



Modeling of ionosphere TEC using gated recurrent unit neural network model and comparison against other models

Seyyed Reza Ghaffari-Razin^{1*}, Navid Hooshangi²

1- (*Corresponding author) Associate professor, Department of surveying engineering. Faculty of geoscience engineering, Arak University of Technology, Arak, Iran. Email: mr.ghafari@arakut.ac.ir

2- Assistant professor, Department of surveying engineering. Faculty of geoscience engineering, Arak University of Technology, Arak, Iran. Email: hooshangi@arakut.ac.ir

Article Info

Date of receive:

2023/07/01

Date of last review:

2024/09/03

Date of accept:

2024/09/04

Date of online publication:

2024/09/09

Keywords:

Ionosphere,
TEC,
GPS,
GRU,
Northwest Iran

Extended Abstract

Introduction

The ionosphere is a layer of the earth's atmosphere that extends from an altitude of 80 km to more than 1000 km above the earth. Due to its electrical properties, this layer of the atmosphere has very important and fundamental effects on the waves passing through it. The ionosphere exhibits temporary and intermittent variations such as daily, 27-day, seasonal, six-monthly, annual and 11-year changes. Ionosphere disturbances can cause distance error, cycle slips and phase fluctuations of satellite systems signals, which leads to degradation of the performance, accuracy and reliability of these systems. A parameter that can be used to study the ionosphere is the total electron content (TEC). This parameter is the sum of free electrons in a cylinder with a cross section of one square meter between the satellite and the receiver in the ground and its unit is ele/m². If the TEC is along the vertical (zenith direction), it is called VTEC. Usually, TEC is expressed in terms of TECU, which is equal to 10¹⁶ ele/m². Various methods have been developed to model the TEC. The simplest and at the same time the most practical method is to use observations of two-frequency receivers. If there is a proper station distribution, it is possible to obtain accurate TEC and model the ionosphere.

Materials & Methods

In this paper, the idea of using the gated recurrent unit (GRU) for spatio-temporal modeling of the ionospheric total electron content (TEC) is proposed as a new model. ... ► Page 26

How to Cite:

Ghaffari-Razin, S.R. Hooshangi, N (2025). Modeling of ionosphere TEC using gated recurrent unit neural network model and comparison against other models. Scientific - Research Quarterly Geographical Data (SEPEHR). 33(132), 25-43.

In this type of neural network model, unlike normal neural networks, there is no gradient vanishing problem and it is very simple in terms of computations. The efficiency of the new model has been evaluated using the observations of 15 global positioning system (GPS) stations in the northwest of Iran. To calculate the accuracy of the GRU model, two interior and three exterior control stations are considered. It should be noted that the training of GRU model is done using the parameters of longitude and latitude of the GPS station, day of year (DOY), time (universal time), geomagnetic indices AP, KP and DST and solar activity index (F10.7). Also, the TEC in the direction of the zenith (VTEC) related to the input parameters are considered as the desired output. The results of the new model are compared with the results of artificial neural network (ANN), global ionosphere maps (GIM) and IRI2016 model. Also, the effect of the modeled TEC in precise point positioning (PPP) has been investigated.

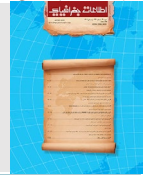
Results & Discussion

After training ANN and GRU models and selecting the optimal structure, these models can be used to estimate of VTEC. In this step, with the trained models, the VTEC is estimated at interior control stations and compared with the VTEC obtained from GPS. In the evaluation step of interior control stations, the averaged value of root mean square error (RMSE) of ANN, GRU, GIM and IRI models is to 2.42, 1.76, 3.02 and 6.91 TECU, respectively. Also, the averaged relative error of the models is 12.93%, 10.75%, 16.82% and 26.56%, respectively. In the control stations outside the GPS network area (exterior control stations), two scenarios were investigated: using the observations of these stations in the training step and not using the observations in the training. The evaluations showed that if the observations of exterior control stations are used in the training step of ANN and GRU models, the error of these models will be reduced. In all three exterior control stations, the accuracy of GRU model was higher than other models. The analysis of positioning error by PPP method also showed that by using the GRU model, positioning accuracy has improved by 7 to 45 mm. After

evaluating the accuracy of the new model in interior and exterior control stations, the VTEC time series is estimated with the new model and compared with the time series obtained from other models and GPS. This comparison showed that the time series obtained from the GRU model correctly models the VTEC variations in both high and low solar and geomagnetic activities.

Conclusion

In this paper, the gated recurrent unit (GRU) neural network model was used for the first time in Iran for the spatio-temporal modeling of the total electron content of the ionosphere. In this model, unlike standard neural network models, there is no gradient vanishing problem, and as a result, the computation speed and accuracy of the model have increased. The results of this paper showed that the GRU model has the ability to estimate the spatio-temporal variations of VTEC with very high accuracy and can replace global and empirical models in the study area of this research.



مدل‌سازی TEC یونسفر با استفاده از مدل شبکه عصبی بازگشتی دروازه‌ای و مقایسه آن با سایر مدل‌ها

سیدرضا غفاری رزین*^۱، نوید هوشنگی^۲

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

چکیده

در این مقاله ایده استفاده از روش شبکه عصبی بازگشتی دروازه‌ای (GRU) برای مدل‌سازی مکانی-زمانی محتوای الکترون کلی یونسفر (TEC) به‌عنوان یک مدل جدید پیشنهاد شده است. در این نوع شبکه عصبی برخلاف شبکه‌های عصبی معمولی، مشکل محوشدگی گرادیان وجود نداشته و از لحاظ محاسبات نیز بسیار ساده و سبک است. کارایی مدل جدید با استفاده از مشاهدات ۵۱ ایستگاه GPS در شمال غرب ایران ارزیابی شده و برای محاسبه دقت مدل GRU، دو ایستگاه کنترل داخلی و سه ایستگاه کنترل خارجی در نظر گرفته شده است. لازم به ذکر است که آموزش مدل GRU با استفاده از پارامترهای طول و عرض جغرافیایی ایستگاه GPS، روز از سال (DOY)، زمان (به وقت جهانی)، شاخص‌های ژئومغناطیسی AP، KP و DST و شاخص فعالیت خورشیدی (F10.7) انجام می‌شود. همچنین TEC در راستای زینت (VTEC) مرتبط با پارامترهای ورودی به‌عنوان خروجی مطلوب در نظر گرفته شده است. نتایج مدل جدید با نتایج شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، نقشه‌های جهانی یونسفر (GIM) و مدل تجربی IRI2016 مقایسه می‌شود. همچنین تأثیر TEC مدل‌سازی شده در تعیین موقعیت نقطه‌ای دقیق (PPP) مورد بررسی قرار گرفته است. در مرحله ارزیابی، مقدار میانگین RMSE مدل‌های ANN، GRU و GIM به ترتیب برابر با ۲/۴۲، ۱/۷۶، ۳/۰۲ و ۶/۹۱ TECU به دست آمد. همچنین میانگین خطای نسبی مدل‌ها به ترتیب برابر با ۱۲/۹۳٪، ۱۰/۷۵٪، ۱۶/۸۲٪ و ۲۶/۵۶٪ حاصل شد. تجزیه و تحلیل روش PPP بهبود ۵۴ میلی‌متری در مؤلفه‌های مختصات با استفاده از مدل GRU را نشان می‌دهد. نتایج به دست آمده حاکی از این است که در فعالیت‌های ژئومغناطیسی و خورشیدی بالا و پایین، مدل GRU نسبت به مدل‌های دیگر از دقت بالاتری برخوردار است.

اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت:

۱۴۰۲/۰۴/۱۰

تاریخ آخرین بازنگری:

۱۴۰۳/۰۶/۱۳

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۳/۰۶/۱۴

تاریخ انتشار:

۱۴۰۳/۰۶/۱۹

واژه‌های کلیدی:

یونسفر؛

TEC

GPS

GRU

شمال غرب ایران

استناد به این مقاله:

غفاری رزین، س.ر؛ هوشنگی، ن؛ (۱۴۰۳). مدل‌سازی TEC یونسفر با استفاده از مدل شبکه عصبی بازگشتی دروازه‌ای و مقایسه آن با سایر مدل‌ها. فصلنامه علمی پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (سپهر) ۳۳ (۱۳۲)، ۲۵-۴۳

۱- مقدمه

لایه یونسفر^۱ بخشی از جو^۲ است که در ارتفاع ۶۰ تا تقریباً ۱۰۰۰ کیلومتری سطح زمین قرار دارد. وجود الکترون‌ها و ذرات باردار در این ناحیه، از عوامل اصلی تأثیر یونسفر بر انتشار امواج است؛ چرا که امواج بخش عمده‌ای از مسیر خود در راستای رسیدن از ماهواره به گیرنده را در لایه یونسفر که محیطی پاشنده^۳ است، طی می‌کنند. این امواج در هنگام عبور از لایه یونسفر دچار تأخیر و یا تقدم خواهند شد. تولید الکترون آزاد در یونسفر به عوامل زیادی از جمله دوره فعالیت خورشیدی، ژئومغناطیسی، گرانشی و لرزه‌ای بستگی دارد. با توجه به اهمیت بالای این لایه از جو در بسیاری از زمینه‌ها از قبیل مشاهدات ژئودزی ماهواره‌ای، سیستم‌های مخابراتی و مطالعات فضایی مانند هواشناسی، تأخیر یونسفر^۴ یکی از منابع مهم خطا در تعیین موقعیت و ناوبری خواهد بود و لازم است که تغییرات مکانی و زمانی آن به‌طور دقیق مورد مطالعه و بررسی قرار گیرد. به همین دلیل مدل‌سازی یونسفر به یکی از مهم‌ترین اهداف ژئودزی فضایی از سال ۱۹۷۰ میلادی تا به امروز تبدیل شده است.

در مطالعه یونسفر به کمک مشاهدات GNSS، کمیته موسوم به محتوای الکترونی کلی^۵ (TEC) به بیان دیگر انتگرال خطی چگالی الکترونی یونسفر از ماهواره تا گیرنده در سطحی به مساحت یک مترمربع که موجب تأخیر در مشاهدات کد و تقدم در مشاهدات فاز می‌شود، مطرح است. کمیت TEC را می‌توان با استفاده از توابع نگاشت به محتوای الکترون کلی در راستای قائم^۶ تبدیل نمود. واحد اندازه‌گیری TEC، TECU بوده و یک TECU معادل ۱۰^{۱۶} (الکترون بر مترمربع) است. با استفاده از مشاهدات حاصل از گیرنده‌های دو فرکانسه می‌توان این اثر را از مشاهدات

حذف نمود. همچنین مشاهدات گیرنده‌های دو فرکانسه این امکان را فراهم می‌کنند که بتوان مقدار TEC را در نقاطی موسوم به نقاط نفوذی یونسفر^۷ محاسبه نمود (Seeber, 2003).

مدل‌سازی یونسفر از سال ۱۹۷۰ یکی از اهداف ژئودزی فضایی بوده است. در بسیاری از روش‌های مدل‌سازی یونسفر که با استفاده از اندازه‌گیری‌های ماهواره‌ای همانند سیستم GPS صورت می‌پذیرد، TEC به‌عنوان داده مشاهداتی در مدل‌سازی به‌کار می‌رود. مدل‌های تجربی یونسفر به‌طور گسترده در زمینه‌های مطالعات آب‌وهوا، علوم رادیویی، ناوبری هوایی و دریایی مورد استفاده هستند (Seeber, 2003). از جمله مدل‌های یونسفری می‌توان از مدل IRI^۸ نام برد که یک پروژه علمی دائمی مشترک کمیته تحقیقات فضایی COSPAR^۹ و اتحادیه بین‌المللی علوم رادیویی IURSI^{۱۰} است و از سال ۱۹۶۸ آغاز شده است. این مدل تجربی یک مدل استاندارد بین‌المللی برای یونسفر زمین از سال ۱۹۹۹ محسوب می‌شود (Bilitza and Reinisch, 2008). یکی دیگر از مدل‌های تجربی مدل NeQuick است که توسط مرکز بین‌المللی فیزیک نظری عبدالسلام ایتالیا و با همکاری مؤسسه ژئوفیزیک، اخترفیزیک و هواشناسی دانشگاه گراتس اتریش توسعه یافته است (Nava et al., 2008). مدل NeQuick چگالی الکترونی یونسفر را به شکل تابعی از ارتفاع، طول و عرض ژئوستریک و همچنین فعالیت‌های خورشیدی، فصلی و زمان جهانی در اختیار می‌گذارد.

مدل‌های ریاضی را می‌توان به گروه‌های مختلفی طبقه‌بندی کرد. در یک دسته می‌توان مدل‌های دو بعدی، سه بعدی و سه بعدی همراه با پارامتر زمان را در نظر گرفت (Schaer, 1999; Yao et al., 2015; Ghaffari Razin, 2015). مدل‌های دوبعدی می‌توانند شامل مدل‌های مبتنی بر شبکه^{۱۱}، غیرشبکه‌ای^{۱۲}

7- Ionospheric Pierce Point

8- International Reference Ionosphere (IRI)

9- Committee on Space Research (COSPAR)

10- International Union of Radio Science (URSI)

11- Grid based

12- Non-grid based

1- Ionosphere

2- Atmosphere

3- Dispersive

4- Ionospheric Delay

5- Total Electron Content

6- Vertical Total Electron Content (VTEC)

مدل‌های مختلف یونسفری مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی^۸ (ANN) (Cander, 1998; Ghaffari Razin et al., 2015)، شبکه‌های عصبی موجک^۹ (WNN) (Ratnam et al., 2017)، سیستم استنتاج عصبی-فازی سازگار^{۱۰} (ANFIS) (Feizi et al., 2020)، ماشین بردار پشتیبان^{۱۱} (SVM) و الگوریتم‌های ژنتیک (GA) (Habarulema et al., 2009) تفاوت مدل‌های پیشنهادی در دقت و سرعت همگرایی آن‌ها به جواب‌های بهینه است.

در این مقاله ایده استفاده از روش شبکه عصبی بازگشتی دروازه‌ای^{۱۲} (GRU) برای مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات مکانی-زمانی TEC به‌عنوان یک روش جدید ارائه شده است. نتایج مدل جدید با مدل‌های ANN، ANFIS، نقشه جهانی یونسفر (GIM) و مدل تجربی IRI2016 در شرایط مختلف فعالیت‌های ژئومغناطیسی و خورشیدی بالا و پایین مقایسه می‌شود. اثر TEC مدل‌سازی شده در تعیین موقعیت نقطه‌ای دقیق (PPP) ارزیابی می‌شود. تحلیل حساسیت مدل‌های یادگیری ماشین به پارامترهای فیزیکی مختلف نیز انجام شده و اهمیت پارامتر مشخص می‌شود.

۲- منطقه مطالعه

برای ارزیابی دقت مدل GRU از مشاهدات ۱۵ ایستگاه GPS در شمال غرب ایران استفاده شده است. مشاهدات در بازه زمانی روزهای ۱۹۳ تا ۲۲۸ در سال ۱۳۹۱ هستند. کلیه فایل‌های راینکس مربوط به ایستگاه‌های GPS از سازمان نقشه‌برداری (NCC) تهیه شده‌اند. ارتفاع این ایستگاه‌ها از ۱۲۸۰ تا ۱۹۵۲ متر بالاتر از سطح متوسط دریا^{۱۳} (MSL) متغیر است. همچنین برای غلبه بر خطای چندمسیری از آنتن‌های چوک با زاویه ارتفاعی بالای ۱۵ درجه استفاده شده است. دلیل اصلی انتخاب این بازه زمانی برای تحلیل

و مدل‌های انتشاری^۱ باشند (Walker, 1989; Liu and Gao, 2003). همچنین مدل‌های سه‌بعدی می‌توانند شامل مدل‌های توموگرافی^۲ با مدل‌های مبتنی بر توابع^۳، مبتنی بر المان‌های حجمی^۴ و ترکیبی^۵ باشند (Yin et al., 2004; Saito et al., 2007; Yao et al., 2013). انتخاب نوع توابع پایه، محاسبه درجه و مرتبه این توابع، تعیین اندازه بهینه المان‌های حجمی، تعیین مقادیر اولیه چگالی الکترونی در داخل المان‌ها، استفاده از روش‌های پایدارسازی برای برآورد پارامترهای مجهول و پیچیدگی محاسباتی از جمله معایب روش‌های توموگرافی یونسفر هستند. نوع دیگری از طبقه‌بندی مدل‌های یونسفر به صورت محلی و جهانی است. نقشه‌های جهانی یونسفر^۶ (GIM) یک مدل جهانی است. در این مدل از توابع هارمونیک کروی برای برآورد مقدار TEC استفاده می‌شود. این نقشه‌ها از سال ۱۹۹۸ توسط سرویس بین‌المللی IGS ارائه شده‌اند. مدل GIM دارای رزولوشن مکانی ۲/۵۰ و ۵ درجه در عرض و طول جغرافیایی است. دقت TEC-GIM در حدود ۲ الی ۷ TECU ارزیابی شده است (Sekido et al., 2003). با گسترش شبکه‌های محلی و منطقه‌ای GNSS، استفاده از مشاهدات این شبکه‌ها برای مدل‌سازی محلی یونسفر توسعه یافته است. در دو دهه گذشته، مدل‌های زیادی به صورت محلی برای نشان دادن تغییرات مکانی و زمانی TEC تولید شده‌اند (Nematipour et al., 2022; Mallika et al., 2020; Inyurt et al., 2020; Ansari et al., 2018; Etemadfar and Hossainali, 2017). این روش‌ها مبتنی بر محاسبات پیچیده ریاضی بوده و تمرکز اصلی آن‌ها افزایش دقت مدل‌سازی است. در دو دهه اخیر، با توسعه فناوری‌های محاسباتی، ایده استفاده از روش‌های محاسبات نرم و یادگیری ماشین^۷ (ML) برای مدل‌سازی محلی و منطقه‌ای یونسفر ارائه شده است.

8- Artificial neural network

9- Wavelet neural network

10- Adaptive neuro-fuzzy inference system

11- Support vector machine

12- Gated Recurrent Unit

13- Mean Sea Level

1- Broadcast models

2- Tomographic models

3- Functions based

4- Voxel based

5- Combined

6- Global ionosphere map

7- Machine Learning

جغرافیایی ایستگاه‌های GPS، روز سال (DOY)، زمان (به وقت جهانی)، شاخص‌های ژئومغناطیسی AP، KP، DST و شاخص فعالیت خورشیدی F10.7 است. به عبارت دیگر بردار ورودی شامل هشت پارامتر و خروجی شامل VTEC است. معادله ریاضی (۱) را می‌توان برای مدل‌های ANN و GRU در نظر گرفت.

$$VTEC_{ANN\ GRU} = f(Lat, Lon, DOY, time, KP, AP, DST, F10.7) \quad \text{رابطه (۱)}$$

پارامتر F10.7 شار خورشیدی را نشان می‌دهد که در حال حاضر یکی از بهترین شاخص‌های فعالیت خورشیدی است و در ۵۰ سال گذشته اندازه‌گیری شده است. پارامترهای KP و AP نمایانگر شاخص فعالیت ژئومغناطیسی هستند. پارامتر DST نیز با رزولوشن زمانی یک‌ساعته داده‌های زمان اختلال طوفان است. اگر $F10.7 \geq 100$, $AP \geq +20$, $KP \geq 4$, $Dst \leq -20$ طوفان است. فعالیت خورشیدی و ژئومغناطیسی بالا است. در بازه زمانی مورد مطالعه در این پژوهش، روزهای ۱۹۷ و ۱۹۸ دارای شاخص KP بالاتر از چهار هستند (فعالیت ژئومغناطیسی بالا). همچنین، به‌جز روزهای ۲۰۲، ۲۰۳، ۲۰۴ و ۲۰۵، شاخص فعالیت خورشیدی در سایر روزها بالای ۱۰۰ است. تابع هدف در نظر گرفته شده برای ارزیابی خروجی مدل‌های ANN و GRU به‌صورت رابطه (۲) است.

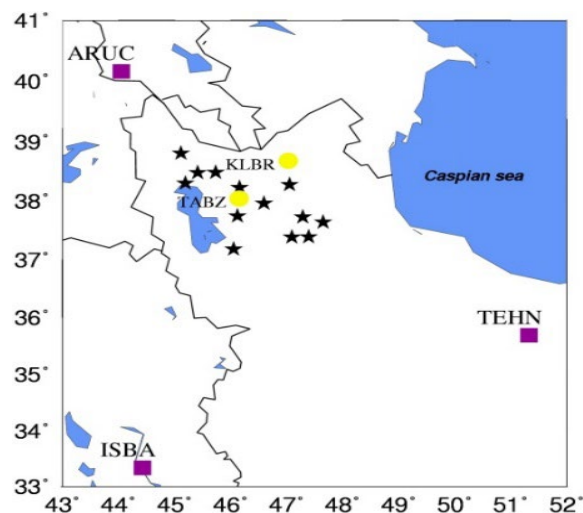
$$E = \sum_{m=1}^M (VTEC_{model} - VTEC_{GPS})_m^2 \quad \text{رابطه (۲)}$$

در رابطه (۲)، $VTEC_{model}$ بیانگر مقدار VTEC برآورد شده از مدل، $VTEC_{GPS}$ مقدار محاسبه شده VTEC از اندازه‌گیری‌های GPS و M تعداد نمونه‌ها است.

۳- مشاهدات VTEC

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

و ارزیابی مدل‌ها، در دسترس بودن مجموعه کاملی از مشاهدات ایستگاه‌های GPS است. لازم به ذکر است که از ۱۵ ایستگاه، دو ایستگاه TABZ و KLBR به‌عنوان ایستگاه‌های کنترل داخلی انتخاب شده‌اند. به منظور ارزیابی دقت مدل‌ها خارج از محدوده شبکه GPS مورد مطالعه، ایستگاه‌های ARUC، TEHN و ISBA به‌عنوان ایستگاه‌های کنترل خارجی انتخاب شده‌اند. نگاره (۱) چگونگی توزیع ایستگاه‌های GPS (ستاره‌های سیاه)، ایستگاه‌های کنترل داخلی (دایره‌های زرد) و ایستگاه‌های کنترل خارجی (مربع‌های بنفش) را نشان می‌دهد.



نگاره ۱: چگونگی توزیع مکانی ایستگاه‌های آموزش (ستاره‌های سیاه)، ایستگاه‌های کنترل داخلی (دایره‌های زرد) و ایستگاه‌های کنترل خارجی (مربع‌های بنفش)

هدف از انتخاب ایستگاه‌های کنترل خارجی ارزیابی دقت مدل‌ها خارج از محدوده شبکه GPS است. ایستگاه ARUC کمترین فاصله و ایستگاه ISBA دورترین فاصله را از محدوده مدل‌سازی دارند. مشاهدات ایستگاه‌های کنترل داخلی در مرحله آموزش استفاده نمی‌شود. اما برای ارزیابی دقیق‌تر خطای مدل‌ها در ایستگاه‌های کنترل خارجی، دو سناریو استفاده و عدم استفاده از مشاهدات این ایستگاه‌ها در مرحله آموزش مورد آزمون قرار گرفته‌اند. بردارهای ورودی مدل‌های ANN و GRU شامل طول و عرض

خواهیم داشت (Ciraolo et al., 2007).

$$P_{1,u}^m = P_u^m + c(\delta t_u - \delta t^m) + d_{trop,u}^m + d_{ion1,u}^m + c(\varepsilon_1^m + \varepsilon_{1,u})$$
 رابطه (۳)

$$P_{2,u}^m = P_u^m + c(\delta t_u - \delta t^m) + d_{trop,u}^m + d_{ion2,u}^m + c(\varepsilon_2^m + \varepsilon_{2,u})$$
 رابطه (۴)
 در روابط (۳) و (۴)، $P_{(1,2),u}^m$ فاصله دقیق بین ماهواره و گیرنده برای دو فرکانس L_1 و L_2 ، اشاره به نام ایستگاه زمینی، m اشاره به شماره ماهواره، C سرعت نور در خلاء، $d_{trop,u}^m$ تأخیر تروپوسفری، $d_{ion,u}^m$ تأخیر یونسفری، δt_u و δt^m خطای دو فرکانس، $\varepsilon_{1,u}$ ، $\varepsilon_{2,u}$ بایاس داخل فرکانسی گیرنده 3 و ε_1^m ، ε_2^m بایاس داخل فرکانسی برای ماهواره‌ها هستند. با تفاضل مقادیر P_1 و P_2 خطاهایی باقی می‌ماند که وابسته به فرکانس هستند. در نتیجه، تنها خطای یونسفر به همراه بایاس‌های گیرنده و فرستنده باقی می‌مانند. بنابراین خواهیم داشت:

$$P_{4,u}^m = P_{2,u}^m - P_{1,u}^m = d_{ion2,u}^m - d_{ion1,u}^m + c(\varepsilon_2^m - \varepsilon_1^m) + c(\varepsilon_{2,u} - \varepsilon_{1,u})$$
 رابطه (۵)
 همانطور که در رابطه (۵) ملاحظه می‌شود، پارامتر $P_{4,u}^m$ عاری از خطاهای تروپوسفری و آنتن است. می‌توان برای مشاهدات فاز موج حامل نیز روابط (۶ و ۷) را نوشت:

$$L_{1,u}^m = \lambda_1 \phi_{1,u}^m = P_u^m + c(\delta t_u - \delta t^m) + \lambda_1 \phi_{ion1,u}^m + \lambda_1 \phi_{trop,u}^m - c(\varepsilon_1^m + \varepsilon_{1,u}) + \lambda_1 N_1^m$$
 رابطه (۶)

$$L_{2,u}^m = \lambda_2 \phi_{2,u}^m = P_u^m + c(\delta t_u - \delta t^m) + \lambda_2 \phi_{ion2,u}^m + \lambda_2 \phi_{trop,u}^m - c(\varepsilon_2^m + \varepsilon_{2,u}) + \lambda_2 N_2^m$$
 رابطه (۷)
 در روابط (۶) و (۷)، λ_1 و λ_2 طول موج فرکانس‌های f_1 و f_2 ، $\phi_{1,u}^m$ و $\phi_{2,u}^m$ تأخیر فاز ضبط شده برای فرکانس‌های f_1 و f_2 ، N_1^m و N_2^m مربوط به ابهامات فاز اولیه فرکانس‌های f_1 و f_2 ، $\phi_{trop,u}^m$ تغییرات فاز مربوط به تروپوسفر هستند. با تفاضل دو معادله (۶) و (۷) خواهیم داشت:

$$L_{4,u}^m = \lambda_2 \phi_{2,u}^m - \lambda_1 \phi_{1,u}^m = \lambda_2 \phi_{ion2,u}^m - \lambda_1 \phi_{ion1,u}^m + c(DCB_u^m) + \Delta N^m$$
 رابطه (۸)
 با استفاده از تقریب داده شده توسط لیانو (۲۰۰۰) و لیک (۲۰۱۵) خواهیم داشت:

$$d_{ion,u}^m = -\phi_{ion,u}^m \frac{c}{f} \approx A \frac{STEC_u^m}{f^2}$$
 رابطه (۹)
 در رابطه (۹) مقدار A برابر با $40/3$ است. با جای‌گذاری $d_{ion,u}^m$ در معادلات $P_{4,u}^m$ و $L_{4,u}^m$ نتیجه به صورت روابط (۱۰) و (۱۱) خواهد شد:

$$P_{4,u}^m = A \left(\frac{f_1^2 - f_2^2}{f_1^2 f_2^2} \right) STEC_u^m - c(DCB_u^m + DCB_u)$$
 رابطه (۱۰)

$$L_{4,u}^m = A \left(\frac{f_1^2 - f_2^2}{f_1^2 f_2^2} \right) STEC_u^m - c(DCB_u^m + DCB_u) + \Delta N^m$$
 رابطه (۱۱)
 با استفاده از روابط (۱۰) و (۱۱) مقادیر STEC به صورت روابط (۱۲) و (۱۳) حاصل خواهند شد:

$$STEC_u^m(n) = \frac{1}{A} \left(\frac{f_1^2 f_2^2}{f_1^2 - f_2^2} \right) [P_{4,u}^m(n) + c(DCB_u^m + DCB_u)]$$
 رابطه (۱۲)

$$STEC_u^m(n) = \frac{1}{A} \left(\frac{f_1^2 f_2^2}{f_1^2 - f_2^2} \right) [L_{4,u}^m(n) + c(DCB_u^m + DCB_u)]$$
 رابطه (۱۳)
 در رابطه (۱۳) B مقداری است که با استفاده از اندازه‌گیری‌های فاز موج حامل در کمان‌های پیوسته محاسبه می‌شود. پس از محاسبه مقدار STEC با استفاده از تابع تصویر می‌توان مقدار VTEC را به صورت رابطه (۱۴) محاسبه نمود.

خواهیم داشت (Ciraolo et al., 2007).

$$P_{1,u}^m = P_u^m + c(\delta t_u - \delta t^m) + d_{trop,u}^m + d_{ion1,u}^m + c(\varepsilon_1^m + \varepsilon_{1,u})$$
 رابطه (۳)

$$P_{2,u}^m = P_u^m + c(\delta t_u - \delta t^m) + d_{trop,u}^m + d_{ion2,u}^m + c(\varepsilon_2^m + \varepsilon_{2,u})$$
 رابطه (۴)
 در روابط (۳) و (۴)، $P_{(1,2),u}^m$ فاصله دقیق بین ماهواره و گیرنده برای دو فرکانس L_1 و L_2 ، اشاره به نام ایستگاه زمینی، m اشاره به شماره ماهواره، C سرعت نور در خلاء، $d_{trop,u}^m$ تأخیر تروپوسفری، $d_{ion,u}^m$ تأخیر یونسفری، δt_u و δt^m خطای دو فرکانس، $\varepsilon_{1,u}$ ، $\varepsilon_{2,u}$ بایاس داخل فرکانسی گیرنده 3 و ε_1^m ، ε_2^m بایاس داخل فرکانسی برای ماهواره‌ها هستند. با تفاضل مقادیر P_1 و P_2 خطاهایی باقی می‌ماند که وابسته به فرکانس هستند. در نتیجه، تنها خطای یونسفر به همراه بایاس‌های گیرنده و فرستنده باقی می‌مانند. بنابراین خواهیم داشت:

$$P_{4,u}^m = P_{2,u}^m - P_{1,u}^m = d_{ion2,u}^m - d_{ion1,u}^m + c(\varepsilon_2^m - \varepsilon_1^m) + c(\varepsilon_{2,u} - \varepsilon_{1,u})$$
 رابطه (۵)
 همانطور که در رابطه (۵) ملاحظه می‌شود، پارامتر $P_{4,u}^m$ عاری از خطاهای تروپوسفری و آنتن است. می‌توان برای مشاهدات فاز موج حامل نیز روابط (۶ و ۷) را نوشت:

$$L_{1,u}^m = \lambda_1 \phi_{1,u}^m = P_u^m + c(\delta t_u - \delta t^m) + \lambda_1 \phi_{ion1,u}^m + \lambda_1 \phi_{trop,u}^m - c(\varepsilon_1^m + \varepsilon_{1,u}) + \lambda_1 N_1^m$$
 رابطه (۶)

$$L_{2,u}^m = \lambda_2 \phi_{2,u}^m = P_u^m + c(\delta t_u - \delta t^m) + \lambda_2 \phi_{ion2,u}^m + \lambda_2 \phi_{trop,u}^m - c(\varepsilon_2^m + \varepsilon_{2,u}) + \lambda_2 N_2^m$$
 رابطه (۷)
 در روابط (۶) و (۷)، λ_1 و λ_2 طول موج فرکانس‌های f_1 و f_2 ، $\phi_{1,u}^m$ و $\phi_{2,u}^m$ تأخیر فاز ضبط شده برای فرکانس‌های f_1 و f_2 ، N_1^m و N_2^m مربوط به ابهامات فاز اولیه فرکانس‌های f_1 و f_2 ، $\phi_{trop,u}^m$ تغییرات فاز مربوط به تروپوسفر هستند. با تفاضل دو معادله (۶) و (۷) خواهیم داشت:

$$L_{4,u}^m = \lambda_2 \phi_{2,u}^m - \lambda_1 \phi_{1,u}^m = \lambda_2 \phi_{ion2,u}^m - \lambda_1 \phi_{ion1,u}^m + c(DCB_u^m) + \Delta N^m$$
 رابطه (۸)
 با استفاده از تقریب داده شده توسط لیانو (۲۰۰۰) و لیک (۲۰۱۵) خواهیم داشت:

$$d_{ion,u}^m = -\phi_{ion,u}^m \frac{c}{f} \approx A \frac{STEC_u^m}{f^2}$$
 رابطه (۹)
 در رابطه (۹) مقدار A برابر با $40/3$ است. با جای‌گذاری $d_{ion,u}^m$ در معادلات $P_{4,u}^m$ و $L_{4,u}^m$ نتیجه به صورت روابط (۱۰) و (۱۱) خواهد شد:

$$P_{4,u}^m = A \left(\frac{f_1^2 - f_2^2}{f_1^2 f_2^2} \right) STEC_u^m - c(DCB_u^m + DCB_u)$$
 رابطه (۱۰)

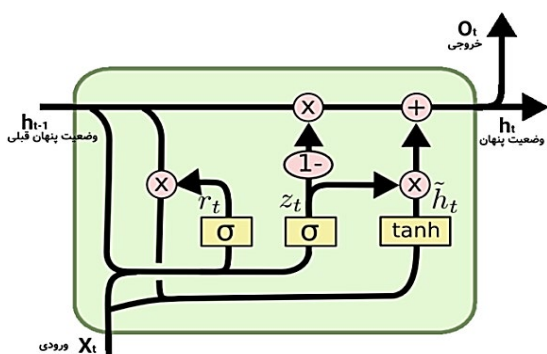
$$L_{4,u}^m = A \left(\frac{f_1^2 - f_2^2}{f_1^2 f_2^2} \right) STEC_u^m - c(DCB_u^m + DCB_u) + \Delta N^m$$
 رابطه (۱۱)
 با استفاده از روابط (۱۰) و (۱۱) مقادیر STEC به صورت روابط (۱۲) و (۱۳) حاصل خواهند شد:

$$STEC_u^m(n) = \frac{1}{A} \left(\frac{f_1^2 f_2^2}{f_1^2 - f_2^2} \right) [P_{4,u}^m(n) + c(DCB_u^m + DCB_u)]$$
 رابطه (۱۲)

$$STEC_u^m(n) = \frac{1}{A} \left(\frac{f_1^2 f_2^2}{f_1^2 - f_2^2} \right) [L_{4,u}^m(n) + c(DCB_u^m + DCB_u)]$$
 رابطه (۱۳)
 در رابطه (۱۳) B مقداری است که با استفاده از اندازه‌گیری‌های فاز موج حامل در کمان‌های پیوسته محاسبه می‌شود. پس از محاسبه مقدار STEC با استفاده از تابع تصویر می‌توان مقدار VTEC را به صورت رابطه (۱۴) محاسبه نمود.

- 1- Tropospheric delay
- 2- Ionospheric delay
- 3- Receiver Inter frequency bias
- 4- Satellite inter frequency bias

دروازه‌های (GRU) یک مکانیسم دروازه‌ای در شبکه‌های عصبی بازگشتی^۱ (RNN) هستند که در سال ۲۰۱۴ توسط چو و همکاران معرفی شدند. مدل GRU مانند یک حافظه کوتاه مدت طولانی^۲ (LSTM) با یک دروازه فراموشی است، اما پارامترهای کمتری نسبت به LSTM داشته زیرا فاقد دروازه خروجی است. شبکه عصبی بازگشتی GRU مانند سازوکار LSTM عمل می‌کند و فرق آن این است که به جای سه دروازه از دو دروازه استفاده می‌کند (نگاره ۲). در نتیجه از نظر سرعت بهبود نسبتاً خوبی خواهد داشت.



نگاره ۲: ساختار یک شبکه عصبی بازگشتی دروازه‌ای و اجزای آن

همانطور که در نگاره (۲) مشاهده می‌شود شبکه عصبی GRU دارای دو دروازه به‌روزرسانی و بازنشانی است. دروازه به‌روزرسانی تصمیم می‌گیرد تا چه مقداری واحد عصبی به‌روزرسانی شود و دروازه بازنشانی تصمیم می‌گیرد که چه مقدار از واحد عصبی قبلی را فراموش کند. جدول (۱) مقایسه میان دو مدل GRU و LSTM را نشان داده است. روابط ریاضی در مدل GRU به‌صورت روابط (۱۶) الی (۱۹) است.

$$h_t = (1 - z_t)h_{t-1} + z_t \tilde{h}_t \quad \text{رابطه (۱۶)}$$

$$r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1} + b_r) \quad \text{رابطه (۱۷)}$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h x_t + U_h (r_t h_{t-1}) + b_h) \quad \text{رابطه (۱۸)}$$

$$VTEC_u^m(n) = \frac{STEC_u^m(n)}{M(\varepsilon_m(n))} \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

در رابطه (۱۴) M تابع تصویر است که با رابطه (۱۵) می‌توان آن را به‌دست آورد:

$$M(\varepsilon_m(n)) = \left[1 - \left(\frac{R \cos \varepsilon_m(n)}{R + h} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad \text{رابطه (۱۵)}$$

در روابط (۱۴) و (۱۵) M تابع تصویر، ε زاویه ارتفاعی ماهواره، R شعاع کره زمین و h ارتفاع مدل تک‌لایه یونوسفری (۴۵۰ کیلومتر) است. بایاس داخل فرکانسی مربوط به ماهواره معمولاً از فایل IONEX محاسبه می‌شود که از محصولات IGS است. بایاس داخل فرکانسی گیرنده در مرحله پیش پردازش مشاهدات ایستگاه برآورد شده است. زاویه ارتفاعی نیز با استفاده از فاصله هندسی ماهواره و گیرنده و با داده‌های افمریز ماهواره محاسبه می‌شود.

۴- روش‌شناسی

در این بخش تئوری مدل‌های ANN و GRU ارائه شده و مزایا و معایب آن مورد بحث قرار گرفته است. همچنین در ادامه این قسمت ارزیابی نتایج مدل‌ها توضیح داده شده است.

۴-۱- شبکه عصبی بازگشتی دروازه‌ای

شبکه عصبی بازگشتی معروف‌ترین مدل برای آموزش داده‌های متوالی است. شبکه عصبی بازگشتی گسترش یافته شبکه عصبی پیشخور است. برخلاف شبکه عصبی پیشخور، شبکه عصبی بازگشتی دارای اتصالات چرخ‌هایی است که آن‌ها را برای مدل‌سازی متوالی قدرتمند می‌سازد. این شبکه‌ها شامل یک حلقه بازگشتی هستند که موجب می‌شوند اطلاعاتی که از لحظات قبلی به دست آمده، از بین نروند و در شبکه باقی بمانند. شبکه‌های عصبی بازگشتی به این علت بازگشتی نامیده می‌شوند که خروجی هر لایه به محاسبات لایه‌های ماقبل آن وابسته است. در واقع، این شبکه‌ها دارای حافظه هستند که اطلاعات مربوط به داده‌های دیده شده را ذخیره می‌کنند. شبکه عصبی بازگشتی

1- Recurrent Neural Networks

2- Long-Short Term Memory

جدول ۱: مقایسه مابین ویژگی‌های دو مدل LSTM و GRU

معیار ارزیابی	مدل LSTM	مدل GRU
حافظه کنترل شده	مقدار حافظه عرضه شده توسط واحدهای دیگر شبکه به وسیله دروازه خروجی کنترل می‌شود	کل حافظه در شبکه عرضه می‌شود
محاسبه حافظه جدید	هیچ کنترل جداگانه‌ای برای میزان جریان اطلاعات از مرحله زمان قبلی وجود ندارد	جریان اطلاعات را از فعال‌سازی قبلی کنترل می‌کند
پیچیدگی نسبت به عملکرد	با یک دروازه اضافی پیچیدگی بالاتری دارد	پارامترهای کمتری دارد و بنابراین سریع‌تر آموزش داده می‌شود
تعداد دروازه	دارای سه دروازه ورودی، خروجی و فراموشی است	دارای دو دروازه به‌روزرسانی و بازنشانی است

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 (۲۰) است (Haykin, 1994):

$$y = f\left(\sum_{j=1}^q W_j f\left(\sum_{l=1}^N w_{j,l} x_l + w_{j,0}\right) + W_0\right) \quad \text{رابطه (۲۰)}$$

در رابطه (۲۰) وزن مابین زامین نوروں لایه پنهان و خروجی، $w_{j,l}$ وزن مابین لامین نوروں ورودی و زامین نوروں پنهان، x_l بیانگر لامین پارامتر ورودی، $w_{j,0}$ بایاس مربوط به نوروں‌های مابین لایه‌های ورودی و پنهان و W_0 بایاس مربوط به نوروں‌های 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 (رابطه ۲۱) تعریف می‌شود.

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad \text{رابطه (۲۱)}$$

که در رابطه (۲۱) z اطلاعات ورودی نوروں و $f(z) \in [0,1]$ هستند. برای آموزش شبکه عصبی، الگوریتم‌های آموزش متفاوتی وجود دارد. در این مقاله، از الگوریتم آموزش

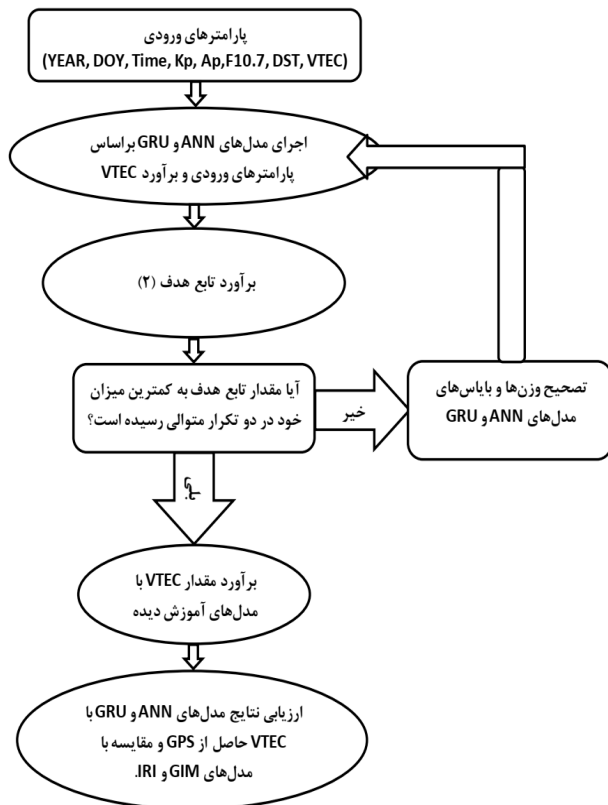
$$z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1} + b_z) \quad \text{رابطه (۱۹)}$$

در روابط ۱۶ تا ۱۹، h_{t-1} آخرین حالت و x_t ورودی است، W و U ماتریس‌های وزن برای اتصالات دروازه هستند، b بردار بایاس است که در حین آموزش مدل مقداردهی می‌شود. ورودی مدل به صورت دنباله $x = (x_1, x_2, \dots, x_t)$ بیان می‌شود، بنابراین x_t بردار ورودی و h_t بردار خروجی مربوط به زمان t است که طبق رابطه (۱۶) محاسبه می‌شود. همچنین z_t بردار دروازه به‌روزرسان و r_t بردار دروازه بازنشانی است. هر کدام از بردارهای z و r یک بردار نرمال شده هستند که مقادیر آن‌ها بین صفر و یک است، صفر یعنی هیچ مقداری عبور نمی‌کند و یک یعنی کل مقدار را عبور می‌دهد. دروازه به‌روزرسان، کنترل می‌کند که چه میزان از حالت گذشته، مهم هستند. واحدهایی با وابستگی‌های کوتاه مدت با دروازه بازنشانی فعال خواهند شد و واحدهایی با وابستگی‌های بلند مدت با دروازه به‌روزرسان فعال خواهند شد. کل فرآیندی که در یک مرحله زمانی در یک سلول انجام می‌شود، محاسبه جمع کردن حالت موجود و همچنین محاسبه حالت به‌روزرسانی است. مدل GRU در هر محاسبه یک بار تمام حالت‌ها را به روز می‌کند زیرا نمی‌تواند طیف وسیعی از به‌روزرسانی‌ها را در هر حالت کنترل کند.

۴-۲- شبکه عصبی مصنوعی

در این مقاله برای مدلسازی TEC یونسفر از یک

همبستگی بیانگر همبستگی موجود در دو متغیر مورد مقایسه است. به عبارت دیگر این شاخص تغییرات دو متغیر را نسبت به هم بیان می‌کند. مقدار این ضریب در بازه [۰, ۱] است. اگر ضریب همبستگی دو متغیر به یک نزدیکتر باشد نشان‌دهنده همبستگی بالای آن‌ها است. ضریب همبستگی صفر نشان‌دهنده عدم وجود همبستگی مابین دو متغیر است. نگاره (۳) فلوجارت چگونگی استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین ANN و GRU برای مدل‌سازی مکانی-زمانی یونوسفر را نمایش می‌دهد.



نگاره ۳: نمودار چگونگی استفاده از مدل‌های ANN و GRU برای مدل‌سازی مکانی-زمانی TEC یونوسفر و ارزیابی نتایج آن

۵- نتایج عددی

در این بخش، نتایج عددی و تحلیل‌های آماری انجام شده برای ارزیابی دقت مدل‌ها در مراحل آموزش و آزمون ارائه شده است. همچنین تفسیرهای لازم در مورد دقت

پس‌انتشار خطا (BP) استفاده می‌شود (Mars et al., 1996). 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، براساس 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.

۴-۳- شاخص‌های آماری برای ارزیابی نتایج

ارزیابی نتایج مدل‌های ANN، GRU، GIM و IRI2016 در پیش‌بینی مکانی-زمانی یونوسفر با استفاده از مقادیر TEC حاصل از GPS به‌عنوان مشاهده مرجع انجام می‌گیرد. پارامترهای آماری خطای نسبی، ضریب همبستگی و همچنین RMSE برای بررسی دقت و صحت مدل‌ها استفاده می‌شوند. این پارامترها با روابط (۲۲) الی (۲۴) محاسبه می‌شوند.

$$Re. (\%) = \frac{|VTEC_{model} - VTEC_{GPS}|}{VTEC_{GPS}} \times 100 \quad (22)$$

$$R = \frac{\sum_{m=1}^M (VTEC_{model}^m - \overline{VTEC}_m) \times (VTEC_{GPS}^m - \overline{VTEC}_{GPS}^m)}{\sqrt{\sum_{m=1}^M (VTEC_{model}^m - \overline{VTEC}_m)^2} \times \sqrt{\sum_{m=1}^M (VTEC_{GPS}^m - \overline{VTEC}_{GPS}^m)^2}}$$

رابطه (۲۳)

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

رابطه (۲۴)

در روابط ۲۲ تا ۲۴، $VTEC_{GPS}$ بیانگر مقدار حاصل از مشاهدات GPS (مشاهده مرجع) و $VTEC_{model}$ نشان‌دهنده مقدار حاصل از مدل‌های ANN، GRU، GIM و IRI2016 هستند. کمینه مقادیر خطای نسبی و RMSE صفر است. هر چقدر مقادیر این دو پارامتر به صفر نزدیکتر باشند، نشان‌دهنده دقت بالاتر مدل مورد نظر است. ضریب

بر اساس محاسبات مختلف، ساختار بهینه مدل ANN، ۱-۱۱-۸ انتخاب شده است. در این ساختار ۸ تعداد ورودی‌ها و ۱ نشان‌دهنده تعداد خروجی‌ها (VTEC) است. عدد میانی در مدل ANN، تعداد نورون‌های لایه پنهان را نشان می‌دهد. در این ساختار مدل کمترین مقدار RMSE و بالاترین مقدار ضریب همبستگی را داشته است. با توجه به جدول (۲)، نتایج مدل GRU در هر سه پارامتر بهتر از مدل ANN است. در این مدل داده‌های آموزشی بر اساس دروازه به‌روزرسان و دروازه بازنشانی تنظیم می‌شوند. اما در مدل ANN وزن اولیه کاملاً تصادفی معرفی شده و خوشه‌بندی در حین آموزش و الگوریتم تکرار انجام می‌گیرد. در نتیجه مدل GRU دقت بالاتر و زمان همگرایی کمتری نسبت به مدل ANN دارد.

۵-۲- ارزیابی خطای مدل‌های ANN، GRU، GIM و IRI2016 در مرحله آزمون

پس از آموزش دو مدل ANN و GRU و انتخاب ساختار بهینه، می‌توان از این مدل‌ها برای تخمین VTEC استفاده کرد. در این مرحله با مدل‌های آموزش دیده، مقدار VTEC در ایستگاه‌های کنترل داخلی برآورد و با مقدار VTEC به‌دست آمده از GPS مقایسه می‌شود. لازم به ذکر است که دو ایستگاه کنترل داخلی به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که دقت مدل‌ها در شرایط ایستگاه‌های آموزشی زیاد و کم مورد ارزیابی قرار گیرد. به عبارت دیگر، ایستگاه کنترل TABZ توسط ایستگاه‌های آموزشی احاطه شده است، اما ایستگاه KLBR از ایستگاه‌های آموزشی دورتر است. همچنین از مشاهدات ایستگاه‌های کنترل داخلی در مرحله آموزش استفاده نمی‌شود. نگاره (۴) مقادیر RMSE، ضریب همبستگی و خطای نسبی مدل‌های ANN، GRU، GIM و IRI2016 را در دو ایستگاه کنترل داخلی نشان می‌دهد.

مدل‌ها و نوع کارایی آن‌ها در مدلسازی مکانی-زمانی یونسفر بیان شده است.

۵-۱- ارزیابی خطای مدل‌های ANN و GRU در مرحله آموزش

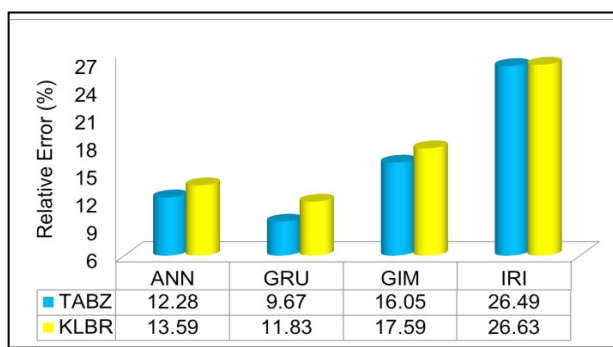
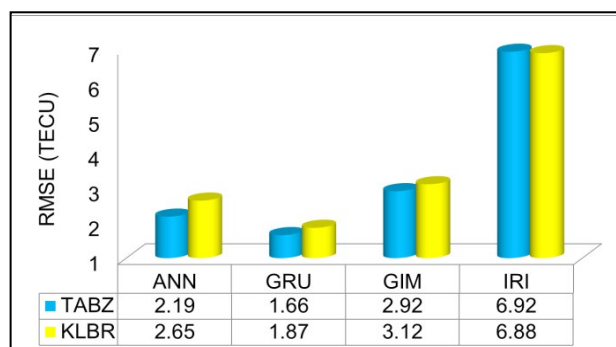
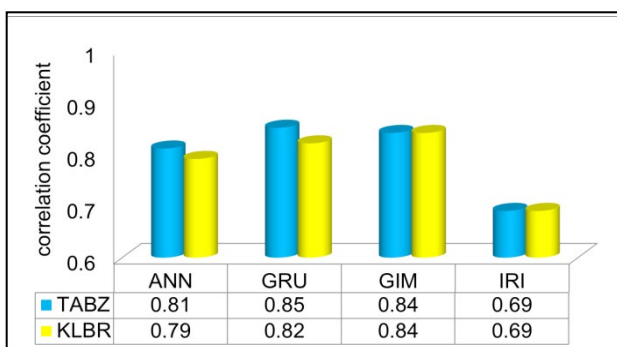
در مرحله آموزش ساختار بهینه مدل‌ها مشخص می‌شود. ساختاری بهینه است که در آن خطای مدل حداقل بوده و ضریب همبستگی بین خروجی مدل و خروجی واقعی، بالاترین مقدار را دارد. همچنین در هر دو مدل زمان همگرایی به جواب بهینه اندازه‌گیری می‌شود. اگر زمان همگرایی مدل به جواب بهینه کم باشد، مدل از سرعت محاسباتی بالاتری برخوردار است. بنابراین، سه پارامتر RMSE، ضریب همبستگی و زمان همگرایی برای دو مدل در مرحله آموزش مقایسه می‌شوند. برای هر دو مدل ANN و GRU بردار ورودی شامل طول و عرض جغرافیایی ایستگاه GPS، روز از سال (DOY)، زمان به وقت جهانی (UT)، AP، KP، DST و F10.7 است. مقدار VTEC مربوط به بردار ورودی نیز به‌عنوان خروجی مدل‌ها در نظر گرفته می‌شود. پایگاه داده آموزش مدل‌ها شامل ۱۱۲۳۲ (۳۶×۲۴×۱۳) بردار ورودی و خروجی است. جدول (۲) مقادیر RMSE، ضریب همبستگی و زمان همگرایی را در مرحله آموزش مدل‌های ANN و GRU نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که در این مقایسه VTEC به‌دست آمده از GPS به‌عنوان مشاهده مرجع در نظر گرفته شده است. همچنین محاسبات هر دو مدل بر روی کامپیوتری با سخت‌افزار و نرم‌افزار یکسان انجام گرفته است.

جدول ۲: خطای TECU (RMSE)، ضریب همبستگی و

زمان همگرایی به جواب بهینه (برحسب ثانیه) برای مرحله

آموزش دو مدل ANN و GRU

RMSE (TECU)	ضریب همبستگی مرحله آموزش	زمان همگرایی به جواب بهینه (ثانیه)	
۰/۹۴	۰/۹۶	۸۷	GRU
۱/۱۲	۰/۹۴	۹۶	ANN

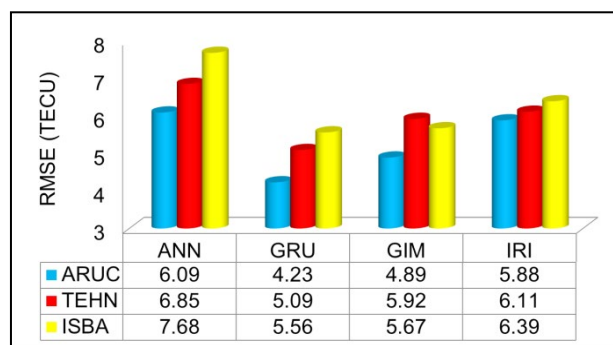
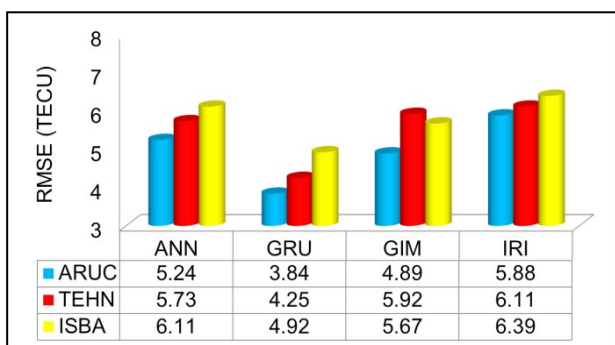


نگاره ۴: مقایسه میانگین خطای RMSE (TECU)، ضریب همبستگی و خطای نسبی (%) در ایستگاه‌های کنترل داخلی TABZ و KLBR برای مدل‌های ANN، GRU، GIM و IRI2016 در مرحله تست

عدم وجود ایستگاه‌های یونوسوند و ISR در ایران، دقت مدل IRI پایین است. نکته مهم دیگر در نگاره (۴) این است که ضریب همبستگی مدل GIM با GPS عدد بالایی است ($R=0.84$). این نشان می‌دهد که GIM به درستی تغییرات زمانی و مکانی را در VTEC تشخیص می‌دهد، اما دقت مدل‌سازی محلی آن پایین است.

برای تجزیه و تحلیل دقیق‌تر مدل‌های ANN و GRU در مقایسه با مدل‌های جهانی و تجربی یونسفر، سه ایستگاه کنترل خارج از محدوده شبکه GPS در نظر گرفته شده است. هر سه ایستگاه از ایستگاه‌های شبکه جهانی IGS هستند. برای تحلیل خطای مدل‌ها دو سناریو در نظر گرفته شده است: آموزش مدل‌های ANN و GRU بدون استفاده از مشاهدات ایستگاه‌های کنترل خارجی و مجدداً آموزش مدل‌ها با استفاده از مشاهدات ایستگاه‌های کنترل خارجی. نگاره (۵) نتایج این دو سناریو را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که میانگین RMSE برای تمام روزها در نگاره

نتایج نگاره (۴) نشان می‌دهد که در هر دو ایستگاه کنترل داخلی، مدل GRU از دقت بالاتری نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار است. همچنین خطای همه مدل‌های بررسی شده در ایستگاه کنترل KLBR بیشتر از ایستگاه کنترل TABZ است. مطابق نگاره (۱)، ایستگاه کنترل TABZ توسط ایستگاه‌های آموزشی احاطه شده است. در نتیجه مشاهدات آموزشی بیشتری برای این ایستگاه در پایگاه داده وجود دارد. خطای مدل‌های GIM و IRI2016 در هر دو ایستگاه کنترل داخلی بیشتر از مدل‌های ANN و GRU است. مدل GIM مدلی مبتنی بر توابع هارمونیک کروی است. ضرایب این مدل با استفاده از مشاهدات ایستگاه‌های شبکه جهانی IGS برآورد می‌شود. بنابراین، این یک مدل یونسفری جهانی است. در ایران به دلیل وجود تنها دو ایستگاه IGS، دقت مدل GIM پایین است. مدل تجربی IRI یک مدل پیش‌بینی یونسفر است. دقت این مدل به دقت مشاهدات ایستگاه‌های یونوسوند و ISR بستگی دارد. به دلیل

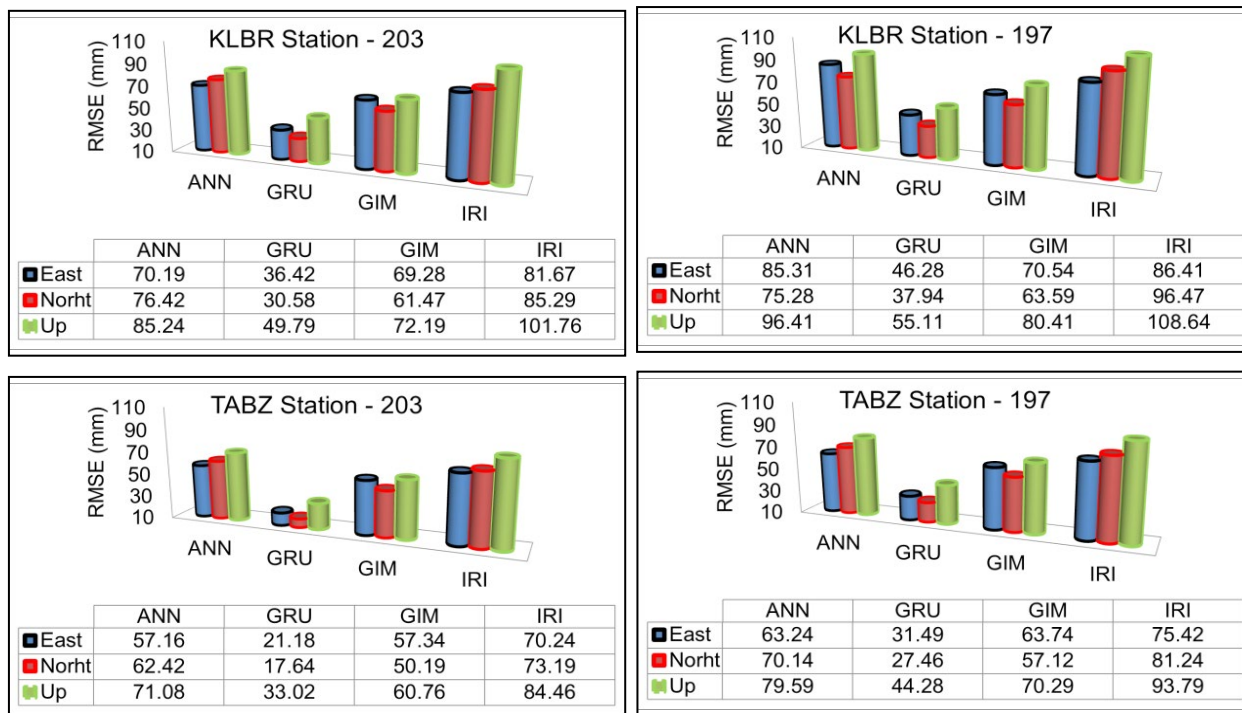


نگاره ۵: مقایسه مقادیر RMSE (TECU) مدل‌های ANN، GRU، GIM و IRI2016 در ایستگاه‌های کنترل خارج از محدوده شبکه مورد مطالعه، بدون در نظر گرفتن مشاهدات ایستگاه‌ها در مرحله آموزش (نگاره چپ) و با در نظر گرفتن مشاهدات ایستگاه‌ها در مرحله آموزش (نگاره راست)

گیرنده‌های تک فرکانسه است. معمولاً در یک گیرنده تک فرکانس، یک مدل یونسفری با دقت بالا برای تعیین موقعیت دقیق مورد نیاز است. برای مشاهدات ۲۴ ساعته در حالت استاتیک، PPP می‌تواند دقت‌های میلی‌متری را برای همه مؤلفه‌های مختصاتی (طول، عرض و ارتفاع) ارائه دهد. در این رویکرد، داده‌های تک فرکانس در حالت PPP پردازش می‌شوند. هدف از استفاده از داده‌های تک فرکانس تنها اعمال مدل‌های یونسفر برای اصلاح تأخیرهای یونسفر است. از آنجایی که تأخیر یونسفری خطای غالب در روش PPP تک فرکانس است، صحت آن می‌تواند به‌عنوان شاخصی برای ارزیابی دقت مطلق مدل‌های یونسفری مورد استفاده قرار گیرد. نگاره (۶) ارزیابی خطای مؤلفه‌های مختصاتی در ایستگاه‌های کنترل داخلی را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که برای ارزیابی دقیق‌تر، روزهای ۱۹۷ و ۲۰۳ که فعالیت‌های خورشیدی و ژئومغناطیسی متفاوتی دارند، نشان داده شده‌اند.

(۵) نشان داده شده است. همچنین GPS-VTEC به‌عنوان مشاهدات مرجع در نظر گرفته شده است. مقایسه نتایج دو مورد در نظر گرفته شده برای ارزیابی ایستگاه‌های کنترل خارجی به وضوح نشان می‌دهد که RMSE هر دو مدل در حالت استفاده از مشاهدات برای مرحله آموزش کمتر از حالت دیگر است. به عبارت دیگر، RMSE زمانی کاهش می‌یابد که از مشاهدات ایستگاه‌های کنترل در مرحله آموزش استفاده شود. در هر دو مورد ارزیابی شده، RMSE مدل GRU در تمام ایستگاه‌های کنترل خارجی کمتر از مدل ANN است. لازم به ذکر است که RMSE مدل‌های GRU و ANN در ایستگاه‌های کنترل خارجی تقریباً سه برابر RMSE این مدل‌ها در ایستگاه‌های کنترل داخلی است. این نشان می‌دهد که دقت مدل‌های یادگیری ماشین در محدوده داخلی شبکه GPS بالا است. با دور شدن از محدوده شبکه، دقت مدل‌ها به شدت کاهش می‌یابد. لازم به ذکر است که دقت مدل GRU در هر سه ایستگاه کنترل خارجی و در هر دو حالت بالاتر از مدل‌های GIM و IRI2016 است. بنابراین، مدل جدید می‌تواند جایگزین مدل‌های جهانی و تجربی با دقت بالا خارج از محدوده شبکه GPS باشد.

یکی از کاربردهای اصلی مدلسازی دقیق VTEC استفاده از آن در تعیین موقعیت نقطه‌ای دقیق^۱ (PPP) با



نگاره ۶: تجزیه و تحلیل میانگین RMSE (mm) برای مؤلفه‌های مختصاتی در ایستگاه‌های کنترل داخلی KLBR (ردیف بالا) و TABZ (ردیف پایین) برای مدل‌های ANN, GRU, GIM و IRI2016 در روزهای ۱۹۷ و ۲۰۳

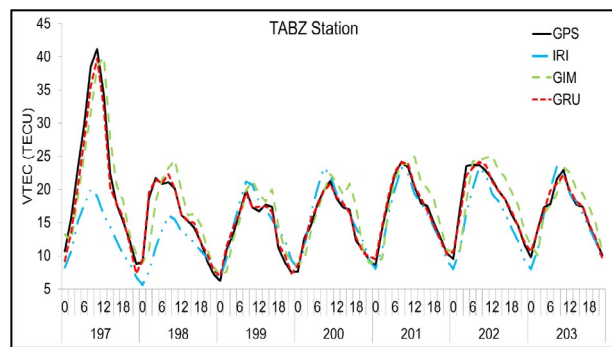
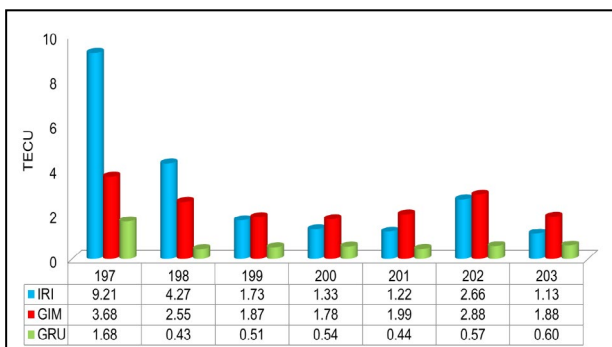
قرار داد. در نتیجه در موقعیت ایستگاه‌های کنترل داخلی و در روزهای ۱۹۷ الی ۲۰۳، مقدار VTEC حاصل از مدل‌های ANN, GRU, GIM و IRI با مقدار VTEC حاصل از GPS به‌عنوان مرجع مقایسه می‌شوند. برای اختصار نتایج سری زمانی و مقادیر اختلاف مابین VTEC حاصل از GPS با سایر مدل‌ها در ایستگاه کنترل داخلی TABZ در نگاره (۷) نمایش داده شده است.

مطابق با سری زمانی ارائه شده در نگاره (۷)، تغییرات VTEC مدل‌سازی شده با مدل GRU به سری زمانی حاصل از GPS بسیار نزدیک است. حتی در روز ۱۹۷ که فعالیت خورشیدی و ژئومغناطیسی بالا است، تفاوت مابین VTEC حاصل از مدل GRU با GPS در حدود $1/68$ TECU شده است. در صورتی‌که برای مدل‌های GIM و IRI تفاوت در حدود $3/68$ و $9/21$ TECU شده است. در سایر روزهای مورد بررسی در نگاره (۷)، مجدداً خطای مدل GRU کمتر از مدل‌های GIM و IRI است. به عبارت دیگر، مدل جدید

دقت تعیین موقعیت با مدل‌های ANN, GRU, GIM و IRI2016 در ایستگاه کنترل TABZ بالاتر از KLBR است. این نتیجه با نتایج نگاره (۳) مطابقت دارد. همچنین ارزیابی RMSE مؤلفه‌های مختصاتی ایستگاه‌های کنترل TABZ و KLBR نشان می‌دهد که در هر دو ایستگاه، مدل GRU دارای RMSE کمتری نسبت به مدل‌های دیگر است. مقایسه نتایج دو ایستگاه کنترل داخلی نشان‌دهنده بهبود ۷ تا ۴۵ میلی‌متری خطای تعیین موقعیت با استفاده از مدل GRU نسبت به مدل‌های دیگر است. نکته مهم دیگر این است که RMSE همه مدل‌ها در فعالیت خورشیدی و ژئومغناطیسی بالا، بیشتر از حالت پایین است.

۳-۵- مدل‌سازی VTEC با مدل GRU

پس از مراحل آموزش و آزمون مدل‌های ANN و GRU حال می‌توان با استفاده از مدل‌های آموزش‌دیده، تغییرات سری زمانی VTEC را در محدوده شبکه GPS مورد بررسی



نگاره ۷: سری زمانی تغییرات VTEC (TECU) حاصل از مدل‌های GRU، GIM و IRI در مقایسه با VTEC حاصل از GPS در روزهای ۱۹۷ الی ۲۰۳ در ایستگاه کنترل داخلی TABZ (نگاره راست)، تفاضل VTEC حاصل از مدل‌های GRU، GIM و IRI از VTEC حاصل از GPS به‌عنوان مرجع در روزهای ۱۹۷ الی ۲۰۳ (نگاره چپ)

در نگاره ۸). نتایج نگاره (۸) نشان می‌دهد که VTEC دارای تغییرات زمانی-مکانی است و مدل GRU این تغییرات را می‌تواند با دقت بالایی مدلسازی کرده و نشان دهد.

۵-۴- بحث

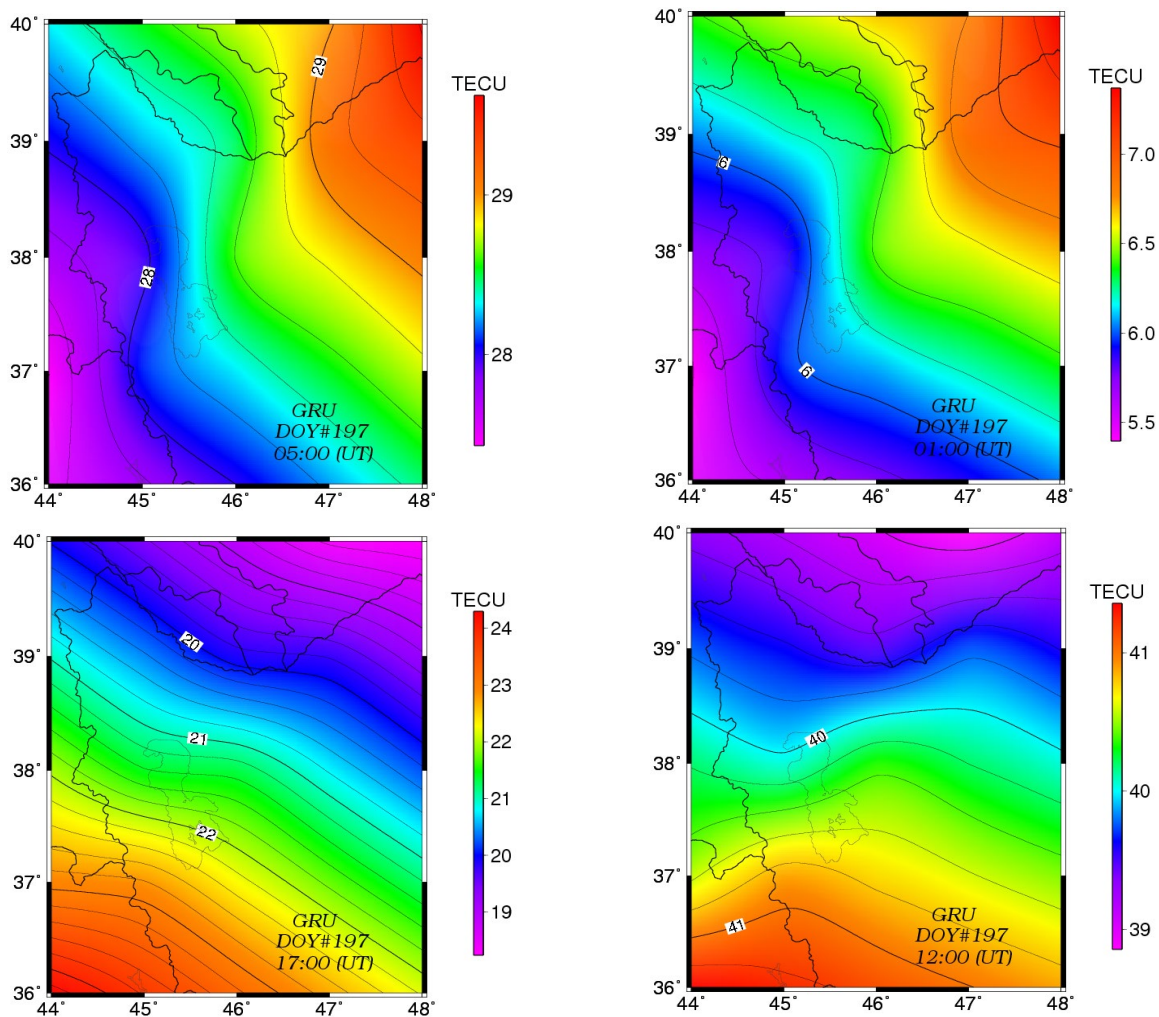
در دو دهه اخیر مدلسازی تغییرات زمانی - مکانی TEC یونسفر با انواع مختلف مدل‌های یادگیری ماشین انجام گرفته است.

مدل‌های ANN، ANFIS، WNN، GRNN، SVR و LS-SVR به کرات در تحقیقات مختلف و با انواع مشاهدات در دوره فعالیت‌های آرام و شدید خورشیدی و ژئومغناطیسی مورد ارزیابی قرار گرفته و دقت‌های مختلفی ارائه شده است. در میان مطالعات انجام گرفته، بالاترین دقت برای مدل GRNN بوده که در دوره فعالیت‌های شدید خورشیدی و ژئومغناطیسی دارای ۱/۱۰ TECU خطا بوده است (غفاری رزین و همکاران، ۲۰۲۳). یکی از ویژگی‌های مدل GRNN این است که این مدل با داده‌های ورودی خیلی زیاد، توانایی ارائه دقت‌های بالا را دارد. در صورتی که تعداد داده‌های ورودی برای آموزش کم باشد، این مدل دقت‌های بالایی را ارائه نمی‌دهد. برای غلبه بر این محدودیت در مقاله حاضر مدل GRU مورد بررسی قرار گرفت. این مدل با تعداد داده‌های آموزشی کم نیز قادر به ارائه دقت‌های بالایی است. همچنین

ارائه شده در این مقاله توانایی مدلسازی سری زمانی VTEC را با دقت بالا در روزهای با فعالیت بالا و پایین خورشیدی و ژئومغناطیسی دارا است.

برای بررسی تغییرات زمانی-مکانی VTEC در محدوده شبکه GPS مورد مطالعه، نگاره (۸) ترسیم شده است. در این نگاره، مقادیر پارامترهای ورودی به مدل GRU معرفی شده و سپس در محدوده شبکه، مقدار VTEC در زمان‌های مختلف برآورد شده است. برای اختصار چهار زمان ۱، ۵، ۱۲ و ۱۷ برای روز ۱۹۷ که فعالیت خورشیدی و ژئومغناطیسی بالا است، در نگاره (۸) نمایش داده شده است. همچنین برای نشان دادن تغییرات VTEC، نگاره‌ها با نوار رنگی یکسان ترسیم نشده‌اند.

در هر چهار نگاره ترسیم شده برای روز ۱۹۷ با استفاده از مدل GRU، تغییرات مکانی VTEC کاملاً واضح و مشهود است. حرکت منحنی میزان‌ها در داخل نگاره‌ها، نشان‌دهنده چگونگی تغییرات VTEC است. همچنین، مقایسه مقدار VTEC در چهار زمان مورد بررسی نشان می‌دهد که پیک مقدار VTEC در زمان ۱۲ به وقت جهانی افتاده است. به عبارت دیگر در زمان ظهر که تابش خورشیدی در این منطقه بیشتر بوده، یونیزاسیون بیشتر شده و مقدار VTEC افزایش داشته است. در زمان شب که تابش خورشیدی کم است، مقدار VTEC کاهش داشته است (زمان‌های ۱ و ۵



نگاره ۸: تغییرات زمانی-مکانی VTEC مدل‌سازی شده با مدل GRU در محدوده شبکه GPS مورد مطالعه در زمان‌های ۱، ۵، ۱۲ و ۱۷ به وقت جهانی

مکانی مقدار محتوای الکترون کلی یونوسفر مورد استفاده قرار گرفت. در این مدل بر خلاف مدل‌های استاندارد شبکه عصبی مشکل محوشدگی گرادیان وجود نداشته و در نتیجه سرعت محاسبات و دقت مدل افزایش داشته است. برای ارزیابی مدل جدید ارائه شده در این مقاله، از مشاهدات ۱۵ ایستگاه GPS در منطقه شمال غرب ایران در بازه زمانی روزهای ۱۹۳ تا ۲۲۸ در سال ۱۳۹۱ استفاده شد. دلیل استفاده از این بازه زمانی، در دسترس بودن مجموعه کاملی از مشاهدات ایستگاه‌های GPS به همراه ایستگاه‌های شبکه جهانی IGS بود. در مرحله اول با استفاده از الگوریتم

به دلیل ساختار مدل GRU، سرعت محاسبات در این مدل نسبت به مدل‌های دیگر یادگیری ماشین بالاتر است. البته بایستی اشاره شود که به دلیل تفاوت در مشاهدات مورد استفاده در آنالیز مدل‌های مورد اشاره در بالا، اظهار نظر در مورد برتری یا ضعف یک مدل در مقایسه با سایر مدل‌ها نیازمند بررسی و ارزیابی‌های بیشتری است.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله مدل شبکه عصبی بازگشتی دروازه‌ای (GRU) برای اولین بار در ایران برای مدل‌سازی زمانی-

که سری زمانی حاصل از مدل GRU تغییرات موجود در VTEC را در هر دو حالت شرایط بالا و پایین خورشیدی و ژئومغناطیسی، به درستی و با دقت بالایی مدل‌سازی می‌کند. نتایج این مقاله نشان داد که مدل GRU توانایی برآورد تغییرات زمانی-مکانی VTEC را با دقت بسیار بالایی داشته و می‌تواند جایگزین مدل‌های جهانی و تجربی در منطقه مورد مطالعه این تحقیق باشد.

تشکر و سپاسگزاری

نویسندگان مقاله از داوران محترم به دلیل ارائه نکات بسیار ارزنده و علمی تشکر و قدردانی می‌کنند. همچنین، از سازمان نقشه‌برداری کشور (NCC) به دلیل در اختیار قرار دادن مشاهدات ایستگاه‌های شبکه محلی آذربایجان در روزهای مورد درخواست، تشکر و قدردانی می‌شود.

تعارض منافع

در این پژوهش، حامی مالی و تعارض منافع وجود ندارد.

References

- 1- Ansari, K., Kumar Panda, S., Corumluoglu, O., 2018, Mathematical modeling of ionospheric TEC from Turkish permanent GNSS Network (TPGN) observables during 2009–2017 and predictability of NeQuick and Kriging models. *Astrophys Space Sci* 363:42.
- 2- Bilitza, D., Reinisch, B. W., 2008, International reference ionosphere 2007: Improvements and new parameters. *Advances in space research*, 42(4), 599-609.
- 3- Cander, R., 1998, Artificial neural network applications in ionospheric studies, *Annali di Geofisica*, Vol.5-6.
- 4- Ciruolo, L., Azpilicueta, F., Brunini, C., Meza, A. and Radicella, S.M., 2007, Calibration errors on experimental slant total electron content (TEC) determined with GPS. *Journal of Geodesy*, 81(2), pp.111-120.
- 5- Etemadfar, H., Hossainali, M. M., 2017, Vector ionosphere modeling by vector spherical Slepian base functions. *GPS solutions*, 21-684-675.
- 6- Feizi, R., Voosoghi, B., Ghaffari Razin, M. R., 2020,

ریاضی، مقدار VTEC در بازه‌های زمانی یک‌ساعته محاسبه شد. برای هر مقدار VTEC محاسبه شده، هشت پارامتر طول و عرض جغرافیایی ایستگاه GPS، روز از سال (DOY)، زمان (به وقت جهانی)، شاخص‌های ژئومغناطیسی AP، KP و DST و شاخص فعالیت خورشیدی (F10.7) به‌عنوان ورودی‌های مدل GRU در نظر گرفته شدند. مدل جدید با استفاده از ورودی و خروجی‌های متناظر آموزش داده شده و سپس در ایستگاه‌های کنترل داخلی (TABZ و KLBR) و خارجی (خارج از محدوده شبکه GPS مورد بررسی) مورد ارزیابی قرار گرفت. همچنین نتایج مدل جدید با مدل استاندارد شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، مدل GIM و مدل تجربی IRI2016 مقایسه شد. اثر VTEC مدل‌سازی شده در تعیین موقعیت نقطه‌ای دقیق (PPP) مورد بررسی قرار گرفت.

در مرحله ارزیابی ایستگاه‌های کنترل داخلی، مقدار میانگین RMSE مدل‌های ANN، GRU، GIM و IRI به ترتیب برابر با ۲/۴۲، ۱/۷۶، ۳/۰۲ و ۶/۹۱ TECU به دست آمد. همچنین میانگین خطای نسبی مدل‌ها به ترتیب برابر با ۱۲/۹۳٪، ۱۰/۷۵٪، ۱۶/۸۲٪ و ۲۶/۵۶٪ حاصل شد. در ایستگاه‌های کنترل خارج از محدوده شبکه GPS، دو سناریو مورد بررسی قرار گرفت: استفاده از مشاهدات این ایستگاه‌ها در مرحله آموزش و عدم استفاده از مشاهدات در مرحله آموزش. ارزیابی‌ها نشان داد که در صورت استفاده از مشاهدات ایستگاه‌های کنترل خارجی در مرحله آموزش مدل‌های ANN و GRU، خطای این مدل‌ها کاهش پیدا می‌کند. در هر سه ایستگاه کنترل خارجی، دقت مدل GRU بالاتر از سایر مدل‌ها شد. آنالیز خطای تعیین موقعیت به روش PPP نیز نشان داد که با استفاده از مدل GRU، دقت تعیین موقعیت در حدود ۷ تا ۴۵ میلیمتر بهبود داشته است. پس از ارزیابی دقت مدل جدید ارائه شده در این مقاله در ایستگاه‌های کنترل داخلی و خارجی، سری زمانی VTEC با مدل جدید برآورد شده و با سری زمانی حاصل از سایر مدل‌ها و GPS مقایسه شد. این مقایسه نشان داد

- Klobuchar model driven by auto regressive moving average (SAKARMA) method over Indian region. *IEEE Access* 8, 54535–54553 (2020a). <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2981365>.
- 18- Mars, P., Chen, J., Nambiar, R., Fidler, J., 1996, *Learning Algorithms: Theory and Applications in Signal Processing*: CRC Press, Inc.
- 19- Nava, B., Coisson, P., Radicella, S., 2008, A new version of the NeQuick ionosphere electron density model. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 1862-1856,(15)70.
- 20- Nematipour, P., Raoofian-Naeeni, M., Ghaffari Razin, M.R., 2022, Regional application of C1 finite element interpolation method in modeling of ionosphere total electron content over Europe. *Advances in space research*.
- 21- Ratnam, D.V., Vindhya, G., Dabbakuti, J.K., 2017, Ionospheric forecasting model using fuzzy logic-based gradient descent method. *Geod. Geodyn.* 8, 305–310.
- 22- Saito, A., Teraishi, S., Ueno, G., Fujita, N., Tsugawa, T., 2007, GPS ionospheric tomography over Japan with constrained least squares method, *Eos Trans. AGU*, 88(52), Fall Meet. Suppl., Abstract SA13A1061.
- 23- 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.
- 24- Seeber, G., 2003, *satellite geodesy: foundations. Methods and applications*, Walter de Gruyter, Berlin and New York, 53.
- 25- Sekido, M., Kondo, T., Kawai, E., Imae, M., 2003, Evaluation of GPS based ionospheric TEC map by comparing with VLBI data. *Radio Sci* 38(4):1069. doi:10.1029/2000RS002620
- 26- Walker, J.K., 1989, Spherical Cap Harmonic Modeling of High Latitude Magnetic Activity and Equivalent Sources with Sparse Observations. *Journal of Atmospheric and Terrestrial Physics*, 51(2):67-80.
- 27- Yao, Y., Tang, J., Kong, J., 2015, new ionosphere tomography algorithm with two-grid virtual observations constraints and three-dimensional velocity profile. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, Regional modeling of the ionosphere using adaptive neuro-fuzzy inference system in Iran. *Advances in Space Research* 65 (2020) 2515–2528.
- 7- Ghaffari Razin, M.R., 2015, Development and analysis of 3D ionosphere modeling using base functions and GPS data over Iran. *Acta Geod Geophys*, 51(1):95-111.
- 8- Ghaffari Razin, M.R., Voosoghi, B., Mohammadzadeh, A., 2015, Efficiency of artificial neural networks in map of total electron content over Iran. *Acta Geod Geophys*, 51(3):541-555.
- 9- Ghaffari Razin, S R., Rastbood, A., Hooshangi, N., 2023, Regional application of generalized regression neural network in ionosphere spatiotemporal modeling and forecasting. *GPS Solutions* (2023) 27:51.
- 10- Habarulema, J.B., McKinnell, L.-A., Opperman, B.D.L., 2009, A recurrent neural network approach to quantitatively studying solar wind effects on TEC derived from GPS; preliminary results, *Ann. Geophys*, 27(11):2111-2125.
- 11- Haykin, S., 1994, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, MacMillan College Publishing Co. New York.
- 12- Inyurt, S., Hasanpour Kashani, M., Sekertekin, A., 2020, Ionospheric TEC forecasting using Gaussian process regression (GPR) and multiple linear regression (MLR) in Turkey. *Astrophys. Space Sci.* 365, 99 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10509-020-03817-2>.
- 13- Kyunghyun, C., Merrienboer, V., DZmitry, B., Fethi B., Holger, S., Yoshua, B., 2014, *Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation*.
- 14- Liao, X., 2000, *Carrier phase based ionosphere recovery over a regional area GPS network*. University of Calgary.
- 15- Liu, Z., Gao, Y., 2003, Ionospheric TEC predictions over a local area GPS reference network. *GPS Solutions* 8(1):23–29.
- 16- Leick, A., Rapoport, L., & Tatarnikov, D., 2015, *GPS satellite surveying*: John Wiley & Sons.
- 17- Mallika, I.L., Ratnam, D.V., Raman, S., Sivavaraprasad, G., 2020, A new ionospheric model for single frequency GNSS user applications using

53(5):2373 – 2383.

28- Yao, Y., Chen, P., Zhang, S., Chen, J., 2013, A new ionospheric tomography model combining pixel-based and function-based models. *Advances in Space Research*, 52(4):614-621.

29- Yin, P., Mitchell, C.N., Spencer, P.S.J., Foster, J.C., 2004, Ionospheric electron concentration imaging using GPS over the USA during the storm of July 2000. *Geophysical Research Letters*, 31, L12806.

COPYRIGHTS

©2025 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 4.0 International \(CC BY-ND 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nd/4.0/)



