



ارزیابی کارایی مدل شبکه عصبی حافظه کوتاه مدت طولانی در پیش‌بینی سری زمانی یونوسفر و مقایسه آن با مدل‌های GRNN، GIM و NEQUICK

سیدرضا غفاری‌رزین^۱ نوید هوشنگی^۲

بهزاد وثوقی^۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۲/۲۶

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۱۱/۰۹

چکیده

در این مقاله ایده استفاده از مدل شبکه عصبی حافظه کوتاه مدت طولانی (LSTM) به منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی سری زمانی یونوسفر در دوره فعالیت‌های شدید خورشیدی به عنوان یک روش جدید ارائه شده است. با استفاده از مدل جدید مقدار محتوای الکترون کلی (TEC) مدل‌سازی شده و سپس تغییرات زمانی آن در دوره فعالیت‌های شدید خورشیدی و ژئومغناطیسی (سال ۲۰۱۷) پیش‌بینی می‌شود. برای بررسی کارایی روش مورد اشاره، از مشاهدات ایستگاه GPS تهران (N ۳۵/۶۹، ۵۱/۳۳ E) که یکی از ایستگاه‌های شبکه جهانی IGS می‌باشد، استفاده شده است. مشاهدات سال‌های ۲۰۰۷ الی ۲۰۱۶ برای آموزش مدل مورد نظر بکار گرفته شده و سپس با مدل آموزش دیده، سری زمانی TEC در سال ۲۰۱۷ پیش‌بینی می‌شوند. نتایج حاصل از مدل جدید با نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی رگرسیون عمومی (GRNN)، مدل تجربی NeQuick و خروجی شبکه جهانی IGS (GIM-TEC) مقایسه شده است. همچنین از شاخص‌های آماری ضریب همبستگی، خطای نسبی و جذر خطای مربعی میانگین (RMSE) به منظور بررسی دقت و صحت مدل‌ها استفاده می‌شود. مقدار RMSE به دست آمده برای مدل‌های LSTM، GRNN، GIM و NeQuick در مرحله تست سال ۲۰۱۷ به ترتیب برابر با ۲/۸۷، ۴/۵۱، ۴/۱۴ و ۶/۳۸ TECU می‌باشد. آنالیز مؤلفه‌های مختصاتی ایستگاه تهران با روش تعیین موقعیت نقطه‌ای دقیق (PPP) نشان می‌دهد که با استفاده از مدل جدید، بهبودی در حدود ۵/۱۹ الی ۵۶/۲۳ میلی‌متر در مختصات ایستگاه نسبت به سایر مدل‌ها دیده می‌شود. نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهد که دقت و صحت مدل LSTM برای پیش‌بینی مقدار TEC در دوره فعالیت‌های شدید خورشیدی و ژئومغناطیسی، در مقایسه با مدل‌های GRNN، NeQuick و GIM بیشتر است.

واژه‌های کلیدی: یونوسفر، TEC، NeQuick، LSTM، GIM

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

۳- استاد گروه مهندسی ژئودزی - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی vosoghi@kntu.ac.ir

۱- مقدمه

مطالعه و بررسی قرار داد، کمیت محتوای الکترون کلی^۷ (TEC) است. این پارامتر مجموع الکترون‌های آزاد در یک استوانه به مقطع یک مترمربع مابین ماهواره و گیرنده زمینی بوده و واحد آن الکترون بر مترمربع (ele/m^2) می‌باشد. اگر TEC در امتداد قائم (راستای زینت) باشد، $VTEC$ ^۸ نامیده می‌شود. معمولاً TEC برحسب TECU که برابر $10^{16} \text{ ele}/\text{m}^2$ است، بیان می‌شود.

روش‌های مختلف و متفاوتی برای مدل‌سازی مقدار TEC به‌وجود آمده است. ساده‌ترین و در عین حال کاربردی‌ترین روش، استفاده از مشاهدات گیرنده‌های دوفرکانسه است (کلوبوچار، ۱۹۹۶). در صورت وجود تراکم و توزیع ایستگاهی مناسب، امکان به‌دست آوردن دقیق TEC و مدل‌سازی یونوسفر فراهم می‌شود. سرویس بین‌المللی سیستم‌های ماهواره‌ای ناوبری جهانی^۹ (IGS) از سال ۱۹۹۸ در قالب گروه کاری یونوسفر شروع به انتشار روزانه نقشه‌های جهانی یونوسفری از کمیت TEC محاسبه شده از اطلاعات GPS به عنوان یکی از محصولات IGS نموده است (شایر، ۱۹۹۹). این نقشه‌ها در ابتدا به صورت هفتگی ارائه می‌شدند که با افزایش سرعت محاسباتی سیستم‌های کامپیوتری، در حال حاضر هر دو ساعت یکبار و با قدرت تفکیک مکانی ۵ درجه در طول و ۲/۵ درجه در عرض جغرافیایی در فرمت استاندارد IONEX^{۱۰} منتشر می‌شوند. در حال حاضر شبکه جهانی IGS دارای پنج مرکز آنالیز یونوسفر (CODE, ESA, JPL, NRCAN, UPC) است. از سایر مدل‌های جهانی مربوط به یونوسفر می‌توان به مدل مرجع بین‌المللی یونوسفر^{۱۱} (IRI) و همچنین مدل NeQuick اشاره نمود که به مدل‌های تجربی معروف هستند (بلیتیرا و رابینس، ۲۰۰۸؛ ناوا و همکاران، ۲۰۰۸). هر دو مدل اطلاعات بسیار باارزشی را در مورد یونوسفر و تغییرات آن در اختیار استفاده‌کنندگان قرار می‌دهند. منبع اصلی داده‌های مشاهداتی برای هر دو

لایه یونوسفر^۱ در واقع همان بخش اعظم از لایه ترموسفر است که از فرآیند یونیزه شدن مولکول‌های اکسیژن و نیتروژن در اثر برخورد با پرتو فرابنفش خورشید حاصل می‌شود. دمای این لایه با افزایش ارتفاع افزایش یافته و این دما ممکن است به ۱۵۰۰ درجه کلون برسد. یونوسفر از ارتفاع ۸۰ کیلومتری تا ارتفاع بیش از ۱۰۰۰ کیلومتری زمین گسترش پیدا کرده است. این لایه از جو به دلیل خاصیت الکتریکی، اثرات بسیار مهم و اساسی بر روی امواج عبوری از آن دارد. یونوسفر برخی تغییرات موقتی و مکانی منظم مانند تغییرات روزانه^۲، تغییرات ماهانه^۳، تغییرات فصلی^۴، تغییرات شش ماهه، تغییرات سالانه^۵ و تغییرات ۱۱ ساله را از خود نشان می‌دهد. علاوه بر این، تغییرات نامنظم غیرمنتظره در یونوسفر به واسطه شرایط موجود در فضا (مانند طوفان‌های خورشیدی، طوفان‌های الکترومغناطیسی و ...) و خطرات طبیعی با منشاء زمین (زلزله، سونامی، انفجارهای آتشفشانی و ...) ایجاد می‌شوند. این تغییرات به عنوان اختلالات یا آنومالی یونوسفر^۶ شناخته می‌شوند (سبیر، ۲۰۰۳). اختلالات موجود در یونوسفر باعث ایجاد خطای فاصله، جهش فاز و نوسانات فاز سیگنال‌های ماهواره‌ها شده که این امر می‌تواند منجر به کاهش عملکرد، دقت و قابلیت اطمینان سامانه‌های ماهواره‌ای شود (اسچانک و نایقی، ۲۰۰۰). طوفان‌های خورشیدی و همچنین طوفان‌های الکترومغناطیسی باعث ایجاد تغییرات بسیار شدید در یونوسفر شده و رفتار آن را در زمان و مکان تغییر می‌دهند. تغییرات بواسطه این طوفان‌ها باعث این می‌شود که مدل‌سازی و پیش‌بینی رفتار یونوسفر در علوم فضایی، ارتباطات رادیویی و همچنین سامانه‌های ماهواره‌ای از اهمیت فوق‌العاده‌ای برخوردار باشد. پارامتری که با استفاده از آن می‌توان یونوسفر را مورد

1- Ionosphere

2- Diurnal variation

3- Monthly variation

4- Seasonal variation

5- Annual variation

6- Ionosphere anomaly

7- Total Electron Content

8- Vertical TEC

9- International GNSS Service

10- Ionosphere exchange format

11- International Reference Ionosphere

مدل یونوسفری ارائه شده نسبت به مدل GIM^۷ در منطقه ایران است. سیزده ای و همکاران (۲۰۱۸) از قابلیت های شبکه های عصبی مصنوعی چندلایه به منظور مدل سازی TEC برای گیرنده های تک فرکانسه در منطقه ایران بهره بردند. فیضی و همکاران (۲۰۱۹) از مدل شبکه فازی^۸ برای پیش بینی مقدار TEC در منطقه ایران استفاده کردند. رم و همکاران (۲۰۱۸) با استفاده از یک شبکه عصبی دوبعدی به مدل سازی مقدار چگالی الکترونی مابین سال های ۱۹۹۷ تا ۲۰۱۶ پرداختند. تبابال و همکاران (۲۰۱۹) از یک شبکه عصبی پیش رو، به منظور مدل سازی مقدار TEC در منطقه آفریقای جنوبی استفاده کردند. عبدی و همکاران (۲۰۱۹) از مدل اسپیلاین و روش برآورد مؤلفه های واریانس^۹ (VCE) برای مدل سازی TEC در منطقه ایران استفاده کردند. غفاری رزین و وثوقی (۲۰۲۰) با استفاده از تلفیق سیستم استنتاج عصبی-فازی سازگار^{۱۰} (ANFIS) و روش تجزیه به مؤلفه های اصلی^{۱۱} (PCA) برای برآورد سری زمانی TEC در منطقه ایران استفاده کردند. نعمتی پور و همکاران (۲۰۲۱) از روش درون یابی المان محدود^{۱۲} C^۱ به منظور مدل سازی و برآورد مکانی-زمانی TEC در منطقه اروپای مرکزی استفاده کردند. غفاری رزین و همکاران (۲۰۲۱) از مدل ماشین بردار پشتیبان^{۱۳} برای مدل سازی زمانی-مکانی TEC در دوره فعالیت های شدید خورشیدی بهره بردند.

با پیشرفت تکنولوژی های محاسباتی در کامپیوترها و به موازات تولید الگوریتم های ریاضی با سرعت و دقت محاسباتی بالا، ایده استفاده از مدل های یادگیری ماشین در مباحث مختلف علوم زمین و همچنین علم ژئودزی مورد توجه قرار گرفته است. بایستی به این نکته اشاره نمود که هر کدام از این مدل ها دارای معایب و مزایایی بوده و در استفاده از آنها، نوع پدیده فیزیکی و رفتار آن در طول زمان

مدل (NeQuick و IRI) شامل شبکه سراسری از ایستگاه های یونوسوند (۴۲۳ ایستگاه) و دستگاه ISR (۹ ایستگاه) در کل جهان می باشند (غفاری رزین و وثوقی، ۲۰۱۷).

تحقیقات بسیار گسترده و وسیعی در کل دنیا و مخصوصاً کشور ایران به منظور ارائه یک مدل محلی دقیق و صحیح برای بررسی پارامتر TEC و همچنین مدل سازی سری زمانی آن ارائه شده است. لیو و گائو (۲۰۰۳) با استفاده از مدل سازی به روش هارمونیک های کروی^۱ (SH) سری زمانی TEC را مورد مطالعه قرار دادند. نتایج کار ایشان به درجه و مرتبه هارمونیک های کروی وابسته است. یلماز و همکاران (۲۰۰۹) از شبکه های عصبی با توابع پایه شعاعی^۲ برای مدل سازی و تخمین مقدار TEC در کشور ترکیه استفاده نمودند. عامریان و همکاران (۲۰۱۳) با استفاده از توابع اسپیلاین^۳ مقدار TEC را برای منطقه ایران مدل سازی کردند. در این پژوهش روش پایدارسازی LSQR برای حل مدل و برآورد ضرایب یونوسفری مورد استفاده قرار گرفت. آخوندزاده (۲۰۱۴) قابلیت شبکه های عصبی مصنوعی را به منظور تشخیص آنومالی های موجود در یونوسفر قبل از زمین لرزه های بزرگ مورد مطالعه و بررسی قرار داد. شریفی و فرزانه (۲۰۱۵) و اعتمادفرد و حسینعلی (۲۰۱۶) با استفاده از تئوری اسلپین^۴ به مدل سازی TEC در منطقه آمریکا و قطب شمال پرداختند. غفاری رزین و وثوقی (۲۰۱۵، ۲۰۱۶) از ایده شبکه های عصبی سه لایه با استفاده از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا^۵، برای مدل سازی و تخمین مقادیر VTEC در نقاط مختلف شبکه ژئودینامیک کشور ایران استفاده نمودند. عبدی و همکاران (۲۰۱۴، ۲۰۱۶ و ۲۰۱۸) با استفاده از تلفیق مشاهدات GPS و ارتفاع سنجی ماهواره ای^۶ به بررسی رفتار یونوسفر در منطقه ایران و مناطق دریایی پرداختند. نتایج تحقیق ایشان حاکی از بهبود دقت

7- Global Ionosphere Map

8- Fuzzy network

9- Variance Component Estimation

10- Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

11- Principal Component Analysis

12- Support vector machine

1- Spherical Harmonics

2- Radial base neural network

3- Spline function

4- Slepian theory

5- Back propagation algorithm

6- Radar altimetry

۲-۱- محاسبه TEC دقیق

گیرنده‌های دو فرکانسه GPS مشاهدات کد و فاز موج حامل (P_i, Φ_i) ($i=1,2$) را در باند L و با فرکانس‌های $L1(1575.42MHz)$ و $L2(1227.60MHz)$ در اختیار می‌گذارند. با استفاده از مقادیر مشاهدات کد و فاز در هر دو فرکانس خواهیم داشت (نوموتسو و همکاران، ۲۰۱۰):

$$P_4 = 40.3STEC \left(\frac{f_2^2 - f_1^2}{f_1 f_2} \right) + br + bs + \varepsilon_p \quad (1) \text{ رابطه}$$

$$\Phi_4 = -40.3STEC \left(\frac{f_2^2 - f_1^2}{f_1 f_2} \right) + \lambda_1 N_1 - \lambda_2 N_2 + Br + Bs + \varepsilon_L \quad (2) \text{ رابطه}$$

در معادلات (۱) و (۲) λ_i طول موج سیگنال L_i برحسب متر، N_i ابهام فاز، ε نویز اندازه‌گیری‌ها بر حسب متر، $br = c(T_{L1}^r - T_{L2}^r)$ و $bs = c(\tau_{P1}^r - \tau_{P2}^r)$ ارباب تفاضلی کد و فاز گیرنده، مقادیر $Br = c(T_{L1}^s - T_{L2}^s)$ و $Bs = c(\tau_{P1}^s - \tau_{P2}^s)$ به ترتیب ارباب تفاضلی کد و فاز ماهواره‌ها هستند (عامریان و همکاران، ۲۰۱۳). دقت مشاهدات فاز موج حامل نسبت به مشاهدات کد بالاتر است. با وجود این مقدار محتوای الکترونی که از مشاهدات فاز موج حامل محاسبه می‌شود به مقادیر ابهام فاز موجود در آن وابسته هستند. به همین دلیل استفاده از الگوریتمی که بتواند مقادیر ابهام فاز را از مشاهدات محتوای الکترونی به دست آمده از اندازه‌گیری‌های فاز موج حامل حذف کند، امری اجتناب‌ناپذیر است. بنابراین، در مقاله حاضر از یک الگوریتم نرم‌سازی استفاده می‌شود (کیرالو و همکاران، ۲۰۰۷). مقادیر پارامترهای ابهام فاز N1 و N2 برای مشاهدات پیوسته ابهام فاز بدون جهش فاز ثابت در نظر گرفته می‌شوند. همچنین مقادیر بایاس داخل فرکانسی برای یک دوره چند روزه می‌تواند ثابت باشد. با جمع کردن معادلات (۱) و (۲) خواهیم داشت:

$$\langle P_4 + \Phi_4 \rangle_{arc} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_4 + \Phi_4)_i = \langle \lambda_1 N_1 - \lambda_2 N_2 \rangle_{arc} + Br + Bs + br + bs + \langle \varepsilon_p \rangle_{arc} \quad (3) \text{ رابطه}$$

و مکان، بایستی در نظر گرفته شود. هدف اصلی این مقاله پیش‌بینی مقدار پارامتر TEC در شرایط طوفان‌های شدید خورشیدی است.

نوآوری اصلی این مقاله در پیش‌بینی بلند مدت TEC در دوره فعالیت شدید خورشیدی و همچنین مدل‌سازی سری زمانی یونوسفر با مدل شبکه عصبی حافظه کوتاه مدت طولانی^۱ (LSTM) در منطقه ایران است. این مدل برای اولین بار در ایران به منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی سری زمانی یونوسفر مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای بررسی قابلیت مدل جدید در پیش‌بینی مقدار TEC در شرایط طوفان‌های شدید خورشیدی، مشاهدات سال‌های ۲۰۰۷ الی ۲۰۱۶ به منظور آموزش به کار گرفته شده و مقدار TEC در سال ۲۰۱۷ پیش‌بینی می‌شود. کلیه مشاهدات مورد استفاده مربوط به ایستگاه GPS تهران است که یکی از ایستگاه‌های شبکه جهانی IGS محسوب می‌شود. دلیل اصلی انتخاب این ایستگاه، در دسترس بودن مشاهدات مربوط به آن از طریق سایت شبکه جهانی IGS است. برای ارزیابی دقت و صحت مدل ارائه شده در این مقاله، از شاخص‌های آماری خطای نسبی، ضریب همبستگی و جذر خطای مربعی میانگین^۲ (RMSE) استفاده می‌شود.

۲- روش‌شناسی

برای آموزش مدل‌های LSTM و GRNN نیازمند مشاهدات ورودی و خروجی متناظر آن‌ها هستیم. برای خروجی هر سه مدل، مقادیر TEC حاصل از گیرنده‌های دو فرکانسه در نظر گرفته می‌شوند. در ادامه چگونگی محاسبه مقادیر TEC با استفاده از مشاهدات گیرنده‌های دو فرکانسه ارائه می‌شود. همچنین در مورد تئوری ریاضی مدل‌های LSTM و GRNN توضیحات کاملی ارائه شده است. شاخص‌های آماری مورد نیاز در ارزیابی خطای مدل‌ها نیز توضیح داده می‌شود.

1- Long-Short Term Memory

2- Root Mean Square Error

۲-۲- مدل شبکه عصبی رگرسیون عمومی

شبکه عصبی رگرسیون عمومی^۲ (GRNN) نوعی از شبکه‌های عصبی توابع پایه شعاعی (RBNN) است که در سال ۱۹۹۱ توسط اسپیچ ارائه شد (اسپیچ، ۱۹۹۱). این مدل برای رگرسیون، طبقه‌بندی و پیش‌بینی سیستم‌های دینامیک بسیار کارایی دارد. از نظر ساختاری، شبکه عصبی رگرسیون عمومی دارای ساختاری مشابه با شبکه عصبی تابع شعاعی با یک لایه اضافه از نوع خطی، قبل از خروجی است. نقش این لایه محاسبه یک رگرسیون از داده‌های طبقه قبل است. فرض کنید یک متغیر تصادفی اسکالر y به یک بردار متغیر تصادفی مستقل x وابسته است. با توجه به یک مجموعه آموزشی، محتمل‌ترین مقدار برای y تخمین زده می‌شود. مدل GRNN براساس تابع چگالی احتمال (PDF) و مجموعه آموزشی ایجاد می‌شود. از آنجایی که PDF از داده‌هایی بدون اطلاعات قبلی تولید می‌شود، در نتیجه مدل GRNN به عنوان یک مدل عمومی (ینیورسال) شناخته می‌شود. اگر $f(x,y)$ تابع چگالی احتمال مشترک متغیرهای x و y باشد، در این صورت امید ریاضی شرطی y در x به صورت رابطه (۸) خواهد بود:

$$E(y|X) = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} y f(X,y) dy}{\int_{-\infty}^{+\infty} f(X,y) dy} \quad \text{رابطه (۸)}$$

معمولاً تابع چگالی احتمال براساس نمونه‌هایی از مشاهدات x و y تولید می‌شود. فرض کنید که $\hat{f}(X,Y)$ یک برآوردکننده تابع چگالی احتمال براساس متغیرهای تصادفی x و y باشد. در این صورت خواهیم داشت:

$$\hat{f}(X,Y) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{p+1}{2\sigma^{p+1}}}} \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(X-X^i)^T(X-X^i)}{2\sigma^2}\right] \exp\left[-\frac{(Y-Y^i)^2}{2\sigma^2}\right] \quad \text{رابطه (۹)}$$

در رابطه (۹)، n تعداد مشاهدات نمونه، p بیانگر بعد بردار x و σ نشان‌دهنده پارامتر گسترش در مدل GRNN است. تابع

در این رابطه n تعداد اندازه‌گیری‌های پیوسته در هر دو فرکانس است. با تفاضل معادله (۲) از معادله (۳) خواهیم داشت:

$$\tilde{P}_4 = \langle P_4 + \Phi_4 \rangle_{arc} - \Phi_4 \approx I_1 - I_2 + br + bs + \langle \varepsilon_P \rangle_{arc} - \varepsilon_L \quad \text{رابطه (۴)}$$

در رابطه (۴) \tilde{P}_4 مشاهده یونوسفری نرم شده با استفاده از مشاهدات یونوسفری فاز موج حامل را نشان می‌دهد. مقادیر br و bs در رابطه (۴) به ترتیب به بایاس‌های تفاضلی کد (DCBs)^۱ گیرنده و ماهواره معروف هستند. مقادیر DCB ماهواره‌ها از طریق سرویس بین‌المللی IGS در اختیار قرار می‌گیرد. در این مقاله، مقادیر DCB گیرنده‌ها، در مرحله پیش‌پردازش مشاهدات و در نرم‌افزار برنیز برآورد شده است. با استفاده از رابطه مابین فرکانس و STEC می‌توان مقدار محتوای الکترونی را در راستای مایل با بالاترین دقت ممکن به دست آورد:

$$STEC = (\tilde{P}_4 - br - bs - \langle \varepsilon_P \rangle_{arc} + \varepsilon_L) \times \frac{f_1^2 f_2^2}{40.3(f_2^2 - f_1^2)} \quad \text{رابطه (۵)}$$

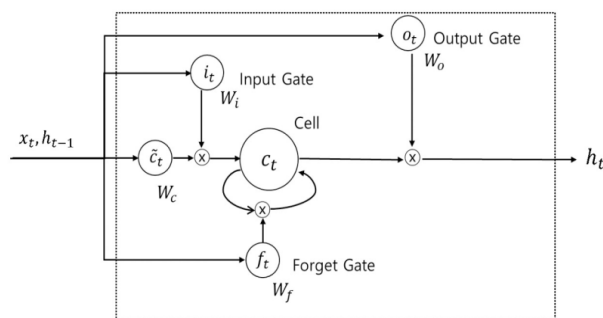
برای محاسبه مقدار محتوای الکترون کلی قائم از تابع تصویر (رابطه ۷) می‌توان استفاده نمود:

$$VTEC = M \times STEC \quad \text{رابطه (۶)}$$

$$M(ele) = \left[1 - \left(\frac{R \cos(ele)}{R+h} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad \text{رابطه (۷)}$$

در روابط (۶) و (۷) M تابع تصویر، ele زاویه ارتفاعی ماهواره، R شعاع کره زمین و h ارتفاع مدل تک‌لایه یونوسفری (۴۵۰ کیلومتر) است. دلیل انتخاب ارتفاع ۴۵۰ کیلومتری، مقایسه نتایج حاصل با TEC حاصل از مدل GIM است. زاویه ارتفاعی با استفاده از فاصله هندسی ماهواره و گیرنده و با داده‌های افمریز ماهواره محاسبه می‌شود.

را در الگوریتم کاهش می‌دهد. شبکه‌های LSTM در واقع نوعی از RNNها هستند که تغییری در بلوک (RNN Unit) آن‌ها ایجاد شده است. این تغییر باعث می‌شود که شبکه‌های عصبی بازگشتی LSTM بتوانند مدیریت حافظه بلند مدت را داشته باشند و مشکل محوشدگی یا انفجار گرادیان را نیز نداشته باشند. نگاره (۱) ساختار عمومی یک شبکه LSTM را نمایش می‌دهد.



نگاره ۱: ساختار کلی یک شبکه LSTM

معادلات مرتبط با هر بلوک حافظه در ساختار LSTM به

شرح رابطه (۱۳) ارائه است:

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i)$$

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c)$$

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \tilde{c}_t$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o)$$

$$h_t = o_t * \tanh(c_t) \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

در معادلات رابطه (۱۳) ماتریس وزن، W بردار بایاس، b تابع سیگموئید و $\tanh(\cdot)$ تابع تانژانت هایپربولیک هستند. در رابطه (۱۳) متغیرهای ورودی x_t و h_{t-1} وارد چهار دروازه به نام‌های دروازه ورودی i_t ، دروازه خروجی o_t ، دروازه فراموشی f_t و سلول حالت \tilde{c}_t می‌شوند. برای دروازه‌های ورودی و خروجی وزن‌های متناظر هر دروازه محاسبه شده و از تابع سیگموئید به منظور فعال‌سازی استفاده می‌شود. تابع سیگموئید مقادیر بین صفر و یک اخذ می‌کند. چنانچه خروجی برابر با عدد یک باشد

اسکالر D_i^2 و کرنل گوسی به صورت روابط (۱۰) و (۱۱) در نظر گرفته می‌شوند:

$$D_i^2 = (X - X^i)^T (X - X^i) \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

$$K(X, X^i) = \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

با انجام محاسبات مورد نیاز، تابع برآوردگر $\hat{Y}(X)$ به صورت رابطه (۱۲) حاصل خواهد شد:

$$\hat{Y}(X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y^i K(X, X^i)}{\sum_{i=1}^n K(X, X^i)} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

یک مدل GRNN شامل چهار لایه است. لایه ورودی شامل p نورون است که براساس پارامترهای ورودی تعریف می‌شود. لایه الگو شامل n گره است که با نمونه‌های x^i فعال می‌شوند. در هر گره لایه الگو، از معادله (۱۰) برای محاسبه D_i^2 استفاده شده و سپس مقدار حاصل در رابطه (۱۱) به کار گرفته می‌شوند. خروجی لایه الگو به لایه جمع‌بندی ارسال می‌شود.

۲-۳- شبکه عصبی حافظه کوتاه مدت طولانی

شبکه عصبی حافظه کوتاه مدت طولانی (LSTM) نوعی خاص از شبکه عصبی بازگشتی^۱ (RNN) محسوب می‌شود. شبکه عصبی LSTM برای اولین بار توسط هوچریترو و اسمیدوبر (۱۹۹۷) برای توسعه شبکه‌های عصبی بازگشتی معرفی شدند. شبکه عصبی RNN نوعی شبکه عصبی است که حافظه داخلی دارد؛ به عبارت دیگر، این شبکه یک شبکه عصبی معمولی است که در ساختارش حلقه‌ای دارد که از طریق آن در هر گام خروجی گام قبلی، به همراه ورودی جدید، به شبکه وارد می‌شود. این حلقه به شبکه کمک می‌کند تا اطلاعات قبلی را در کنار اطلاعات جدید داشته باشد و بتواند براساس این اطلاعات خروجی مدنظر را محاسبه کند. از مشکلات RNNها، محوشدگی گرادیان در هنگام یادگیری از توالی‌های بلند مدت است که توانایی یادگیری

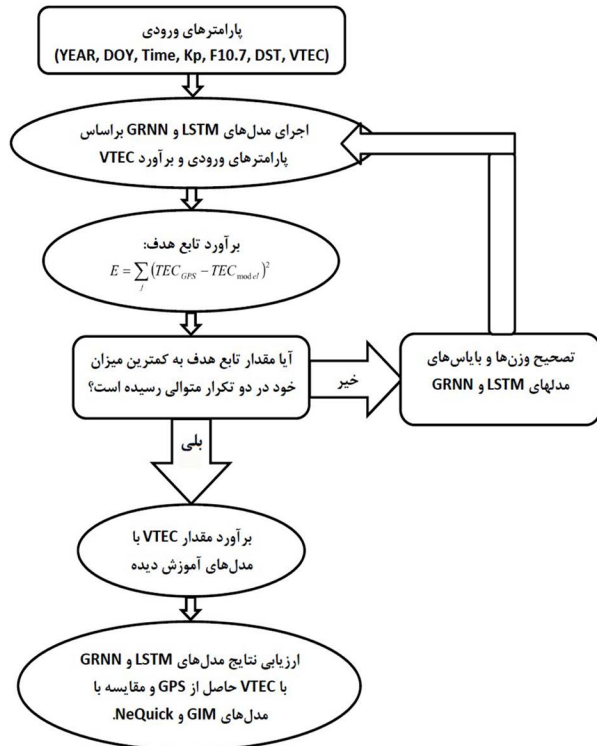
2- Input gate
3- Output gate
4- Forget gate
5- Cell state

1- Recurrent Neural Network

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (۳۳)

ارزیابی کارایی مدل شبکه عصبی حافظه کوتاه مدت طولانی در پیش بینی سری زمانی ... / ۱۲۱

کل مقدار متناظر آن حفظ خواهد شد و اگر خروجی برابر با عدد صفر باشد مقدار متناظر آن به کلی حذف می شود. یادگیری ماشین LSTM و GRNN برای پیش بینی سری زمانی یونوسفر را نمایش می دهد.



نگاره ۲: فلوجارت چگونگی استفاده از مدل های LSTM و GRNN جهت برآورد سری زمانی VTEC و ارزیابی نتایج آن.

۳- نتایج عددی

در این بخش، مشاهدات مورد استفاده، نتایج عددی حاصل از مقاله و آنالیزهای آماری انجام گرفته به منظور ارزیابی دقت و صحت مدل ها، ارائه می شوند.

۳-۱- مشاهدات مورد استفاده

مشاهدات مورد استفاده در این تحقیق، مربوط به ایستگاه GPS تهران (N ۳۵/۶۹ ، E ۵۱/۳۳) در بازه زمانی مابین سال های ۲۰۰۷ الی ۲۰۱۷ هستند. تمامی مشاهدات از وب سایت شبکه جهانی IGS به آدرس ftp://cddis.gsfc.nasa.gov/pub/gps/data/daily/ مشاهده شده است. پس از دانلود مشاهدات، با استفاده از الگوریتم ارائه شده در بخش (۲)-

۲-۴- شاخص های آماری

ارزیابی نتایج مدل های LSTM، GRNN، NeQuick در GIM در پیش بینی سری زمانی یونوسفر با استفاده از مقادیر TEC حاصل از GPS به عنوان مشاهده مرجع صورت می پذیرد. پارامترهای آماری خطای نسبی، ضریب همبستگی و همچنین RMSE برای بررسی دقت و صحت مدل ها مورد استفاده قرار می گیرند. این پارامترها توسط روابط (۱۴) تا (۱۶) محاسبه می شوند:

$$Re(\%) = \frac{|VTEC_{model} - VTEC_{GPS}|}{VTEC_{GPS}} \times 100 \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (VTEC_{model}^i - \overline{VTEC}_i) \times (VTEC_{GPS}^i - \overline{VTEC}_{GPS}^i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (VTEC_{model}^i - \overline{VTEC}_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^N (VTEC_{GPS}^i - \overline{VTEC}_{GPS}^i)^2}} \quad \text{رابطه (۱۵)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (VTEC_{model}^m - VTEC_{GPS}^m)^2} \quad \text{رابطه (۱۶)}$$

در روابط (۱۴) تا (۱۶)، $VTEC_{GPS}$ بیانگر مقدار حاصل از مشاهدات GPS (مشاهده مرجع) و $VTEC_{model}$ نشان دهنده مقدار حاصل از مدل های LSTM، GRNN، NeQuick هستند. کمینه مقادیر خطای نسبی و RMSE صفر است. هر چقدر مقادیر این دو پارامتر به صفر نزدیک تر باشند، نشان دهنده دقت بالاتر مدل مورد نظر است. ضریب همبستگی بیانگر همبستگی موجود در دو متغیر مورد مقایسه است. به عبارت دیگر این شاخص تغییرات دو متغیر را نسبت به هم بیان می کند. مقدار این ضریب در بازه [۰, ۱] است. اگر ضریب همبستگی دو متغیر به یک نزدیک تر باشد نشان دهنده همبستگی بالای آنها است. ضریب همبستگی صفر نشان دهنده عدم وجود همبستگی مابین دو متغیر است. نگاره (۲) فلوجارت چگونگی استفاده از مدل های

مشاهدات سال‌های ۲۰۰۷ الی ۲۰۱۶ برای آموزش مدل‌ها استفاده می‌شود (مشاهدات سال ۲۰۱۷ در مرحله آموزش مورد استفاده قرار نمی‌گیرد). سپس از مدل‌های آموزش دیده استفاده کرده و مقدار VTEC برای سال ۲۰۱۷ پیش‌بینی می‌شود.

در مرحله آموزش، شش پارامتر (سال، روز از سال، ساعت، KP، DST، F10.7) به‌عنوان ورودی دو مدل بوده و خروجی، مقدار VTEC حاصل از GPS در نظر گرفته شده است. در مرحله آموزش، مقدار RMSE به‌عنوان معیار خاتمه الگوریتم آموزش برای مدل‌ها است. بر این اساس، RMSE مدل‌های GRNN و LSTM در مرحله آموزش به ترتیب برابر با ۲/۸۶ و ۰/۸۷ TECU شده است. بایستی اشاره شود که در مرحله آموزش، مقدار ضریب همبستگی نیز برای هر دو مدل محاسبه شده که مقدار آن برای مدل LSTM بیشتر از مدل GRNN است.

پس از مرحله آموزش، با استفاده از مدل‌های آموزش دیده، مقدار VTEC برای سال ۲۰۱۷ برآورد شده و با مقادیر VTEC حاصل از GPS به‌عنوان مشاهده مرجع و مدل‌های GIM و NeQuick مقایسه شده است. برای مرحله آزمون، پارامترهای ضریب همبستگی، RMSE و خطای نسبی محاسبه شده و در جدول (۱) ارائه شده است. بایستی اشاره شود که میانگین کلیه روزهای سال ۲۰۱۷ در این جدول نمایش داده شده است. همچنین، مقادیر VTEC حاصل از GPS به‌عنوان مشاهده مرجع در این جدول در نظر گرفته شده است.

جدول ۱: مقادیر شاخص‌های آماری ضریب همبستگی، RMSE و خطای نسبی در مرحله آزمون سال ۲۰۱۷ برای مدل‌های

NeQuick و GRNN، LSTM، GIM

Relative Error (%)	RMSE (TECU)	R.	
۲۵/۶۹	۴/۵۱	۰/۷۲	GRNN
۱۶/۹۸	۲/۸۷	۰/۸۴	LSTM
۲۹/۸۹	۴/۱۴	۰/۷۱	GIM
۵۱/۰۵	۶/۳۸	۰/۷۷	NeQuick

(۱) مقدار STEC دقیق و متعاقب آن مقدار VTEC دقیق به عنوان خروجی مطلوب مدل‌های LSTM و GRNN محاسبه می‌شوند (مقادیر VTEC استخراج شده مربوط به طول و عرض جغرافیایی ایستگاه تهران است). بازه زمانی مورد استفاده برای محاسبه VTEC دقیق با الگوریتم بخش دوم به مدت ۳۰ دقیقه بوده است. به‌عبارت دیگر برای هر ۳۰ دقیقه، یک مقدار VTEC دقیق از مشاهدات GPS ایستگاه محاسبه شده است. مشاهدات ورودی به مدل‌ها شامل سال (Year)، شاخص فعالیت‌های ژئومغناطیسی (KP and DST)، شاخص فعالیت‌های خورشیدی (F10.7)، روز از سال (DOY) و ساعت در روز (Hr) هستند. پارامتر F10.7 نشان‌دهنده شار خورشیدی است که در حال حاضر یکی از بهترین شاخص‌های فعالیت خورشیدی بوده و از ۵۰ سال گذشته در حال اندازه‌گیری می‌باشد. به‌طور معمول، اگر مقدار این شاخص از ۱۰۰ بالاتر باشد آن روز با فعالیت خورشیدی شدید در نظر گرفته می‌شود. پارامترهای Kp و DST بیانگر شاخص فعالیت‌های ژئومغناطیسی بوده و در دو حالت آرام ($Kp < 4$) و فعالیت شدید ($Kp > 4$) دسته‌بندی می‌شود. مشاهدات سال‌های ۲۰۰۷ الی ۲۰۱۶ به‌منظور آموزش استفاده شده و مقدار TEC برای سال ۲۰۱۷ (فعالیت خورشیدی و ژئومغناطیسی بالا) پیش‌بینی می‌شود. بایستی اشاره شود که مشاهدات سال ۲۰۱۷ در مرحله آموزش استفاده نمی‌شود. روزهای دارای فعالیت خورشیدی و ژئومغناطیسی بالا، روزهایی است که در آن، پارامتر $KP \geq 4, Dst \leq -20, F10.7 \geq 100$ باشد. در ادامه آنالیزهای صورت گرفته در مراحل آموزش و آزمون برای مشاهدات مربوط به بازه زمانی ۲۰۰۷ الی ۲۰۱۷ مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۳-۲- آنالیز دقت مدل‌های LSTM، GRNN، NeQuick و GIM

در این قسمت به‌منظور بررسی و ارزیابی کارایی مدل‌های LSTM و GRNN در پیش‌بینی سری زمانی یونوسفر در شرایط طوفان‌های شدید خورشیدی و ژئومغناطیسی، از

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (۳۳)

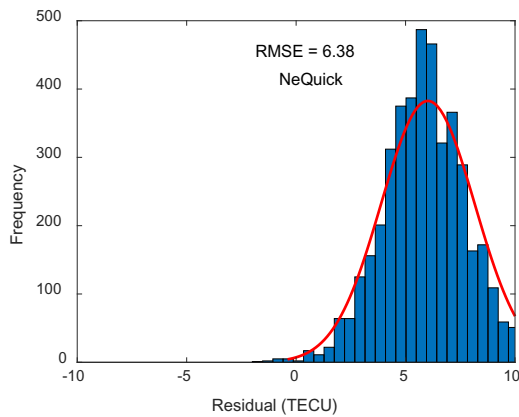
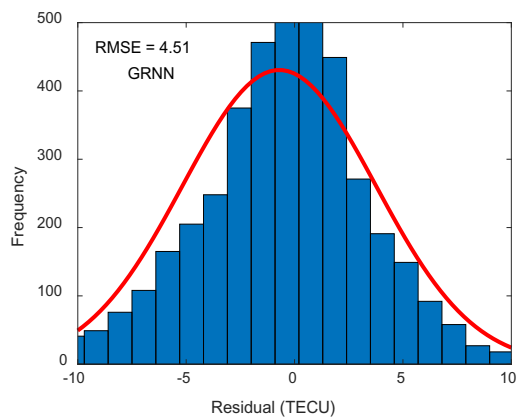
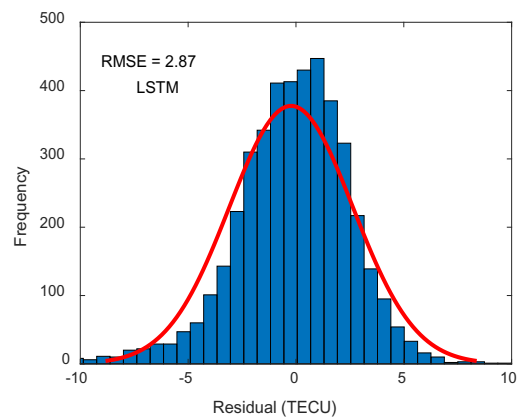
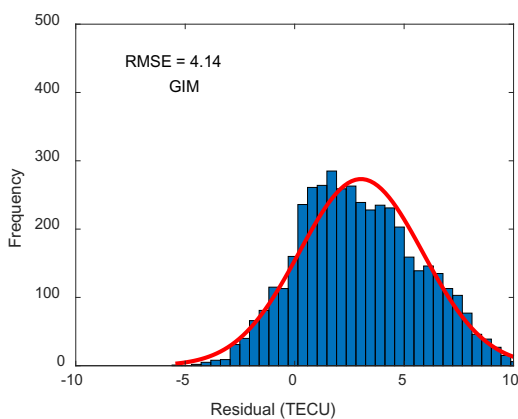
ارزیابی کارایی مدل شبکه عصبی حافظه کوتاه مدت طولانی در پیش بینی سری زمانی ... / ۱۲۳

مدل GIM یک مدل ریاضی یونسفری است و از توابع هارمونیک کروی برای محاسبه ضرایب یونسفری استفاده می کند. همین موضوع می تواند عامل کاهش دقت مدل تجربی یونسفر نسبت به مدل ریاضی GIM باشد. نکته قابل توجه در جدول (۱) این است که ضریب همبستگی مدل تجربی NeQuick نسبت به دو مدل GIM و GRNN بالاتر است. این موضوع نشان می دهد که مدل NeQuick روند تغییرات زمانی یونسفر را بهتر از دو مدل دیگر شناسایی کرده است.

نگاره (۳) نمودار هیستوگرام خطای مدل های LSTM، NeQuick، GRNN و GIM را در مرحله آزمون نمایش می دهد. در نمودار هیستوگرام هر چقدر فراوانی میله ها در اطراف صفر بیشتر بوده و فرکانس بالاتری داشته باشند بیانگر خطای کمتر در نتایج مدل مورد نظر است. براساس

مطابق با نتایج حاصل از جدول (۱)، مقدار ضریب همبستگی مدل LSTM از سایر مدل ها بالاتر است. به عبارت دیگر اگر همبستگی یک مدل با داده های واقعی بالا باشد (نزدیک یک باشد) نشان دهنده این موضوع است که مدل روند تغییرات موجود در داده های واقعی را به خوبی نمایش می دهد. همچنین مقادیر RMSE و خطای نسبی مدل LSTM از سایر مدل ها، کمتر است. این مدل قابلیت نشان دادن تغییرات سری زمانی یونسفر را با دقتی در حدود ۸۷٪ دارد (۱۶/۹۸ درصد میانگین خطای نسبی مدل LSTM در سال ۲۰۱۷ است).

دقت مدل NeQuick نسبت به مدل GIM پایین تر است (مقدار RMSE مدل NeQuick نسبت به مدل GIM بیشتر است). در مدل NeQuick پارامترهای فیزیکی مؤثر در یونسفر نیز به عنوان ورودی مدل معرفی می شوند. اما،



نگاره ۳: نمودار مربوط به هیستوگرام باقیمانده های مدل های LSTM، GRNN، GIM و NeQuick در مرحله آزمون

مدل‌های NeQuick و GIM، بیشینه مقدار خطای نسبی حاصل برابر با ۵۹/۱۷ و ۴۲/۵۹ درصد محاسبه شده است. مقایسه خطای نسبی هر چهار مدل بیانگر مقدار خطای کمتر مدل LSTM نسبت به هر سه مدل NeQuick، GRNN و GIM است. میانگین خطای نسبی محاسبه شده برای ۱۲ ماه سال ۲۰۱۷ بیان می‌کند که تفاوت فاحشی مابین خطای نسبی مدل‌های GRNN و GIM وجود ندارد. نتایج آنالیز خطای نسبی مجدداً نشان می‌دهد که مدل تجربی NeQuick نسبت به مدل GIM دارای خطای بیشتری در منطقه ایران است.

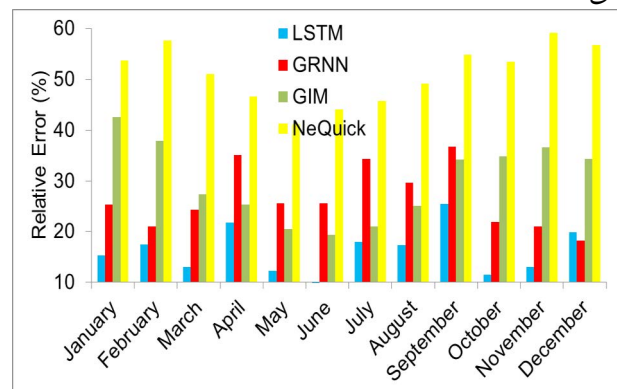
عمده‌ترین منبع مشاهداتی برای مدل NeQuick اندازه‌گیری‌های به‌دست آمده از ایستگاه‌های یونوسوند است. در ایران تنها یک ایستگاه یونوسوند وجود دارد و مشاهدات آن ایستگاه هم به‌طور پیوسته و منظم نیست (به دلیل خرابی و نقص فنی). بنابراین این مدل نیز در منطقه ایران دارای خطای زیادی خواهد بود. مدل GIM در منطقه ایران تنها از مشاهدات دو ایستگاه تهران و همدان برای برآورد مقدار TEC استفاده می‌کند. این مدل با استفاده از روابط هارمونیک‌های کروی و برآورد ضرایب آن‌ها، مقدار TEC را مدل‌سازی می‌کند. به‌عبارت‌دیگر به‌منظور برآورد ضرایب هارمونیک‌های کروی، از مشاهدات کلیه ایستگاه‌های شبکه جهانی IGS استفاده می‌شود. این عامل باعث می‌شود که مدل GIM یک مدل جهانی یونوسفر محسوب شود. در نتیجه، دقت این مدل در نشان دادن تغییرات محلی یونوسفر پایین خواهد بود. نتایج به‌دست آمده از آنالیز خطای چهار مدل بیانگر این است که دو مدل LSTM و GRNN در سال ۲۰۱۷ از دقت بالاتری نسبت به دو مدل دیگر برخوردار هستند.

مقایسه دیگر صورت گرفته برای ارزیابی مدل جدید ارائه شده در این مقاله مربوط به محاسبه شاخص RMSE برای مؤلفه‌های x، y و z موقعیت ایستگاه تهران با روش تعیین موقعیت نقطه‌ای دقیق (PPP) و با استفاده از مدل‌های GIM، GRNN، LSTM و NeQuick است. بایستی اشاره

نتایج نگاره (۳) می‌توان به این نکته پی برد که اکثریت مشاهدات VTEC حاصل از مدل‌های LSTM و GRNN در مرحله آزمون دارای خطایی در بازه [۵، -۵] TECU هستند. خارج از این بازه، فراوانی میله‌ها در دو مدل تا حدودی متفاوت بوده و مقایسه دو نمودار حاکی از دقت بالاتر مدل LSTM نسبت به مدل GRNN خارج از بازه فوق است. نمودار هیستوگرام خطای مدل‌های GIM و NeQuick متفاوت از مدل‌های LSTM و GRNN است.

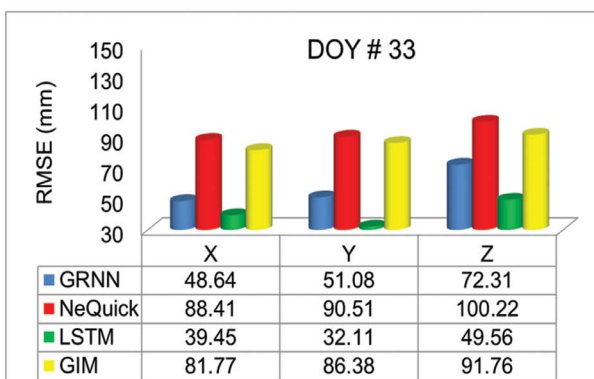
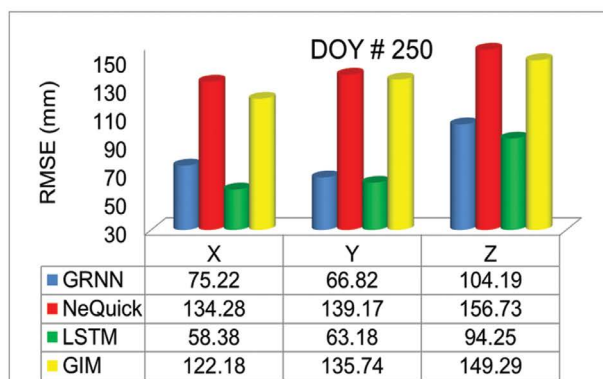
در مدل اکثریت مشاهدات VTEC حاصل دارای خطای مثبت در بازه [۱۰، +۵] TECU هستند. برای مدل NeQuick، اکثریت خطای مدل در بازه [۱۰، +۰] TECU قرار دارند. به عبارت دیگر خطای دو مدل NeQuick و GRNN در برآورد مقدار VTEC در سال ۲۰۱۷ (مشاهدات مورد آزمون)، بیشتر از مدل‌های LSTM و GRNN است.

نوع دیگر آنالیز انجام گرفته برای ارزیابی دقت چهار مدل GIM، GRNN، LSTM و NeQuick در پیش‌بینی مقدار VTEC در سال ۲۰۱۷، محاسبه خطای نسبی به صورت میانگین ماهیانه است. نگاره (۴) نتایج این مقایسه را نمایش می‌دهد.



نگاره ۴: مقایسه مقادیر پارامتر خطای نسبی (%) برای مدل‌های LSTM، GRNN، GIM و NeQuick در مرحله آزمون سال ۲۰۱۷ به صورت میانگین ماهیانه

براساس نتایج حاصل از نگاره (۴) بیشینه مقدار خطای نسبی محاسبه شده برای مدل‌های LSTM و GRNN به ترتیب برابر با ۲۵/۳۶ و ۳۶/۷۰ درصد بوده است. برای



نگاره ۵: چگونگی تغییرات مقادیر RMSE برای مؤلفه‌های x، y و z محاسبه شده از مدل‌های LSTM، GRNN، GIM و NeQuick در روزهای ۳۳ (نگاره راست) و ۲۵۰ (نگاره چپ) در سال ۲۰۱۷

۳-۳- پیش‌بینی سری زمانی روزانه، ماهانه و سالیانه با مدل‌های LSTM، GRNN، GIM و NeQuick

پس از ارزیابی دقت و صحت مدل‌های LSTM، GRNN، GIM و NeQuick در پیش‌بینی سری زمانی VTEC، می‌توان تغییرات این کمیت را به صورت روزانه، ماهانه و سالیانه مورد بررسی قرار داد. برای اختصار مقادیر VTEC حاصل از مدل‌های LSTM، GIM و NeQuick در روزهای ۲۵۳ و ۳۶۴ ترسیم شده و با مقدار VTEC حاصل از GPS به عنوان مشاهده مرجع مقایسه شده است. این دو روز کاملاً تصادفی انتخاب شده‌اند.

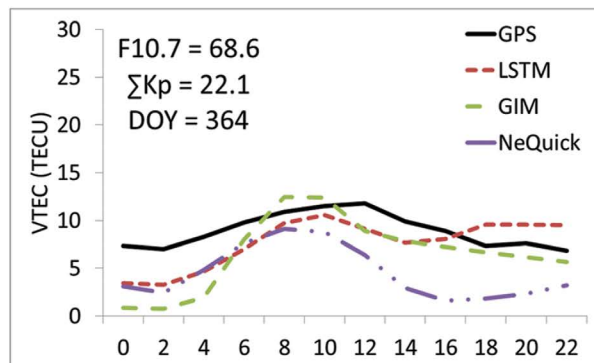
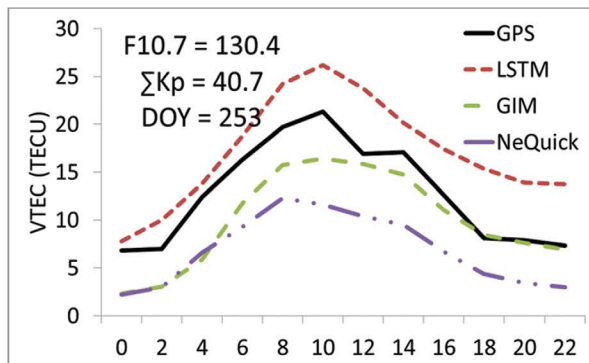
نگاره (۶) نمایش‌دهنده این مقایسه است. در این نگاره محور افقی بیانگر زمان به وقت جهانی (UT) است. با توجه به اینکه مدل GRNN نسبت به مدل LSTM دارای دقت کمتری است، سری زمانی این مدل ترسیم نشده است. همچنین در این نگاره پارامترهای F10.7 و مجموع شاخص Kp در کل روز نمایش داده شده است. اگر شاخص F10.7 بزرگتر از ۱۰۰ باشد آن روز به عنوان فعالیت خورشیدی شدید در نظر گرفته می‌شود. همچنین اگر $\sum Kp$ بزرگتر از ۲۵ شود آن روز به عنوان فعالیت ژئومغناطیسی شدید خواهد بود (غفاری رزین و همکاران، ۲۰۲۱).

براساس نگاره (۶) و در هر دو روز مورد بررسی، مقدار تفاوت مابین پروفیل تغییرات روزانه مدل‌های NeQuick و GIM با GPS بیشتر از مدل LSTM است. در هر دو روز

شود که موقعیت دقیق ایستگاه تهران با استفاده از مشاهدات GPS و با نرم‌افزار برنیز محاسبه شده و به عنوان مرجع در نظر گرفته شده است. مختصات‌های محاسبه شده با مدل‌های LSTM، GRNN، GIM و NeQuick با مختصات دقیق مقایسه شده است.

نتایج مربوط به این آنالیز در نگاره (۵) نمایش داده شده است. البته برای اختصار نتایج مربوط به دو روز ۳۳ ($K P = 1.0, F10.7 = 74.7, Dst = -4$) و ۲۵۰ ($K P = 4.7, F10.7 = 185.5, Dst = -1$) در این نگاره ارائه شده است. براساس شاخص‌های KP، F10.7 و DST، روز ۲۵۰ دارای فعالیت خورشیدی و ژئومغناطیسی بالا و روز ۳۳ دارای فعالیت‌های پایینی هستند. بایستی اشاره شود که تنها از ۲ ساعت مشاهده ایستگاه تهران برای محاسبات این بخش استفاده شده است.

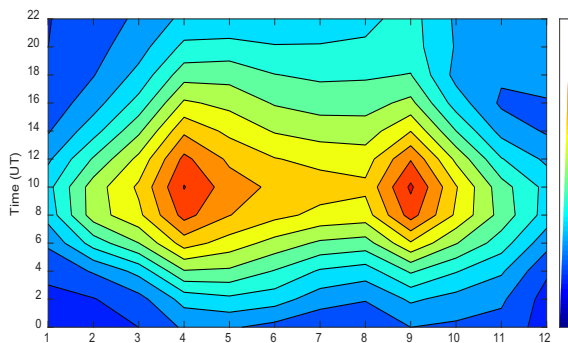
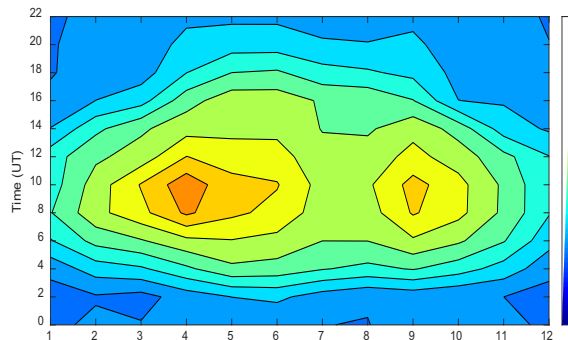
براساس آنالیز صورت‌گرفته در نگاره (۵)، در روز با فعالیت‌های خورشیدی و ژئومغناطیسی بالا (DOY # 250)، بهبودی در حدود ۶/۴۲ الی ۵۶/۲۳ میلی‌متر در سه مؤلفه به واسطه استفاده از مدل LSTM نسبت به سایر مدل‌ها مشاهده می‌شود. اما، در روز با فعالیت خورشیدی و ژئومغناطیسی پایین (DOY # 33)، استفاده از مدل جدید بهبودی در حدود ۵/۱۹ الی ۴۲/۵۴ میلی‌متر در سه مؤلفه مختصاتی ایستگاه تهران نسبت به سایر مدل‌ها ایجاد کرده است.



نگاره ۶: پروفیل تغییرات روزانه VTEC حاصل از مدل‌های GIM، LS-SVM و NeQuick در مقایسه آن با VTEC حاصل از GPS در روزهای ۳۶۴ (سمت راست) و ۲۵۳ (سمت چپ) از سال ۲۰۱۷

عمودی نشان‌دهنده زمان به وقت جهانی است. همچنین برای اختصار، تصاویر مربوط به مدل‌های GIM، GRNN و NeQuick نمایش داده نشده است.

تفاوت VTEC حاصل از مدل LSTM با VTEC حاصل از GPS از ۰ تا ۶/۸۹ TECU است. این اختلاف برای مدل NeQuick تقریباً در بازه ۰ تا ۱۳/۵۹ TECU می‌باشد. تفاوت VTEC حاصل از مدل GIM با VTEC حاصل از GPS در دو روز مورد بررسی، در حدود ۰ تا ۱۰/۱۲ TECU است. در هر دو روز مورد بررسی با شاخص فعالیت خورشیدی و ژئومغناطیسی بالا و پایین، مدل جدید از دقت خوبی برخوردار است و سری زمانی حاصل از آن با سری زمانی حاصل از GPS همبستگی بالایی دارد. اما مدل‌های NeQuick و GIM در هر دو روز خطای زیادی دارند. این موضوع بیان می‌کند که این دو مدل در مناطقی همانند ایران از دقت خوبی برخوردار نیستند. نکته مشترک برای هر سه مدل LSTM، GIM و NeQuick این است که پیک تغییرات روزانه VTEC در بازه زمانی ۸ الی ۱۱ UT (به $LT=UT + 3.30\text{ h}$) اتفاق افتاده است.



نگاره ۷: چگونگی تغییرات ماهیانه مقدار VTEC حاصل از GPS به عنوان مرجع و همچنین VTEC حاصل از مدل LSTM در سال ۲۰۱۷، محور افقی بیانگر ماه و محور قائم نشان‌دهنده زمان به وقت جهانی است

نگاره (۷) تصویر رنگی از تغییرات ماهیانه مقدار محتوای الکترون کلی یونسفر را در سال ۲۰۱۷ نمایش می‌دهد. در این نگاره، تصویر مربوط به GPS و همچنین مدل LSTM نشان داده شده است. هدف از ارائه این نگاره نمایش چگونگی تغییرات VTEC به صورت ماهیانه در سال ۲۰۱۷ بوده و همچنین مقایسه نتایج مدل جدید با VTEC حاصل از GPS به عنوان مشاهده مرجع می‌باشد. در این نگاره، محور افقی بیانگر ماه‌های سال و محور

و آرام خورشیدی و ژئومغناطیسی، دقت و صحت مدل LSTM نسبت به سایر مدل های ارزیابی شده در این مقاله بالاتر است. آنالیز مؤلفه های مختصاتی ایستگاه تهران با روش PPP نشان داد که با استفاده از مدل پیشنهادی این مقاله، بهبودی در حدود ۵/۱۹ الی ۵۶/۲۳ میلی متر در مختصات ایستگاه نسبت به سایر مدل ها دیده می شود.

براساس نگاره (۷) مدل LSTM پیک مقدار VTEC در محدوده ماه های آوریل و سپتامبر را مطابق با GPS نشان داده است. به عبارت دیگر مدل جدید ارائه شده در این مقاله، تغییرات زمانی و همچنین مقدار تغییرات VTEC را با دقت بالایی برآورد کرده است.

۴- نتیجه گیری

هدف اصلی در این مقاله استفاده از مدل شبکه عصبی حافظه کوتاه مدت طولانی (LSTM) به منظور پیش بینی سری زمانی محتوای الکترون کلی یونوسفر (TEC) در شرایط فعالیت های شدید خورشیدی و ژئومغناطیسی بود. برای دستیابی به این هدف، از مشاهدات ایستگاه GPS تهران که یکی از ایستگاه های شبکه جهانی IGS است، استفاده شد. دلیل انتخاب این ایستگاه، در دسترس بودن آسان و رایگان مشاهدات آن بود.

مشاهدات مربوط به ایستگاه تهران از سال ۲۰۰۷ الی ۲۰۱۷ دانلود شده و مورد ارزیابی قرار گرفتند. از مشاهدات سال های ۲۰۰۷ الی ۲۰۱۶ به منظور آموزش مدل LSTM استفاده شده و مقدار TEC برای سال ۲۰۱۷ پیش بینی شد. بایستی اشاره کرد که مشاهدات سال ۲۰۱۷ در مرحله آموزش مدل شرکت داده نشدند. آنالیزهای آماری مختلفی صورت گرفت و پارامترهای آماری متفاوتی برای بررسی دقت و صحت مدل پیشنهادی ارزیابی شد. همچنین نتایج حاصل از مدل جدید با نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی رگرسیون عمومی (GRNN)، مدل تجربی NeQuick و خروجی شبکه جهانی IGS مقایسه شد.

آنالیز نتایج شاخص ضریب همبستگی در سال ۲۰۱۷ برای چهار مدل LSTM، GRNN، NeQuick و GIM در مقایسه با TEC حاصل از GPS به ترتیب برابر با ۰/۷۷، ۰/۷۲، ۰/۸۴ و ۰/۷۱ به دست آمد. میانگین سالیانه شاخص خطای نسبی برای این چهار مدل به ترتیب برابر با ۲۹/۸۹٪، ۲۵/۶۹٪، ۱۶/۹۸٪ و ۵۱/۰۵٪ محاسبه شدند. نتایج آنالیزهای صورت گرفته نشان داد که در شرایط فعالیت های شدید

منابع و مأخذ

- 1- Abdi, N., Nankali, H., 2014, Analysis on Temporal-Spatial Variations of Iranian TEC Using GPS Data. JGST. 2014; 4 (2) :113-121.
- 2- Abdi, N., Azmoudeh Ardalani, A. R., Karimi, R., 2016, Evaluation of Iran Ionosphere Model Based on GPS Data Processing. JGST. 2016; 5 (4) :37-47.
- 3- Abdi, N., Azmoudeh Ardalani, A. R., Karimi, R., 2018, Combination of GPS and Satellite Altimetry Observations for Local Ionosphere Modeling Over Iran. JGST. 2018; 7 (3) :109-125.
- 4- Abdi, N., Azmoudeh Ardalani, A. R., Karimi, R., 2019, Rapid local ionosphere modeling based on Precise Point Positioning over Iran: A case study under 2014 solar maximum. Advances in Space Research 63 (2), 937-949.
- 5- Akhoondzadeh, M., 2014, Investigation of GPS-TEC measurements using ANN method indicating seismo-273 ionospheric anomalies around the time of the Chile (Mw = 8.2) earthquake of 01 April 2014. Advance in space research. 2014; 54(9): 1768-1772.
- 6- Amerian, Y., Voosoghi, B., Mashhadi Hossainali, M., 2013, Regional Ionosphere Modeling in Support of IRI and Wavelet Using GPS Observations. Acta Geophysica. vol. 61, no. 5, Oct. 2013, pp. 1246-1261, DOI: 10.2478/s11600-013-0121-5.
- 7- Amerian, Y., Hossainali, M.M., Voosoghi, B., 2013, Regional improvement of IRI extracted ionospheric electron density by compactly supported base functions using GPS observations. Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics 92 (2013) 23-30.
- 8- Bilitza, D., Reinisch, B.W., 2008, International Reference Ionosphere 2007: Improvements and new parameters. Advances in Space Research 42 (2008) 599-

- J. Spilker Jr., American Institute of Aeronautics and Astronautics, Washington, DC.
- 19- Liu Z., Gao, Y., 2003, Ionospheric TEC predictions over a local area GPS reference network. *GPS Solutions*, Vol. 8, No. 1, pp. 23-29.
- 20- Nava, B., Coisson, P., Radicella, S.M., 2008, A new version of the NeQuick ionosphere electron density model, *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, doi:10.1016/j.jastp.2008.01.015.
- 21- Nematipour, P., Raoofian-Naeni, M., Ghaffari Razin, M.R., 2021, Regional application of C1 finite element interpolation method in modeling of ionosphere total electron content over Europe. *Advances in space research*.
- 22- Nohutcu, M., Karslioglu, M.O., Schmidt, M., 2010, B-spline modeling of VTEC over Turkey using GPS observations. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics* 72 (2010) 617–624.
- 23- Ram, T., Gowtam, S., Mitra, S., Reinisch, B., 2018, The improved two-dimensional artificial neural network-based ionospheric model (ANNIM). *Journal of Geophysical Research: Space Physics*. 2018; 123 (7): 5807-5820.
- 24- Sabzehee, F., Farzaneh, S., Sharifi, M.A., Akhoondzadeh, M., 2018, TEC Regional Modeling and prediction using ANN method and single frequency receiver over IRAN. *ANNALS OF GEOPHYSICS*. 2018; 61(1).
- 25- Schaer, S., 1999, Mapping and Predicting the Earth's Ionosphere Using the Global Positioning System, Ph.D. thesis, Astronomical Institute, University of Berne, Berne Switzerland.
- 26- Schunk, R.W., Nagy, A.F., 2000, *Ionospheres: Physics, Plasma Physics, and Chemistry*, Cambridge University Press, 554.
- 27- Seeber, G., 2003, *Satellite Geodesy, Foundations, Methods and Application*, Walter de Gruyter, Berlin and New York, 531.
- 28- Sharifi, M.A., Farzaneh, S., 2015, Regional TEC dynamic modeling based on Slepian functions. *Advances in Space Research*, 2015; 56(5):907-915.
- 29- Specht, D. F., 1991, A general regression neural network. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2(6): 690-699.
- 9- Ciralo, L., Azpilicueta, F., Brunini, C., Meza, A., Radicella, S.M., 2007, Calibration errors on experimental slant total electron content (TEC) determined with GPS. *J Geod* 81(2):111–120. doi: 10.1007/s00190-006-0093-1.
- 10- Etemadfar, H., Hossainali, M.M., 2016, Application of Slepian Theory for Improving the Accuracy of Global Ionosphere Models in the Arctic Region. *J. Geophys. Res. Space Physics*. 2016;121(3): 2583-2594.
- 11- Feizi, R., Voosoghi, B., Ghaffari Razin, M. R., 2019, Evaluation of the Efficiency of the Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) in the Modeling of the Ionosphere Total Electron Content Time Series Case Study: Tehran Permanent GPS Station. *JGST*. 2019; 8 (4) :109-119.
- 12- Ghaffari Razin, M.R., Voosoghi, B., 2017, Ionosphere tomography using wavelet neural network and particle swarm optimization training algorithm in Iranian case study. *GPS Solutions*, 21(3):1301-1314.
- 13- Ghaffari Razin, M. R., Voosoghi, B., 2015, Modeling and interpolation of ionosphere total electron content using artificial neural network and GPS observation. *Journal of the earth and space physics*. 2015; 42(2): 419-437.
- 14- Ghaffari Razin, M.R., Voosoghi, B., 2016, Modeling of ionosphere time series using wavelet neural networks (case study: N-W of Iran). *Advances in Space Research*. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.asr.2016.04.006>.
- 15- Ghaffari Razin, M.R., Voosoghi, B., 2020, Ionosphere time series modeling using adaptive neuro-fuzzy inference system and principal component analysis. *GPS Solutions* (2020) 24:51.
- 16- Ghaffari Razin, M.R., Moradi, A.R., Inyurt, S., 2021, Spatio-temporal analysis of TEC during solar activity periods using support vector machine. *GPS Solut* 25, 121 (2021). <https://doi.org/10.1007/s10291-021-01158-3>.
- 17- Hochreiter, S., Schmidhuber, J., 1997, Long short-term memory. *Neural computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, 1997.
- 18- Klobuchar, J.A., 1996, Ionospheric effects on GPS, in *Global Positioning System: Theory and Applications*. Volume I, edited by Bradford W. Parkinson and James

network. IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 2, no. 6, pp. 568-576, Nov. 1991, doi: 10.1109/72.97934.

30- Tebabal, a., Radicella, S.M., Dantie, B., Migoya-Orue, B., Nigussie, M., Nava, B., 2019, Feed forward neural network based ionospheric model for the East African region. Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics. 2019; 191(105052).

31- Yilmaz, A., Akdogan, K.E., Gurun, M., 2009, Regional TEC mapping using neural networks. Radio Sci, 44(3):1-16 , doi:10.1029/2008RS004049.

COPYRIGHTS

©2023 by the authors. Published by National Geographical Organization. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons [Attribution-NoDerivs 3.0 Unported \(CC BY-ND 3.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nd/3.0/)



