

بر آورد مقدار بخار آب قابل بارش (PWV) با استفاده از روش‌های مبتنی بر یادگیری در منطقه شمال غرب ایران

میرضا غفاری رزین^۱

نوید هوشنگی^۲

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۴/۲۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۸/۲۶

چکیده

در این مقاله با استفاده از روش‌های مبتنی بر یادگیری مقدار بخار آب قابل بارش (PWV) به صورت مکانی-زمانی مدل‌سازی شده و سپس پیش‌بینی می‌شود. از سه مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs)، سیستم استنتاج عصبی-فازی سازگار (ANFIS) و مدل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) برای انجام این کار استفاده شده است. برای مقایسه کارایی و دقت این سه مدل، نتایج حاصل با مشاهدات بخار آب قابل بارش حاصل از ایستگاه رادیوسوند (PWV_{radiosonde}) و بخار آب قابل بارش به‌دست آمده از مدل تجربی سااستاموین (PWV_{Saastamoinen}) نیز مقایسه شده است. مشاهدات ۲۳ ایستگاه GPS مابین روزهای ۳۰۰ الی ۳۰۵ (۶ روز) از سال ۲۰۱۱ در منطقه شمال غرب ایران برای ارزیابی مدل‌ها، به کار گرفته شده است. دلیل انتخاب این منطقه و بازه زمانی مورد نظر، در دسترس بودن مجموعه کاملی از مشاهدات ایستگاه‌های GPS، رادیوسوند و ایستگاه‌های هواشناسی است. از ۲۳ ایستگاه مورد نظر، مشاهدات دو ایستگاه KLBR و GGSH به منظور انجام تست نتایج حاصل کنار گذاشته می‌شود. در مرحله اول، تأخیر تر زینتی (ZWD) از مشاهدات ۲۱ ایستگاه GPS محاسبه و سپس تبدیل به مقدار PWV می‌شود. مقادیر PWV حاصل از این مرحله به عنوان خروجی هر سه مدل در نظر گرفته شده است. همچنین چهار پارامتر طول و عرض جغرافیایی ایستگاه، روز مشاهده (DOY) و زمان (min.) به عنوان ورودی‌های سه مدل هستند. هر سه مدل با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا (BP) آموزش داده شده و کمینه خطای حاصل در محل ایستگاه رادیوسوند تبریز (۳۸/۰۸N، ۴۶/۲۸E)، به عنوان معیار پایان آموزش در نظر گرفته شده است. پس از مرحله آموزش، مقدار بخار آب قابل بارش در ایستگاه‌های تست با هر سه مدل محاسبه و سپس با مقدار بخار آب قابل بارش حاصل از GPS (PWV_{GPS}) مقایسه می‌شوند. میانگین ضریب همبستگی محاسبه شده برای چهار مدل ANN، ANFIS، SVR و Saastamoinen در ۶ روز مورد مطالعه به ترتیب برابر با ۰/۸۵، ۰/۸۸، ۰/۸۹ و ۰/۶۹ است. همچنین، میانگین RMSE برای چهار مدل در ۶ روز به ترتیب برابر با ۲/۱۷، ۱/۹۰، ۱/۷۷ و ۵/۴۵ میلی‌متر شده است. نتایج حاصل از این مقاله نشان می‌دهد که مدل SVR از قابلیت بسیار بالایی در برآورد مقدار بخار آب قابل بارش برخوردار بوده و از نتایج آن می‌توان در مباحث مرتبط با هواشناسی و پیش‌بینی بارش استفاده نمود.

واژه‌های کلیدی: بخار آب قابل بارش، GPS، رادیوسوند، ANN، ANFIS، SVR

۱- استادیار، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک (نویسنده مسئول) mr.ghafari@arakut.ac.ir

۲- استادیار، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک hooshangi@arakut.ac.ir

۱- مقدمه

مناطق مختلف می‌شود.

ثانیاً تغییرات بلند مدت آب و هوا در مقدار تغییرات بخار آب جو منعکس می‌شود. به کمک مطالعه تغییرات بخار آب موجود در جو، می‌توان ابزاری را برای تعیین نحوه تغییرات آب و هوایی مناطق مختلف به دست آورد.

به دست آوردن بخار آب با استفاده از اندازه‌گیری‌های مستقیم و دستگاه‌های اندازه‌گیری بخار آب کاری سخت و دشوار است. رادیوسوند^۷ و رادیومترها به منظور اندازه‌گیری مستقیم بخار آب جو استفاده می‌شوند، منتها استفاده از این دستگاه‌ها دارای مشکلات و محدودیت‌هایی خواهد بود. برای مثال هزینه نگهداری این دستگاه‌ها گران بوده و همچنین این دستگاه‌ها دارای پوشش ایستگاهی مناسبی نیستند (موسوی و همکاران، ۱۳۸۶).

بهترین وسیله برای به دست آوردن اطلاعاتی از چگونگی تغییرات بخار آب جو به صورت غیرمستقیم، استفاده از اندازه‌گیری‌های GPS است. لازم به ذکر است که در هنگام استفاده از هر یک از این تکنیک‌ها عوامل مختلفی چون هزینه، دقت، محدودیت عملیاتی، قدرت تفکیک مکانی و زمانی دخیل هستند. سرویس بین‌المللی آب و هوا اطلاعات مربوط به چگونگی توزیع بخار آب را از طریق ماهواره و رادیوسوندهایی که دو بار در روز پرتاب می‌شوند به دست می‌آورد.

مشاهداتی که به وسیله بالون‌های هواشناسی رادیوسوندی صورت می‌گیرد مناسب و کافی نیستند، زیرا مشاهدات حاصل از بالون‌هایی که پرتاب می‌شوند متراکم، یکنواخت و پیوسته نیستند. به علاوه اطلاعات رادیوسوندی به سرعت در اختیار کاربران قرار نمی‌گیرند، زیرا حدود یک ساعت زمان لازم است که بالون‌های رادیوسوندی به تروپوسفر برسند. همچنین امکان بررسی لحظه‌ای تغییرات زمانی و مکانی بخار آب از طریق رادیوسوندها امکان‌پذیر نیست، زیرا بالون‌های رادیوسوندی حداکثر دو یا سه بار در روز پرتاب می‌شوند. بنابراین قدرت تفکیک زمانی مشاهدات

جو زمین (اتمسفر)^۱ به لایه‌های هم‌مرکز با خصوصیات شیمیایی و فیزیکی متفاوت تقسیم می‌شود. برای بررسی انتشار موج، دو لایه بنام‌های تروپوسفر^۲ و یونوسفر^۳ که شرایط متفاوتی دارند در نظر گرفته می‌شود.

تروپوسفر پایین‌ترین قسمت جو زمین است و از سطح زمین تا حدود چهل کیلومتر بالای آن توسعه می‌یابد. در این لایه اساساً انتشار موج به بخار آب و درجه حرارت وابسته است. از تروپوسفر تا ارتفاع هزار کیلومتری بالای سطح زمین هم یونوسفر نامیده شده است که موج هنگام انتشار در این لایه توسط ذرات آزاد باردار تحت تأثیر قرار می‌گیرد. برخلاف لایه یونوسفر، تروپوسفر یک محیط پراکنده کننده برای امواج GPS نیست (سیر، ۲۰۰۳). در نتیجه انتشار امواج در این لایه از جو به فرکانس امواج بستگی ندارد. تأخیر به وجود آمده در اثر لایه تروپوسفر را می‌توان به دو بخش هیدروستاتیکی^۴ (خشک) و تر تقسیم‌بندی نمود.

مؤلفه هیدروستاتیکی تأخیر تروپوسفری در اثر گازهای خشک^۵ موجود در این لایه حاصل می‌شود. در مقابل، مؤلفه تر انکسار تروپوسفری در اثر بخار آب^۶ (WV) موجود در لایه تروپوسفر به وجود می‌آید. این مؤلفه، به دلیل اینکه دارای تغییرات زیاد مکانی و زمانی است، با استفاده از اندازه‌گیری‌های زمینی قابل مدل‌سازی کردن نیست.

به منظور مدل‌سازی این بخش از انکسار تروپوسفری، میزان بخار آب و تغییرات آن می‌بایستی به دقت در دسترس باشد. مطالعه بخار آب جو (مؤلفه تر انکسار تروپوسفری) از دو جنبه دارای اهمیت است:

اولاً تغییرات کوتاه مدت آب و هوایی، به مقدار بخار آب جو بستگی شدیدی دارد. بخار آب دارای تغییرات زمانی و مکانی بوده که این تغییرات باعث تأثیر در آب و هوای

- 1- Atmosphere
- 2- Troposphere
- 3- Ionosphere
- 4- Hydrostatic part
- 5- Dry gases
- 6- Water Vapor

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (...)

بر آورد مقدار بخار آب قابل بارش (PWV) با استفاده از روش‌های مبتنی بر ... / ۱۴۱

از رادیوسوند فراهم نمایند (یانگ و همکاران، ۱۹۹۹).
مشاهداتی نظیر تأخیر تر مایل تروپوسفر^۵ (SWD) و
مقدار بخار آب قابل بارش در مسیر میان ماهواره و گیرنده
(SWV)^۶ می‌توانند برای مطالعه ساختار سه‌بعدی نامتجانس
تروپوسفر با استفاده از روش توموگرافی به‌کار گرفته شوند
(چامپولین و همکاران، ۲۰۰۵). در سال ۲۰۱۱ تکنیک بازسازی
جبری توسط بندر و همکارانش به‌منظور بازسازی به روش
توموگرافی مورد استفاده قرار گرفت.

رهم و بزی نیز در سال ۲۰۱۱ قیودی که از طریق آنالیز
جریان باد داده‌های رادیوسوند و مدل کامپس به‌دست آمده
بود را برای یکتا نمودن جواب حاصل به دستگاه معادلات
افزودند (رهم و بزی، ۲۰۱۱). در سال ۲۰۱۴ ادوی و حسینعلی
از مفهوم ایستگاه‌های مجازی به‌منظور مقید نمودن مسئله
استفاده نمودند (ادوی و حسینعلی، ۲۰۱۴). علاوه بر آن، منابع
مشاهداتی مستقلی همچون مشاهدات رادیوآکولتیشن و
رادیوسوند را نیز می‌توان برای حل مشکل کمبود مرتبه
مسئله و یکتا نمودن جواب حاصل به دستگاه معادلات
مشاهدات افزود (بندر، ۲۰۱۱).

برآورد بخار آب قابل بارش و چگالی بخار آب با
استفاده از روش توموگرافی دارای معایبی است. ماتریس
ضرایب در حل مسأله توموگرافی المان‌های حجمی کمبود
مرتبه داشته و به‌منظور از بین بردن آن می‌بایستی مقادیر
اولیه از مقدار بخار آب در دسترس باشد. همچنین مقدار
بخار آب داخل هر المان حجمی ثابت و بدون تغییر در
نظرگرفته می‌شود، در صورتی‌که این پارامتر دارای تغییرات
زیاد مکانی و زمانی است. در این روش، تعداد مجهولات
بسیار زیاد بوده و برآورد آن‌ها از لحاظ محاسباتی کار
دشواری است (حاجی آقاجانی و همکاران، ۲۰۲۰).

برای غلبه بر این محدودیت‌ها، در مقاله حاضر، ایده
استفاده از مدل‌های مبتنی بر یادگیری ارائه شده است. در
این مدل‌ها با استفاده از الگوهای مشخص از پدیده مورد
نظر و شناساندن آن الگو به مدل با ورودی و خروجی‌های

بخار آب و نیز تراکم افقی اطلاعات نیز کافی نیست.
به‌علاوه تجهیزات رادیوسوندی گران قیمت هستند. در
حالی‌که تکنیک هواشناسی با GPS می‌تواند مشاهدات
پیوسته و تقریباً آبی از مقدار بخار آب اطراف یک ایستگاه
GPS در اختیار قرار دهد.

تحقیقات انجام گرفته نشان داده است که با استفاده از
تکنیک‌های وابسته به GPS می‌توان دقت پیش‌بینی‌های آب
و هوایی را بهبود بخشید. تاکنون مدل‌های مختلفی برای
برآورد و پیش‌بینی مقدار بخار آب و رطوبت مؤلفه تر انکسار
تروپوسفری توسعه داده شده است. این مدل‌ها را می‌توان به
دو دسته مدل‌های تجربی^۱ و مدل‌های تحلیلی^۲ تقسیم‌بندی
نمود. از جمله مدل‌های تجربی ارائه شده برای محاسبه بخار
آب و رطوبت مؤلفه تر می‌توان به مدل ساستامنین، مدل
هوپیفلد، مدل ایفادیس و مدل برمن اشاره کرد.

از جمله مدل‌های تحلیلی می‌توان به مدل‌های
توموگرافی اشاره نمود. در سالیان اخیر این نوع از مدل‌ها
به‌دلیل قابلیت و دقت بسیار بالا در برآورد مقدار بخار آب
و رطوبت تروپوسفر مورد توجه بسیاری قرار گرفته‌اند (ژو
و همکاران، ۲۰۲۰؛ جابری و حسینعلی، ۲۰۲۰؛ غفاری رزین و وثوقی،
۲۰۲۰؛ یانو و همکاران، ۲۰۱۹؛ ژیا و همکاران، ۲۰۱۸؛ دینگ و همکاران،
۲۰۱۷؛ حاجی آقاجانی و عامریان، ۲۰۱۷؛ یانو و همکاران، ۲۰۱۶؛ ادوی
و حسینعلی، ۲۰۱۴).

اندازه‌گیری بخار آب اتمسفری با استفاده از گیرنده‌های
زمینی GPS در مقایسه با سیستم‌های سنتی مشاهده بخار
آب مانند رادیوسوند و رادیومتر، دارای مزایایی است که
از جمله آن می‌توان به رزولوشن بالای زمانی و مکانی و
همچنین هزینه کم ابزار و وسایل مورد استفاده این سیستم
اشاره نمود (بای، ۲۰۰۵). به‌علاوه گیرنده‌های GPS قابل حمل
و مقرون به صرفه هستند و می‌توانند برآورد پیوسته‌ای از
بخار آب قابل بارش^۳ (PWV) و میزان بخار آب اتمسفر در
یک راستای مشخص^۴ (IWV) را با رزولوشن زمانی بالاتر

1- Empirical model

2- Analytical method

3- Precipitable Water Vapor

4- Integrated Water Vapor

5- Slant Wet Delay

6- Slant Water Vapor

$$d_{trop} = 10^{-6} \int_{path} N_h ds + 10^{-6} \int_{path} N_w ds \quad (1)$$

در رابطه (۱) N_h انکسار خشک تروپوسفری، N_w انکسار تر تروپوسفری و ds المان طولی دیفرانسیلی در راستای سیگنال گذرنده از محیط تروپوسفر است. همچنین تأخیر تروپوسفری را در جهت زینت می‌توان با رابطه (۲) بیان نمود.

$$d_{trop} = SHD + SWD = m_d(E)ZHD + m_w(E)ZWD \quad (2)$$

در رابطه (۲) SHD و SWD به ترتیب بیانگر تأخیر خشک و تأخیر تر در راستای مایل هستند. همچنین E زاویه ارتفاعی، m_d تابع تصویر^۷ خشک، m_w تابع تصویر تر، ZHD نشان‌دهنده تأخیر خشک زینتی^۸ و ZWD بیانگر تأخیر تر زینتی^۹ هستند. تأخیر خشک زینتی را می‌توان با استفاده از مدل‌های تجربی همانند مدل ساستامین با دقت بالایی برآورد نمود. خواهیم داشت (ساستامین، ۱۹۷۳):

$$ZHD = \frac{0.002277P_s}{(1 - 0.0026 \cos 2\phi - 0.00000028H_s)} \quad (3)$$

در رابطه (۳) P_s بیانگر فشار سطحی در واحد میلی‌بار، ϕ و H_s به ترتیب نشان‌دهنده عرض جغرافیایی و ارتفاع ایستگاه هستند. اگر مقدار ZHD به دست آمده از رابطه (۳) از مقدار کلی تأخیر تروپوسفری کم شود، مقدار تأخیر تر زینتی حاصل خواهد شد. با استفاده از مقدار ZWD به دست آمده، می‌توان مقدار بخار آب قابل بارش را توسط رابطه (۴) محاسبه نمود:

$$PWV = \prod(T_m) \times ZWD \quad (4)$$

در رابطه (۴) خواهیم داشت:

$$\prod = \left(10^{-6} \left(\frac{k_3}{T_m} + k'_2 \right) \times R_v \times \rho \right)^{-1} \quad (5)$$

متناظر، می‌توان تغییرات هر پدیده‌ای را مورد مطالعه و بررسی قرار داد. به منظور انجام این کار و در این مقاله، از سه مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ (ANNs)، سیستم استنتاج عصبی-فازی سازگار^۲ (ANFIS) و مدل رگرسیون بردار پشتیبان^۳ (SVR) استفاده شده است.

آموزش هر سه مدل با روش پس انتشار خطا^۴ (BP) صورت گرفته است. با استفاده از مشاهدات ۲۱ ایستگاه GPS در منطقه شمال غرب ایران در بازه زمانی روزهای ۳۰۰ الی ۳۰۵ از سال ۲۰۱۱، مقدار بخار آب قابل بارش مدل‌سازی شده و سپس در دو ایستگاه تست، برآورد می‌شوند. همچنین برای ارزیابی خطای هر سه مدل، مقادیر بخار آب قابل بارش حاصل از مدل‌ها با مقدار بخار آب قابل بارش ایستگاه رادیوسوند تبریز و مدل تجربی ساستامین مقایسه شده است. با استفاده از شاخص‌های آماری خطای نسبی، ضریب همبستگی و جذر خطای مربعی میانگین^۵ (RMSE) مقدار خطای هر سه مدل پیشنهادی این مقاله ارزیابی و مقایسه شده است. تأثیر مقدار بخار آب قابل بارش مدل‌سازی شده در تعیین موقعیت نقطه‌ای دقیق^۶ (PPP) نیز مورد آنالیز قرار گرفته است.

۲ - مشاهدات ورودی

زمانی که سیگنال‌های سیستم GPS از لایه تروپوسفر عبور می‌کنند، تحت تأثیر خاصیت انکساری این لایه از جو واقع می‌شوند. ضریب انکسار بستگی به تغییرات ارتفاعی داشته در نتیجه تأخیر تروپوسفری نیز با ارتفاع تغییر خواهد کرد. تأخیر تروپوسفری متناسب با ضریب انکسار است. تأخیر تروپوسفری را می‌توان به دو بخش خشک و تر تفکیک کرد. در نتیجه رابطه تأخیر تروپوسفری را می‌توان به صورت رابطه (۱) نوشت (سپهر، ۲۰۰۳).

1- Artificial Neural Networks

2- Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

3- Support Vector Resgression

4- Back Propagation Algorithm

5- Root Mean Square Error

6- Precise Point Positioning

7- Mapping function

8- Zenith Hydrostatic Delay

9- Zenith Wet Delay

مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات زمانی-مکانی مقدار بخار آب قابل بارش ارائه شده و مورد آنالیز قرار گرفته است.

۳-۱- شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs)

در این مقاله برای مدل‌سازی مقدار بخار آب قابل بارش، از یک شبکه عصبی پرسپترون سه لایه استفاده می‌شود. حسن این کار در تسریع عملیات برآورد پارامترها و نوع یادگیری و آموزش شبکه است. شبکه عصبی پرسپترون سه لایه مورد استفاده دارای یک لایه ورودی با N مشاهده، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی با n پارامتر است. مدل مورد استفاده برای محاسبه پارامترهای لایه خروجی به صورت رابطه (۷) است (هایکین، ۱۹۹۴).

$$y = f \left(\sum_{j=1}^q W_j f \left(\sum_{l=1}^N w_{j,l} x_l + w_{j,0} \right) + W_0 \right) \quad (7)$$

در رابطه (۷) W_j وزن مابین زامین نورون لایه پنهان و خروجی، $w_{j,l}$ وزن مابین زامین نورون ورودی و زامین نورون پنهان، x_l بیانگر زامین پارامتر ورودی، $w_{j,0}$ بایاس مربوط به نورون‌های مابین لایه‌های ورودی و پنهان و W_0 بایاس مربوط به نورون‌های لایه‌های پنهان و خروجی هستند. برای ارتباط میان لایه پنهان و خروجی به یک تابع فعال‌سازی مناسب نیاز است. یکی از مناسب‌ترین توابع فعال‌سازی تابع سیگموئید است که به صورت تابع ریاضی ارائه شده در رابطه (۸) تعریف می‌شود:

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad \text{رابطه (۸)}$$

که در رابطه (۸) z اطلاعات ورودی نورون و $f(z) \in [0,1]$ هستند. به منظور آموزش شبکه عصبی، الگوریتم‌های آموزش متفاوتی وجود دارد. در مقاله حاضر، از الگوریتم آموزش پس‌انتشار خطا (BP) استفاده می‌شود (مارس و همکاران، ۱۹۹۶). در این الگوریتم خروجی شبکه عصبی با خروجی مطلوب مقایسه شده و براساس تابع هدف، مقدار خطا محاسبه می‌شود. اگر مقدار خطا در حد دقت مطلوب نباشد،

در رابطه (۵)، $R_v = 46145 (J K/g K)$ نشان‌دهنده ثابت گاز، $K_2 = 17$ ، $K_3 = 3.7 \times 10^5$ بیانگر ثابت انکسار جوی و $\rho = 1000 (kg/m^3)$ معرف چگالی آب مایع است. در این مقاله رابطه (۶) برای محاسبه پارامتر T_m مورد استفاده قرار گرفته است (صادقی و همکاران، ۲۰۱۴):

$$T_m = 75.39 + 0.7103 T_0 \quad \text{رابطه (۶)}$$

در رابطه (۶) T_0 دمای اولیه در محیط مورد بررسی است. مقادیر PWV‌های به دست آمده در ایستگاه‌های GPS از رابطه (۴) به عنوان خروجی مطلوب هر سه مدل ANN، ANFIS و SVR در نظر گرفته می‌شود. همچنین پارامترهای طول و عرض جغرافیایی ایستگاه‌های GPS، روز از سال (DOY) و زمان (min.) به عنوان بردار ورودی مدل‌ها هستند. بایستی توجه داشت که در بردار ورودی می‌توان از پارامترهای دیگری همانند، دما، فشار و رطوبت نیز استفاده نمود. اما، با توجه به اینکه هدف اصلی این مقاله در مرحله اول، مدل‌سازی تغییرات زمانی-مکانی بخار آب قابل بارش است، در نتیجه دو پارامتر مرتبط با مکان (طول و عرض جغرافیایی ایستگاه‌ها) و دو پارامتر مرتبط با زمان (روز از سال و زمان) استفاده شده است.

۳- مدل‌های مورد استفاده

محاسبات نرم‌آشامل اجزائی همانند الگوریتم‌های ژنتیک، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs)، سیستم استنتاج فازی^۳ (FIS)، یادگیری تقویتی و روش کلونی مورچه‌ها است که اغلب با عنوان هوش محاسباتی^۴ مورد استفاده قرار می‌گیرد (مارس و همکاران، ۱۹۹۶).

در دهه‌های اخیر استفاده از این روش‌ها برای مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات زمانی و مکانی برخی از پدیده‌های فیزیکی رواج پیدا کرده است. به همین دلیل در این مقاله ایده استفاده از سه مدل ANN، ANFIS و SVR برای

- 1- Day of year
- 2- Soft computing
- 3- Fuzzy inference system
- 4- Computational intelligence

همانند سیستم‌های فازی، ساختار ANFIS نیز از دو بخش تشکیل شده است. بخش نخست مقدم و بخش دوم تالی (استنتاج - نتیجه) نامیده می‌شود که این دو بخش توسط قواعد فازی در فرم یک شبکه به یکدیگر متصل می‌شوند (کاماکمی و همکاران، ۲۰۱۰). سیستم استنتاج عصبی- فازی سازگار شبکه پنج لایه‌ای، متشکل از گره‌ها و کمان اتصال دهنده گره است.

لایه اول، داده‌های ورودی با درجه عضویت است که توسط کاربر مشخص می‌شود. کلیه عملیات مدل‌سازی در لایه‌های دوم تا چهارم انجام می‌گیرد.

لایه آخر، خروجی شبکه است که هدف آن حداقل نمودن اختلاف خروجی به دست آمده از شبکه و خروجی واقعی است. ساختار مناسب ANFIS متناسب با داده‌های ورودی، درجه عضویت، قوانین و توابع درجه عضویت خروجی انتخاب می‌شود.

در مرحله آموزش با اصلاح پارامترهای درجه عضویت بر اساس میزان خطای قابل قبول، مقادیر ورودی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر می‌شوند. روابط پیشخور را می‌توان به صورت روابط ۱۲ تا ۱۳ نوشت:

$$w_{jk} = \mu_{M^1_j}(x_1) \cdot \mu_{M^2_k}(x_2)$$

$$j, k = 1, 2, \dots, m$$

$$\bar{w}_{jk} = \frac{w_{jk}}{\sum_{i=1}^m \sum_{i=2}^m w_{i1i2}} \quad j, k = 1, 2, \dots, m$$

$$f_{jk} = q_{0,jk} + q_{1,jk} \cdot x_1 + q_{2,jk} \cdot x_2$$

(۱۲)

(۱۳)

(۱۴)

که در روابط فوق m نشان‌دهنده تعداد توابع تعلق برای هر متغیر ورودی بوده و (q_0, q_1, q_2) اعداد حقیقی متناظر با وزن‌های خطی در بخش تالی سیستم ANFIS هستند. خروجی نهایی y شبکه ANFIS به صورت رابطه (۱۵) قابل محاسبه است.

بر اساس مشتق تابع هدف، وزن‌های مربوط به نورون‌ها تصحیح شده و مجدداً خروجی محاسبه می‌شود. این مراحل مادامی که مقدار خطا (تابع هدف) به کمترین میزان خود برسد، ادامه می‌یابد. تابع هدف مورد استفاده در این مقاله به صورت رابطه (۹) است:

$$E = \sum_j (PWW_{GPS} - PWW_{model})^2 \quad (9)$$

در رابطه (۹) PWW_{GPS} خروجی مطلوب و PWW_{model} خروجی حاصل از هر سه مدل مورد استفاده در این مقاله هستند.

۳-۲- سیستم استنتاج عصبی- فازی سازگار (ANFIS)

مدل‌های عصبی- فازی که توسط جنگ در سال ۱۹۹۳ گسترش یافت، برای تسهیل فرآیند یادگیری و انطباق، منطق فازی را با شبکه‌های عصبی مصنوعی ترکیب می‌کنند. در واقع در مدل‌های فازی-عصبی برای حل مشکل شناسایی پارامترهای سیستم استنتاج فازی، از یک شبکه تطبیقی که حالت عمومی شبکه عصبی پیشرو چندلایه است، استفاده می‌شود.

برای سادگی کار فرض می‌شود که FIS مورد بررسی از دو ورودی x و y و یک خروجی f تشکیل شده و همچنین پایگاه قانون در آن شامل دو قانون اگر-آنگاه است. قوانین موجود در این سیستم عبارتند از:

$$F \quad x = A_1 \quad \text{AND} \quad y = B_1,$$

$$\text{Then} \quad f_1 = p_1 + q_1 + r_1 \quad (10)$$

$$F \quad x = A_2 \quad \text{AND} \quad y = B_2,$$

$$\text{Then} \quad f_2 = p_2 + q_2 + r_2 \quad (11)$$

که در آن A_1 و A_2 توابع عضویت^۱ برای ورودی x ، B_1 و B_2 توابع عضویت برای ورودی y و در نهایت $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2$ پارامترهای تابع خروجی هستند.

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (۳۳)

بر آورد مقدار بخار آب قابل بارش (PWV) با استفاده از روش‌های مبتنی بر ... / ۱۴۵

را طبقه‌بندی کند و این تابع به کمک نمونه‌های آموزشی به دست می‌آید. طبقه‌بندی‌کننده‌های خطی زیادی وجود دارند که می‌توانند داده‌ها را از هم جدا کنند اما فقط یکی از این طبقه‌بندی‌کننده‌ها وجود دارد که برخلاف سایر روش‌ها که اغلب خطای مدل‌سازی را مینیمم می‌کنند، به جای آن ریسک عملیاتی تابع هدف را در نظر می‌گیرد و مقدار بهینه آن را محاسبه می‌کند. معمولاً تابع هزینه در مدل SVR را می‌توان به صورت رابطه (۱۷) بیان نمود.

$$L_{\varepsilon}(d, y(\mathbf{x})) = \begin{cases} |d - y(\mathbf{x})| - \varepsilon & \text{for } |d - y(\mathbf{x})| \geq \varepsilon \\ 0 & \text{for } |d - y(\mathbf{x})| < \varepsilon \end{cases} \quad (17)$$

در رابطه (۱۷)، d بیانگر خروجی مطلوب، x نشان‌دهنده بردار مشاهدات ورودی، $y(x)$ بیانگر خروجی حاصل از مدل SVR و ε نشان‌دهنده سطح خطای مجاز است. در حقیقت با استفاده از پارامتر ε بازه‌ای تعریف می‌شود که در داخل آن خطا قابل صرف نظر کردن است. خروجی مدل SVR را می‌توان با استفاده از رابطه (۱۸) محاسبه نمود (واینیک، ۱۹۹۵).

$$f(\mathbf{x}_{SVR}) = y_{SVR} = \sum_{i=1}^M w_i x_i + b = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_{SVR} + b \quad (18)$$

در رابطه (۱۸) \mathbf{x}_{SVR} بیانگر مشاهدات ورودی به مدل SVR، \mathbf{w} نشان‌دهنده بردار وزن‌ها و b بیانگر بایاس است.

۳-۴- مدل تجربی ساستامینین

تاکنون مدل‌های تروپوسفری مختلفی برای به دست آوردن اثر لایه تروپوسفر بر روی امواج عبوری از آن ارائه شده است. معمولاً پارامترهای هواشناسی مختلفی مانند: فشار، دما و رطوبت ورودی‌های این مدل‌ها هستند. مؤلفه تر انکسار تروپوسفری ۱۰ درصد تأخیر تروپوسفری را تشکیل می‌دهد. این بخش از تأخیر تروپوسفری به علت وابستگی آن به بخار آب، دارای تغییرات زیاد مکانی و زمانی است.

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m f_{jk} \mu_{M_j^1}(x_1) \mu_{M_j^2}(x_2)}{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m \mu_{M_j^1}(x_1) \mu_{M_j^2}(x_2)} = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m f_{jk} \bar{w}_{jk} \quad (15)$$

به منظور مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی پیچیده، مدل ANFIS فضای ورودی را به بخش‌های مختلفی افزایش می‌نماید. به عبارتی فضای ورودی به نواحی محلی فراوانی تقسیم می‌شود.

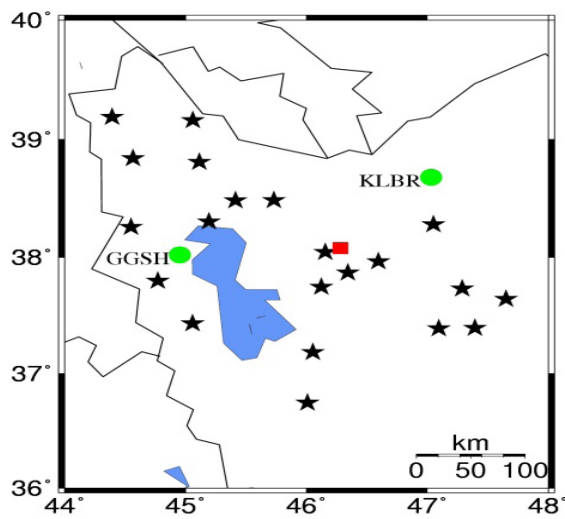
شبکه ANFIS از توابع تعلق فازی به منظور تقسیم هر بعد ورودی استفاده می‌نماید. این توابع تعلق با یکدیگر همپوشانی دارند، به عبارتی یک ورودی منفرد سبب فعال شدن همزمان حداقل دو تابع تعلق خواهد شد. قابلیت شبکه ANFIS به تعداد توابع تعلق در نظر گرفته شده برای هر بعد ورودی وابسته است. معمولاً توابع تعلق استفاده شده توابع زنگی شکل گوسی با میزان بیشینه برابر با یک و کمینه برابر با صفر می‌باشند که به صورت رابطه (۱۶) قابل تعریف است (جنگ، ۱۹۹۳).

$$\mu_{M_i}(x) = \exp\left\{-\left(\frac{x - \bar{x}_i}{\sigma_i}\right)^2\right\} \quad (16)$$

در رابطه (۱۶) (\bar{x}_i, σ_i) پارامترهای توابع تعلق هستند که بر روی شکل آن تأثیر می‌گذارند.

۳-۳- رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)

روش رگرسیون بردار پشتیبان یک روش یادگیری ماشین مبتنی بر هسته برای طبقه‌بندی و رگرسیون است که در آن ریسک عدم طبقه‌بندی صحیح را کمینه می‌کنند. ساختار یک شبکه SVR، اشتراکات زیادی با شبکه عصبی پرسپترون چند لایه دارد و تفاوت اصلی آن عملاً در شیوه یادگیری است. به طور کلی این روش به دو حالت خطی و غیرخطی تقسیم می‌شود (ریگانه و همکاران، ۲۰۱۲). در این الگوریتم، هدف ایجاد تابعی است که به بهترین شکل داده‌ها



نگاره ۱: چگونگی پراکندگی ایستگاه‌های GPS (ستاره‌های سیاه)، ایستگاه‌های تست (دایره‌های سبز) و ایستگاه رادیوسوند تبریز (مربع قرمز) مورد استفاده در این تحقیق

در مرحله اول، مشاهدات ۲۱ ایستگاه GPS که برای آموزش می‌باشند در نرم‌افزار برنیز (دشر و همکاران، ۲۰۰۷) پردازش شده و مقدار تأخیر کلی تروپوسفر در راستای زینت (ZTD) محاسبه می‌شود.

بایستی اشاره شود که برای هر ۱۵ دقیقه، با استفاده از مشاهدات هر ایستگاه یک مقدار برای ZTD محاسبه شده است. به عبارت دیگر تعداد ۲۱×۶×۹۶ (۲۱ تعداد ایستگاه‌های آموزش، ۶ تعداد روزهای مورد بررسی و ۹۶ تعداد پارامتر ZTD در هر روز در بازه‌های زمانی ۱۵ دقیقه) پارامتر ZTD از مرحله پردازش اولیه حاصل می‌شود.

در مرحله دوم مقادیر تأخیر خشک زینتی (ZHD) با استفاده از رابطه (۳) محاسبه می‌شود. با تفاضل مقادیر ZHD از مقادیر ZTD، مقادیر تأخیر تر زینتی (ZWD) حاصل می‌شوند. در مرحله سوم با استفاده از رابطه (۴) مقادیر ZWD به مقادیر بخار آب قابل بارش (PWV) تبدیل می‌شوند. مقادیر PWV به دست آمده از مرحله سوم به عنوان خروجی مطلوب هر سه مدل ANN، ANFIS و SVR در نظر گرفته می‌شوند. همچنین بردار مشاهدات ورودی هر سه مدل، مقادیر طول و عرض جغرافیایی هر ایستگاه GPS، روز

مدل زینتی تأخیر تر انکسار تروپوسفری (ZWD) نوشته شده توسط ساستامین برای عرض‌های جغرافیایی متوسط و شرایط نرمال به صورت رابطه (۱۹) است.

$$ZWD = 0.002277 \left(\frac{1255}{T_s} + 0.05 \right) e_s \quad (19)$$

در رابطه (۱۹) e_s فشار بخار آب در سطح زمین و T_s دما سطحی است. با جایگذاری مقدار تأخیر تر زینتی به دست آمده از رابطه (۱۹) در رابطه (۴)، مقدار بخار آب قابل بارش مدل‌سازی شده توسط مدل تجربی ساستامین حاصل می‌شود.

۴- منطقه مورد مطالعه و دیتاهای مورد استفاده

با توجه به در اختیار بودن مجموعه کاملی از مشاهدات ایستگاه‌های GPS، رادیوسوند و ایستگاه‌های هواشناسی در منطقه شمال غرب ایران، مطالعه و ارزیابی مدل‌های پیشنهادی مقاله در این ناحیه انجام گرفته است. مشاهدات ۲۳ ایستگاه GPS شبکه شمال غرب ایران در سال ۲۰۱۱ و برای روزهای ۳۰۰ الی ۳۰۵ از سازمان نقشه برداری کشور تهیه شده است.

از ۲۳ ایستگاه موجود در منطقه، مشاهدات ۲۱ ایستگاه برای آموزش سه مدل ANN، ANFIS و SVR استفاده شده و مشاهدات دو ایستگاه (KLBR (38.68° N, 47.03° E) و GGSH (38.02° N, 44.95° E)) برای تست نتایج مدل‌ها، کنار گذاشته شده‌اند.

به عبارت دیگر مشاهدات این دو ایستگاه در آموزش سه مدل استفاده نشده‌اند. همچنین مشاهدات تنها ایستگاه رادیوسوند موجود در این منطقه یعنی ایستگاه رادیوسوند تبریز (۳۸/۰۸N، ۴۶/۲۸E) نیز برای این تاریخ‌ها از سازمان هواشناسی اخذ شده است. نگاره ۱ چگونگی پراکندگی ایستگاه‌های مورد استفاده در این تحقیق را نمایش می‌دهد. بایستی اشاره شود که براساس اطلاعات حاصل از سازمان هواشناسی، رطوبت در بازه زمانی روزهای ۳۰۰ الی ۳۰۵ بیشتر از حد متوسط بوده است.

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (۳۳)

بر آورد مقدار بخار آب قابل بارش (PWV) با استفاده از روش‌های مبتنی بر ... / ۱۴۷

$$R = 1 - \frac{\sum_{q=1}^Q (PWV_{\text{model}}^q - PWV_{\text{radiosonde GPS}}^q)^2}{\sum_{q=1}^Q (PWV - PWV_{\text{radiosonde GPS}}^q)^2} \quad (24)$$

$$R e = \left(\frac{PWV_{\text{model}} - PWV_{\text{radiosonde GPS}}}{PWV_{\text{radiosonde GPS}}} \right) \times 100$$

رابطه (۲۵)

در روابط ۲۳ تا ۲۵، \overline{PWV} نشان‌دهنده مقدار متوسط بخار آب قابل بارش، GPS، $PWV_{\text{radiosonde}}$ بیانگر مقدار بخار آب به دست آمده از ایستگاه رادیوسوند یا مشاهدات GPS در ایستگاه‌های تست و Q نشان‌دهنده تعداد نمونه‌های مورد ارزیابی است. در مرحله آموزش، یکی از مهم‌ترین مراحل انتخاب ساختار بهینه برای مدل‌های ANN و ANFIS و همچنین انتخاب توابع کرنل بهینه برای مدل SVR است. برای دو مدل ANN و ANFIS ساختار بهینه براساس کمترین مقدار RMSE در مرحله آموزش انتخاب شده است. جدول (۱) نتایج آنالیز انجام گرفته برای این دو مدل را در مرحله آموزش نمایش می‌دهد. در این جدول، عدد ۴ در ستون ساختار شبکه بیانگر تعداد ورودی‌های دو مدل ANN و ANFIS، عدد وسط در مدل ANN نشان‌دهنده تعداد نورون‌های لایه پنهان و در مدل ANFIS بیانگر تعداد قوانین اگر-آنگاه فازی، عدد ۱ نیز بیانگر خروجی هر دو مدل یعنی بخار آب قابل بارش است.

جدول ۱: ساختارهای مختلف برای مدل‌های ANN و ANFIS

و مقدار RMSE برای مرحله آموزش دو مدل

ساختار شبکه	RMSE مرحله آموزش (mm)	
	ANN	ANFIS
۴-۴-۱	۴/۹۵	۳/۹۶
۴-۵-۱	۴/۲۸	۳/۱۱
۴-۶-۱	۳/۷۲	۲/۴۱
۴-۷-۱	۳/۱۳	۲/۸۹
۴-۸-۱	۲/۶۸	۳/۶۴
۴-۹-۱	۴/۵۶	۴/۰۹

از سال و زمان خواهند بود. به عبارت دیگر خواهیم داشت:

$$PWV_{ANN,ANFIS,SVM} = f(Lat, Lon, DOY, min,) \quad (20)$$

با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا هر سه مدل آموزش داده شده و رابطه (۹) به عنوان تابع هزینه در نظر گرفته می‌شود. به عبارت دیگر، تا زمانی که مقدار تابع هزینه به کمترین مقدار خود نرسد مرحله آموزش مدل‌ها ادامه خواهد داشت. پس از دستیابی به کمینه مقدار تابع هزینه هر مدل، با استفاده از مدل آموزش دیده، مقدار PWV در محل ایستگاه رادیوسوند تبریز برآورد شده و با مقدار حاصل از PWV رادیوسوند مقایسه می‌شوند. برای ایستگاه رادیوسوند، مقدار PWV را می‌توان از رابطه (۲۱) محاسبه نمود (بای، ۲۰۰۵).

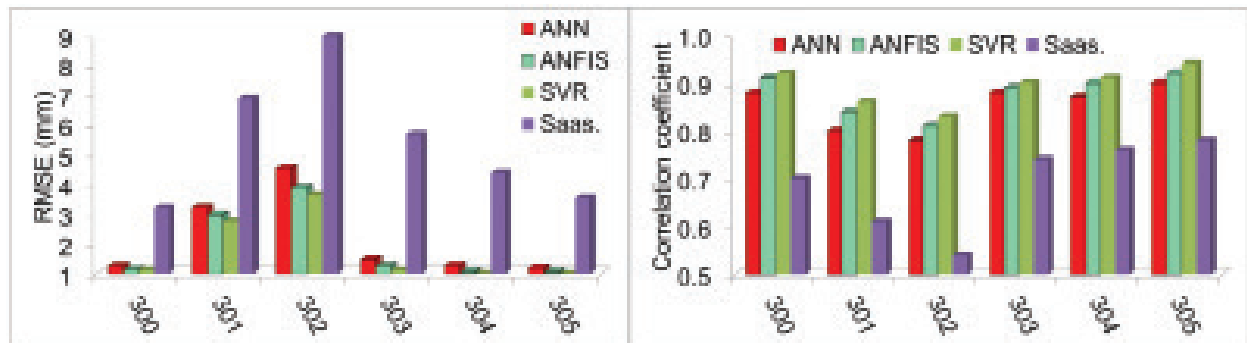
$$PWV = \frac{1}{\rho_w} \int \rho_v dh = \frac{1}{\rho_w} \sum \frac{(h_{j+1} - h_j)(\rho_v^{j+1} + \rho_v^j)}{2} \quad (21)$$

در رابطه (۲۱) h_j و h_{j+1} بیانگر ارتفاع در لایه‌های j و $j+1$ هستند. همچنین مقدار چگالی بخار آب را می‌توان از رابطه (۲۲) به دست آورد.

$$\rho_v = \frac{P_v}{R_v \times T} \quad (22)$$

در رابطه (۲۲) $R_v = 461.45 \left(\frac{J}{kgK} \right)$ بیانگر ثابت گازها، T دما در واحد کلوین و P_v نشان‌دهنده فشار جزئی است. با استفاده از مدل‌های آموزش دیده مقدار PWV در محل دو ایستگاه تست برآورد شده و با استفاده از شاخص‌های آماری خطای نسبی، ضریب همبستگی و جذر خطای مربعی میانگین، مقدار خطای هر مدل ارزیابی می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q (PWV_{\text{model}}^q - PWV_{\text{radiosonde GPS}}^q)^2} \quad (23)$$



نگاره ۲: مقادیر ضریب همبستگی (نگاره راست) و RMSE (نگاره چپ) برای چهار مدل SVR، ANFIS، ANN و ساستامین در محل ایستگاه رادیوسوند تبریز برای روزهای ۳۰۰ الی ۳۰۵

برابر با ۰/۸۵، ۰/۸۸، ۰/۸۹ و ۰/۶۹ حاصل شده است. همچنین میانگین RMSE چهار مدل در این ۶ روز به ترتیب برابر با ۲/۱۷، ۱/۹۰، ۱/۷۷ و ۵/۴۵ میلی متر به دست آمده است. نتایج حاصل از مقایسه شاخص‌های آماری ضریب همبستگی و RMSE چهار مدل در محل ایستگاه رادیوسوند نشان می‌دهد که مدل SVR از دقت بالاتری نسبت به سه مدل دیگر برخوردار است.

خطای مدل تجربی ساستامین در مقایسه با سه مدل ANN، ANFIS و SVR بسیار بیشتر است. در رابطه (۱۹) ضرایب عددی این مدل به صورت تجربی محاسبه شده و به دست آمده است. در نتیجه این مدل در شرایط نرمال اتمسفری قابل استفاده بوده و در صورت وجود شرایط نامتعارف (نوسانات زیاد در دما و فشار بخار آب) دقت آن به شدت کاهش می‌یابد. همچنین در نگاره ۲ مشاهده می‌شود که در روزهای ۳۰۱ و ۳۰۲ مقدار ضریب همبستگی هر چهار مدل کاهش و مقدار RMSE افزایش داشته است. معمولاً ایستگاه‌های رادیوسوند قبل از استفاده، مرحله کالیبراسیون را خواهند داشت. به این مرحله، چک زمینی^۲ می‌گویند. در این مرحله سنسورهای دستگاه رادیوسوند کالیبره می‌شود. کالیبراسیون نامناسب و همچنین شرایط آب و هوایی نامطلوب هنگام پرتاب بالون‌های رادیوسوندی باعث تولید خطا در نتایج ایستگاه رادیوسوند خواهد شد. جدول (۲) مقادیر خطای نسبی محاسبه شده در دو ایستگاه

براساس نتایج حاصل از جدول (۱)، مدل ANFIS در ساختار ۱-۶-۴ و مدل ANN در ساختار ۱-۸-۴ به جواب بهینه همگرا شده‌اند. به عبارت دیگر در این دو ساختار، مدل‌های ANFIS و ANN دارای مقدار RMSE کمینه هستند. بنابراین این دو ساختار برای مرحله تست نتایج مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در مدل SVR تابع کرنل شعاعی^۱ به موجب تطابق بیشتر با مشاهدات ورودی، محاسبات سریع‌تر و خطای کمتر، استفاده شده است. سایر توابع کرنل استفاده شده دارای مقدار RMSE بیشتری نسبت به کرنل شعاعی بودند.

۴-۱- آنالیز خطای سه مدل در محل ایستگاه رادیوسوند و ایستگاه‌های تست

پس از مرحله آموزش و دستیابی به کمینه مقدار تابع هزینه برای هر سه مدل ANN، ANFIS و SVR مقدار PWV توسط مدل‌های آموزش دیده برآورد شده و در محل ایستگاه رادیوسوند و همچنین ایستگاه‌های تست مورد مقایسه قرار می‌گیرد. همچنین به منظور بررسی و مقایسه دقیق‌تر، نتایج حاصل با بخار آب قابل بارش حاصل از مدل تجربی ساستامین نیز مقایسه شده است. نگاره ۲ مقادیر ضریب همبستگی و RMSE به دست آمده برای هر چهار مدل را در محل ایستگاه رادیوسوند تبریز نشان می‌دهد.

میانگین ضریب همبستگی برای چهار مدل ANN، ANFIS و SVR و ساستامین در ۶ روز مورد مطالعه به ترتیب

2- Ground check

1- Radial base function

جدول ۲: مقادیر خطای نسبی (%) برای سه مدل ANN، ANFIS، و SVR و ساستامین

در محل ایستگاه‌های تست KLBR و GGSH در ۶ روز متوالی

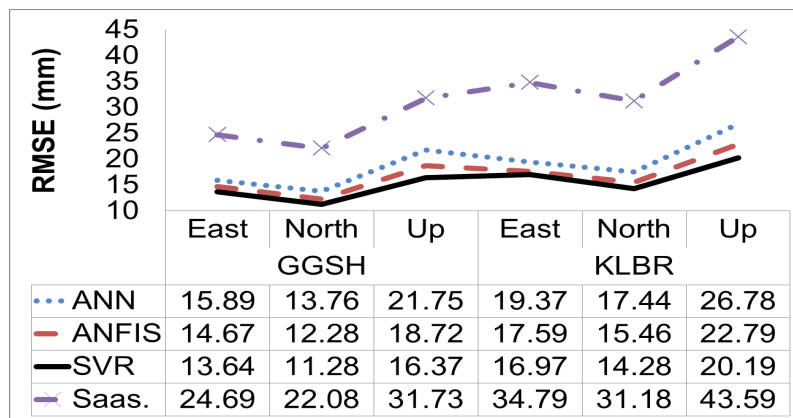
	GGSH				KLBR			
	ANN	ANFIS	SVR	Saas.	ANN	ANFIS	SVR	Saas.
۳۰۰	۱۳/۵۴	۱۱/۷۹	۹/۸۸	۲۴/۳۸	۱۳/۷۱	۱۲/۹۷	۱۱/۲۸	۲۵/۶۹
۳۰۱	۱۶/۵۹	۱۲/۸۸	۱۰/۰۸	۳۴/۹۷	۱۴/۳۸	۱۳/۴۸	۱۲/۷۹	۳۶/۴۲
۳۰۲	۱۷/۳۷	۱۳/۶۹	۱۳/۶۴	۲۸/۹۴	۱۵/۲۸	۱۲/۶۷	۱۱/۵۶	۲۹/۵۹
۳۰۳	۱۳/۲۸	۱۰/۴۴	۹/۷۱	۲۲/۴۹	۱۳/۹۷	۱۱/۶۹	۱۰/۲۸	۲۴/۶۷
۳۰۴	۱۲/۶۷	۱۰/۹۷	۹/۳۱	۲۰/۴۱	۱۳/۲۷	۱۱/۵۹	۹/۳۷	۲۱/۴۹
۳۰۵	۱۳/۶۴	۱۰/۲۳	۸/۷۹	۲۳/۴۴	۱۲/۸۳	۱۲/۴۷	۱۰/۴۹	۲۴/۵۶
میانگین (%)	۱۴/۵۲	۱۱/۶۷	۱۰/۲۴	۲۵/۷۷	۱۳/۹۱	۱۲/۴۸	۱۰/۹۶	۲۷/۰۷

نوع دیگری از آنالیز خطای انجام گرفته در این مقاله، استفاده از روش تعیین موقعیت نقطه‌ای دقیق (PPP) است. با استفاده از سه مدل آموزش دیده، مقدار PWV در محل ایستگاه‌های تست برآورد شده و سپس با استفاده از رابطه (۴) تبدیل به ZWD می‌شوند. همچنین مقادیر ZHD در دو ایستگاه تست با استفاده از مدل ساستامین محاسبه شده و سپس با جمع مقادیر ZHD و ZWD، مقدار تأخیر زینتی کل تروپوسفر برای دو ایستگاه تست حاصل می‌شوند. پس از آن، با استفاده از مقادیر تأخیرهای زینتی کل به دست آمده، مشاهدات هر دو ایستگاه تست نسبت به تأخیر تروپوسفری تصحیح شده و با مشاهدات تصحیح شده، مختصات ایستگاه‌ها برآورد می‌شوند.

مختصات به دست آمده از این مرحله با مختصات‌های دقیق حاصل از نرم‌افزار برنیز مقایسه شده و مقدار RMSE مؤلفه‌های مختصاتی در هر دو ایستگاه تست محاسبه می‌شوند. نتایج حاصل از این مقایسه در نگاره ۳ به همراه نتایج مربوط به مدل تجربی ساستامین نشان داده شده است. در هر دو ایستگاه تست، مدل SVR از دقت بالاتری نسبت به سه مدل دیگر برخوردار است. بهبودی در حدود ۲ الی ۵ میلی‌متر در مقدار خطای موقعیت ایستگاه‌های تست با مدل SVR نسبت به دو مدل ANN و ANFIS دیده می‌شود

تست KLBR و GGSH را برای چهار مدل ANN، ANFIS، SVR و ساستامین نشان می‌دهد.

با استفاده از سه مدل آموزش دیده، مقدار PWV در محل ایستگاه‌های تست برآورد شده و با مقدار PWV حاصل از GPS مقایسه می‌شوند. براساس نتایج جدول (۲)، میانگین خطای نسبی مدل‌های ANN، ANFIS، SVR و ساستامین در ایستگاه تست GGSH به ترتیب برابر با ۱۱/۶۷٪، ۱۴/۵۲٪، ۱۰/۲۴٪ و ۲۵/۷۷٪ حاصل شده است. همچنین میانگین خطای نسبی هر چهار مدل در ایستگاه تست KLBR به ترتیب برابر با ۱۳/۹۱٪، ۱۲/۴۸٪، ۱۰/۹۶٪ و ۲۷/۰۷٪ محاسبه شده است. نتایج به دست آمده از دو ایستگاه تست نشان می‌دهد که خطای نسبی مدل SVR نسبت به سه مدل دیگر و در هر دو ایستگاه تست، کمتر است. همچنین، خطای نسبی سه مدل ANN، ANFIS و SVR در ایستگاه تست KLBR بیشتر از ایستگاه تست GGSH است. براساس نگاره ۱ و چگونگی پراکندگی ایستگاه‌های آموزش در اطراف دو ایستگاه تست، به وضوح قابل مشاهده است که در اطراف ایستگاه تست GGSH تعداد ایستگاه‌های آموزش بیشتری نسبت به ایستگاه تست KLBR وجود دارد. همین عامل باعث افزایش دقت هر سه مدل در ایستگاه تست GGSH نسبت به ایستگاه تست KLBR شده است.



نگاره ۳: مقادیر RMSE مؤلفه‌های مختصاتی حاصل از چهار مدل ANN، ANFIS، SVR و ساستامین در دو ایستگاه تست GGSH و KLBR

که ناشی از تصحیح انکسار تروپوسفری در مشاهدات دو ایستگاه است. در مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل ANFIS، مهم‌ترین عامل تأثیرگذار بر دقت نتایج خروجی، چگونگی تعیین بهینه وزن‌های شبکه است. علی‌الخصوص در مدل ANFIS برقراری ارتباط مابین قواعد اگر-آنگاه فازی و بروزرسانی وزن‌ها، بر دقت نتایج بسیار تأثیرگذار خواهد بود. اما در مدل SVR، مهم‌ترین عامل مؤثر در دقت نتایج، تعیین صحیح توابع کرنل و پارامترهای آن است. اگر این پارامترها به درستی در مرحله آموزش تعیین شوند، دقت مدل و سرعت همگرایی آن به جواب بهینه افزایش خواهد یافت.

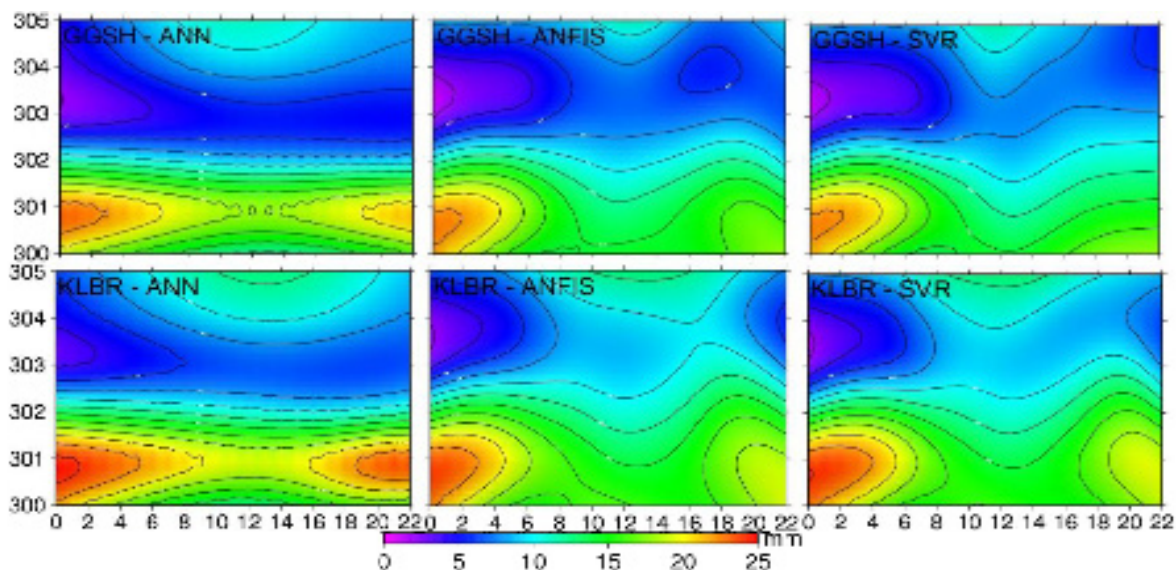
بر اساس نگاره ۴ مقدار بخار آب قابل بارش دارای تغییرات زمانی و مکانی است و هر سه مدل قابلیت نمایش دادن این تغییرات را دارند. منحنی میزان‌های موجود در تصاویر بیانگر چگونگی تغییرات مقدار بخار آب قابل بارش است. مطابق با مدل SVR، مقدار بخار آب قابل بارش در روزهای ۳۰۰ و ۳۰۱ و در بازه زمانی ۰ الی ۶ به وقت جهانی دارای مقدار بیشتری نسبت به سایر روزها و زمان‌ها است. اما، در سایر روزهای مورد بررسی، مقدار بخار آب قابل بارش تدریجاً کمتر شده است.

آنالیز تعیین موقعیت نقطه‌ای دقیق مجدداً نشان می‌دهد که مدل تجربی ساستامین دقت بسیار پایین‌تری نسبت به سه مدل مورد استفاده در این مقاله دارد. این مدل برای شرایط نرمال اتمسفری ایجاد شده و طبیعتاً در شرایط غیر نرمال، از دقت مناسبی برخوردار نخواهد بود.

بر اساس اطلاعات به دست آمده از ایستگاه‌های هواشناسی موجود در منطقه مورد مطالعه، مقدار بارش‌های سطحی ثبت شده در اطراف ایستگاه‌های تست و در روزهای ۳۰۰ و ۳۰۱ بیشتر از سایر روزها بوده است. همچنین، ایستگاه‌های هواشناسی موجود در منطقه برای روزهای ۳۰۳ و ۳۰۴ و در بازه زمانی ۰ الی ۸ به وقت جهانی بارش‌های سطحی در حدود ۰ الی ۴ میلی‌متر ثبت کرده‌اند.

۴-۲- مدل‌سازی زمانی-مکانی بخار آب قابل بارش

پس از مرحله آموزش و ارزیابی خطای چهار مدل ANN، ANFIS، SVR و ساستامین، حال می‌توان با استفاده از مدل‌های آموزش دیده، مقدار بخار آب قابل بارش را برای هر نقطه جغرافیایی در داخل شبکه مورد مطالعه و بازه زمانی روزهای ۳۰۰ الی ۳۰۵ برآورد نمود. نگاره ۴ مقادیر بخار آب قابل بارش برآورد شده توسط مدل‌های



نگاره ۴: مقادیر بخار آب قابل بارش برآورد شده توسط مدل‌های ANN، ANFIS و SVR در محل ایستگاه‌های تست GGSB و KLBR در روزهای ۳۰۰ الی ۳۰۵ و ۲۴ ساعت از شبانه‌روز

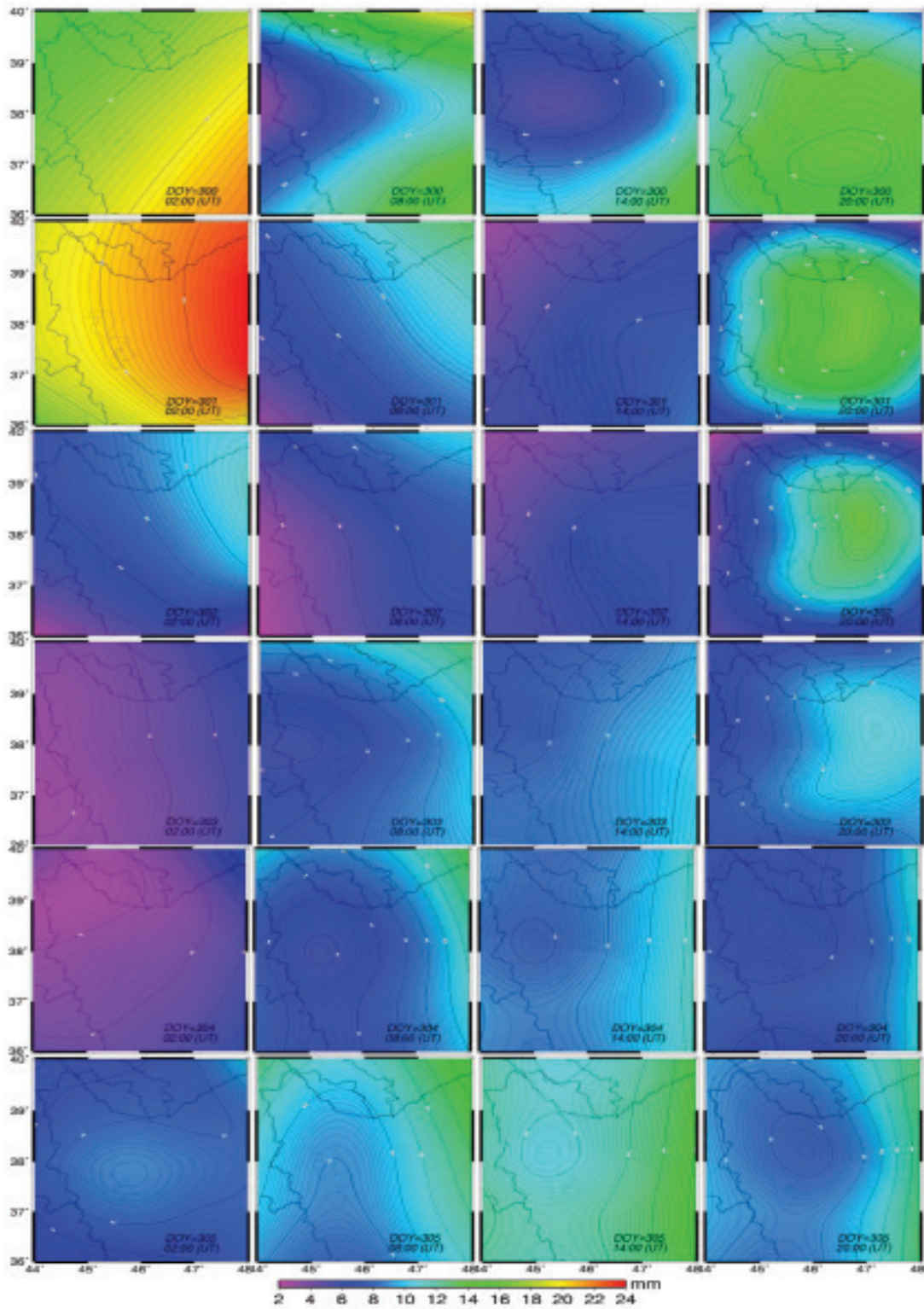
می‌شود که مقدار بخار آب قابل بارش دارای تغییرات زمانی - مکانی بسیار زیادی است. در روزهای ۳۰۰ و ۳۰۱ و در ساعت ۲ به وقت جهانی، مقدار بخار آب قابل بارش نسبت به سایر زمان‌ها و روزها بیشتر است. مقدار PWV برآورد شده توسط مدل SVR در روزهای ۳۰۰ و ۳۰۱ و ساعت ۲ به وقت جهانی در طول‌های جغرافیایی ۴۷ الی ۴۸ بیشتر از سایر مناطق است.

تغییرات PWV در این دو روز و ساعت ۲ به وقت جهانی در حدود ۱۴ الی ۲۳ میلی‌متر است. در سایر روزها، مقدار تغییرات بخار آب قابل بارش نسبت به دو روز ۳۰۰ و ۳۰۱ کاهش داشته است. بررسی مقادیر بارش‌های سطحی ثبت شده در ایستگاه‌های هواشناسی موجود در منطقه نشان می‌دهد که یک تطابق نسبتاً بالایی مابین تغییرات بخار آب قابل بارش و بارش‌های سطحی صورت گرفته، وجود دارد. برای بررسی این مورد، در محل ایستگاه‌های هواشناسی تبریز و مراغه، مقدار بخار آب قابل بارش با مدل SVR برآورد شده و با مقادیر بارش‌های سطحی ثبت شده در این دو ایستگاه مقایسه شده است. نگاره ۶ نمودار این مقایسه را نمایش می‌دهد.

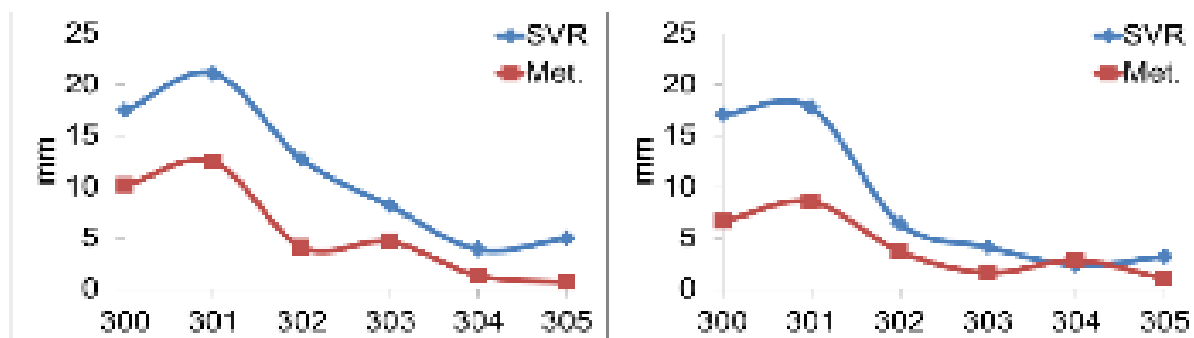
نتایج حاصل از مدل SVR برای این دو روز و ساعت نشان می‌دهد که مقدار بخار آب قابل بارش در حدود ۱ الی ۸ میلی‌متر است. به عبارت دیگر با افزایش مقدار بخار آب قابل بارش، می‌توان انتظار داشت که بارش سطحی در منطقه وجود داشته باشد.

نکته دیگری که از نگاره ۴ می‌توان استنباط نمود این است که در زمان‌های شب مقدار بخار آب قابل بارش نسبت به روز بیشتر است. این مورد را می‌توان به تابش‌های خورشیدی و دمای زیادتر هوا در طول روز نسبت به شب مرتبط دانست. با استفاده از سه مدل آموزش دیده، می‌توان تغییرات مسطحاتی و وابسته به زمان مقدار بخار آب قابل بارش را برآورد نمود.

نگاره ۵ تغییرات PWV حاصل از مدل SVR در زمان‌های ۲، ۸، ۱۴ و ۲۰ به وقت جهانی و در ۶ روز مورد مطالعه را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه در آنالیز خطای مدل‌ها، مدل SVR دقیق‌تر از سه مدل ANN، ANFIS و ساستامین بود، در نتیجه در این قسمت تنها نتایج حاصل از این مدل نمایش داده شده است. مطابق با تصاویر حاصل از مدل SVR در روزها و زمان‌های مختلف، به وضوح مشاهده



نگاره ۵: تغییرات مسطحاتی مقدار بخار آب قابل بارش حاصل از مدل SVR در روزهای ۳۰۰ الی ۳۰۵ و در زمان‌های ۲، ۸، ۱۴ و ۲۰ به وقت جهانی



نگاره ۶: مقایسه تغییرات مقدار بخار آب قابل بارش حاصل از مدل SVR با مقادیر بارش‌های سطحی ثبت شده در ایستگاه‌های هواشناسی تبریز (شکل چپ) و مراغه (شکل راست) در روزهای ۳۰۰ الی ۳۰۵

۴ پارامتر ورودی طول و عرض جغرافیایی ایستگاه، روز از سال، ساعت و همچنین پارامتر خروجی PWV، هر سه مدل با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا (BP) آموزش دیده و مقدار خطای آن‌ها با شاخص‌های آماری مختلف مورد آنالیز قرار گرفتند. پس از مرحله آموزش، مقدار PWV با استفاده از سه مدل آموزش دیده، برآورد شده و در محل ایستگاه رادیوسوند تبریز و همچنین دو ایستگاه تست، مورد ارزیابی قرار گرفتند. همچنین کلیه نتایج به دست آمده با مدل تجربی ساستامین نیز مقایسه شدند.

میانگین ضریب همبستگی محاسبه شده برای چهار مدل ANFIS، ANN، SVR و ساستامین در ۶ روز مورد مطالعه به ترتیب برابر با ۰/۸۵، ۰/۸۸، ۰/۸۹ و ۰/۶۹ شد. همچنین میانگین RMSE برای چهار مدل در ۶ روز به ترتیب برابر با ۲/۱۷، ۱/۹۰، ۱/۷۷ و ۵/۴۵ میلی‌متر به دست آمد. میانگین خطای نسبی مدل‌های ANN، ANFIS، SVR و ساستامین در ایستگاه تست GGSH به ترتیب برابر با ۱۱/۶۷٪، ۱۴/۵۲٪، ۲۵/۷۷٪ و ۱۰/۲۴٪ حاصل شد. همچنین میانگین خطای نسبی هر چهار مدل در ایستگاه تست KLBR به ترتیب برابر با ۱۳/۹۱٪، ۱۲/۴۸٪، ۱۰/۹۶٪ و ۲۷/۰۷٪ محاسبه شد. آنالیز خطای انجام گرفته در ایستگاه‌های تست و ایستگاه رادیوسوند نشان داد که مدل SVR نسبت به سه مدل ANN، ANFIS و ساستامین از دقت بالاتری در برآورد تغییرات مکانی و زمانی PWV برخوردار است. پس از مرحله آنالیز خطای چهار مدل، مقدار تغییرات بخار آب قابل بارش

براساس مقایسه انجام گرفته در نگاره ۶ مابین مقدار بخار آب قابل بارش برآورد شده توسط مدل SVR و همچنین مقدار بارش‌های سطحی ثبت شده در ایستگاه‌های هواشناسی تبریز و مراغه، به وضوح مشاهده می‌شود که یک همبستگی بالایی در رفتار این دو پارامتر وجود دارد. به طور معمول با افزایش یافتن مقدار بخار آب قابل بارش، مقدار بارش‌های سطحی نیز بیشتر بوده است. به عبارت دیگر با در اختیار داشتن مقدار دقیق بخار آب قابل بارش، می‌توان مقدار بارش‌های سطحی را با دقت بالایی پیش‌بینی نمود.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله هدف مدل‌سازی و پیش‌بینی مقدار بخار آب قابل بارش (PWV) با استفاده از سه مدل ANFIS، ANN و SVR بود. برای انجام این کار مشاهدات ۲۳ ایستگاه GPS از شمال غرب ایران در بازه زمانی روزهای ۳۰۰ الی ۳۰۵ از سال ۲۰۱۱ انتخاب شد. دلیل انتخاب این بازه زمانی برای آنالیز نتایج، در اختیار بودن مجموعه کاملی از مشاهدات ایستگاه‌های GPS، ایستگاه رادیوسوند و ایستگاه‌های هواشناسی بود. از ۲۳ ایستگاه مورد نظر، دو ایستگاه KLBR و GGSH به عنوان ایستگاه‌های تست انتخاب و مشاهدات این ایستگاه‌ها از مرحله آموزش حذف شدند. با استفاده از مشاهدات ۲۱ ایستگاه، مقادیر تأخیرهای کل (ZTD) و سپس تأخیرهای تریزیتی (ZWD) محاسبه شده و در مرحله بعد به مقدار بخار آب قابل بارش تبدیل شدند. با استفاده از

Y., 2010, A modeling approach for iron concentration in sand filtration effluent using adaptive neuro-fuzzy model. *Expert Syst Appl* 37(2):1369-1373.

6- Champollion, C., Masson, F., Bouin, M. N., Walpersdorf, A., Doerflinger, E., Bock, O., Vanbaelen, J., 2005, GPS water vapour tomography: preliminary results from the ESCOMPTE field experiment. *Atmospheric Research*, 74, 253-274.

7- Dach, R., Hugentobler, U., Fridez, P., Meindl, M., 2007, Bernese GPS Software Version 5.0. *Astronomical Institute, University of Bern, Bern*.

8- Ding, N., Zhang, S., Zhang, Q., 2017, new parameterized model for GPS water vapor tomography. *Ann. Geophys* 35(2017):311-323, doi:10.5194/angeo-35-311-2017.

9- Ghaffari Razin, M.R., Voosoghi, B., 2020, Estimation of tropospheric wet refractivity using tomography method and artificial neural networks in Iranian case study. *GPS Solutions* 24(3):1-14.

10- Haji Aghajany, S., Amerian, Y., Verhagen, S., 2020, B-spline function-based approach for GPS tropospheric tomography. *GPS Solutions* 24(3):1-12.

11- Haji Aghajany, S., Amerian, Y., 2017, Three dimensional ray tracing technique for tropospheric water vapor tomography using GPS measurements. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics* 164 (2017):81-88.

12- Haykin, S., 1994, *Neural Networks, a comprehensive Foundation*, Macmillan College Publishing Company, New York.

13- Jaber, M., Mashahdi Hossainali, M., 2020, Application of the GPS Reflected Signals in Tomographic Reconstruction of the Wet Refractivity in Italy. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics* 207(2020):105348.

14- Jang, J.S., 1993, ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics* 23(3):665-685.

15- Mars, P., Chen, J.R., Nambiar, R., 1996, *Learning Algorithms: Theory and Applications in Signal Processing, Control and Communications*. CRC Press, Boca Raton, Florida.

16- Rohm, W., Bosy, J., 2011, The verification of GNSS

به صورت مکانی و زمانی با مدل SVR برآورد شده و با مشاهدات بارش‌های سطحی ثبت شده در ایستگاه‌های هواشناسی موجود در منطقه، تفسیر گردید. نتایج به‌دست آمده نشان داد که یک تطابق بسیار خوبی مابین PWV و بارش‌های سطحی ثبت شده در ایستگاه‌های هواشناسی وجود دارد. با افزایش مقدار PWV، مقدار بارش‌های سطحی ثبت شده نیز افزایش داشته است.

نتایج این مقاله نشان داد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری قابلیت و دقت بسیار بالایی در برآورد تغییرات زمانی و مکانی مقدار بخار آب قابل بارش دارند. همچنین آنالیزهای انجام گرفته نشان داد که مدل SVR دقیق‌تر از دو مدل ANFIS، ANN است. با در اختیار داشتن مقدار دقیق بخار آب، می‌توان مقدار بارش‌های سطحی را پیش‌بینی نمود. از نتایج این مقاله در صورت وجود دیتاهای ایستگاه‌های GPS به صورت برخط، می‌توان به‌منظور تولید یک سیستم آنی هشدار بارش‌های سطحی استفاده نمود.

منابع و مآخذ

- ۱- موسوی، ز.، خرمی، ف.، نانکلی، ح.ر.، جمور، یحیی.، ۱۳۸۶، تعیین مقدار بخار آب موجود در جو با استفاده از تخمین تأخیر تروپوسفری سیگنال‌های جی‌پی‌اس در شبکه ژئودینامیک سراسری ایران، همایش ژئوماتیک ۱۳۸۶.
- 2- Adavi, Z., Mashhadi Hossainali, M., 2014, 4D-Tomographic Reconstruction of the Tropospheric Wet Refractivity Using the Concept of Virtual Reference Station, Case Study: North West of Iran. *Meteorology and Atmospheric Physics* 126 (3-4):193-205.
- 3- Bai, Z., 2005, Near-real-time GPS sensing of atmospheric water vapor. PhD thesis, Queensland University of Technology, Australia.
- 4- Bender, M., Dick, G., Ge, M., Deng, Z., Wickert, J., Kahle, H., Raabe, A., Tetzlaff, G., 2011, Development of a GNSS water vapor tomography system using algebraic reconstruction techniques. *Advances in Space Research* 47(10):1704-1720.
- 5- Cakmakci, M., Kinaci, C., Bayramoğlu, M., Yildirim,

tropospheric tomography model in a mountainous area. *Advanced in Space Research*, 47, 1721-1730.

17- Saastamoinen, J., 1973, Contributions to the theory of atmospheric refraction. Part II: refraction corrections in satellite geodesy. *Bull. Geod* (107):13-34.

18- Sadeghi, E., Hossainali, M., Etemadfard, H., 2014, Determining precipitable water in the atmosphere of Iran based on GPS zenith tropospheric delays. *Annals of geophysics* 57(4):1-8.

19- Seeber, G., 2003, *Satellite Geodesy, Foundations, Methods and Application*, Walter de Gruyter, Berlin and New York, 531.

20- Vapnik, V., 1995, *Nature of statistical learning theory*. Springer, New York

21- Xia, P., Ye, S., Jiang, P., Pan, L., Guo, M., 2018, Assessing water vapor tomography in Hong Kong with improved vertical and horizontal constraints. *Ann. Geophys.*, (36):969-978, doi.org/10.5194/angeo-36-969-2018.

22- Yang, X., Sass, B., Elgered, G., Johansson, J. M., Emardson, T. R., 1999, A comparison of precipitable water vapor estimates by an NWP simulation and GPS observations. *Journal of Applied Meteorology*, 38, 941-956

23- Yao, Y., Zhao, Q., 2016. A novel optimized approach of voxel division for water vapor tomography. *Meteorol. Atmos. Phys* 129(2016):57-70.

24- Yao, Y., Xin, L., Zhao, O., 2019, An improved pixel-based water vapor tomography model. *Ann. Geophys* (37):89-100, doi.org/10.5194/angeo-37-89-2019.

25- Yeganeh, B., Motlagh, M., Rashidi, Y., Kamalan, H., 2012, Prediction of CO concentrations based on a hybrid Partial Least Square and Support Vector Machine model. *Atmos Environ* 55:357-365.

26- Zhao, Q., Yao, W., Yao, Y., Li, X., 2020, an improved GNSS tropospheric tomography method with the GPT2w model. *GPS Solut* 24(2):60. <https://doi.org/10.1007/s10291-020-0974-4>.

