

P-ISSN: 2008-4560 E-ISSN: 2423-4516

**Original Research Paper** 

#### Journal of Space Science and Technology

Vol. 17, No. 1, pp. 21-36, 2024 https://doi.org/10.22034/jsst.2024.1454 Journal Homepage: https://jsst.ias.ir



ACCESS

Archive of SID.ir

### **Efficiency of the Least Squares Support Vector Regression in Local** Modeling of the Ionosphere Total Electron Content and Comparison with other Models

#### Tania Mansour Fallah<sup>1</sup>, Behzad Voosoghi<sup>2</sup>, and Seyyed Reza Ghaffari-Razin<sup>3</sup>\*

1. M. Sc. Student, Faculty of Geodesy & Geomatics Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

2. Professor, Faculty of Geodesy & Geomatics Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

3. Assistant Professor, Department of Surveying Engineering, Arak University of Technology, Arak, Iran

#### **ARTICLE INFO**

#### Article History:

Received 15 July 2023 Revised 19 September 2023 Accepted 19 September 2023 Available Online 10 December 2023

#### Keywords:

Ionosphere TEC GPS Northwest of Iran Machine Learning LS-SVR

#### ABSTRACT

In this paper, we aim to employ the least squares support vector regression (LS-SVR) for the spatio-temporal modeling of the ionospheric total electron content (TEC). This model utilizes simple linear equations to solve the system of equations, thereby reducing the computational complexity and enhancing both the speed of convergence and the accuracy of the results. We utilized observations from 15 GPS stations in north-western Iran from day 193 to day 228 in 2012. The results of the LS-SVR model were compared with those of support vector regression (SVR), artificial neural networks (ANN), adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), Kriging model, global ionospheric maps (GIM), and the International Reference Ionosphere 2016 (IRI2016) as well as TEC values obtained from GPS. The accuracy of all models was evaluated and interpreted at interior and exterior control stations. The analyses indicate that the average root mean square error (RMSE) for the ANN, ANFIS, SVR, LS-SVR, Kriging, GIM, and IRI2016 models at two interior control stations are 3.91, 2.73, 1.27, 1.04, 2.70, 3.02, and 6.93 TECU, respectively. Furthermore, the average relative errors of these models at the same control stations were calculated as 15.98%, 9.39%, 7.85%, 6.09%, 11.60%, 12.54%, and 26.56%, respectively. Analysis of the precise point positioning (PPP) method demonstrated an improvement of 50 mm in the coordinate components using the LS-SVR model. The results of this study demonstrate that the LS-SVR model can serve as a viable alternative to global and empirical models of the ionosphere in the studied area. The LS-SVR model provides a high-precision local ionosphere model.

\*Corresponding Author's E-mail: mr.ghafari@arakut.ac.ir

#### How to Cite this Article:

T. Mansorfalah, B. Voosoghi, and S. R. Ghaffari-Razin, "Efficiency of the Least Squares Support Vector Regression in Local Modeling of the Ionosphere Total Electron Content and Comparison with other Models," Journal of Space Science and Technology, Vol.17, No. 1, pp. 21-36, 2024, (in Persian), https://doi.org/ 10.22034/jsst.2024.1454.



COPYRIGHTS

© 2024 by the authors. Published by Aerospace Research Institute. This article is an open access article OPEN distributed under the terms and conditions of The Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).



شاپای چاپی: ۴۵۶۰-۲۰۰۸ شاپای الکترونیکی: ۴۵۱۶-۲۴۲۳ علوم و فناوری فضایی

۳۶–۲۱ موره ۱۷، شماره ۱، صفحه ۲۱–۳۶ https://doi.org/10.22034/jsst.2024.1454 Journal Homepage: <u>https://jsst.ias.ir</u>

مقاله پژوهشی

علوم و فناوری فضایی

# ارزیابی کارایی مدل کمترین مربعات رگرسیون بردار پشتیبان در مدلسازی محلی محتوای الکترون کلی یونسفر و مقایسه آن با سایر مدلها

تانیا منصورفلاح 💿، بهزاد وثوقی 💷 و سیدرضا غفاریرزین ۳\* 🐵

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی نقشهبرداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

۲- استاد، دانشکده مهندسی نقشهبرداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

۳- استادیار، گروه مهندسی عمران و نقشهبرداری، دانشگاه صنعتی اراک، اراک، ایران

اطلاعات مقاله	چکیدہ
تاريخچه مقاله:	در این مقاله، هدف استفاده از مدل کمترین مربعات رگرسیون بردار پشتیبان (LS-SVR) جهت مدلسازی
دریافت ۲۴ تیر ۱۴۰۲ بازنگری ۲۸ شهریور ۱۴۰۲ پذیرش ۲۸ شهریور ۱۴۰۲ اولین انتشار ۱۹ آذر ۱۴۰۲	مکانی-زمانی مقدار محتوای الکترون کلی یونسفر (TEC) است. جهت انجام این کار، از مشاهدات ۱۵ ایستگاه GPS موجود در منطقه شمال غرب ایران در بازه زمانی روزهای ۱۹۳ الی ۲۲۸ از سال ۲۰۱۲ استفاده شده است. مقایسه نتایج مدل جدید با مدلهای رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)، مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، مدل استنتاج عصبی-فازی سازگار (ANFIS)، مدل کریجینگ، مدل GIM، مدل تجربی بین الملل مرحد بونسفر SV2 (GIM)، مه محتنین مقادیر TEC جامل از GPS به عنوان مشاهده مرحد
<b>واژدهای کلیدی:</b> یونسفر TEC GPS شمال غرب ایران یادگیری ماشین LS-SVR	انجام می گیرد. دقت همه مدل ها در ایستگاههای کنترل داخلی و خارجی ارزیابی و تفسیر شده است. آنالیزهای انجام گرفته نشان می دهد که میانگین RMSE مدل های RMSI مدل های RMSI ، SVR ، SVR ، SVR ، ANFIS ، ANN مدل های RMSE و GIM و IRI2016 در دو ایستگاه کنترل داخلی به ترتیب برابر با ۳/۹۱، ۲/۷۳ ، ۱/۱۰۴ ، ۲/۷۰، ۲/۷۰ و TECU ۶/۹۳ بوده است. تجزیه و تحلیل روش PPP بهبود ۵۰ میلی متری در مؤلفه های مختصات با استفاده از مدل LS-SVR را نشان می دهد. نتایج این مقاله نشان می دهد که مدل RSV را می توان به عنوان جایگزینی برای مدل های جهانی و تجربی یونسفر در منطقه مورد مطالعه در نظر گرفت. مدل LS-SVR یک

\* پست الكترونيكى نويسنده مسئول: mr.ghafari@arakut.ac.ir

T. Mansorfalah, B. Voosoghi, and S. R. Ghaffari-Razin, "Efficiency of the Least Squares Support Vector Regression in Local Modeling of the Ionosphere Total Electron Content and Comparison with other Models," *Journal of Space Science and Technology*, Vol.17, No. 1, pp. 21-36, 2024, (in Persian), <u>https://doi.org/10.22034/jsst.2024.1454</u>.



© 2024 by the authors. Published by Aerospace Research Institute. This article is an open access article open access article distributed under the terms and conditions of The Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).

How to Cite this Article:

علوم و فناوری فضایی / ۲۲ ( ۲۲ سال ۱۴۰۳، دورهٔ ۱۷، شمارهٔ ۱

تاکنون تلاشهای بسیار زیادی جهت درونیابی و یا برونیابی TEC در مناطقی که مشاهده کافی و یا مناسب موجود نیست، صورت گرفته است. بهطور مثال مي توان به روش هاي كريجينگ [۱]، چندجملهاي، هارمونیکهای کروی [۲]، هامونیکهای کلاه کروی [۳]، درون یابی به کمک توابع اسپیلاین و موجک [۴]، مدل سازی با توابع اسلپین [۵–۷]، توابع  ${
m C}^1$  اتورگرسیون و اتوکوواریانس [۸]، درونیابی با روش المانهای محدود [۹] اشاره کرد. از این روش ها به کرات جهت تهیه و مدل سازی منطقهای و جهانی مقدار TEC استفاده شده است. در سالیان اخیر مدل سازی و پیش بینی کمیت TEC توسط محققان و با روش هایی که دارای سرعت محاسباتی و دقت بالایی باشند موردتوجه قرار گرفته است. یکی از شاخههایی که توانسته در زمینه تخمین و مدلسازی قابلیتهای خوبی از خود نشان دهد روشهای یادگیری ماشین<sup>۶</sup> (ML) هستند. یادگیری ماشین شامل سیستم استنتاج فازی (FIS)، شبکههای عصبی مصنوعی (ANN)، الگوریتم ژنتیک (GA)، ماشین های بردار پشتیبان (SVMs) و ارتباطات تکاملی (EC) است [۱۰]. از سال ۱۹۹۳، با پیشرفت فناوری رایانه، بسیاری از الگوریتمهای جدید و ترکیبی، مانند سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی (ANFIS) در ML توسعه یافتهاند. در دهههای اخیر از روشهای یادگیری ماشین در مدلسازی یونسفر و تروپوسفر فراوان استفاده شده و نتايج قابل قبولي ارائه شده است [۱۱– ۲۰].

مدل های نهایی GIM معمولاً تا ۱۴ روز پس از جمع آوری داده ایستگاههای دائمی IGS در سراسر جهان در اختیار کاربران قرار داده می شود تا برای تعیین موقعیت مورد استفاده قرار گیرند. این تأخیر زمانی برای کاربردهای آنی تعیین موقعیت با استفاده از GPS مناسب نیست. از طرف دیگر مدل های پیش بینی GIM نیز اخیراً گسترش یافتهاند، اما دقت این مدلها به اندازه مدلهای نهایی نمی باشد. از آنجایی که از ایستگاههای با پوشش جهانی در تهیه این مدلها استفاده می شود، نمی توان انتظار داشت که تغییرات با فرکانس بالای زمانی که میتواند دارای الگوی متفاوتی در مکانهای مختلف باشد، در این مدلها بازتاب داده شود. مدل تجربی یونسفری IRI از سوی دیگر، دارای دقت مناسبی در پیشبینی یونسفر نیست و نمی توان برای کاربردهای دقیق آنی از آن استفاده کرد. با توجه به اینکه تغییرات زمانی-مکانی یونسفر بسیار نامنظم است، میبایست از یک روش جدید با دقت و صحت بالاتر برای بازیابی این تغییرات استفاده نمود. ماشین بردار پشتیبان<sup>۷</sup> (SVM) یک نوع سیستم یادگیری نظارتشده است که برای مسائل طبقهبندی به کار می ود به طوری که کمترین خطا در طبقهبندی دادهها رخ دهد. این روش بر مبنای تئوری یادگیری آماری استوار است که از اصل کمینهسازی خطای ساختاری بهره ارزیابی کارایی مدل کمترین مربعات رگرسیون بردار پشتیبان در مدلسازی محلی ......

#### علائم و اختصارات

GPS	سامانه تعيين موقعيت جهاني
TEC	محتواي الكتروني كلي
ML	روشهای یادگیری ماشین
GIM	مدل يونسفر جهانى
IRI	يونسفر مرجع جهاني

#### مقدمه

لایه یونسفر<sup>۱</sup> قسمتی از جو زمین است که تحت تأثیر تشعشعات پرانرژی خورشیدی قرار گرفته و مواد گازی شکل موجود در آن طی فرآیند یونیزاسیون به مجموعهای از یونهای مثبت و الکترونهای آزاد تبدیل شده است. به مواد شکل گرفته در این مجموعه، پلاسما گفته میشود. محدوده ارتفاعی پوشش داده شده توسط لایه یونسفر متغیر است اما معمولاً از ارتفاع محدوده ارتفاعی بستر بسیاری از فعالیتهای ارتباطی و هوافضا بوده و محدوده ارتفاعی بستر بسیاری از فعالیتهای ارتباطی و هوافضا بوده و تأثیرگذار است. تأثیر محتوای الکترونی لایه یونسفر بر سیگنالهای سامانه توشی مؤثر و کارآمد در تعیین زمانی–مکانی محتوای الکترونی کلی<sup>۳</sup> روشی مؤثر و کارآمد در تعیین زمانی–مکانی محتوای الکترونی کلی<sup>۳</sup> روشی مؤثر و کارآمد در تعیین زمانی–مکانی محتوای الکترونی کلی<sup>۳</sup> روشی مؤثر و کارآمد در تعیین زمانی–مکانی محتوای الکترونی کلی<sup>۳</sup> یونسفر ۴ (TED) به مواره است. با توجه به یونسه می آید، جهت تعیین مقدار TEC در راستای خط دید گیرنده و ماهواره بهدست می آید، جهت تعیین مقدار TEC در تمامی نقاط لازم است که از یک روش مدل سازی ریاضی استفاده شود.

توسعه مدلهای قابل اعتماد برای بر آورد و پیش بینی تغییرات چگلی الکترونی در لایه یونسفر هنوز به عنوان یک چالش جدی برای ژئودزینها و دانشمندان علوم فضایی مطرح است. این امر تا حدی به دلیل رفتار غیر خطی پارامترهای فیزیکی و ژئوفیزیکی مؤثر در تغییرات چگالی الکترونی و همچنین وجود مشکل در اندازه گیری دقیق برخی از این پارامترها می باشد. علاوه بر این، تغییرات این پارامترها در حوزه زمان نیز پیچیدگی مسئله مدل سازی یونسفر را بیشتر می کند. تابش تشعشعات خور شیدی منبع دیگری است که در رفتار این لایه از جو بسیار تأثیرگذار است. با توجه به ساختار چندلایه یونسفر، امواج الکترومغناطیسی گذرنده از این لایهها تحت تأثیر خاصیت پاشندگی<sup>۵</sup> قرار می گیرند. به همین جهت مدل سازی این لایه از جو دارای اهمیت فوق العادهای است.

<sup>5.</sup> Dispersive

<sup>6.</sup> Machine learning

<sup>7.</sup> Support vector machine

<sup>1.</sup> Ionosphere

<sup>2.</sup> Global Positioning System

Total Electron Content
 Ionosphere Electron Density

<sup>.</sup> Ionosphere Electron Density

علوم و فناوری فضایی ۲۴ / سال ۱۴۰۳، دورهٔ ۱۷ ، شمارهٔ ۱

میجوید و موجب یک جواب بهینه کلی می شود. این الگوریتم بعدها برای کار با مسائل رگرسیون یا تخمین دادهها توسعه یافت. الگوریتم جدید رگرسیون بردار پشتیبان <sup>(</sup> (SVR) نامیده شد [۲۱]. بااین حال، روش بهینه در این مدل در تعداد زیاد مشاهدات ورودی به شدت کاهش پیدا کرده و الگوریتم کند عمل می کند. همچنین در صورت عدم توزیع مناسب ایستگاهها، دقت این مدل به شدت کاهش می یابد. برای غلبه بر این محدودیتها، در این مقاله ایده استفاده از مدل کمترین مربعات رگرسیون بردار پشتیبان<sup>۲</sup> (LS-SVR) ارائه می شود. مدل SVR از معادلات خطی ساده برای حل سیستم معادلات استفاده می کند. در نتیجه، پیچیدگی الگوریتم محاسباتی کاهش می یابد. علاوه بر این، سرعت همگرایی و دقت نتایج افزایش خواهد داشت.

هدف اصلی این مقاله این است که مدل سازی زمانی-مکانی یونسفر به کمک مدل کمترین مربعات رگرسیون بردار پشتیبان و با استفاده از مشاهدات چندین ایستگاه GPS منطقه شمال غرب ایران صورت گرفته و دقت آن در پیش بینی تغییرات روزانه، ماهیانه و فصلی TEC مورد ارزیابی و تحلیل قرار گیرد. همچنین اثر استفاده از این مدل سازی در دقت تعیین موقعیت مطلق نیز مورد بررسی قرار خواهد گرفت. در حقیقت نوآوری اصلی این مقاله در استفاده توأمان متغیرهای مکانی، زمانی، خورشیدی و ژئومغناطیسی در مرحله مدل سازی و ارزیابی نتایج در روزانه از دیگر نوآوریهای این مقاله است. جهت نشان دادن دقت و صحت بالاتر مدل جدید ارائه شده و همچنین بهبود اتفاق افتاده در مدل سازی، نتایج با مدلهای شبکه عصبی مصنوعی<sup>۳</sup> (ANN)، مدل استنتاج عصبی-فازی سازگار<sup>۴</sup> (ANFIS)، SVR، مدل کریجینگ<sup>6</sup>، مقایسه و ارزیابی میشود.

#### روش تحقيق

در این بخش در مورد تئوری ریاضی مدل کمترین مربعات رگرسیون بردار پشتیبان (LS-SVR)، مدل کریجینگ و مدل GIM بحث و بررسی خواهد شد. با توجه به اینکه مدلهای ANN، ANFIS، ANN، SVR و IRI2016 به کرات در تحقیقات مشابه مورد استفاده قرار گرفته است، درنتیجه جهت آشنایی با تئوری ریاضی این مدلها، خوانندگان محترم می توانند به مراجع [۲۲، ۲۳] مراجعه نمایند.

1. Support vector regression

- 2. Least-square support vector regression
- 3. Artificial neural network
- 4. Adaptive neuro-fuzzy inference system model
- 5. Kriging

تانيا منصور فلاح، بهزاد وثوقى و سيدرضا غفارىرزين

#### استخراج مشاهدات TEC دقيق

سیگنالهای GPS دو مشاهده اصلی تحت عنوان شبهفاصله کد و فاز موج دریافتی را در اختیار میگذارند. واحد شبهفاصله کد به متر است که فاصله میان گیرنده تا ماهواره را در خود اندازه گیری کرده است. به جهت متأثر بودن این مشاهده از بسیاری از منابع خطا، مشاهده کد به شبهفاصله شناخته میشود. مشاهده فاز موج حامل برحسب سیکل<sup>۶</sup> اندازه گیری میشود و از آنجایی که نسبت به مشاهده کد از طول موج کوتاهتری برخوردار است با دقت یکصدم سیکل قابل اندازه گیری میباشد. گیرنده GPS فاز موج حامل را اندازه گیری می کند اما تعداد سیکلهای کامل طی شده توسط موج که به پارامتر ابهام فاز <sup>۷</sup> معروف است مجهول بوده و قابل اندازه گیری نیست. ابهام فاز با تشکیل ترکیب تفاضلی دوگانه مشاهدات و استفاده از روش های پردازش مختلف نظیر ترکیب ملبورن – قابل مشاهدات در طول موج بلند<sup>۹</sup> و به کارگیری مدل های یونسفری جهانی نظیر GIM میتواند تعیین گردد. از کم کردن مشاهدات در طول موج L2 از مشاهدات طول موج IL به ترکیب عاری از هندسه برای مشاهده کد و فاز می رسیم که عبارتاند از [۲]:

$$P_{4,r}^{s} = 40.3 \left( \frac{f_{2}^{2} - f_{1}^{2}}{f_{1}^{2} f_{2}^{2}} \right) STEC_{r}^{s} + c \left( \tau_{L1}^{s} - \tau_{L2}^{s} + \tau_{L1,r} - \tau_{L2,r} \right) \quad (1)$$

$$L_{4,r}^{s} = -40.3 \left( \frac{f_{2}^{-} - f_{1}^{-}}{f_{1}^{2} f_{2}^{2}} \right) STEC_{r}^{s} + \left( T_{L1}^{s} - T_{L2}^{s} + T_{L1,r} - T_{L2,r} \right) + \lambda_{1} N_{1} - \lambda_{2} N_{2}$$
(Y)

همان طور که در روابط (۱) و (۲) ملاحظه می شود برای محاسبه STEC با استفاده از مشاهدات ترکیب عاری از هندسه از مشاهدات کد، نیاز به معلوم بودن بایاسهای ناشی از فرکانس برای گیرنده و ماهواره می باشد و برای استفاده از مشاهدات فاز به منظور محاسبه STEC نیز پارامترهای مجهول ابهام فاز می بایست پارامترهای بایاس وابسته به فرکانس گیرنده و ماهواره تعیین شده باشد. ترمهای مربوط به بایاس وابسته به فرکانس برای گیرنده و ماهواره برای مشاهده کد به صورت زیر خلاصه می شوند:

$$\tau_{L1}^s - \tau_{L2}^s = bs \tag{(7)}$$

$$\tau_{L1,r} - \tau_{L2,r} = br \tag{(*)}$$

$$T_{L1,r} - T_{L2,r} = Br \tag{(b)}$$

$$T_{L1}^s - T_{L2}^s = Bs \tag{(\%)}$$

به پارامترهای bs و br و tr به ترتیب بایاس تفاضلی کد ۱۰ (DCB) برای ماهواره s و گیرنده r و به پارامترهای Bs و Br به ترتیب بایاس تفاضلی



<sup>6.</sup> Cycle

<sup>7.</sup> Phase ambiguity

Melbourne-Wubbena
 Wide-lane

<sup>10.</sup> Differential Code Bias

علوم و فناوری فضایی / ۲۵ سال ۱۴۰۳، دورهٔ ۱۷، شمارهٔ ۱

$$L(\mathbf{w}, \mathbf{b}, e; a) = \frac{\gamma}{2} \sum_{n=1}^{N} e_n^2 + \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$$
  
$$- \sum_{n=1}^{N} a_n \left\{ \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}) + \mathbf{b} - 1 + e_n \right\}$$
(9)

که در آن 
$$a_n$$
 بیانگر ضرب لاگرانژی است. شرایط مرتبه اول را  
میتوان بهصورت زیر در نظر گرفت:

$$\frac{\partial L(\mathbf{w}, \mathbf{b}, e; a)}{\partial \mathbf{w}} = 0 \Longrightarrow \mathbf{w} = \sum_{n=1}^{N} a_n \phi(\mathbf{x}_n)$$

$$\frac{\partial L(\mathbf{w}, \mathbf{b}, e; a)}{\partial \mathbf{w}} = 0 \Longrightarrow \sum_{n=1}^{N} a_n = 0$$
(1.)

$$\frac{\partial \mathbf{b}}{\partial e_n} = 0 \Longrightarrow a_n = \gamma e_n$$

$$\frac{\partial L(\mathbf{w}, \mathbf{b}, e; a)}{\partial a_n} = 0 \Longrightarrow \left\{ \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}) + \mathbf{b} \right\} = 1 - e_n$$
(11)

تابع رگرسیون پیشبینی مدل LS-SVR همانند مدل رگرسیون بردار پشتیبان است که با رابطه زیر مشخص میشود:

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{n=1}^{N} a_n t_n K(\mathbf{x}, x_n) + \mathbf{b}$$
(17)

در رابطه (۱۲)  $K(\mathbf{x}, x_n)$  تابع کرنل نامیده می شود که مطابق با رابطه (۱۳) به عنوان تابعی با ایجاد ضرب داخلی در فضای ویژگی معرفی می شود:

 $K(\mathbf{x}, x_n) = \langle \varphi(\mathbf{x}) \varphi(x_n) \rangle \tag{17}$ 

توابع کرنل خطی، چندجملهای و شعاعی را میتوان در رابطه (۱۲) مورد استفاده قرار داد که از بین آنها، کرنل شعاعی بیشترین سرعت و کمترین خطا را داراست.

#### مدل کریجینگ

کریجینگ یکی از مناسبترین و پیشرفتهترین تکنیکهای تحلیل دادمهای مکانی است. کریجینگ یک روش درون یابی بهینه است که در آن متغیرها تصادفی هستند و تابع هندسی خاصی را دنبال نمیکنند. این روش در دهه شصت توسط مهندس فرانسوی ماترون (۱۹۷۱) مورد استفاده قرار گرفت (۲۷]. کریجینگ یک برآوردگر بیطرفانه با کمترین واریانس تخمین است. شرط بیطرفانه در سایر روشهای تخمین مانند فاصله معکوس و مجذور فاصله معکوس نیز اعمال میشود، اما ویژگی کریجینگ این است که ضرایب مجهول را به گونهای تعیین میکند که واریانس تخمینها نیز حداقل باشد [۲۸]. کریجینگ بر اساس میانگین µ ثابت برای دادهها و خطاهای تصادفی ٤ با وابستگی مکانی به شرح زیر است:

3. Generalization

ارزیابی کارایی مدل کمترین مربعات رگرسیون بردار پشتیبان در مدلسازی محلی .....

فاز برای ماهواره s و گیرنده r گفته می شود. مقدار bs برای کلیه ماهوارههای GPS از سوی سرویس IGS در فایل های مدل جهانی GIM در اختیار قرار می گیرند. مقادیر DCB گیرندهها در مرحله پیش پردازش مشاهدات و در نرم افزار یونولب <sup>(</sup>محاسبه شده است.

#### كمترين مربعات ماشين بردار پشتيبان

ماشین بردار پشتیبان نوعی سیستم یادگیری کارآمد بر مبنای تئوری بهینهسازی مقید است. در این مدل از اصل استقرای کمینهسازی خطای ساختاری استفاده و به یک جواب بهینه کلی منجر میشود. در [27]؛ بنابراین، حل معادلات از برنامهریزی دوگانه<sup>۲</sup> استفاده میشود هزینه محاسباتی را بهشدت افزایش میدهد. برای رفع این مشکل، سوکنز و همکاران [75]، روش کمترین مربعات رگرسیون بردار پشتیبان (LS-SVR) را ارائه کردند. در این مدل از معادلات خطی ساده برای حل مسائل استفاده میشود که به طور مؤثری پیچیدگی به نتایج بهتر، یافتن سه پارامتر مناسب تعریف شده توسط کاربر است. در LS-SVR، تنها دو پارامتر مناسب تعریف شده توسط کاربر است. پارامترهای تعریف شده توسط کاربر وجود دارد. این پارامترهای تعریف شده توسط کاربر وجود دارد. این پارامترهای تعریف شده توسط کاربر وجود دارد. این

مدل SVR در حقیقت فرمول بندی مجدد مدل SVR است. الگوریتم LS-SVR میتواند پایداری بالاتر را مشخص کند و با سرعت بیشتری نسبت به SVR آموزش ببیند. میتوان مدل رگرسیون LS-SVR را با حل مسئله بهینهسازی زیر بهدست آورد:

$$\frac{\gamma}{2} \sum_{n=1}^{N} e_n^2 + \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$$
 (Y)

با محدوديت:

$$y_i = w^T \cdot \Phi(x_i) + b + e_i$$

$$i = 1, 2, \dots, N$$
(A)

C در روابط بالا،  $\gamma$  پارامتر تنظیم کننده بخش خطا (مشابه پارامتر  $\Phi(x_i)$  در مدل SVR)،  $\theta_i$  خطای دادههای آموزش،  $\Phi(x_i)$  ترسیم غیرخطی ورودی ها در فضای ویژگی با ابعاد زیاد، پارامترهای w و b به ترتیب مقادیر وزن و بایاس تابع رگرسیون هستند. تابع لاگرانژ برای حل مسئله بهینه سازی (۷) به صورت زیر ساخته می شود:

Ionolab softwere
 Dual programming

<sup>2.</sup> Duai programmin

علوم و فناوری فضایی ۲۶ / سال ۱۴۰۳، دورهٔ ۱۷، شمارهٔ ۱

$$Z(x_0) = \mu(x_0) + \varepsilon(x_0) \tag{14}$$

که در آن  $Z(x_0)$  متغیر مورد نظر،  $\mu(x_0)$  روند قطعی و  $\mathcal{Z}(x_0)$  خطای همبستگی است [۲۹]. در الگوریتم معمولی کریجینگ، معادله (۱۴) را میتوان بهصورت زیر ارائه نمود:

$$Z(x_0) = \mu(x_0) + \sum_{i=1}^n \lambda_i [z(x_i) - \mu(x_0)]$$
 (10)

که در آن n تعداد نقاط نمونه مورد استفاده برای تخمین است،  $\lambda_i$ وزنی است که به نقطه نمونهبرداری شده (xi) اختصاص داده شده است،  $\sum_{i=1}^{n} \sum_{i=1}^{n} \sum_{i=1}^{n$ 

$$Z_0^1 = \sum_{i=1}^N w_i z_i \tag{18}$$

در این معادله  $Z_0^1$  برابر با مقادیر برآورد شده،  $w_i$  برابر با وزن و  $Z_i$  برابر با مقادیر نمونه است. وزنها به درجه همبستگی بین نقاط نمونه و نقاط برآورد شده بستگی دارد و همیشه جمع آنها برابر با یک است. برای محاسبه وزن از معادله ماتریسی استفاده می شود.

#### مدل GIM

نقشههای جهانی یونسفر (GIM-TEC) توسط IGS در یک بازه زمانی ۲ ساعته ارائه می شود. توابع هارمونیک کروی (SH) برای مدل سازی VTEC در یک چارچوب مرجع ژئومغناطیسی خورشیدی مطابق با معادله زیر استفاده می شود [۳۱]:

$$VTEC(\varphi, \lambda) =$$

$$\sum_{n=0}^{n_{max}} \widetilde{P}_{mn}(\sin \varphi)(a_{nm} \cos(m\lambda) + b_{nm} \sin(m\lambda))$$
(۱۷)
$$(10)$$
 $\sum_{n=0}^{n} \widetilde{P}_{mn}(\sin \varphi)(a_{nm} \cos(m\lambda) + b_{nm} \sin(m\lambda))$ 
 $\sum_{n=0}^{n} \widetilde{P}_{mn}(m\lambda) + b_{nm} \sin(m\lambda)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10)$ 
 $(10$ 

1. Ordinary Kriging

3. Day of year

تانیا منصور فلاح، بهزاد وثوقی و سیدرضا غفاریرزین

است. بااینحال، تحقیقات نشان داده است که تغییرات زمانی یونسفر دارای فرکانس کمتر از ۲ ساعت است. این تغییرات در طول دورههای فعالیت خورشیدی افزایش مییابد؛ بنابراین، درک رفتار زمانی یونسفر نیاز به یک مدل با رزولوشن زمانی بالاتر دارد.

### پارامترهای ورودی و خروجی در مدلهای یادگیری ماشین

مدلهای یادگیری ماشین بر اساس پارامترهای ورودی و پارامترهای خروجی متناظر با آن آموزش داده شده و سپس مطابق با تابع هدف در نظر گرفته شده برای مدل، مرحله آموزش آنها به اتمام میرسد. در این مقاله برای چهار مدل SVR ، ANFIS ، ANN و LS-SVR از هفت یارامتر طول و عرض جغرافیایی ایستگاه GPS، روز از سال<sup>۳</sup> (DOY)، زمان بهوقت جهانی<sup>۴</sup> (UT)، پارامترهای ژئومغناطیسی KP و DST، همچنین پارامتر مرتبط با شاخص فعالیتهای خورشیدی یعنی شار خروشیدی یا F10.7 به عنوان بردار ورودی استفاده می شود. به عبارت دیگر هم پارامترهای وابسته به مکان (طول و عرض جغرافیایی)، پارامترهای وابسته به زمان (روز از سال و زمان بهوقت جهانی) و پارامترهای فیزیکی (DST ،KP و F10.7) در آموزش مدلها شرکت داده می شوند. خروجی متناظر با بردار ورودی نیز، مقادیر VTEC حاصل از مشاهدات GPS خواهد بود؛ بنابراین تابع زیر را می توان به عنوان رابطه مابین پارامترهای ورودی و خروجی مدلهای یادگیری ماشین در نظر گرفت: 

$$VIEC_{ANN ANFIS SVR LS-SVR} =$$

$$f(Lat. Log. DOY Time KP DST F10.7)$$
Tips actor (1) and a constant of the set of the se

ماشین مورد استفاده در این مقاله، به صورت زیر می باشد:

$$C = \sum_{i=1}^{N} \left( VTEC_{GPS}^{i} - VTEC_{mod \ el}^{i} \right)^{2}$$
(19)

در رابطه (۱۹) *VTEC بی*انگر مقادیر حاصل از GPS، *vTEC<sub>model</sub>* نشاندهنده مقادیر حاصل از مدلهای یادگیری ماشین و *N* تعداد نمونههای مورد آزمون را نشان میدهند.

#### شاخصهای آماری

ارزیابی نتایج مدل های LS-SVR ،SVR ،ANFIS ،ANN کریجینگ، کریجینگ، ILS-SVR و ISI و GIM در مدل سازی زمانی-مکانی محتوای الکترون کلی

4. Universal time



<sup>2.</sup> Ionospheric pierce point

<sup>5.</sup> Cost function

ارزیابی کارایی مدل کمترین مربعات رگرسیون بردار پشتیبان در مدلسازی محلی .....

علوم و فناوری فضایی / **۲۷** سال ۱۴۰۳، دورهٔ ۱۷، شمارهٔ ۱

سیاه)، ایستگاههای کنترل داخلی (دایرههای سبز) و ایستگاههای کنترل خارجی (مثلثهای قرمز) را نشان میدهد. همچنین در این شکل، مستطیل سیاه محدوده مدلسازی را نمایش میدهد.



**سکل ۱** – چکونکی نوزیع مکانی ایستگاههای آموزش (ستارههای سیاه)، ایستگاههای کنترل داخلی (دایرههای سبز) و ایستگاههای کنترل خارجی (مثلثهای قرمز).

**Figure 1-** The spatial distribution of training stations (black stars), internal control stations (green circles) and external control stations (red triangles).

مطابق با الگوریتم ارائه شده در بخش استخراج مشاهدات TEC دقیق و با استفاده از نرمافزار IONOLAB مقادیر VTEC در روزهای ۱۹۳ الی ۲۲۸ محاسبه شده و بهعنوان خروجی مطلوب در مدلهای یادگیری ماشین و مدل کریجینگ مورد استفاده قرار میگیرند. بایستی اشاره شود که انحراف معیار مقادیر VTEC محاسبه شده برای کلیه ایستگاههای مورد استفاده در این تحقیق، VTEC محاسبه شده برای کلیه ایستگاههای مورد استفاده در این تحقیق، VTEC محاسبه شده برای کلیه ایستگاههای مورد استفاده در این تحقیق، VTEC محاسبه شده برای کلیه ایستگاههای مورد استفاده در این تحقیق، TECU ۰/۹۷ است. به عبارت دیگر، مقادیر VTEC ورودی به مدلهای یادگیری ماشین و مدل کریجینگ خود دارای خطای ۰/۹۷ یادگیری ماشین و مدل کریجینگ در شکل (۲) نمایش داده شده است.

مطابق با فلوچارت ارائه شده در شکل (۲) فرآیند اعتبارسنجی مدلها در ایستگاههای کنترل داخلی و خارجی انجام گرفته است. به این صورت که مقدار TEC دقیق حاصل از GPS در این ایستگاهها مشخص می باشد. پس از مرحله آموزش مدلهای یادگیری ماشین و مدل کریجینگ، متغیرهای ورودی به مدلها معرفی شده و مقدار TEC با مدلهای یادگیری ماشین و مدل کریجینگ برآورد می شود. این مقدار با مقدار دقیق حاصل از GPS مقایسه شده و خطای مدلها در ایستگاههای کنترل داخلی و خارجی محاسبه و ارزیابی می شود.

4. Interior control stations

یونسفر با استفاده از مقادیر VTEC حاصل از GPS بهعنوان مشاهده مرجع انجام می گیرد. پارامترهای آماری خطای نسبی، ضریب همبستگی و همچنین RMSE جهت بررسی دقت و صحت مدل ها استفاده می شوند. این پارامترها با روابط زیر محاسبه می شوند:

$$\operatorname{Re.}(\%) = \frac{\left| VTEC_{\text{mod }el} - VTEC_{GPS} \right|}{VTEC_{GPS}} \times 100 \tag{(``)}$$

$$\sum_{l=1}^{N} \left( VTEC_{mod\,el}^{i} - \overline{VTEC}_{l} \right) \times \left( VTEC_{GPS}^{i} - \overline{VTEC}_{GPS}^{i} \right)$$

$$(\Upsilon )$$

$$\sqrt{\sum_{i=1}^{N} \left( VTEC_{\text{mod}\,el}^{i} - \overline{VTEC}_{i}^{i} \right)^{2}} \times \sqrt{\sum_{i=1}^{N} \left( VTEC_{GPS}^{i} - \overline{VTEC}_{GPS}^{i} \right)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} \left( VTEC_{\text{mod}\,el}^{m} - VTEC_{GPS}^{m} \right)^{2}}$$
(YY)

در روابط بالا، VTECGPS بیانگر مقدار حاصل از مشاهدات GPS (مشاهده مرجع) و VTECmode نشان دهنده مقدار حاصل از مدلها می باشند. کمینه مقادیر خطای نسبی و RMSE صفر است. هرچقدر مقادیر این دو پارامتر به صفر نزدیکتر 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 [1, 0] است. اگر ضریب همبستگی دو متغیر به یک نزدیکتر باشد نشان دهنده همبستگی مایین دو متغیر است.

#### منطقه مورد مطالعه و مشاهدات مورد استفاده

برای ارزیابی مدل LS-SVR از مشاهدات ۱۵ ایستگاه GPS در شمال غرب ایران استفاده شده است. مشاهدات در بازه زمانی ۱۹۳ تا ۲۸۸ (۳۶ روز) در سال ۱۳۹۱ میباشد. کلیه فایل های راینکس<sup>۱</sup> مربوط به ایستگاههای GPS از سازمان نقشهبرداری کشور<sup>۲</sup> (NCC) تهیه شده است. ارتفاع این ایستگاهها از برای غلبه بر خطای چندمسیری از آنتن چوک با زاویه ارتفاعی بالای ۱۵ درجه برای غلبه بر خطای چندمسیری از آنتن چوک با زاویه ارتفاعی بالای ۱۵ درجه استفاده شده است. دلیل اصلی انتخاب این بازه زمانی برای ارزیابی مدل ها، در دسترس بودن مجموعه کاملی از مشاهدات ایستگاههای GPS است. لازم به دسترس بودن مجموعه کاملی از مشاهدات ایستگاههای GPS است. لازم به دکر است که از ۱۵ ایستگاه مورد استفاده، دو ایستگاه SAB است. لازم به دامن بازی ایستگاههای کنترل GPS مورد مطالعه، ایستگاههای GPS (به محدود شبکه GPS مورد مطالعه، ایستگاههای GPS (به محدود شبکه GPS مورد مطالعه، ایستگاههای GPS (به در ایستگاههای کنترل داخلی<sup>۴</sup> انتخاب شدهاند. به منظور ارزیابی دقت مدل ها خارج از محدوده شبکه GPS مورد مطالعه، ایستگاههای SIB (GP محدود) به عنوان ایستگاههای کنترل داخلی<sup>6</sup> انتخاب شدهاند. به منظور ارزیابی دقت مدل ها خارج از محدوده شبکه GPS مورد مطالعه، ایستگاههای GPS (محدود) محدود شبکه GPS مورد مطالعه، ایستگاههای GPS (به محدود) و ایستگاههای کنترل ناتخاب شدهاند. شکل (۱) چگونگی توزیع ایستگاههای GPS (ستارههای ناتخاب شدهاند. شکل (۱) چگونگی توزیع ایستگاههای GPS (ستارههای

<sup>5.</sup> Exterior control stations

<sup>1.</sup> Rinex

National cartographic center
 Mean sea level

تانیا منصور فلاح، بهزاد وثوقی و سیدرضا غفاریرزین

مربوط به بردار ورودی نیز بهعنوان خروجی مدلها در نظر گرفته می شود. پایگاه داده آموزش مدلها شامل ۵۶۱۶ بردار ورودی و خروجی می باشد. جدول (۱) مقادیر RMSE، ضریب همبستگی و زمان همگرایی را در مرحله آموزش مدلهای ANN، ضریب همبستگی و زمان همگرایی را در مرحله به ذکر است که در این مقایسه SVR ،ANFIS بهدست آمده از GPS به عنوان مشاهده مرجع در نظر گرفته شده است. همچنین محاسبات تمامی مدل ها بر روی کامپیوتری با سخت افزار و نرمافزار یکسان انجام شده است.

**جدول 1** - مقادیر TECU) RMSE)، ضریب همبستگی و زمان همگرایی (بر حسب ثانیه) در مرحله آموزش مدلهای ANFIS ، ANN و LS-SVR.

 
 Table 1- RMSE (TECU) values, correlation coefficients, and convergence time (in seconds) in the training phase of ANN, ANFIS, SVR, and LS-SVR models

زمان همگرایی به جواب بهینه (برحسب ثانیه)	ضریب همبستگی مرحله آموزش	RMSE خطای (برحسب) (TECU	انواع مدل
77	۰/٩٣	١/٨٢	مدل ANN
۳۴۲	۰/۹۵	١/۵٢	مدل ANFIS
۲۹	٠/٩٢	١/٢٨	مدل SVR
١٩	۰/۹۸	۰/۶۲	مدل LS-SVR

با توجه به جدول (۱)، نتایج مرحله آموزش مدل LS-SVR در هر سه پارامتر بهتر از مدلهای دیگر است. در این مدل دادهها بر اساس کرنل شعاعی و معادلات خطی ساده آموزش داده میشوند؛ اما در ANN دو SVR و SVR وزن اولیه کاملاً تصادفی است و خوشهبندی در حین آموزش و الگوریتم تکرار انجام میشود. درنتیجه مدل -LS SVR از دقت بالاتر و زمان همگرایی کمتری نسبت به مدلهای دیگر در مرحله آموزش برخوردار است.

#### مرحله آزمون مدلهای SVR ،ANFIS ،ANN و IRI2016 و GIM دریجینگ، LS-SVR

پس از مرحله آموزش مدلهای یادگیری ماشین و انتخاب ساختار بهینه برای مدلها، حال میتوان از این مدلها برای برآورد مقدار VTEC استفاده کرد. در این مرحله با مدلهای آموزش دیده، مقدار VTEC در ایستگاههای کنترل داخلی برآورد و با مقدار VTEC به دست آمده از GPS (-GPS (VTEC) مقایسه می شود. لازم به ذکر است که دو ایستگاه کنترل داخلی به گونه ای انتخاب شدهاند که دقت مدلها در شرایط متفاوت مورد ارزیابی قرار گیرد. به عبارت دیگر، ایستگاه کنترل TABZ توسط ایستگاههای





**شکل ۲**- فلوچارت چگونگی استفاده از مدل های ANN، ANFIS، ANN، SVR، ANFIS، ANN و کریجینگ جهت برآورد مقدار TEC و ارزیابی دقت آن.

**Figure 2-** Flowchart of how to use ANN, ANFIS, SVR, LS-SVR and Kriging models to estimate TEC value and evaluate their accuracy.

#### نتایج عددی و بحث

در این بخش نتایج عددی و آنالیزهای انجام گرفته در مراحل آموزش و آزمون برای مدلهای مختلف ارائه شده و نتایج حاصل، تفسیر میشوند.

#### مرحله آموزش مدلهای SVR ،ANFIS ،ANN و LS-SVR

در مرحله آموزش ساختار بهینه مدلها مشخص می شود. بنابراین ساختاری بهینه است، که در آن خطای مدل حداقل شده و ضریب همبستگی بین خروجی مدل و خروجی واقعی، بالاترین مقدار را دارد. همچنین در تمامی مدلها زمان همگرایی به جواب بهینه اندازه گیری می شود. 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 همه مدلها در مرحله آموزش مقایسه می شوند. برای مدلهای ANN، SVR، ANFIS و SVR، GPS، زمان، RDS و T10.7 است. مقدار VTEC است. مقدار SVTEC

علوم و فناوری فضایی / ۲۹ سال ۱۴۰۳، دورهٔ ۱۷، شمارهٔ ۱

در شکل (۳) مقادیر شاخصهای RMSE، خطای نسبی و ضریب همبستگی در بازههای زمانی دو ساعته و روزانه محاسبه شده و سپس، میانگین کل ۳۶ روز مورد بررسی، ارائه شده است. نتایج شکل (۳) نشان میدهد که در هر دو ایستگاه کنترل داخلی، مدل LS-SVR از دقت بالاتری نسبت به سایر مدلها برخوردار است. همچنین خطای RMSE و خطای نسبی مدلهای RMSL، RNF، کریجینگ و RMSE در نسبی مدلهای RLS-SVR است. مطابق شکل (۱)، ایستگاه کنترل TABZ توسط ایستگاههای آموزشی احاطه شده است. در نتیجه مشاهدات آموزشی بیشتری برای این ایستگاه در پایگاه داده وجود دارد.

خطای مدل GIM در هر دو ایستگاه کنترل داخلی بیشتر از مدلهای SVR ، ANFIS، کریجینگ و LS-SVR بوده و کمتر از مدل ANN است. مدل GIM مبتنی بر توابع هارمونیک کروی است. ضرایب این مدل با استفاده از مشاهدات ایستگاههای شبکه جهانی IGS برآورد می شوند؛ بنابراین، این یک مدل جهانی یونسفری است. در ایران به دلیل وجود تنها دو ایستگاه IGS، دقت TEC ارائه شده توسط مدل GIM یایین است. خطای مدل تجربی IRI2016 در هر دو ایستگاه کنترل داخلی بیشتر از سایر مدل ها است. مدل IRI یک مدل پیش بینی یونسفر است. دقت این مدل به دقت مشاهدات ایستگاههای یونوسند و ISR بستگی دارد. به دلیل عدم وجود ایستگاههای یونوسوند و ISR در ایران، دقت مدل IRI یایین است. نکته مهم دیگر در شکل (۳) این است که ضریب همبستگی VTEC حاصل از مدل GIM با GPS زیاد 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. میانگین خطای RMSE مدل های SVR ، ANFIS ، ANN کریجینگ، GIM ،LS-SVR و IRI2016 در دو ایستگاه کنترل داخلی به ترتیب برابر با ۳/۹۱، ۲/۷۳، ۱/۲۷، ۲/۷۰، ۲/۷۴، ۳/۰۲ و TECU ۶/۹۳ شده است؛ به عبارت دیگر در دو ایستگاه کنترل داخلی کمترین مقدار خطا مربوط به مدل های SVR و -LS SVR است.

برای تجزیه و تحلیل دقیق تر دقت مدلهای یادگیری ماشین در مقایسه با مدلهای جهانی، تجربی یونسفر و مدل کریجینگ، دو ایستگاه کنترل خارج از محدود شبکه GPS در نظر گرفته شده است. هر دو ایستگاه جزء ایستگاههای شبکه جهانی IGS هستند. برای تحلیل خطای مدلها دو سناریو در نظر گرفته شده است: آموزش مدلها بدون استفاده از مشاهدات ایستگاههای کنترل خارجی و مجدداً آموزش مدلها با استفاده از مشاهدات ایستگاههای کنترل خارجی و مجدداً آموزش مدلها با استفاده از مشاهدات نایستگاههای کنترل خارجی و مجدداً آموزش مدلها با استفاده از مشاهدات نستراه به ذکر است که میانگین RMSE برای تمام روزها در این دو شکل نشان داده شده است. همچنین VTEC حاصل از GPS به عنوان مشاهده مرجع در نظر گرفته شده است. ارزیابی کارایی مدل کمترین مربعات رگرسیون بردار پشتیبان در مدلسازی محلی ......

آموزشی احاطه شده است، اما ایستگاه KLBR از ایستگاههای آموزشی دورتر است. همچنین از مشاهدات ایستگاههای کنترل داخلی در مرحله آموزش استفاده نمی شود. شکل (۳) مقادیر RMSE، ضریب همبستگی و خطای نسبی مدلهای LS-SVR ،SVR ،ANFIS ،ANN ، ضریب همبستگی و GIM و IRI2016 را در دو ایستگاه کنترل داخلی نشان می دهد. لازم به ذکر است در تمامی محاسبات و مقایسهها، VTEC حاصل از GPS به عنوان مشاهده مرجع در نظر گرفته شده است.



**شکل ۳** – مقایسه میانگین خطای RMSE (TECU)، ضریب همبستگی و خطای نسبی (بر حسب درصد) در ایستگاههای کنترل داخلی TABZ و KLBR برای مدلهای ANN، ANFIS، ANN، LS-SVR، SVR، ANFIS و IRI2016 در مرحله آزمون.

**Figure 3-** Comparison of average RMSE error (TECU), correlation coefficient and relative error (in percent) in indoor control stations TABZ and KLBR for ANN, ANFIS, SVR, LS-SVR, Kriging, GIM and IRI2016 models in the test stage.

تانیا منصور فلاح، بهزاد وثوقی و سیدرضا غفاریرزین

مدلهای ML در محدوده شبکه GPS بالاست. با دور شدن از محدوده شبکه، دقت مدلها به شدت کاهش مییابد. نتایج شکل (۴) نشان می دهد که RMSE مدل ANFIS در هر دو حالت به شدت افزایش یافته است. قوانین اگر –آنگاه فازی مدل ANFIS در محدوده شبکه GPS دارای اعتبار هستند. با این حال، با دور شدن از محدوده شبکه، اعتبار این قوانین به شدت کاهش مییابد. این عامل باعث کاهش دقت مدل ANFIS در ایستگاههای کاهش مییابد. این عامل باعث کاهش دقت مدل ANFIS در ایستگاههای در خارجی شده است. لازم به ذکر است که دقت مدل GIN در ایستگاههای هر دو ایستگاه کنترل خارجی و در هر دو حالت بالاتر از مدل های GIN و مرحله سرشکنی و برآورد ضرایب مدل استفاده شده، خطا کمتر از حالت بدون استفاده از مشاهدات ایستگاههای کنترل خارجی است. این مقایسه بدون استفاده از مشاهدات ایستگاههای کنترل خارجی است. این مقایسه در خارج از محدوده شبکه GPS باشد.

یکی از کاربردهای اصلی مدلسازی دقیق VTEC استفاده از آن در تعیین موقعیت نقطهای دقیق (PPP) با گیرندههای تک فرکانس است. معمولاً در یک گیرنده تک فرکانس، یک مدل یونسفری با دقت بالا برای تعيين موقعيت دقيق مورد نياز است. روش PPP بهعنوان يک رويکرد بهينه برای ارائه موقعیت ژئودتیک نقطه در حالت استاتیکی و کینماتیکی با استفاده از تمامی منظومههای<sup>۱</sup> تعیین موقعیت GNSS موجود است. برای تعیین موقعیت در حالت استاتیک و با استفاده از مشاهدات ۲۴ ساعته، روش PPP می تواند دقتهای در سطح میلی متر را برای همه مؤلفه های مختصاتی (طول، عرض و ارتفاع) ارائه دهد. در این رویکرد، دادههای تک فرکانس در حالت PPP پردازش می شوند، اگرچه همه ایستگاههای GPS در منطقه مورد مطالعه مشاهدات دو فرکانسه را دریافت میکنند. هدف استفاده از دادههای تک فرکانس تنها اعمال مدل های یونسفر برای اصلاح تأخیرهای یونسفری است، بهجای استفاده از مشاهدات دو فرکانس که اثرات یونسفر را کلاً از بین میبرد. از آنجایی که تأخیر یونسفری، خطای غالب در روش PPP با مشاهدات تک فرکانس است، نتایج آن را می توان به عنوان شاخصی برای ارزیابی دقت مطلق مدل های یونسفری استفاده کرد.

با استفاده از VTEC بهدست آمده از مدلهای یادگیری ماشین ارزیابی شده در این مقاله، انکسار یونسفری محاسبه شده و سپس مشاهدات راینکس ایستگاههای کنترل تصحیح می شود. مختصات دو ایستگاه کنترل داخلی با استفاده از مشاهدات تصحیح شده و نرمافزار برنیز برآورد می شوند. همچنین با حالت تفاضلی، مختصات دقیق ایستگاههای کنترل، مجدداً تخمین زده می شود. مختصات حاصل از دو روش (برآورد با برنیز و محاسبه از حالت تفاضلی) مقایسه شده و RMSE مدلها، محاسبه می شوند. برای ارزیابی دقیق تر، نتایج RMSE مؤلفههای مختصاتی روزهای ۱۹۷ و ۲۰۲ که فعالیتهای خورشیدی و



9 8

7

6

5

RMSE (TECU)



شبکل ۴- مقایسه میانگین RMSE (بر حسب TECU) در ۳۶ روز مورد بررسی برای مدلهای ANN، ANFIS، کریجینگ، GIM ،LS-SVR، کریجینگ، SVR، ANFIS و IRI2016 در دو ایستگاه کنترل خارجی در حالت استفاده از مشاهدات این ایستگاهها در مرحله آموزش (شکل الف) و عدم استفاده از مشاهدات در مرحله آموزش (شکل ب).

**Figure 4** - Comparison of average RMSE (in terms of TECU) in the 36 days investigated for ANN, ANFIS, SVR, Kriging, LS-SVR, GIM and IRI2016 models in two external control stations in the mode of using the observations of these stations in the training phase (Figure A) and Not using observations in the training phase (Figure B).

مقایسه نتایج دو سناریو در نظر گرفته شده برای ارزیابی ایستگاههای کنترل خارجی به وضوح نشان می دهد که RMSE تمام مدل های یادگیری ماشین در حالت استفاده از مشاهدات برای مرحله آموزش کمتر از حالت دیگر است؛ به عبارت دیگر، خطای RMSE مدل ها زمانی کاهش می یابد، که از مشاهدات ایستگاههای کنترل در مرحله آموزش استفاده شود. در هر دو حالت ارزیابی شده RMSE، مدل SVR مدل ها زمانی کاهش می یابد، خارجی کمتر از مدل های دیگر است. شایان ذکر است که RMSE مدل های یادگیری ماشین در ایستگاههای کنترل خارجی تقریباً سه برابر RMSE این مدل ها در ایستگاههای کنترل داخلی است. این نشان می دهد که دقت

1. GNSS constellations





**شکل ۶**- تجزیه و تحلیل خطای RMSE (بر حسب میلیمتر) در مؤلفههای مختصاتی ایستگاه کنترل داخلی KLBR برای مدلهای ANN، ANFIS، ANN، SVR، کریجینگ، GIM ،LS-SVR و IRI2016 در روز ۱۹۷ (شکل الف) و روز ۲۰۲ (شکل ب).

**Figure 6.** RMSE error analysis (in mm) in coordinate components of KLBR indoor control station for ANN, ANFIS, SVR, Kriging, LS-SVR, GIM and IRI2016 models on day 197 (Figure a) and day 202 (Figure b)

#### مدلسازی مکانی-زمانی VTEC

پس از آموزش و تست مدلهای ANN، ANFIS، کریجینگ و LS-SVR، حال میتوان با استفاده از مدلهای آموزش دیده، تغییرات مکانی – زمانی VTEC را در محدوده شبکه GPS بر آورد کرد. در مراحل آنالیز خطای مدلها، مدل LS-SVR نسبت به مدلهای دیگر خطای کمتری داشته است؛ بنابراین در این بخش VTEC حاصل از این مدل با -GPS VTEC و IRI-VTEC مقایسه شده است. شکل (۷) تا شکل (۱۰) نتایج این مقایسه را برای ایستگاههای کنترل داخلی TABZ و RLBR و VTEC نشان میدهد. همچنین در دو شکل (۸) و (۱۰)، تفاضل GPS-VTEC و VTEC و VTEC مدلهای LS-SVR و IRI-VTEC نشان داده شده است. ارزیابی کارایی مدل کمترین مربعات رگرسیون بردار پشتیبان در مدلسازی محلی ......

ژئومغناطیسی متفاوتی دارند، در دو ایستگاه کنترل داخلی TABZ و KLBR در شکلهای (۶، ۵) نشان داده شده است. روز ۱۹۷ دارای فعالیت خورشیدی و ژئومغناطیسی بالاتری نسبت به روز ۲۰۲ است.



**شکل ۵**- تجزیه و تحلیل خطای RMSE (بر حسب میلیمتر) در مولفههای مختصاتی ایستگاه کنترل داخلی TABZ برای مدلهای ANN، ANFIS، کریجینگ، -LS GIM ،SVR و IRI2016 در روز ۱۹۷ (شکل الف) و روز ۲۰۲ (شکل ب).



دقت تعیین موقعیت با مدلهای ANN، SVR، ANFIS، کریجینگ، دقت تعیین موقعیت با مدلهای IRI2016 و IRI2016 و IRI2016 و TABZ ایستگاه کنترل TABZ بالاتر از TABZ و MIT. تحلیل RMSE مؤلفههای مختصاتی ایستگاههای کنترل RMSE و KLBR نشان میدهد که در هر دو ایستگاه، مدل LS-SVR دارای SVR دارای CASE کمتری نسبت به سایر مدلهای دیگر است. مقایسه نتایج دو ایستگاه کنترل داخلی نشان دهنده بهبود ۱۰ تا ۵۴ میلیمتری دقت تعیین موقعیت با استفاده از مدل SSVR نسبت به مدلهای دیگر است. نتایج شکلهای بالا نشان میدهد که برای مدل تجربی IRI2016 و مدل جهانی GIM در دو ایستگاه میدهد که برای مدل تجربی موقعیت بهبود چندانی نداشته است. نکته مهم دیگر این است که RMSE همه مدلها در فعالیت خورشیدی و ژئومغناطیسی بالا، بیشتر از حالت فعالیتهای پایین است.

تانیا منصور فلاح، بهزاد وثوقی و سیدرضا غفاریرزین

میدهد). بیشینه مقدار VTEC در روزهای ۲۱۹ تا ۲۲۳ و در بازه زمانی ۸ تا ۱۰ UT رخ داده است. مدل LS-SVR همچنین بیشینه تغییرات VTEC را مطابق با VTEC حاصل از GPS نشان میدهد. با این حال، برای مدل تجربی IRI2016 یک بیشینه VTEC در روزهای ۲۲۵ تا ۲۲۸ مشاهده می شود. این تغییرات با GPS-VTEC سازگار نیستند.



**شبکل ۸** – تفاضل VTEC حاصل از GPS با VTEC مدل LS-SVR (شکل الف) و VTEC حاصل از مدل IRI (شکل ب) در ایستگاه کنترل داخلی TABZ، محور افقی نشاندهنده روز از سال (DOY) است و محور عمودی زمان به وقت جهانی (UT) را نشان میدهد

**Figure 8.** Difference of VTEC from GPS with VTEC from LS-SVR model (Figure a) and VTEC from IRI model (Figure b) at indoor control station TABZ, the horizontal axis represents the day of the year (DOY) and the vertical axis is the universal time (UT) ) is showing.

در ایستگاه کنترل KLBR، مدل LS-SVR تغییرات زمانی VTEC را مطابق با VTEC حاصل از GPS نشان می دهد؛ اما VTEC حاصل از مدل تجربی IRI2016 با GPS-VTEC در حدود ۰ تا TECU ۲۰/۷۵ تفاوت وجود دارد. همچنین نتایج ایستگاه کنترل KLBR نشان می دهد که مدل LS-SVR از قابلیت و دقت بسیار بالایی در نشان دادن تغییرات زمانی یونسفر در مدل سازی محلی برخوردار است.

علوم و فناوری فضایی ۲۲ / سال ۱۴۰۳، دورهٔ ۱۷ ، شمارهٔ ۱



**شکل ۷**– مقایسه GPS-VTEC (شکل الف)، LSSVR-VTEC (شکل ب) و IRI-VTEC (شکل ج) در ایستگاه کنترل داخلی TABZ. محور افقی نشاندهنده روز از سال (DOY) است و محور عمودی زمان به وقت جهانی (UT) را نشان می دهد.

**Figure 7.** Comparison of GPS-VTEC (Figure A), LSSVR-VTEC (Figure B) and IRI-VTEC (Figure C) at TABZ indoor control station. The horizontal axis represents the day of the year (DOY) and the vertical axis represents the time in Universal Time (UT)..

مقایسه GPS-VTEC و VTEC حاصل از مدل LS-SVR تفاوتی در حدود ۲۰ تا ۲ECU (۲/۷۵ تفاوت میدهد؛ اما برای مدل IRI2016 تفاوت در حدود ۲۰ تا ۱۸/۵۰ TECU دیده می شود. این مقایسه نشان می دهد که مدل تجربی IRI2016 دقت محلی بسیار پایینی دارد. مدل IS-SVR مدل تجربی OPS-VTEC دقت محلی بسیار پایینی دارد است تغییرات زمانی VTEC را مطابق با GPS-VTEC تخمین زده است (چگونگی تغییرات منحنی میزانها در شکل (۷) این موضوع را نشان

علوم و فناوری فضایی / س

سال ۱۴۰۳، دورهٔ ۱۷، شمارهٔ ۱



شکل ۱۰ – تفاضل VTEC حاصل از GPS با VTEC مدل LS-SVR (شکل الف) و VTEC حاصل از مدل IRI (شکل ب) در ایستگاه کنترل داخلی KLBR محور افقی نشاندهنده روز از سال (DOY) است و محور عمودی زمان به وقت جهانی (UT) را نشان میدهد.

**Figure 10** - Difference of VTEC from GPS with VTEC from LS-SVR model (Figure a) and VTEC from IRI model (Figure b) at indoor control station KLBR, horizontal axis represents day of year (DOY) and vertical axis is universal time (UT) ) is showing.

#### پیش بینی زمانی VTEC

بهمنظور ارزیابی قابلیت مدل LS-SVR در برآورد مقدار VTEC، در این بخش سریهای زمانی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. در این مقاله از مشاهدات ۳۶ روزه در ۱۵ ایستگاه GPS برای ارزیابی و آنالیز خطای مدلها استفاده شده است. برای تحلیل خطای مدل جدید در پیش بینی سری زمانی VTEC، از مشاهدات ۳۵ روز برای آموزش استفاده می شود و مقدار VTEC برای روز ۳۶ پیش بینی می شود. این ارزیابی در ایستگاههای کنترل داخلی TABZ و LS-SVR انجام می شود. در هر دو ایستگاه کنترل، مقدار VTEC با مدل SVR



6



شبكل ۹- مقایسه GPS-VTEC (شكل الف)، LSSVR-VTEC (شكل ب) و IRI-VTEC (شكل ج) در ایستگاه كنترل داخلی KLBR. محور افقی نشاندهنده روز از سال (DOY) است و محور عمودی زمان به وقت جهانی (UT) را نشان میدهد.

**Figure 9** - Comparison of GPS-VTEC (Figure A), LSSVR-VTEC (Figure B) and IRI-VTEC (Figure C) at the indoor control station KLBR. The horizontal axis represents the day of the year (DOY) and the vertical axis represents the time in Universal Time (UT).

#### ارزیابی کارایی مدل کمترین مربعات رگرسیون بردار پشتیبان در مدلسازی محلی .....

علوم و فناوری فضایی ۲۴۴ / سال ۱۴۰۳، دورهٔ ۱۷ ، شمارهٔ ۱

IRI2016 و GIM بهدست آمده از GPS و همچنین مدلهای GIM و GISG و GISC مقایسه می شود. شکلهای (۱۱، ۱۲) قدر مطلق تفاضل مابین -GPS و VTEC و VTEC حاصل از مدلهای GIM ،LS-SVR و IRI2016 و IRI2016 را در دو ایستگاه کنترل برای روز ۲۲۸ (روز ۱۳۶۶م از مشاهدات) نشان می دهد. لازم به ذکر است که به دلیل خطای زیاد سایر مدلها نسبت به مدل LS-SVR، مقایسه فقط برای مدل جدید گرفته شده است.

مطابق با نتایج حاصل از شکلهای (۱۱، ۱۲) در ایستگاه کنترل داخی TABZ حداکثر و حداقل اختلاف بین GPS-VTEC و -GSSVR دار ایستگاه VTEC به ترتیب ۱/۸۹ و ۲/۸۵ و TECU میاشد. این مقادیر در ایستگاه کنترل KLBR به ترتیب ۲/۸۵ و ۲/۸۷ محاسبه میشوند. میانگین خطای مدل S-SVR در ایستگاههای کنترل داخلی TABZ و میانگین خطای مدل S-SVR در ایستگاههای کنترل داخلی TABZ و پیش بینی سری زمانی TECU شده است. به عبارت دیگر مدل جدید قابلیت پیش بینی سری زمانی VTEC را با دقت ۲۰/۱ TECU دارد. برای مدلهای GIM و GIN میانگین خطا در دو ایستگاه کنترل به ترتیب ۲/۲۶ و ۲/۲۶ TECU است. نتایج نشان میدهد که مدل جدید ارائه شده در این مقاله از دقت بالایی در پیش بینی سریهای زمانی یونسفر برخوردار است.



شکل **۱۱** – قدر مطلق تفاضل مابین GPS-VTEC و VTEC مدل های LS-GIN «SVR و IRI2016 در ایستگاه کنترل داخلی TABZ برای روز ۲۲۸.

**Figure 11** - Absolute value of difference between GPS-VTEC and VTEC of LS-SVR, GIM and IRI2016 models at TABZ indoor control station for day 228.





شکل ۲۲ – قدر مطلق تفاضل مابین GPS-VTEC و VTEC مدلهای LS-GIM «SVR و IRI2016 در ایستگاه کنترل داخلی KLBR برای روز ۲۲۸.

**Figure 12** - The absolute value of the difference between GPS-VTEC and VTEC of LS-SVR, GIM and IRI2016 models at the indoor control station KLBR for day 228.

#### نتیجه گیری و بحث

هدف از این مقاله مدلسازی و پیش بینی مکانی-زمانی مقدار محتوای الکترون کلی یونسفر (TEC) با استفاده از مدل کمترین مربعات رگرسیون بردار یشتیبان (LS-SVR) بود. برای این منظور، مشاهدات ۱۵ ایستگاه GPS در شمال غرب ایران (شبکه محلی آذربایجان) در بازه زمانی روزهای ۱۹۳ تا ۲۲۸ در سال ۱۳۹۱ انتخاب شد. دلیل انتخاب این بازه زمانی برای تجزیه و تحلیل نتایج، در دسترس بودن مجموعه کاملی از مشاهدات GPS بود. از بین ۱۵ ایستگاه، ایستگاههای TABZ و KLBR بهعنوان ایستگاههای کنترل داخلی انتخاب شدند. مشاهدات این ایستگاهها از مرحله آموزش حذف شد. همچنین ایستگاههای ARUC و TEHN بهعنوان ایستگاههای کنترل خارج از محدوده شبکه GPS انتخاب شدند. با استفاده از ۷ پارامتر ورودی طول و عرض جغرافیایی ایستگاههای GPS، روز از سال (DOY)، زمان به وقت جهانی (UT)، شاخصهای ژئومغناطیسی KP و DST، شاخص فعالیت خورشیدی (F10.7) و همچنین پارامتر خروجی VTEC، مدل جدید آموزش داده شد. پس از مرحله آموزش، مقدار VTEC با استفاده از مدل LS-SVR برآورد شده و در ایستگاههای کنترل داخلی و خارجی ارزیابی گردید. همچنین تمامی نتایج بهدست آمده با مدل های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، سیستم استنتاج عصبی-فازی سازگار (ANFIS)، رگرسیون برداری پشتیبان (SVR)، کریجینگ، GIM و IRI2016 مقایسه شد. شاخصهای آماری خطای نسبی، خطای RMSE، ضريب همبستكي و dVTEC جهت ارزيابي دقت مدل ها مورد استفاده قرار گرفتند. همچنین تأثیر مدلسازی VTEC در تعیین موقعیت نقطهای دقیق (PPP) مورد بررسی قرار گرفت. در ادامه و پس از ارزیابی دقت مدل ها، مقدار محتوای الکترون کلی در محدوده شبکه مورد مطالعه برآورد شده و با ساير مدل ها مقايسه شد.

علوم و فناوری فضایی / ۳۵ سال ۱۴۰۳، دورهٔ ۱۷، شمارهٔ ۱

میکنند. همچنین از داوران محترم به سبب ارائه نکات بسیار ارزشمند علمی، قدردانی می شود.

هیچگونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.

#### مراجع

- I. Sayin, F. Arikan, and O. Arikan, "Regional TEC mapping with random field priors and kriging," *Radio Science*, vol. 43, no. 5, 2008, Art. no. RS5012, <u>https://doi.org/10.1029/2007RS003786</u>.
- [2] M.R. Ghaffari Razin, "Development and analysis of 3D ionosphere modeling using base functions and GPS data over iran," Acta Geodaetica et Geophysica, vol. 51, pp. 95-111, 2016, https://doi.org/10.1007/s40328-015-0113-9.
- [3] M. R. Ghaffari Razin and B. Voosoghi, "Regional ionosphere modeling using spherical cap harmonics and empirical orthogonal functions over iran," *Acta Geodaetica et Geophysica*, vol. 52, pp. 19-33, 2017, <u>https://doi.org/10.1007/s40328-016-0162-8</u>.
- [4] Y. Amerian, B. Voosoghi, and M. M. Hossainali, "Regional ionosphere modeling in support of IRI and wavelet using GPS observations," *Acta Geophysica*, vol. 61, pp. 1246-1261, 2013, https://doi.org/10.2478/s11600-013-0121-5.
- [5] H. Etemadfard and M. Mashhadi Hossainali, "Application of slepian theory for improving the accuracy of SH-based global ionosphere models in the arctic region," *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, vol. 121, no. 3, pp. 2583-2594, 2016, https://doi.org/10.1002/2015JA021811.
- [6] M. A. Sharifi and S. Farzaneh, "Regional TEC dynamic modeling based on slepian functions," *Advances in Space Research*, vol. 56, no. 5, pp. 907-915, 2015, <u>https://doi.org/10.1016/j.asr.2015.05.024</u>.
- [7] R. Mautz, J. Ping, K. Heki, B. Schaffrin, C. Shum, and L. Potts, "Efficient spatial and temporal representations of global ionosphere maps over japan using B-spline wavelets," *Journal of Geodesy*, vol. 78, pp. 662-667, 2005, <u>https://doi.org/10.1007/s00190-004-0432-z</u>.
- [8] P. Muhtarov, I. Kutiev, and L. Cander, "Geomagnetically correlated autoregression model for short-term prediction of ionospheric parameters," *Inverse Problems*, vol. 18, no. 1, 2002, Art. no. 49, <u>https://doi.org/10.1088/0266-5611/18/1/304</u>.
- [9] P. Nematipour, M. Raoofian-Naeeni, and M. R. Ghaffari Razin, "Regional application of C1 finite element interpolation method in modeling of ionosphere total electron content over europe," *Advances in Space*

ارزیابی کارایی مدل کمترین مربعات رگرسیون بردار پشتیبان در مدلسازی محلی ......

بر اساس آنالیزهای انجام گرفته میانگین RMSE مدل های ANN، SVR ، ANFIS، کریجینگ، IRI2016 و IRI2016 در دو ایستگاه کنترل داخلی به ترتیب برابر با ۳/۹۱، ۲/۷۳، ۱/۲۷، ۲/۷۰، ۲/۷۴، ۲/۰۴، ۶/۹۳ و ۶/۹۳ TECU بوده است. میانگین خطای نسبی مدل ها در دو ایستگاه کنترل داخلی به ترتیب برابر با ۱۵/۹۸، ۷۳۹، ۷/۸۵، ۱۱/۶۰، ۹۰/۶، ۲۶/۵۴ و ۲۶/۵۶ درصد محاسبه شد. تجزیه و تحلیل خطا در ایستگاههای کنترل داخلی نشان داد که مدل LS-SVR دقت بالاتری در برآورد تغییرات مکانی-زمانی VTEC نسبت به مدل های دیگر دارد. همچنین نتایج آنالیزها نشان داد که در ایستگاه کنترل داخلی KLBR خطای مدل های یادگیری ماشین بیشتر از ایستگاه کنترل داخلی TABZ بود. علت این امر احاطه بودن ایستگاه TABZ با ایستگاههای آموزش بود. تجزیه و تحلیل نتایج ایستگاههای کنترل خارج از محدوده شبکه مورد مطالعه نشان داد که دقت مدل LS-SVR نسبت به سایر مدل ها بیشتر است. خطای مدل LS-SVR در ایستگاه کنترل خارجی TEHN بیشتر از ایستگاه ARUC است. به عبارت دیگر، با دور شدن از محدوده شبکه GPS، خطای مدلهای یادگیری ماشین افزایش می یابد. همچنین اگر در مرحله آموزش از مشاهدات ايستكاههاي كنترل خارجي استفاده شود، خطاي مدلها كمتر خواهد بود. همچنین تحلیل سری زمانی VTEC پیش بینی شده با مدل جدید ارائه شده در این مقاله نشان داد که این مدل توانایی پیش بینی مقدار VTEC با خطابی در حدود TECU ۱/۸۹ را دارد.

در تحقیقات مشابه دیگری که در مورد مدلسازی TEC با مدلهای یادگیری ماشین در سالیان اخیر انجام گرفته شده است مخصوصاً تحقیقات نظامزاده و همکاران [۳۲]، ۱۴۰۲؛ فیضی و همکاران، ۲۰۲۱؛ غفاری رزین و همکاران، ۲۰۲۲ به دقتهایی در حدود ۱ TECU دست یافتهاند؛ اما بایستی اشاره کرد که الگوریتم آموزش و همچنین مشاهدات مورد استفاده در این تحقیقات متفاوت از تحقیق حاضر بوده است. علی ایحال مقایسه نتایج حاصل از این مقاله با سه تحقیق اشاره شده در بالا نشان دهنده بهبود دقت مدل سازی با روش جدید LS-SVR نسبت به مدل های دیگر استفاده شده است. نتایج این مقاله نشان داد که مدل SVT از قابلیت بسیار بالایی در مدل سازی تحلیل ها نشان داد که مدل SVT در محدوده شبکه PTE بسیار بالایی در مدل سازی مدل جدید در ایستگاههای کنترل در محدوده شبکه GIS بسیار بالا است؛ مدل جدید در ایستگاههای کنترل بیرونی بیشتر از مدل های GIM و اما با دور شدن از محدوده شبکه GIS، دقت مدل کاهش می یابد؛ اما دقت مدل جدید در ایستگاههای کنترل بیرونی بیشتر از مدل های GIM و مدل جدید در ایستگاههای کنترل بیرونی بیشتر از مدل های GIM و

#### تشکر و قدردانی

نویسندگان از سازمان نقشهبرداری کشور (NCC) به جهت در اختیار گذاشتن دادههای ایستگاههای شبکه محلی آذربایجان تشکر و قدردانی

تانیا منصور فلاح، بهزاد وثوقی و سیدرضا غفاریرزین

- [21] A. J. Smola, and B. Schölkopf, "On a kernel-based method for pattern recognition, regression, approximation, and operator inversion," *Algorithmica*, vol. 22, pp. 211-231, 1998, <u>https://doi.org/10.1007/PL00013831</u>.
- [22] M. R. Ghaffari Razin and S. Inyurt, "Spatiotemporal analysis of precipitable water vapor using ANFIS and comparison against voxel-based tomography and radiosonde," *GPS Solutions*, vol. 26, pp. 1-13, 2022, <u>https://doi.org/10.1007/s10291-021-01184-1</u>.
- [23] D. Bilitza, L.A. McKinnell, B. Reinisch, and T. Fuller-Rowell, "The international reference ionosphere today and in the future," *Journal of Geodesy*, vol. 85, pp. 909-920, 2011.
- [24] L. Ciraolo, F. Azpilicueta, C. Brunini, A. Meza, and S. M. Radicella, "Calibration errors on experimental slant total electron content (TEC) determined with GPS," *Journal of Geodesy*, vol. 81, pp. 111-120, 2007, <u>https://doi.org/10.1007/s00190-006-0093-1</u>.
- [25] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine Learning*, vol. 20, pp. 273-297, 1995, <u>https://doi.org/10.1007/BF00994018</u>.
- [26] J. Suykens, T. Van Gestel, J. De Brabanter, B. De Moor, and J. Vandewalle, *Least Squaress Support Vector Machines*, Singapore: World Scientific, 2002, <u>https://doi.org/10.1142/5089</u>.
- [27] G. Matheron, *The Theory of Regionalized Variables and its Applications*, École National supérieure Des Mines, France, 1971.
- [28] V. R. Joseph, "Limit kriging," *Technometrics*, vol. 48, no. 4, pp. 458-466, 2006, <u>https://doi.org/10.1198/004017006000000011</u>.
- [29] S. Erdoğan, "Modelling the spatial distribution of DEM error with geographically weighted regression: an experimental study, " *Computers & Geosciences*, vol. 36, no. 1, pp. 34-43, 2010, <u>https://doi.org/10.1016/j.cageo.2009.06.005</u>.
- [30] J. Li and A. D. Heap, A Review of Spatial Interpolation Methods for Environmental Scientists, Canberra, Australia: Geoscience Australia, 2008.
- [31] S. Schaer, Mapping and Predicting the Earth's Ionosphere Using the Global Positioning System, Société helvétique des sciences naturelles, Commission géodésique, Société Helvétique des Sciences Naturelles, Commission Géodésique and Zurich, Switzerland: Institut für Geodäsie und Photogrammetrie, Eidgenössische Technische Hochschule Züric, 1999.
- [32] M. S. Nezamzadeh, B. Voosoghi, and S. R. Ghaffari Razin, "Evaluation of the effect of solar and geomagnetic parameters in spatio-temporal modeling of ionosphere's total electron content using machine learning methods," *Journal of the Earth and Space physisc*, vol. 49, no. 1, pp. 153-169, 2023, https://doi.org/10.22059/jesphys.2023.339441.1007405.

علوم و فناوری فضایی ۲۶ / سال ۱۴۰۳، دورهٔ ۱۷، شمارهٔ ۱

*Research*, vol. 69, no. 3, pp. 1351-1365, 2022, https://doi.org/10.1016/j.asr.2021.11.030.

- [10] H. Jang and E. Topal, "A review of soft computing technology applications in several mining problems," *Applied Soft Computing*, vol. 22, pp. 638-651, 2014, <u>https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.05.019</u>.
- [11] L. R. Cander, R. Leitinger, and M. Levy, "Ionospheric models including the auroral environment," in *Workshop on Space Weather*, WPP-155, European Space Agency, Noordwijk, the Netherlands, pp. 135-142, 1999.
- [12] J. B. Habarulema, L.A. McKinnell, and B. D. L. Opperman, "Regional GPS TEC modeling; attempted spatial and temporal extrapolation of TEC using neural networks," *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, vol. 116, no. A4, 2011, Art. no. A04314, https://doi.org/10.1029/2010JA016269.
- [13] M. R. Ghaffari Razin, B. Voosoghi, and A. Mohammadzadeh, "Efficiency of artificial neural networks in map of total electron content over iran," *Acta Geodaetica et Geophysica*, vol. 51, pp. 541-555, 2016, <u>http://doi.org/10.1007/s40328-015-0143-3</u>.
- [14] A. Tebabal, S. Radicella, B. Damtie, Y. Migoya-Orue, M. Nigussie, and B. Nava, "Feed forward neural network based ionospheric model for the east african region," *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, vol. 191, 2019, Art. no. 105052, https://doi.org/10.1016/j.jastp.2019.05.016.
- [15] S. Inyurt and A. Sekertekin, "Modeling and predicting seasonal ionospheric variations in turkey using artificial neural network (ANN)," *Astrophysics* and Space Science, vol. 364, no. 4, 2019, Art. no. 62, <u>https://doi.org/10.1007/s10509-019-3545-9</u>.
- [16] R. Feizi, B. Voosoghi, and M. R. Ghaffari Razin, "Regional modeling of the ionosphere using adaptive neuro-fuzzy inference system in iran," *Advances in Space Research*, vol. 65, no. 11, pp. 2515-2528, 2020, <u>https://doi.org/10.1016/j.asr.2020.02.027</u>.
- [17] C. Cesaroni *et al.*, "Neural network-based model for global total electron content forecasting," *Journal of Space Weather and Space Climate*, vol. 10, 2020, Art. no. 11, <u>https://doi.org/10.1051/swsc/2020013</u>.
- [18] L. Liu, S. Zou, Y. Yao, and Z. Wang, "Forecasting global ionospheric TEC using deep learning approach," *Space Weather*, vol. 18, no. 11, 2020, Art. no. e2020SW002501, https://doi.org/10.1029/2020SW002501.
- [19] G. Xia *et al.*, "Ionospheric TEC forecast model based on support vector machine with GPU acceleration in the china region," *Advances in Space Research*, vol. 68, no. 3, pp. 1377-1389, 2021, <u>https://doi.org/10.1016/j.asr.2021.03.021</u>.
- [20] M. Adolfs and M. M. Hoque, "A neural networkbased TEC model capable of reproducing nighttime winter anomaly," *Remote Sensing*, vol. 13, no. 22, 2021, Art. no. 4559, https://doi.org/10.3390/rs13224559.