بارش‌های همرفتی با استفاده از مشاهدات زمینی و ماهواره‌ای به همراه مدل‌های یادگیری ماشین می‌باشد. پرکاربردترین حسگرهای ماهواره‌ای، حسگر فروسرخ در داخل ماهواره‌های زمین ثابت و حسگر مایکروویو غیرفعال بر روی ماهواره‌های مدار قطبی یا مدار سطح پایین هستند (مایکلیدس و همکاران، ۲۰۰۹؛ سروشیان و همکاران، ۲۰۰۲؛ ونگ و همکاران، ۲۰۰۳). حسگرهای مایکروویو ماهواره‌ها از جمله ماهواره‌های AMSU، TRMM، GPM، می‌توانند برای استخراج مجموعه داده بارش در مناطق دورافتاده مورد استفاده قرار گیرند (تائو و همکاران، ۲۰۱۶).

در دهه‌های گذشته، محصولات بارشی از ماهواره‌های هواشناسی زمین ثابت و مدار قطبی مورد ارزیابی و بهره‌برداری قرار گرفته‌اند. در مواردی که تراکم شبکه باران‌سنجی پاسخگو نبوده و یا برای مناطقی که به علت صعب‌العبور بودن فاقد ایستگاه و مجموعه داده‌ی معتبر بارندگی بوده‌اند، از روش‌های درون‌یابی برای تخمین

بارش استفاده می‌شود. این روش‌ها همواره دارای خطا بوده و اغلب غیر قابل تعمیم بوده، به ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک، که نوسانات زمانی و مکانی بارندگی جزو ویژگی‌های غالب این مناطق می‌باشد. محققین در این مطالعه ابتدا مدل پیش‌بینی بارندگی از مجموعه داده‌ی سنجش از دور و شبکه عصبی مصنوعی (PERSSIAN) معرفی کرده و سپس به منظور جایگزینی برای روش‌های درون‌یابی در تخمین بارش روزانه در مناطق فاقد ایستگاه، خروجی‌های این مدل را با دو روش رایج درون‌یابی (کریجینگ و روش معکوس فواصل) مقایسه کرده‌اند. بدین منظور مجموعه داده‌ی ۶ ایستگاه هواشناسی در استان خراسان شمالی برای سال‌های ۲۰۰۶ تا ۲۰۰۸ مورد استفاده قرار داده‌اند. نتایج تحلیل آماری، همبستگی بیشتر خروجی‌های PERSIANN را با مجموعه داده‌ی واقعی بارندگی نسبت به دو روش درون‌یابی نشان می‌دهد. ضریب همبستگی خروجی‌های مدل با مجموعه داده‌ی ایستگاه بجنورد در آزمون کندانال ۸۰/۵ درصد هست، که این مقدار برای مجموعه داده‌ی بازسازی شده به روش کریجینگ ۵۶/۵ و برای روش معکوس فواصل ۴۸/۸ درصد بوده است (غضنفری‌مقدم و همکاران، ۱۳۹۰).

مسعودیان و همکاران (۱۳۹۳)، به بررسی صحت پایگاه بارشی TRMM 3B43 که یکی از فراورده‌های بارشی TRMM است پرداختند. محصولات بارشی TRMM 3B43، از ادغام مشاهدات ماهواره‌ای و مجموعه داده زمینی به دست می‌آیند. این پایگاه داده دارای مجموعه داده شبکه‌ای بارش در مقیاس زمانی ماهانه و به تفکیک مکانی $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ درجه طول و عرض جغرافیایی برای مناطق حاره و جنب‌حاره (تا حدود عرض ۴۵ درجه) می‌باشد. مسعودیان و همکاران، برای ارزیابی فراورده بارشی TRMM 3B43 از پایگاه ملی آسفرزای، که با بهره‌گیری از ۱۴۰۰ ایستگاه بارشی در کشور ساخته شده است، استفاده کردند. این پایگاه بازه زمانی ۱۹۶۱ تا ۲۰۰۴ را پوشش

(ML) مانند شبکه عصبی مصنوعی، یادگیری عمیق، سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی برای تخمین بارش استفاده شده است (سیمانجاناک و همکاران، ۲۰۲۲). یکی از الگوریتم‌های تخمین بارش از اطلاعات سنجش از راه دور با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (PERSIANN، پرشین) است که مجموعه داده دمای روشنایی بالای ابر حاصل از تصاویر فرسرخ را به مقدار بارش زمینی مرتبط می‌کند (هسو و همکاران، ۱۹۹۷). پرشین یک مجموعه داده نزدیک به زمان واقعی با تفکیک زمانی ساعتی و مکانی 0.25×0.25 درجه است (سروشیان و همکاران، ۲۰۰۰).

PERSIANN-CCS، نسل بعدی پرشین است که با استفاده از روش‌های شناسایی ویژگی‌های ابر، الگوریتم تخمین بارش را بهبود می‌بخشد همچنین PERSIANN-CCS محصولاتی با تفکیک زمانی نیم‌ساعته و مکانی 0.04×0.04 درجه تولید می‌کند. هر دو مدل PERSIANN و PERSIANN-CCS اطلاعات را براساس ویژگی‌ها و آستانه‌های تعریف شده دستی (از جمله سردی، بافت و هندسه ابر) استخراج می‌کنند (هانگ و همکاران، ۲۰۰۴؛ شن و همکاران، ۲۰۱۸). تائو و همکاران (۲۰۱۶)، با استفاده از اطلاعات ماهواره‌ای به بررسی کاربرد شبکه‌های عصبی عمیق در تخمین میزان بارش پرداختند. آن‌ها از یک مدل شبکه عصبی عمیق به نام رمزگذارهای خودکار حذف نوفه انباشته شده پرشین (PERSIANN-SDAE) استفاده کردند؛ که از تصاویر فرسرخ ابر ماهواره‌ای برای تخمین میزان بارش بهره می‌برد. این مدل همچنین قابلیت استخراج و انتخاب خودکار ویژگی‌ها را دارد. نتایج نشان می‌دهند، که مدل PERSIANN-SDAE نسبت به شبکه‌های عصبی کم‌عمق سه لایه (فاقد قابلیت استخراج خودکار ویژگی‌ها) و همچنین نسبت به محصول عملیاتی تخمین بارش ماهواره‌ای PERSIANN-CCS، در تخمین میزان بارش و در حفظ توزیع چولگی بارش، عملکرد بهتری دارد. صادقی

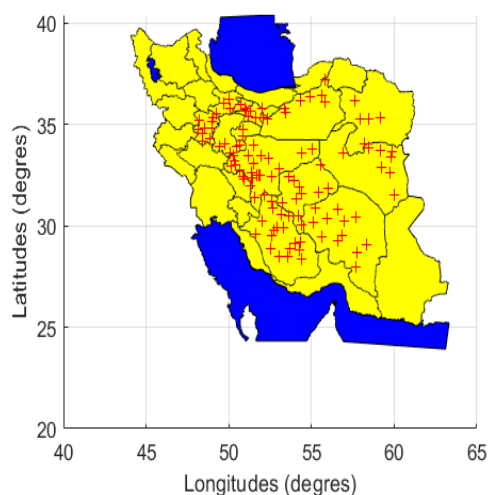
می‌دهد. ضریب همبستگی بین بارش ماهانه دو پایگاه TRMM-3B43 و پایگاه بارشی اسفزاری ۰/۹۷ به دست آمد، که نشان‌دهنده همبستگی بالای این دو پایگاه داده است و تنها در مناطق کوهستانی و مرتفع کشور، ضریب همبستگی کمتر و پایگاه ماهواره‌ای دارای کم‌برآوردی بارش می‌باشد.

عبداللهی و همکاران (۱۳۹۶) به ارزیابی پایگاه داده بارشی ماهواره‌ای CMORPH و TRMM-3B42RT V7 و بارش مشاهداتی شش ایستگاه هواشناسی برای سال‌های آبی ۱۳۸۲-۱۳۸۳ لغایت ۱۳۸۵-۱۳۸۶ در حوضه گرگان‌رود پرداختند. نتایج نشان داد، که مجموعه داده ماهواره‌ای در مقیاس ماهانه و فصلی از دقت بالاتری نسبت به مقیاس روزانه برخوردار هستند. بیشترین همبستگی مجموعه داده CMORPH و TRMM 3B42RT V7 با مجموعه داده مشاهداتی، مربوط به متوسط بارش مرداد ماه ایستگاه غفارحاجی و به ترتیب با ضریب همبستگی ۰/۹۳ و ۰/۸۵ بوده است. همچنین بررسی‌ها نشان داد که این دو پایگاه داده ماهواره‌ای، مقدار بارش را کم‌تر از مقدار بارش مشاهداتی تخمین می‌زنند.

رستم‌زاده و همکاران (۱۳۹۷)، همبستگی بین پایگاه داده بارش حاصل از ماهواره‌های TRMM، GPM و رادار هواشناسی داپلر، در غرب ایران را با مجموعه داده ایستگاه‌های هواشناسی آن منطقه مقایسه کردند. برای این کار بارش شدید ۲۶ تا ۲۷ اکتبر ۲۰۱۵ را به عنوان رخداد بارشی فراگیر در غرب کشور در نظر گرفته و همبستگی بین دو پایگاه ماهواره‌ای با مجموعه داده رادار داپلر کرمانشاه و مجموعه داده زمینی را مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد طی این بازه بارشی ضرایب تعیین بین مجموعه داده ماهواره‌ای TRMM و GPM با رادار داپلر به ترتیب ۰/۷۵ و ۰/۷۳ و با ایستگاه‌های زمینی در غرب کشور به ترتیب ۰/۵۹ و ۰/۵۸ بوده است.

اخیراً به‌طور گسترده‌ای از فناوری‌های یادگیری ماشین

جغرافیایی ایستگاه‌ها، برای دوره چهار ساله از سال ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۲ از سازمان هواشناسی کشور اخذ و با استفاده از مجموعه داده ده دقیقه‌ای ایستگاه‌های خودکار برخی از نواقص آماری ایستگاه‌های منتخب برطرف شد. در پژوهش حاضر، ابتدا از مجموعه داده ایستگاهی در محدوده ایران مرکزی شامل استان یزد و مناطق مجاور آن و در گام بعد از ۱۱۵ ایستگاه بارشی با ارتفاع ۴۸۲ تا ۲۸۷۵ متری از سطح دریا واقع در حوضه آبریز مرکزی ایران در محدوده‌ای با طول جغرافیایی ۴۸/۱ تا ۶۰ درجه شرقی و عرض جغرافیایی ۲۸ تا ۳۷/۲ درجه شمالی استفاده شده است (شکل‌های ۱ و ۲).

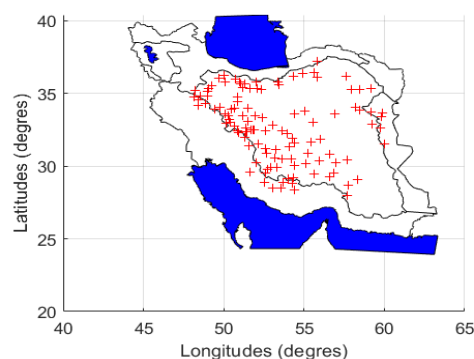


شکل ۲. ایستگاه‌های انتخاب شده به تفکیک شهرستانی.

ب) مشاهدات ماهواره‌ای

به منظور تسهیل در استفاده از مجموعه داده ماهواره‌ای زمین ثابت، مرکز ثبت داده‌های اقلیمی، مجموعه داده دمای روشنایی کانال‌های فروسرخ و مرئی ماهواره‌های زمین ثابت را از سال ۱۹۸۰ ثبت و در اختیار کاربران قرار می‌دهد. این مجموعه داده با تفکیک زمانی سه ساعته و تفکیک مکانی 0.07×0.07 درجه طول و عرض جغرافیایی شبکه‌بندی شده‌اند. مجموعه داده ماهواره‌ای ثبت شده در این مرکز دارای پوشش تقریباً جهانی، از ۷۰ درجه جنوبی

و همکاران (۲۰۱۹)، اثربخشی به کار بردن شبکه‌های عصبی عمیق کانولوشنی با مجموعه داده کانال‌های فروسرخ و بخار آب ماهواره زمین ثابت برای تخمین نرخ بارش ایالت



شکل ۱. ایستگاه‌های انتخاب شده به تفکیک حوضه آبریز.

متحدہ مرکزی مورد بررسی قرار دادند. مدل‌های PERSIANN-SDAE و PERSIANN-CCS به عنوان مدل‌های پایه مورد استفاده قرار گرفتند و نتایج نشان می‌دهد، که مدل پیشنهادی PERSIANN-CNN، در مقایسه با مدل‌های پایه، برآوردهای دقیق‌تری از بارش ارائه می‌دهد. خطای برون‌داد مدل PERSIANN-CNN از خطای برون‌داد مدل‌های PERSIANN-CCS و PERSIANN-SDAE نسبت به پایگاه مجموعه داده بارش واقعی به دست آمده از بارش‌های باران‌سنج‌ها و رادارهای مرحله IV مرکز ملی پیش‌بینی محیطی، کمتر است.

۲ مجموعه داده

در این تحقیق دو مجموعه داده، شامل مشاهدات ایستگاهی یا زمینی و مشاهدات ماهواره‌ای برای تخمین بارش مورد استفاده قرار گرفته است که به شرح زیر می‌باشد:

الف) مشاهدات ایستگاهی

مجموعه داده روزانه بارش ایستگاه‌های همدید هواشناسی کشور و اطلاعات جغرافیایی شامل ارتفاع، طول و عرض

نزدیک به صفر زیاد می‌باشد و همچنین وابستگی شدید بارش به متغیرهای مختلف جوی و زمینی از الگوریتم‌های پیچیده شبکه عصبی و روش‌های رگرسیون غیرخطی در تخمین بارش استفاده شد. مدل‌های شبکه عصبی مورد استفاده، شامل شبکه عصبی پرسپترون با دو لایه پنهان، سامانه استنتاج عصبی-فازی و شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته می‌باشد. در این بازه زمانی ۴ ساله، روزهای بارشی، بارش غیر صفر، از روزهای بدون بارش به تفکیک ایستگاه جداسازی شدند. در تمام مراحل این پژوهش مشخصات ایستگاه‌های هواشناسی منتخب شامل ارتفاع، طول و عرض جغرافیایی و دمای روشنایی متناظر از دو کانال ماهواره‌ای، در مجموع پنج ویژگی، به‌منزله متغیرهای ورودی و مجموعه داده روزهای بارشی نیز به‌منزله متغیرهای خروجی در نظر گرفته شده و به مدل‌های شبکه عصبی داده شد. ۷۵ درصد از مجموعه داده ورودی و خروجی برای آموزش، ۱۵ درصد به‌منزله اعتبارسنجی و ۱۰ درصد برای آزمون مدل در نظر گرفته شده و در اجراهای مختلف، برونداد مدل‌ها با مجموعه داده بارش در بخش آزمون، تعدادی از مجموعه داده که مدل آن‌ها رانده، مورد ارزیابی قرار گرفت. در ابتدا مدل‌ها با مجموعه داده بارشی در بازه ۴ ساله و برای حوضه ایران مرکزی آموزش داده شدند و در گام بعد مجموعه داده به‌صورت فصلی جداسازی و از مجموعه داده بارشی ۴ ساله فقط در سه ماه گرم سال (ژوئن، ژولای و آگوست) برای آموزش مدل‌های شبکه عصبی استفاده شد. در این مرحله همچنین محدوده مکانی مورد مطالعه از ایران مرکزی به منطقه وسیع‌تر یعنی حوضه آبریز مرکزی ایران که شامل ایستگاه‌های بارشی بیشتر می‌باشد و هم از نظر میزان بارش و هم از نظر الگوهای همیدی که منجر به بارش می‌شوند به هم نزدیک هستند، گسترش یافت. در هر دو مرحله با سعی و خطا و تغییر پارامترها و فرآیندهای مدل‌ها و همچنین با کمک مجموعه داده آموزش ساختار بهینه

تا ۷۰ درجه شمالی و شامل دو کانال فرسرخ با طول موج‌های ۱۱ و ۶/۷ میکرومتر و یک کانال مرئی با طول موج ۰/۶ میکرومتر می‌باشند. در این پژوهش، از دمای روشنایی قله‌ی ابر از دو کانال فرسرخ ۱۱ میکرومتر و کانال فرسرخ بخار آب ۶/۷ میکرومتر استفاده شده است. این دو کانال مستقیماً با دو ویژگی فیزیکی ابر به‌ترتیب دمای قله‌ی ابر و میزان رطوبت در لایه‌های میانی و بالای جو که موثر بر مقدار بارش هستند مرتبط می‌باشند. همچنین این دو کانال رفتار مشابهی در طول شب و روز دارند (موراکس و همکاران، ۲۰۱۹؛ غیبی و همکاران، ۱۴۰۰).

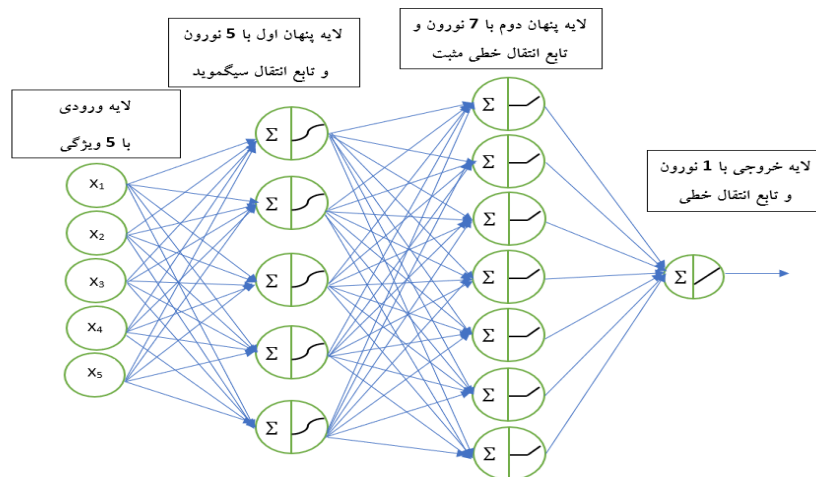
مجموعه داده دمای روشنایی سه ساعته با فرمت اولیه NetCDF در دوره ۴ ساله ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۲ از دو کانال فرسرخ ۱۱ و ۶/۷ میکرومتر از سری نسل دوم ماهواره‌های متئوسات (Meteosat) ۸ و از ماه ژولای ۲۰۲۲ از متئوسات ۹ به آدرس اینترنتی <https://www.ncei.noaa.gov/data/> اخذ و به مجموعه داده روزانه با فرمت اکسل تبدیل شد. ماهواره‌های متئوسات ۸ و ۹ بر روی مدار استوا یا مدار صفر درجه و به ترتیب در طول‌های جغرافیایی ۴۱/۵ و ۴۵/۵ درجه شرقی و ارتفاع تقریبی ۳۶۰۰۰ کیلومتر از سطح زمین قرار دارند.

۳ روش تحقیق

برای رسیدن به اهداف تحقیق حاضر، مجموعه داده بارش روزانه ایستگاه‌های همدید هواشناسی کشور و مشخصات ایستگاه‌ها شامل ارتفاع از سطح دریا، طول و عرض جغرافیایی برای بازه زمانی ۴ ساله از ابتدای سال ۲۰۱۹ تا انتهای سال ۲۰۲۲ برای حوضه ایران مرکزی و حوضه آبریز مرکزی ایران و همچنین مجموعه داده شبکه‌بندی شده ماهواره‌ای که حداقل یکی از ایستگاه‌های منتخب در آن شبکه قرار می‌گیرد، انتخاب شد. با توجه به توزیع غیرنرمال بارش منطقه با چولگی مثبت به این معنی که فراوانی بارش‌های با مقدار زیاد خیلی کم و فراوانی بارش‌های

مدل‌ها شناسایی شدند. منظور از ساختار بهینه ساختاری است که در آن مدل‌های شبکه‌عصبی بهترین آموزش را دیده باشد و برون‌داد مدل کمترین خطا با مجموعه داده واقعی داشته باشند. در مورد دو مدل سامانه استنتاج عصبی-فازی و شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته با توجه به مجموعه داده مورد استفاده، ساختار بهینه همان ساختار پیش فرض مدل‌ها شناسایی شد. برای شناسایی ساختار بهینه مدل پرسپترون با دو لایه پنهان و ۵ نورون در لایه ورودی و یک نورون در لایه خروجی برنامه‌ای در محیط متلب نوشته شد که برای لایه پنهان اول مقدار ثابت ۵ نورون و برای لایه پنهان دوم تعداد متغیر ۱ تا ۱۲ نورون در نظر گرفته شد. همچنین تعداد پنج الگوریتم آموزشی شامل train-BR،

train-OSS، train-RP، train-SCG، train-LM و سه تابع فعال‌ساز شامل تانژانت سیگموئید، خطی مثبت و خطی به‌عنوان متغیرهای دوم و سوم در نظر گرفته شدند. بعد از اجرای مختلف و ارزیابی و مقایسه برون‌داد مدل با مجموعه داده ایستگاهی جهت دستیابی به ساختار بهینه مدل، تعداد ۷ نورون برای لایه پنهان دوم، الگوریتم train-SCG به‌عنوان الگوریتم آموزشی مدل و توابع فعال‌ساز تانژانت سیگموئید و خطی مثبت به‌ترتیب برای دو لایه پنهان و تابع تبدیل خطی در لایه خروجی انتخاب شد (شکل ۳). تمام مراحل آموزش و اجرای مدل‌های شبکه عصبی در محیط متلب انجام شده است. جزئیات بیشتر مراحل انجام کار در ادامه آورده شده است



شکل ۳. ساختار بهینه شبکه عصبی پرسپترون مورد استفاده در این پژوهش.

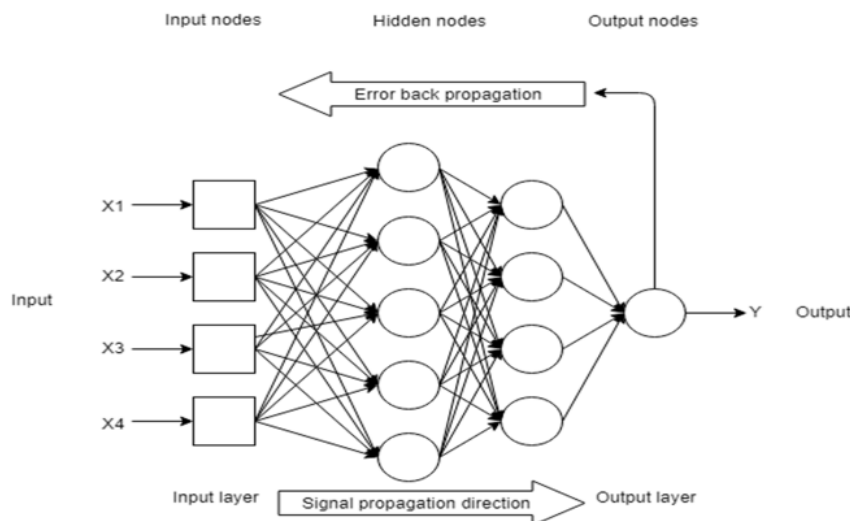
و انباشت دانش را دارند. این شبکه‌ها از نورون‌ها یا واحدهای پردازشی تشکیل شده‌اند که از طریق وزن‌های متصل به یکدیگر، ساختار شبکه را می‌سازند. بر اساس نوع اتصالات بین لایه‌ها، دو نوع ساختار در شبکه‌های عصبی وجود دارد: ساختار پیش‌خور که اتصالات یک‌طرفه دارد و خروجی‌های قبلی را ثبت نمی‌کند و ساختار پس‌خور که اتصالاتی از خروجی به ورودی دارد و خطای تخمین مدل

۱-۳ شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی به‌طور گسترده‌ای در بسیاری از زمینه‌های علمی، از جمله علوم محیطی، به‌کار گرفته می‌شوند. این شبکه‌ها، که از سامانه‌های زیست‌شناختی الهام گرفته‌اند، برای تقلید از فرایندهای پردازشی مغز انسان طراحی شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی با شناسایی الگوها و کشف روابط میان مجموعه داده، قابلیت یادگیری

کوثری و همکاران، ۲۰۱۷). در شکل ۳ ساختار پیش‌خور و پس‌خور شبکه عصبی با ۴ نورون ورودی، ۲ لایه پنهان و ۱ نورون خروجی نشان داده شده است.

از طریق شبکه به عقب منتقل می‌شود. اینجاست که یادگیری بهتر اتفاق می‌افتد و شبکه با تغییر وزن و بایاس سعی در کاهش خطا را دارد (ازلا و همکاران، ۲۰۱۹؛



شکل ۴. ساختار پیش‌خور و پس‌خور مدل شبکه عصبی با ۴ ویژگی در ورودی، ۲ لایه پنهان و ۱ نورون در خروجی (ازلا و همکاران، ۲۰۱۹).

خطا و کاهش گرادینان پس‌خور برای مدل‌سازی مجموعه داده آموزشی استفاده می‌کند (هادی‌برحق‌طلب و همکاران، ۱۳۹۸).

۳-۳ شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته
شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته یک نوع شبکه شعاع پایه است، که اغلب برای تخمین تابع استفاده می‌شود. شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته برای آموزش به سه نوع داده نیاز دارد، داده ورودی، داده خروجی و گستره شعاعی، که به صورت پیش فرض یک در نظر گرفته می‌شود. هرچه گستره شعاعی بزرگ تر باشد، تابع تخمین هموارتر خواهد بود. از یک گستره شعاعی کوچک تر از فاصله معمولی بین بردارهای ورودی، برای برازش بسیار نزدیک به مجموعه داده استفاده و همچنین از گستره شعاعی بزرگ تر برای هموارتر کردن بیشتر مجموعه داده استفاده می‌شود. اغلب این شبکه‌ها را می‌توان در زمانی کوتاه تر نسبت به زمان

۲-۳ سامانه استنتاج عصبی-فازی تطبیقی

مدل سامانه استنتاج عصبی-فازی تطبیقی یک نوع پیشرفته از شبکه‌های عصبی مصنوعی است، که بر پایه سامانه فازی تاکاگی-سوگنو عمل می‌کند. این سامانه، از قابلیت‌های شبکه‌های عصبی و منطق فازی به طور همزمان بهره می‌برد. شبکه‌های عصبی قادر به یادگیری از طریق آموزش با مجموعه داده معین هستند، در حالی که سامانه‌های فازی این توانایی را ندارند اما می‌توانند از قواعد زبانی استفاده کنند و از تجربیات انسانی و دانش افراد خبره بهره ببرند. این سامانه بر اساس مجموعه‌ای از قوانین فازی "اگر آنگاه" عمل می‌کند و قادر است توابع غیرخطی را تقریب بزند. سامانه استنتاج فازی سوگنو یک تک خروجی تولید و پارامترهای سامانه را با استفاده از مجموعه داده آموزشی ورودی/خروجی تنظیم می‌کند. این سامانه به صورت خودکار و با استفاده از تقسیم‌بندی شبکه‌ای ایجاد می‌شود و الگوریتم آموزشی آن از ترکیب روش‌های کمینه مربعات

گام دوم، با توجه به اینکه در زمینه یادگیری ماشین و آموزش شبکه‌های عصبی هر چه تعداد مجموعه داده یا ایستگاه‌های بارشی بیشتر باشد نتیجه کار قابل اعتمادتر خواهد بود، محدوده مکانی از حوضه ایران مرکزی به حوضه آبریز مرکزی گسترش یافت و از مجموعه داده بارش ۱۱۵ ایستگاه هواشناسی واقع در این حوضه طی سه ماه گرم ژوئن، ژولای و آگوست در سال‌های ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۲ استفاده شد. از میان ۴۱۹۲۰ داده بارشی طی این بازه زمانی، ۱۰۴۴ روز با بارش مثبت، که اغلب ناشی از ابرهای همرفتی با رشد عمودی زیاد می‌باشند و حسگرهای ماهواره‌ای راحت‌تر و بهتر می‌تواند تابش‌های رسیده از قله‌ی آن ابرها را دریافت و دمای روشنائی آن‌ها را محاسبه کند. به‌منزله مجموعه داده خروجی و دمای روشنائی متناظر از دو کانال فرسرخ ماهواره‌ای به‌همراه مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌ها به‌منزله ورودی مدل‌ها در نظر گرفته شدند. از میان ۱۰۴۴ روز بارشی، ۷۵ درصد از مجموعه داده به‌منزله مجموعه آموزشی، ۱۵ درصد برای اعتبارسنجی و ۱۰ درصد (۱۰۴ روز بارشی) برای آزمون نهایی مدل اختصاص یافت. در نهایت برون‌داد تک تک مدل‌های شبکه عصبی با ۱۰۴ داده بارشی ایستگاه که مدل آن‌ها را ندیده، مورد بررسی قرار گرفت. شکل‌های ۵ و ۶ به ترتیب ضرایب همبستگی و ریشه میانگین مربعات خطا بین بارش برون‌داد مدل پرسپترون و بارش ایستگاهی با تعداد متغیر ۱ تا ۱۲ نورون در لایه پنهان دوم و پنج الگوریتم آموزشی نشان می‌دهد که در نورون ۷م و الگوریتم آموزشی train-SCG بیشترین همبستگی و کمترین خطا دیده می‌شود. در شکل‌های ۵ و ۶ محور افقی تعداد نورون‌ها در لایه پنهان دوم مدل پرسپترون و محور عمودی شکل ۵ ضریب همبستگی و محور عمودی شکل ۶ ریشه میانگین مربعات خطا بین بارش برون‌داد مدل پرسپترون و بارش ایستگاهی برحسب میلی‌متر (mm) در مرحله آزمون می‌باشد. همچنین برای آموزش مدل‌های شبکه عصبی رگرسیون

مورد نیاز برای شبکه‌های پیش‌خور، آموزش داد. این شبکه‌ها زمانی که بردارهای ورودی فراوانی در دسترس باشد از عملکرد مطلوب‌تری برخوردار هستند. (دل‌ناز و همکاران، ۱۳۹۶؛ گلابی و همکاران، ۱۳۹۲).

۴ صحت‌سنجی

برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها، از شاخص‌های آماری مختلف، از جمله میانگین خطای مطلق، جذر میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی استفاده می‌شود. روابط ریاضی آن‌ها به ترتیب در ذیل آورده شده است.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{abs}(E_i - O_i) \quad (1)$$

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

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})(O_i - \bar{O})}{\left[\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \left[\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (3)$$

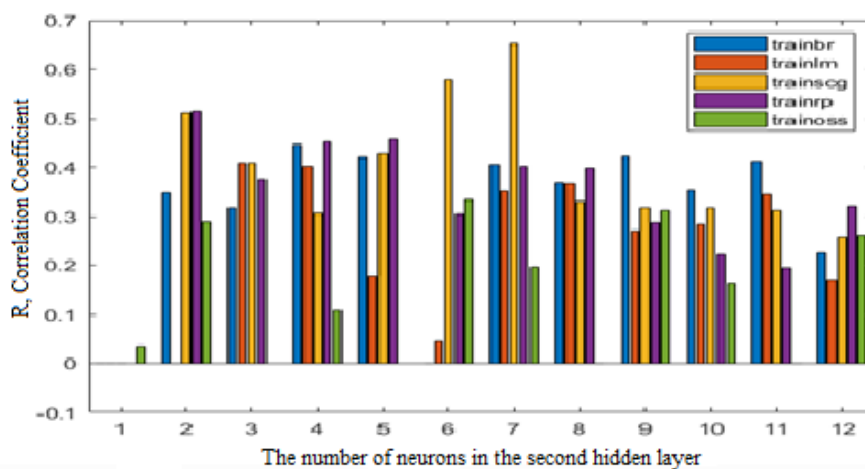
E_i مقدار برآورد شده متغیر مورد نظر، O_i مقدار مشاهده شده متناظر با آن و کمیت N تعداد الگوها را نشان می‌دهد.

۵ بحث و نتایج

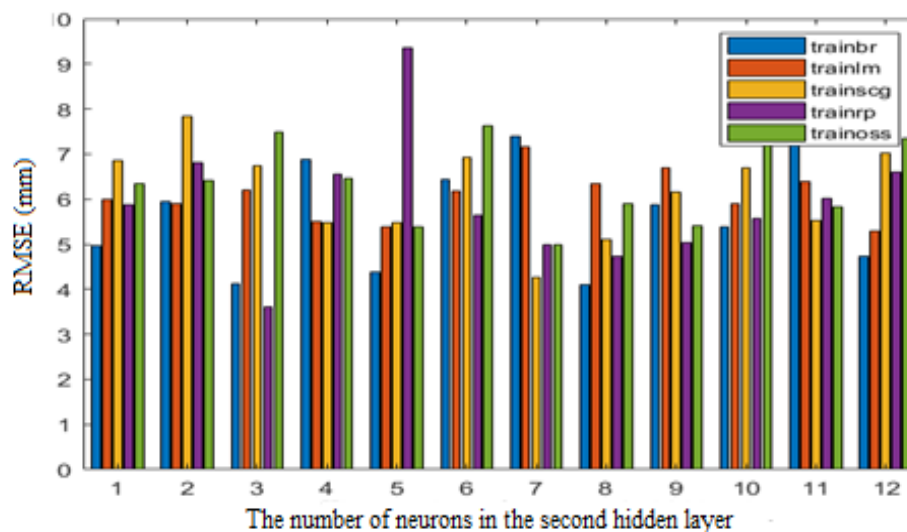
از شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور شبیه‌سازی مسائل غیرخطی و پیچیده استفاده می‌شود. در مرحله اول برای بازه زمانی ۴ ساله از ابتدای سال ۲۰۱۹ تا پایان سال ۲۰۲۲ و برای محدوده ایران مرکزی، برون‌داد مدل‌های شبکه عصبی آموزش دیده شده با مجموعه داده بارش در بخش آزمون مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفت، که نتایج حاکی از همبستگی مثبت ولی کم (۰/۲۵ تا ۰/۳۵) و با نوسانات زیاد در اجراهای مختلف مدل‌ها بود. از دلایل مقادیر کم همبستگی در این روش، می‌توان به ابرهای بارشی متفاوت از نظر اندازه، ارتفاع و دمای قله‌ی ابر که در فصول مختلف سال وجود دارد و همچنین کافی نبودن آموزش مدل‌های شبکه عصبی که از کم بودن تعداد ایستگاه‌های اندازه‌گیری بارش در حوضه مورد بررسی ناشی می‌شود، اشاره کرد. در

شده، ۰/۶۵ (شکل ۷) و برای مدل شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته و سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی به ترتیب ۰/۵۵ و ۰/۴۷ (شکل‌های ۸ و ۹) به دست آمد. در شکل‌های ۷ تا ۹ محور افقی، بارش ایستگاهی بر حسب میلی‌متر (mm) و محور عمودی بارش برون داد مدل‌ها بر حسب میلی‌متر را نشان می‌دهد.

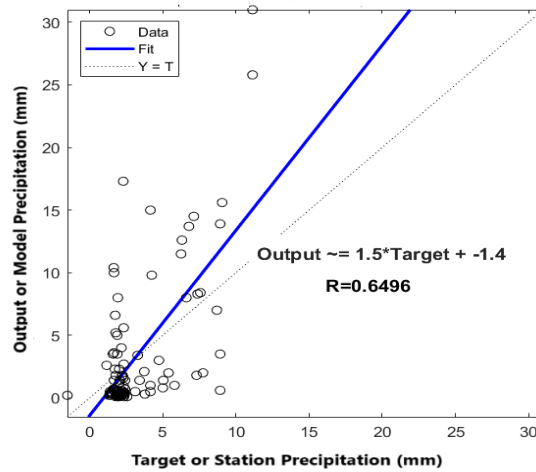
تعمیم یافته و سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی هم از مجموعه داده آموزشی و اعتبارسنجی آماده شده استفاده شد. در نهایت بارش برون داد مدل‌ها و بارش ایستگاهی در مرحله آزمون (۱۰۴ روز بارشی) با معیارهای صحت‌سنجی مورد ارزیابی قرار گرفت که متوسط ضریب همبستگی بین بارش برون داد مدل (Output) و بارش ایستگاهی (Target) برای مدل شبکه عصبی پرسپترون با ساختار توضیح داده



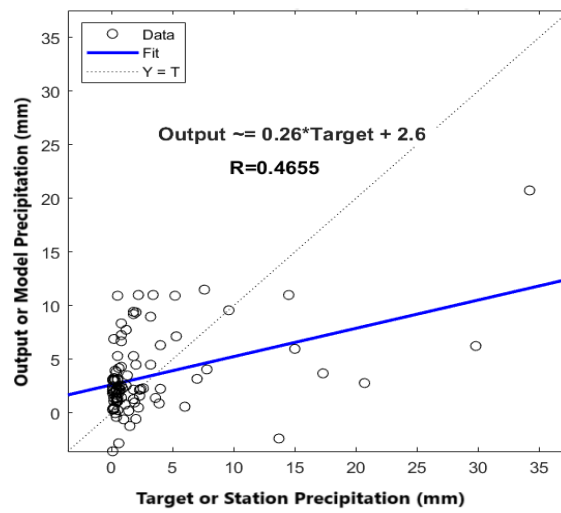
شکل ۵. ضریب همبستگی بین بارش برون داد مدل پرسپترون و بارش ایستگاهی، با تعداد متغیر ۱ تا ۱۲ نورون در لایه پنهان دوم و ۵ الگوریتم‌های آموزشی متفاوت در مرحله آزمون.



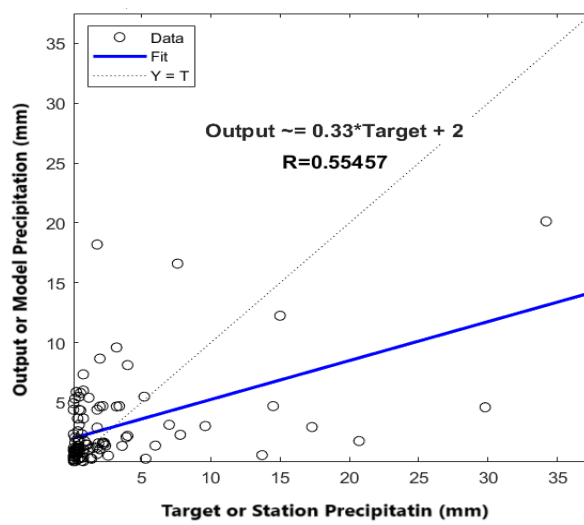
شکل ۶. ریشه میانگین مربعات خطا بین بارش برون داد مدل پرسپترون و بارش ایستگاهی، با تعداد متغیر ۱ تا ۱۲ نورون در لایه پنهان دوم و ۵ الگوریتم‌های آموزشی متفاوت در مرحله آزمون.



شکل ۷. رابطه خطی و ضریب همبستگی بین بارش برونداد مدل شبکه عصبی پرسپترون با دو لایه پنهان و بارش ایستگاهی در مرحله آزمون مدل.



شکل ۹. رابطه خطی و ضریب همبستگی بین بارش برونداد مدل سامانه عصبی-فازی تطبیقی و بارش ایستگاهی در مرحله آزمون مدل.



شکل ۸. رابطه خطی و ضریب همبستگی بین بارش برونداد مدل شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته و بارش ایستگاهی در مرحله آزمون مدل.

متفاوتی در تخمین بارش دارند. از آنجا که در فصل گرم سال در بیشتر روزها بارش ایستگاه‌ها صفر هستند و توزیع بارش ایستگاه‌ها به شدت دارای چولگی مثبت است، یعنی فراوانی کم در بارش‌های زیاد، تخمین بارش‌های حدی توسط مدل‌های داده محور با ضعف همراه است. پیشنهاد می‌شود برای بالا بردن صحت تخمین بارش‌های حدی با کمک مدل‌های شبکه‌های عصبی، موضوعی که برای مدل‌های فیزیکی و دینامیکی نیز چالشی جدی به حساب می‌آید، از آموزش مدل با مجموعه داده شبکه‌بندی شده و با تعداد زیاد داده استفاده شود که در این راستا افزایش تعداد ایستگاه‌های باران‌سنجی و رادارهای هواشناسی برای بهبود عملکرد مدل‌های داده محور پیشنهاد می‌شود.

مراجع

دل‌ناز، عاطفه، رخشنده‌رو، نیکو. (۱۳۹۶). کارایی مدل GRNN در قیاس با مدل‌های ANN و RBF در تخمین پارامترهای آبخوان محبوس. هیدروژئولوژی، ۲(۱)، ۱۱۷-۱۰۲.

رستم زاده، هاشم، رسولی، وظیفه دوست، ملکی. (۱۳۹۸). مقایسه تطبیقی بارش بدست آمده از ماهواره‌های TRMM، GPM و رادار داپلر با مجموعه داده ایستگاه‌های زمینی (مطالعه موردی بارش فراگیر ۲۶ تا ۲۸ اکتبر ۲۰۱۵ در غرب ایران). پژوهش‌های اقلیم‌شناسی ۱۳۹۸ (۳۸)، ۴۹-۶۱.

عبداللهی، بنفشه، حسینی موعاری، ابراهیمی. (۱۳۹۶). ارزیابی داده‌های ماهواره ای TRMM 3B42RT V7 و CMORPH به منظور تخمین بارش در حوضه گرگان‌رود. مجله علوم و مهندسی آبخیزداری ایران ۱۱(۳۶)، ۶۸-۵۵.

غضنفری‌مقدم، محمدصادق، علیزاده، موسوی بایگی، فریدحسینی، بنایان اول. (۱۳۹۰). مقایسه مدل PERSIANN با روش‌های درون‌یابی به منظور کاربرد

در شکل ۷ محل تقاطع خط توپو آبی، خط برازش، با خط نقطه چین، خط نیم‌ساز، نقطه ۲/۸ می‌باشد که نشان می‌دهد مدل پرسپترون در این نقطه تخمین ۱۰۰ درصدی را داشته و در بارش‌های بیشتر و کمتر از این مقدار، مدل به ترتیب دچار خطای بیش برآوردی و کم برآوردی نسبت به بارش ایستگاهی شده است. در دو نمودار دیگر (شکل‌های ۸ و ۹) تقاطع خط برازش و خط نیم‌ساز به ترتیب در نقطه ۳ و ۳/۵ میلیمتری می‌باشد. که بیانگر عملکرد ۱۰۰ درصدی دو مدل شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته و مدل سامانه عصبی-فازی تطبیقی در بارش‌های به ترتیب ۳ و ۳/۵ میلی‌متری بوده و هر دو مدل در بارش‌های کم‌تر از ۳ میلی‌متر، بیش برآوردی و در بارش‌های بیشتر از ۳/۵ میلی‌متری کم برآوردی را نسبت به بارش ایستگاهی نشان می‌دهند.

۶ نتیجه‌گیری

به منظور مقابله با چالش‌های پیچیده مرتبط با تخمین بارش یک نقطه و با توجه به تاثیرپذیری بارش از عوامل اقلیمی و همچنین ناکافی بودن ایستگاه‌های زمینی اندازه‌گیری بارش، از مجموعه داده ماهواره‌ای و از مدل‌های رگرسیون غیر خطی شبکه‌های عصبی استفاده شد. بعد از آموزش مدل‌ها، توانایی سه مدل شبکه عصبی در تخمین بارش مورد بررسی قرار گرفتند. در مرحله آزمون مدل‌ها ضریب همبستگی بین بارش‌های برون‌داد مدل‌ها و ۱۰۴ داده بارشی ایستگاه‌ها محاسبه شد. مقایسه‌ها نشان می‌دهد که هر سه مدل در بارش‌های نزدیک به ۳ میلی‌متر، تخمینی با صحت ۹۰ درصد به بالا در قیاس با بارش روزانه ایستگاه‌ها را دارند. همچنین نتایج حاصل از این ارزیابی‌ها نشان داد که مدل پرسپترون با دو لایه پنهان با ضریب همبستگی میانگین ۰/۶۵، مدل شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته با ضریب همبستگی میانگین ۰/۵۵، و مدل سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی با ضریب همبستگی میانگین ۰/۴۷، عملکرد

- Kousari, M. R., Hosseini, M. E., Ahani, H., & Hakimelahi, H. (2017). Introducing an operational method to forecast long-term regional drought based on the application of artificial intelligence capabilities. *Theoretical and applied climatology*, 127, 361-380.
- Mahmoud, M. T., Al-Zahrani, M. A., & Sharif, H. O. (2018). Assessment of global precipitation measurement satellite products over Saudi Arabia. *Journal of Hydrology*, 559, 1-12.
- Moraux, A., Dewitte, S., Cornelis, B., & Munteanu, A. (2019). Deep learning for precipitation estimation from satellite and rain gauges measurements. *Remote Sensing*, 11(21), 2463.
- Sadeghi, M., Asanjan, A. A., Faridzad, M., Nguyen, P., Hsu, K., Sorooshian, S., & Braithwaite, D. (2019). PERSIANN-CNN: Precipitation estimation from remotely sensed information using artificial neural networks-convolutional neural networks. *Journal of hydrometeorology*, 20(12), 2273-2289.
- Shen, C. (2018). A transdisciplinary review of deep learning research and its relevance for water resources scientists. *Water Resources Research*, 54(11), 8558-8593.
- Simanjuntak, F., Jamaluddin, I., Lin, T.-H., Siahaan, H. A. W., & Chen, Y.-N. (2022). Rainfall Forecast Using Machine Learning with High Spatiotemporal Satellite Imagery Every 10 Minutes. *Remote Sensing*, 14(23), 5950.
- Sorooshian, S., Gao, X., Hsu, K., Maddox, R., Hong, Y., Gupta, H., & Imam, B. (2002). Diurnal variability of tropical rainfall retrieved from combined GOES and TRMM satellite information. *Journal of Climate*, 15(9), 983-1001.
- Sorooshian, S., Hsu, K.-L., Gao, X., Gupta, H. V., Imam, B., & Braithwaite, D. (2000). Evaluation of PERSIANN system satellite-based estimates of tropical rainfall. *Bulletin of the American meteorological society*, 81(9), 2035-2046.
- Sun, Q., Miao, C., Duan, Q., Ashouri, H., Sorooshian, S., & Hsu, K. L. (2018). A review of global precipitation data sets: در تخمین مقادیر بارندگی روزانه (مطالعه موردی: خراسان شمالی).
غیبی، ابوالحسن، خوارزمی، رهنما. (۱۴۰۰). بازیابی بارش با استفاده از دمای روشنایی کانال های فرورسرخ سنجنده SEVIRI. *مجله تحقیقات منابع آب ایران*، ۱۱۷(۱)، ۱۰۲-۱۱۵
- گلایی، آخوندعلی، رادمنش. (۱۳۹۲). مقایسه عملکرد الگوریتم های مختلف شبکه عصبی مصنوعی در مدل سازی بارندگی فصلی مطالعه موردی؛ ایستگاه های منتخب استان خوزستان. *نشریه تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی*، ۱۳(۳۰)، ۱۵۱-۱۶۹.
- مسعودیان، سید ابوالفضل، رعیت پیشه، کیخسروی کیانی. (۱۳۹۳). معرفی و مقایسه پایگاه های داده بارشی و اسفزاری TRMM. *مجله ژئوفیزیک ایران*، ۸(۴).
هادی برحق طلب، مجتبی، میگی، غفاری. (۱۳۹۸). طراحی یک کنترل کننده ترکیبی ANFIS+ PID برای کنترل بازوی ربات شش درجه آزادی و تحلیل همگرایی خطای آن. *مجله کنترل*، ۱۳(۳)، ۵۱-۷۰.
- Azlah, M. A. F., Chua, L. S., Rahmad, F. R., Abdullah, F. I., & Wan Alwi, S. R. (2019). Review on techniques for plant leaf classification and recognition. *Computers*, 8(4), 77.
- Hong, Y., Hsu, K.-L., Sorooshian, S., & Gao, X. (2004). Precipitation estimation from remotely sensed imagery using an artificial neural network cloud classification system. *Journal of Applied Meteorology*, 43(12), 1834-1853.
- Hsu, K.-l., Gao, X., Sorooshian, S., & Gupta, H. V. (1997). Precipitation estimation from remotely sensed information using artificial neural networks. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 36(9), 1176-1190.
- Katiraie-Boroujerdy, P.-S., Nasrollahi, N., Hsu, K.-l., & Sorooshian, S. (2013). Evaluation of satellite-based precipitation estimation over Iran. *Journal of arid environments*, 97, 205-219.

- Data sources, estimation, and intercomparisons. *Reviews of Geophysics*, 56(1), 79-107 .
- Tao, Y., Gao, X., Ihler, A., Hsu, K., & Sorooshian, S. (2016). Deep neural networks for precipitation estimation from remotely sensed information. 2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC).
- Weng, F., Zhao, L., Ferraro, R. R., Poe, G., Li, X., & Grody, N. C. (2003). Advanced microwave sounding unit cloud and precipitation algorithms. *Radio Science*, 38(4), 33-31-33-13 .

Estimating the amount of precipitation in the central draining basin of Iran using satellite data and neural networks

Seyed Abbas Mirhoseini¹, Abolhassan gheiby^{2*}, Mohammad Hossein Memarian³ and Elham Abbasi⁴

¹ Ph.D. Student of Meteorology, Department of Atmospheric and Oceanographic Sciences, Faculty of Marine Sciences and Technologies, University of Hormozgan, Bandar Abbas, Iran

² Associate professor, Department of physics, Faculty of sciences, University of Hormozgan, Bandar abbas, Iran

³ Associate Professor, Faculty of physics, Yazd University, Yazd, Iran

⁴ Assistant professor, Department of Computer Sciences, Faculty of Mathematics, Yazd University, Yazd, Iran

(Received: 02 June 2024, Accepted: 03 November 2024)

Summary

Accurate and timely precipitation estimates are very important for preventing the occurrence of disasters related to atmospheric hazards. Sudden changes in weather of the local scope cause challenges in accurate and short-term forecasts, especially in developing countries that often lack ground and radar equipment to accurately measure precipitation. In order to reconstruct rainfall data in areas without meteorological stations, various traditional methods including spatial interpolation and statistical regression are used. These methods use ground data, especially station precipitation data, to estimate precipitation. For areas that do not have rain gauge stations or the dispersion of stations is high, as well as in the hot months of the year when the rains are more convective and spot, rainfall estimation is associated with a high error only with ground data. New methods for rainfall estimation are the use of satellite and ground data with the help of machine learning models, including neural networks and deep learning. Unlike station data, satellite data has the advantage of global coverage, high and regular spatial and temporal resolutions. In this research, the brightness temperature of the second generation Meteosat 8 and 9 satellites in two infrared channels with wavelengths of 11 and 6.7 micrometers, as well as the geographical characteristics of weather stations, including station altitude, longitude and latitude, are considered as input variables, while precipitation Recorded by the stations has been used as an output variable. The station precipitation data is collected daily for a four-year period from 2019 to 2022, especially for the months of June, July, and August. In this research, the data of 115 meteorological stations were used, which located in the range of longitude 48.1 to 60 degrees east and latitude 28 to 37.2 degrees north, which almost covers the area of the central draining basin of Iran, also it is located at heights of 482 to 2875 meters above sea level. Recently, machine learning technologies such as artificial neural network, deep learning and adaptive neural fuzzy inference system have been widely used for rainfall estimation. One of the advantages of using machine learning is its relatively few and fast calculations. Unlike numerical atmospheric models, data-based models face fewer assumptions and limitations in modeling. To develop and build neural network models, 75% of the data was allocated for model training, 15% for validation and 10% for the final test of the model. In the testing phase, the correlation coefficient between the station daily rainfall and the rainfall estimated from the models is 0.65 for the perceptron neural network, 0.55 for the generalized regression neural network model and 0.47 for the adaptive neural fuzzy inference system model. The comparisons show that all three models have the lowest estimation error in rainfall close to 3 mm, compared to the daily rainfall of the stations. But due to the non-normal distribution of the positive skewness of the stations, the estimation of the models has the biggest error in high rainfalls.

Keywords: Adaptive fuzzy-neural inference system, illumination temperature, generalized regression neural network, perceptron neural network, satellite data