

## استفاده از سامانه استنتاج فازی (FIS) برای مدل‌سازی محتوای الکترون کلی یون‌سپهر در ایران

میررضا غفاری رزین<sup>۱\*</sup> و میلاد مردانه<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> استادیار، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک، ایران  
<sup>۲</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۶/۱۷، تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۹/۲۷)

### چکیده

در این مقاله مقدار محتوای الکترون کلی (TEC) لایه یون‌سپهر با استفاده از سامانه استنتاج فازی (FIS) مدل‌سازی شده است. نوآوری اصلی این پژوهش، مدل‌سازی سری زمانی تغییرات TEC در ایران با استفاده از FIS است. برای آموزش شبکه فازی، از الگوریتم آموزش بهینه‌سازی انبوه ذرات هیبرید (BP-PSO) استفاده شده است. این الگوریتم آموزش، در مراحل اولیه جستجوی جواب از الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات (PSO) و در نزدیکی جواب بهینه از الگوریتم پس‌انتشار خطا (BP) بهره می‌برد. از مشاهدات سال ۲۰۱۵ ایستگاه GPS تهران، که یکی از ایستگاه‌های شبکه جهانی IGS است، جهت ارزیابی مدل پیشنهادی استفاده شده و نتایج کار با نتایج خروجی‌های شبکه جهانی IGS (GIM-TEC) و مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با ساختار ۲-۱۸-۱ مقایسه شده است. جهت ارزیابی دقت و صحت مدل شبکه فازی ارائه‌شده در این مقاله، از هر فصل، پنج روز برای داده آزمون انتخاب شده و اعتبارسنجی مدل در این بیست روز صورت گرفته است. براساس نتایج، میانگین خطای نسبی محاسبه‌شده در بیست روز مورد آزمون برای مدل FIS، ANN و GIM در مقایسه با GPS به ترتیب برابر با ۱۱/۲۵٪، ۱۹/۶۸٪ و ۱۶/۰۳٪ است. همچنین میانگین خطای مطلق محاسبه‌شده برای مدل FIS، ANN و GIM در مقایسه با GPS در بیست روز مورد آزمون به ترتیب برابر با ۱/۳۳ TECU، ۳/۳۳ TECU و ۱/۹۸ TECU است. ضریب همبستگی محاسبه‌شده در بیست روز مورد آزمون برای FIS، ANN و GIM در مقایسه با GPS به ترتیب برابر با ۰/۹۴۷۴، ۰/۶۹۶۰ و ۰/۸۳۱ است. به‌دست‌آمده است. موقعیت ایستگاه GPS تهران براساس TEC حاصل از سه مدل FIS، ANN و GIM و با استفاده از تعیین موقعیت نقطه‌ای دقیق (PPP) محاسبه شده است؛ طبق این محاسبه، مدل شبکه فازی نسبت به دو مدل دیگر، خطای کمتری در تعیین موقعیت ایستگاه تهران دارد. نتایج تحلیل‌ها حاکی از برتری مدل FIS در مقایسه با مدل ANN و GIM است. با استفاده از مدل پیشنهادی این پژوهش می‌توان سری زمانی محتوای الکترونی کلی یون‌سپهر را با دقت و صحت زیاد مدل‌سازی و بررسی کرد. این مدل می‌تواند جایگزینی مناسب برای خروجی‌های شبکه جهانی IGS در منطقه ایران باشد.

**واژه‌های کلیدی:** منطق فازی، شبکه عصبی مصنوعی، GPS، یون‌سپهر، TEC

## ۱ مقدمه

مدل‌سازی به معنای ایجاد نمایشی خاص از یک پدیده جهت بیان رفتار آن است. مدل‌سازی یون‌سپهر شامل جمع‌آوری مشاهدات مورد نیاز در مورد این لایه، پردازش و تحلیل مشاهدات، استفاده از این مشاهدات در مدل مورد نظر و در آخر ارزیابی نتایج است (غفاری رزین و وثوقی، ۲۰۱۶). تاکنون برای مناطقی که مشاهده کافی یا مناسب موجود نبوده است، تلاش‌های بسیار زیادی جهت مدل‌سازی و پیش‌بینی رفتار زمانی-مکانی TEC انجام شده است؛ برای مثال، می‌توان به روش‌های کریجینگ، چندجمله‌ای، هارمونیک‌های کروی، درونیابی به کمک توابع اسپیلاین و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) اشاره کرد (ویلگوسز، ۲۰۰۳؛ موون، ۲۰۰۴؛ اوروس، ۲۰۰۵؛ سین و همکاران، ۲۰۰۸؛ قادر و همکاران، ۱۳۸۹؛ عامریان و همکاران، ۲۰۱۰؛ آخوندزاده، ۲۰۱۴؛ غفاری رزین و همکاران، ۲۰۱۵؛ فرزانه و فروتن، ۲۰۱۷ و سبزه‌ای و همکاران، ۲۰۱۸). از این روش‌ها به کرات جهت تهیه و مدل‌سازی منطقه‌ای و جهانی مقدار TEC و چگالی الکترونی استفاده شده است. هدف اصلی و اساسی این مقاله، استفاده از مدل استنتاج فازی (FIS) برای پیش‌بینی سری زمانی تغییرات محتوای الکترون کلی یون‌سپهر در منطقه ایران است. از مشاهدات ایستگاه تهران، که یکی از ایستگاه‌های سرویس بین‌المللی GNSS (IGS) است، جهت بررسی و ارزیابی مدل فازی استفاده می‌شود. پنج روز از چهار فصل سال ۲۰۱۵ برای داده آزمون انتخاب شده است. برای بررسی دقت و صحت مدل شبکه فازی، نتایج این مقاله با خروجی‌های شبکه جهانی IGS (-GIM) و مدل شبکه عصبی مصنوعی مقایسه می‌شود. در بررسی دقت و صحت مدل پیشنهادی، از شاخص‌های آماری خطای نسبی و مطلق، انحراف معیار و جذر خطای مربعات میانگین (RMSE)، ضریب همبستگی و همچنین تحلیل خطای مؤلفه‌های مختصاتی ایستگاه تهران استفاده شده است.

یون‌سپهر بخشی از جو زمین است که از ارتفاع تقریبی ۶۰ کیلومتر از سطح زمین تا ۱۵۰۰ کیلومتری آن گسترش پیدا کرده است. این لایه از جو در نتیجه اثر متقابل تشعشعات خورشیدی (اشعه ایکس و تابش فرابنفش) و جو خنثای زمین به وجود آمده است (سیبر، ۲۰۰۳). این اثر متقابل، فرایند یونیزاسیون را کنترل می‌کند که این عامل بر تولید الکترون در یون‌سپهر مؤثر است. یون‌سپهر در زمان و مکان در حال تغییر است که این تغییرات می‌تواند ناشی از چرخه طوفان‌های خورشیدی، طوفان‌های مغناطیسی، تغییرات فصلی، تغییرات به دلیل موقعیت‌های جغرافیایی و دیگر عوامل باشد (کومجاتی، ۱۹۹۷). آگاهی از چگونگی رفتار چگالی الکترونی یون‌سپهر برای اهداف علمی و برنامه‌های عملی از اهمیت خاصی برخوردار است. وجود بی‌هنجاری‌های مختلف و نیز تأثیر سایر پدیده‌ها در رفتار یون‌سپهر، مدل‌سازی تحلیلی این لایه از اتمسفر را بسیار دشوار ساخته است. به نظر می‌رسد ارائه یک مدل تحلیلی که بتواند تمامی ویژگی‌های مؤثر موجود بر رفتار یون‌سپهر را دربرگیرد، کاری سخت و دشوار است؛ بنابراین، استفاده از سامانه‌ای که در عین سادگی و کارآمد بودن، بتواند پردازش‌های موازی را برای سامانه‌هایی با رفتار غیرخطی و پیچیده همانند لایه یون‌سپهر انجام دهد، کاملاً احساس می‌شود. کمیتی که با استفاده از آن می‌توان چگونگی فعالیت‌های یون‌سپهری و نیز تغییرات زمان-مکان چگالی الکترونی در این لایه از جو را مطالعه کرد، محتوای الکترون کلی (TEC) است (شایبر، ۱۹۹۹). TEC تعداد کل الکترون‌های آزاد در مسیر بین ماهواره تا گیرنده در ستونی به مساحت مقطع یک مترمربع است. TECU واحد اندازه‌گیری TEC است؛ یک TECU معادل  $10^{16}$  electrons/m<sup>2</sup> است. این کمیت را می‌توان از روی اندازه‌گیری‌های فاز و کد به‌دست‌آمده از سامانه تعیین موقعیت جهانی (GPS) به‌دست‌آورد.

یک مسئله به طور هماهنگ با هم عمل می کنند (هایکین، ۱۹۹۴). اگر تابع فعالیت لایه پنهان، سیگموئید و تابع فعالیت لایه خروجی، خطی باشد؛ خروجی زامین گره از لایه پنهان با رابطه زیر محاسبه می شود (لئوناردو، ۲۰۰۷):

$$f(S_j) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\left(\sum_{i=1}^n w_{ij} \cdot x_i - \theta_j\right)\right)}, j = 1, 2, \dots, H \quad (3)$$

که  $n$  تعداد گره های ورودی؛  $w_{ij}$  وزن ارتباطی بین گره های لایه ورودی و پنهان؛  $\theta_j$  اریبی (بایاس) موجود در لایه پنهان و  $x_i$  نشان دهنده ورودی است. خروجی در لایه آخر را می توان با استفاده از رابطه زیر محاسبه کرد:

$$y_k = \sum_{j=1}^H w_{kj} \cdot f(S_j) - \theta_k, k = 1, 2, \dots, O \quad (4)$$

$w_{kj}$  وزن ارتباطی بین زامین گره از لایه پنهان با  $k$  امین گره از لایه خروجی و  $\theta_k$  اریبی موجود در لایه خروجی است. هدف از آموزش در محاسبات نرم، یافتن وزن ها و اریبی ها به گونه ای است که خطای داده های آموزش را به حداقل ممکن برساند؛ لذا در محاسبات نرم، آموزش را می توان در بردارنده یک مسئله بهینه سازی دانست که هدف از آن، بهینه سازی ضرایب وزنی و اریبی ها جهت دستیابی به کمترین خطای آموزش است. در این مقاله، از الگوریتم بهینه سازی انبوه ذرات هیبرید جهت آموزش شبکه فازی و عصبی استفاده شده است (فورنیر و همکاران، ۲۰۱۲). این روش، ترکیبی از دو الگوریتم آموزش بهینه سازی انبوه ذرات (PSO) و الگوریتم پس انتشار خطا (BP) است (مارس، ۱۹۹۶). در مرحله اول روش جدید، از روش PSO جهت جستجوی سراسری و در مرحله بعد، با نزدیک شدن به جواب بهینه، از روش BP جهت جستجوی محلی استفاده می شود.

### ۳ مشاهدات STEC نرم شده

مشاهدات STEC حاصل از اندازه گیری های فاز موج

## ۲ محاسبات نرم (منطق فازی- شبکه های عصبی مصنوعی)

محاسبات نرم شامل اجزائی همانند الگوریتم های ژنتیک، شبکه های عصبی مصنوعی، سامانه استنتاج فازی (FIS)، یادگیری تقویتی و روش کلونی مورچه ها است که اغلب از آنها با عنوان A هوش محاسباتی  $\equiv$  یاد می شود (اکبرزاده توتونچی، ۱۳۸۶). مفهوم A منطق فازی  $\equiv$  از سال ۱۹۲۰ معرفی شد، ولی عبارت منطق فازی را اولین بار پروفسور لطفی عسگرزاده (۲۰۱۷-۱۹۲۱) در سال ۱۹۶۵ در دانشگاه برکلی استفاده کرد (زاده، ۱۹۹۶). سامانه های استنتاج فازی می توانند رفتار یک پدیده یا فرایند را تنها در قالب استفاده از قواعد توصیفی و تجربی بدون نیاز به شناخت مدل دقیق تحلیلی فرمول بندی کنند (تاکاگی و سوگنو، ۱۹۸۵). برای سادگی کار فرض می شود که FIS مورد بررسی از دو ورودی  $x$  و  $y$  و یک خروجی  $f$  تشکیل شده و همچنین پایگاه قانون در آن شامل دو قانون اگر-آنگاه است. قوانین موجود در این سامانه عبارت اند از (زاده، ۱۹۹۶):

$$\begin{aligned} IF \quad x = A_1 \quad AND \quad y = B_1, \\ Then \quad f_1 = p_1 + q_1 + r_1 \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} IF \quad x = A_2 \quad AND \quad y = B_2, \\ Then \quad f_2 = p_2 + q_2 + r_2 \end{aligned} \quad (2)$$

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

شبکه عصبی مصنوعی ایده ای برای پردازش اطلاعات است که از سامانه عصبی-زیستی الهام گرفته است و مانند مغز به پردازش اطلاعات می پردازد. عنصر کلیدی این ایده، ساختار جدید سامانه پردازش اطلاعات است. این سامانه از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق العاده به هم پیوسته به نام نورون تشکیل شده است که برای حل

حامل، دقیق‌تر از مشاهدات STEC حاصل از مشاهدات کد هستند. مشکل اصلی مشاهدات STEC حاصل از مشاهدات فاز، وجود دو مقدار ابهام فاز در اندازه‌گیری‌های فاز موج حامل است. جهت بهره‌برداری از مزیت دقت زیاد مشاهدات STEC حاصل از اندازه‌گیری‌های فاز موج حامل و نیز مزیت نبود مقدار ابهام فاز در مشاهدات STEC حاصل از اندازه‌گیری‌های کد، می‌توان مشاهدات حاصل از دو مجموعه را برای نرم‌سازی مقدار STEC با همدیگر ترکیب کرد. در این تقریب، مقادیر میانگین مشاهدات STEC حاصل از اندازه‌گیری‌های کد، مقادیر STEC حاصل از مشاهدات فاز در کمان‌های پیوسته را تعدیل می‌کنند. مقدار میانگین برای هر کمان پیوسته به‌صورت زیر محاسبه می‌شود (کیرولو و همکاران، ۲۰۰۷):

$$STEC_{smooth} = \langle STEC_P + STEC_\Phi \rangle - STEC_\Phi \quad (9)$$

$$= STEC + (B_r^P + B_s^P) + \varepsilon_{P4}$$

برای به‌دست‌آوردن مقدار الکترون کلی قائم از تابع نگاشت رابطه (۱۰) استفاده می‌شود:

$$VTEC = M \times STEC_{smoothed} \quad (10)$$

$$M = \left[ 1 - \left( \frac{R \cos(ele)}{R+h} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

که  $M$  تابع نگاشت،  $ele$  زاویه ارتفاعی ماهواره،  $R$  شعاع کره زمین و  $h$  ارتفاع مدل تک‌لایه یون‌سپهری (۴۵۰ کیلومتر) است. اریبی ابزاری مربوط به ماهواره معمولاً از فایل IONEX محاسبه می‌شود که از محصولات IGS است. زاویه ارتفاعی نیز با استفاده از فاصله هندسی ماهواره و گیرنده و با داده‌های افریز ماهواره محاسبه می‌شود.

#### ۴ منطقه مورد مطالعه

با توجه به اهداف این مقاله، منطقه مورد مطالعه، فلات ایران و ایستگاه GPS تهران به مختصات عرض جغرافیایی ۳۵/۶۹ درجه و طول جغرافیایی ۵۱/۳۳ درجه است. با استفاده از مشاهدات ایستگاه GPS تهران که یکی از

حامل، دقیق‌تر از مشاهدات STEC حاصل از مشاهدات کد هستند. مشکل اصلی مشاهدات STEC حاصل از مشاهدات فاز، وجود دو مقدار ابهام فاز در اندازه‌گیری‌های فاز موج حامل است. جهت بهره‌برداری از مزیت دقت زیاد مشاهدات STEC حاصل از اندازه‌گیری‌های فاز موج حامل و نیز مزیت نبود مقدار ابهام فاز در مشاهدات STEC حاصل از اندازه‌گیری‌های کد، می‌توان مشاهدات حاصل از دو مجموعه را برای نرم‌سازی مقدار STEC با همدیگر ترکیب کرد. در این تقریب، مقادیر میانگین مشاهدات STEC حاصل از اندازه‌گیری‌های کد، مقادیر STEC حاصل از مشاهدات فاز در کمان‌های پیوسته را تعدیل می‌کنند. مقدار میانگین برای هر کمان پیوسته به‌صورت زیر محاسبه می‌شود (کیرولو و همکاران، ۲۰۰۷):

$$\langle STEC_P + STEC_\Phi \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (STEC_P + STEC_\Phi)_i$$

که  $STEC_\Phi$  مربوط به مشاهدات فاز،  $STEC_P$  مربوط به مشاهدات کد،  $N$  تعداد اندازه‌گیری‌های پیوسته برای کمان مورد نظر و  $\langle \cdot \rangle$  نشان‌دهنده مقدار میانگین است. با فرض اینکه مقادیر اریبی داخل فرکانسی ثابت باشند، می‌توان نوشت:

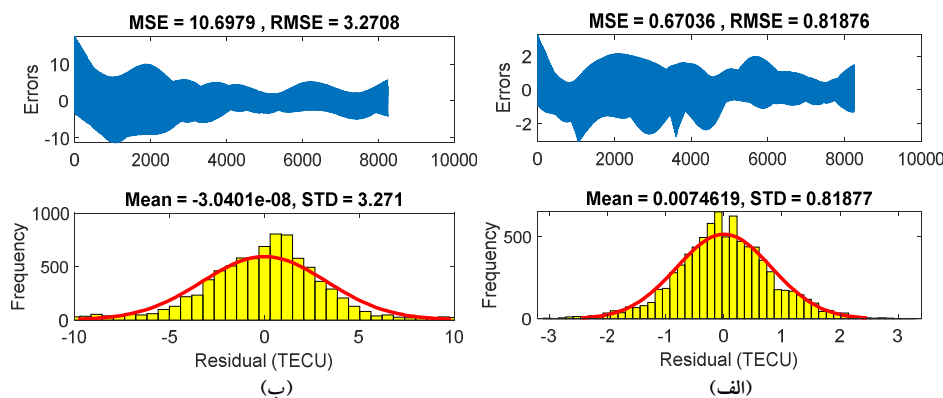
$$STEC_P = \frac{P_4}{\beta} = STEC + B_r^P + B_s^P + \varepsilon_{P4} \quad (6)$$

$$(7)$$

$$STEC_\Phi = \frac{\Phi_4}{\beta} = -STEC + N_{arc} + B_r^\Phi + B_s^\Phi + \varepsilon_{\Phi 4}$$

$$\langle STEC_P + STEC_\Phi \rangle = (B_r^P + B_s^P + B_r^\Phi + B_s^\Phi) + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (N_{arc} + \varepsilon_{P4})_i \quad (8)$$

در روابط بالا  $B_r^P$  مقدار بایاس داخل فرکانسی گیرنده برای مشاهدات کد برحسب واحد TECU،  $B_s^P$  مقدار



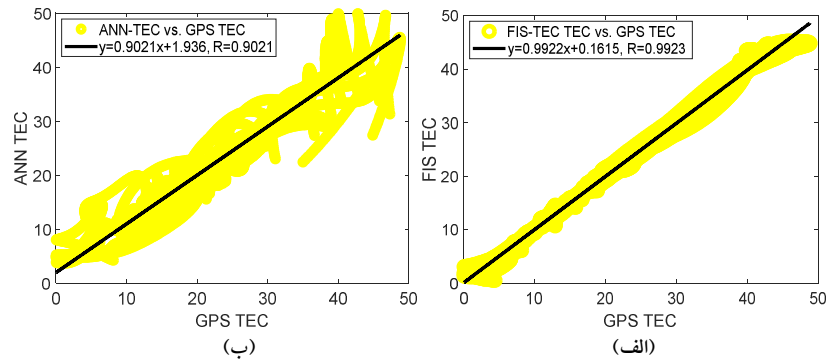
شکل ۱. مقادیر خطا در مرحله آموزش (الف) شبکه‌های فازی (ب) شبکه عصبی.

این دو شبکه استفاده می‌شود. روزهای ۴۱، ۴۲، ۴۳، ۴۴ و ۴۵ از فصل زمستان، روزهای ۱۳۱، ۱۳۲، ۱۳۳، ۱۳۴ و ۱۳۵ از فصل بهار، روزهای ۲۲۱، ۲۲۲، ۲۲۳، ۲۲۴ و ۲۲۵ از فصل تابستان و روزهای ۳۱۱، ۳۱۲، ۳۱۳، ۳۱۴ و ۳۱۵ از فصل پاییز جهت آزمون نتایج شبکه‌های فازی و عصبی انتخاب شده‌اند. به این ترتیب، داده ۲۰ روز مورد آزمون، در آموزش شبکه‌های فازی و عصبی شرکت داده نشده است. شکل ۱ مقادیر خطا و پارامترهای آماری RMSE و انحراف معیار را برای مرحله آموزش شبکه فازی و شبکه عصبی نمایش می‌دهد. براساس نتایج شکل ۱، مقدار انحراف معیار حاصل از مدل‌سازی به روش FIS برابر با  $0.81877$  TECU و مقدار RMSE برابر با  $0.67036$  TECU برآورد شده است. برای شبکه عصبی مصنوعی، مقدار انحراف معیار  $3.2708$  TECU و مقدار RMSE برابر با  $10.6979$  TECU محاسبه شده است. مقایسه و ارزیابی دو پارامتر آماری انحراف معیار و RMSE در مرحله آموزش، نشان‌دهنده دقت زیاد مدل شبکه فازی نسبت به شبکه عصبی است. جهت بررسی و ارزیابی بیشتر دو مدل شبکه فازی و عصبی در مرحله آموزش، مقادیر TEC حاصل از این دو مدل با مقادیر TEC حاصل از GPS مقایسه و ضریب همبستگی محاسبه شده است (شکل ۲).

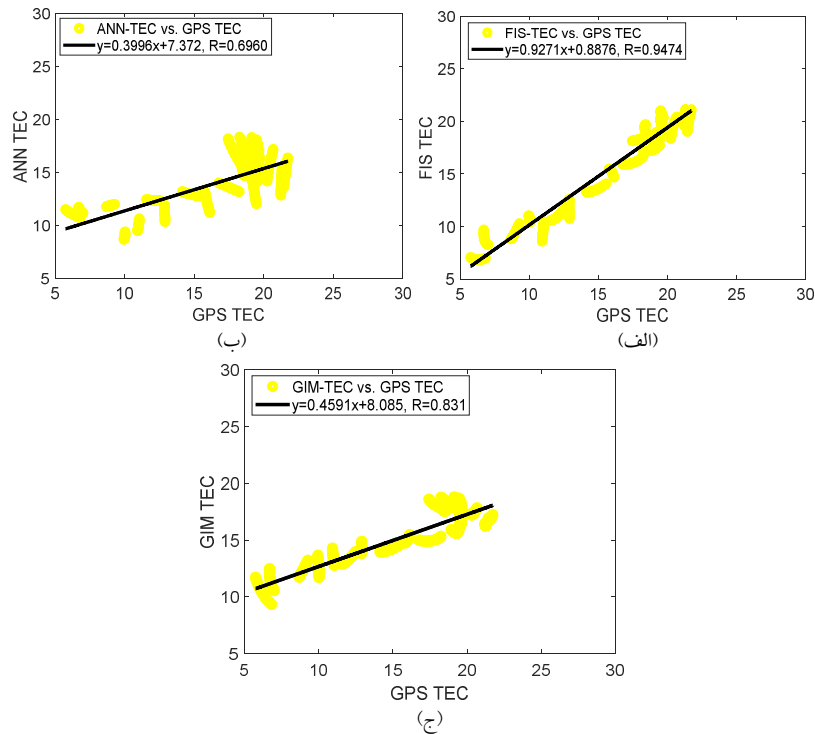
ایستگاه‌های شبکه جهانی IGS است، مقادیر TEC از فایل‌های Rinex با استفاده از الگوریتم اشاره شده در بخش سوم و برای کلیه ماه‌های سال ۲۰۱۵ استخراج شدند. شایان ذکر است سری زمانی TEC ایستگاه تهران برای بیست و چهار ساعت از شبانه‌روز (ساعت‌های ۱، ۲، ۳، ... و ۲۴) بررسی می‌شود. با استفاده از الگوریتم اشاره شده در بخش سوم، مقدار TEC از مشاهدات ایستگاه GPS تهران در سال ۲۰۱۵ محاسبه و برای زمان‌های مختلف رسم می‌شود. براساس پژوهش‌های صورت گرفته در زمینه تغییرات زمانی یون‌سپهر، مقدار محتوای الکترون کلی، تغییرات زیادی نسبت به زمان دارد. همچنین بیشترین مقدار محتوای الکترون کلی یون‌سپهر در ساعت ۸ تا ۱۰ به وقت جهانی و کمترین مقدار آن در ساعت ۰ تا ۲ به وقت جهانی است. در ادامه، برای تحلیل تغییرات سری زمانی یون‌سپهر، دو شبکه فازی و عصبی بررسی می‌شوند.

#### ۴-۱ آموزش شبکه فازی و شبکه عصبی مصنوعی

در این بخش با استفاده از مدل‌های FIS و ANN، سری زمانی تغییرات مقدار محتوای الکترون کلی یون‌سپهر در سال ۲۰۱۵ بررسی می‌شود. از هر فصل سال ۲۰۱۵، پنج روز جهت آزمون نتایج و بررسی خطا انتخاب شده است. به عبارت دیگر، از تعداد ۳۶۵ روز مشاهده، ۳۴۵ روز برای آموزش شبکه فازی و عصبی و ۲۰ روز برای آزمون نتایج



شکل ۲. مقدار ضریب همبستگی در مرحله آموزش برای (الف) شبکه فازی (ب) شبکه عصبی در مقایسه با GPS به‌عنوان مرجع.



شکل ۳. مقدار ضریب همبستگی در مرحله آزمون برای (الف) شبکه فازی (ب) شبکه عصبی (ج) خروجی شبکه جهانی IGS در مقایسه با GPS به‌عنوان مرجع.

شبکه عصبی در مرحله آموزش است. پس از تحلیل و ارزیابی دقت دو مدل شبکه فازی و شبکه عصبی در مرحله آموزش، از دو شبکه آموزش‌دیده استفاده می‌شود تا مقادیر TEC برای روزهای آزمون تعیین‌شده از چهار فصل مختلف سال ۲۰۱۵ پیش‌بینی شود. در مرحله آزمون،

براساس نتایج شکل ۲، مقدار ضریب همبستگی در مرحله آموزش برای مدل شبکه فازی در مقایسه با GPS برابر با ۰/۹۹۲۳ و برای مدل شبکه عصبی در مقایسه با GPS برابر با ۰/۹۰۲۱ است. بررسی ضریب همبستگی، دوباره حاکی از دقت بیشتر مدل شبکه فازی نسبت به

به مدل شبکه عصبی مصنوعی از دقت بیشتری برخوردار بوده است. نوع دیگری از ارزیابی در مرحله آزمون، محاسبه دو پارامتر RMSE و انحراف معیار برای مدل‌های شبکه فازی و عصبی در ۲۰ روز مورد نظر است. مقادیر TEC در روزهای مورد آزمون و برای ۲۴ ساعت از شبانه‌روز (۱، ۲، ۳، ... و ۲۴) با دو مدل شبکه عصبی و فازی پیش‌بینی و سپس دو پارامتر آماری RMSE و انحراف معیار و میانگین آنها در بیست و چهار ساعت از شبانه‌روز محاسبه می‌شوند. نتیجه این ارزیابی در جدول ۱ نمایش داده شده است.

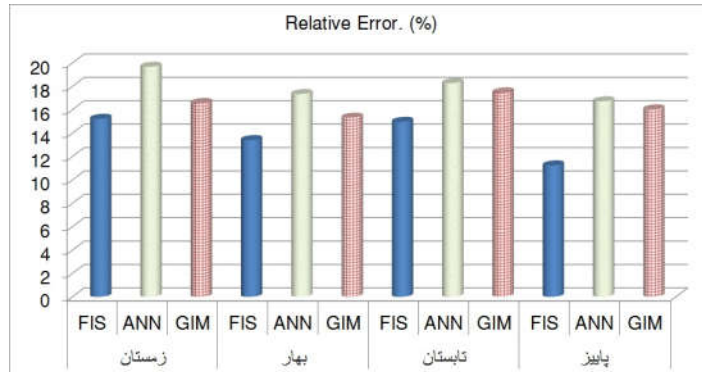
براساس نتایج جدول ۱، بیشترین مقدار شاخص RMSE برای مدل شبکه فازی در روز ۴۴ از سال ۲۰۱۵ (در فصل زمستان) برابر با ۲/۰۶۵ TECU و کمترین مقدار

برای بررسی دقت و صحت نتایج مدل شبکه فازی و عصبی، مقدار ضریب همبستگی با مقادیر حاصل از GPS مقایسه شده است. همچنین جهت ارزیابی دقیق‌تر نتایج دو مدل، مقادیر TEC حاصل از شبکه جهانی IGS (GIM-) TEC در ایستگاه تهران نیز با مقدار TEC حاصل از GPS مقایسه شده است (شکل ۳).

مقدار ضریب همبستگی بین TEC حاصل از مدل شبکه فازی، عصبی و مدل GIM در مقایسه با TEC حاصل از GPS به ترتیب برابر با ۰/۹۴۷۴، ۰/۶۹۶۰ و ۰/۸۳۱ به دست آمده است (شکل ۳). این مقایسه، برتری شبکه فازی نسبت به شبکه عصبی و همچنین مدل GIM را در پیش-بینی مقدار TEC در روزهای مورد آزمون نشان می‌دهد. همچنین باید به این نکته اشاره کرد که مدل GIM نسبت

جدول ۱. مقادیر پارامترهای آماری RMSE و انحراف معیار حاصل از شبکه فازی و شبکه عصبی آموزش‌دیده برای ۲۰ روز آزمون.

فصل	روز از سال (DOY)	RMSE (TECU)		Std (TECU)	
		شبکه فازی	شبکه عصبی	شبکه فازی	شبکه عصبی
زمستان	۴۱	۱/۹۲۴	۳/۸۵۷	۲/۰۲۳	۳/۹۹۷
	۴۲	۱/۳۵۷	۳/۴۶۸	۱/۴۶۶	۳/۷۵۳
	۴۳	۱/۰۲۵	۳/۹۵۱	۱/۳۵۷	۴/۱۹۲
	۴۴	۲/۰۶۵	۳/۳۵۷	۲/۴۲۶	۳/۵۹۴
	۴۵	۱/۱۰۸	۳/۲۰۴	۱/۲۳۱	۳/۳۵۷
بهار	۱۳۱	۱/۴۲۶	۲/۹۶۸	۱/۶۲۴	۳/۰۹۱
	۱۳۲	۱/۵۰۳	۳/۰۳۲	۱/۷۰۲	۳/۴۲۶
	۱۳۳	۱/۱۰۳	۳/۱۹۷	۱/۳۱۸	۳/۴۱۷
	۱۳۴	۰/۹۸۷	۳/۰۰۳	۱/۱۰۹	۳/۳۱۱
	۱۳۵	۱/۰۶۸	۲/۶۸۷	۱/۱۶۸	۲/۹۷۲
تابستان	۲۲۱	۱/۷۵۳	۳/۵۴۱	۱/۹۳۷	۳/۷۹۵
	۲۲۲	۱/۹۵۱	۳/۱۷۵	۲/۱۰۳	۳/۶۳۴
	۲۲۳	۱/۴۵۶	۲/۸۳۴	۱/۶۴۹	۳/۰۶۴
	۲۲۴	۱/۷۵۳	۳/۲۶۴	۱/۹۶۱	۳/۴۱۹
	۲۲۵	۱/۴۲۶	۳/۷۹۲	۱/۹۵۱	۳/۹۷۲
پاییز	۳۱۲	۰/۸۵۲	۲/۵۶۷	۰/۹۶۳	۲/۷۶۱
	۳۱۳	۱/۰۳۲	۳/۷۹۱	۱/۱۶۴	۳/۹۷۲
	۳۱۴	۰/۹۳۷	۲/۹۵۶	۱/۲۷۹	۳/۲۶۴
	۳۱۵	۱/۱۳۵	۳/۳۵۷	۱/۶۴۲	۳/۵۷۲
	۳۱۶	۱/۰۰۱	۲/۹۵۱	۱/۳۹۴	۳/۴۶۸



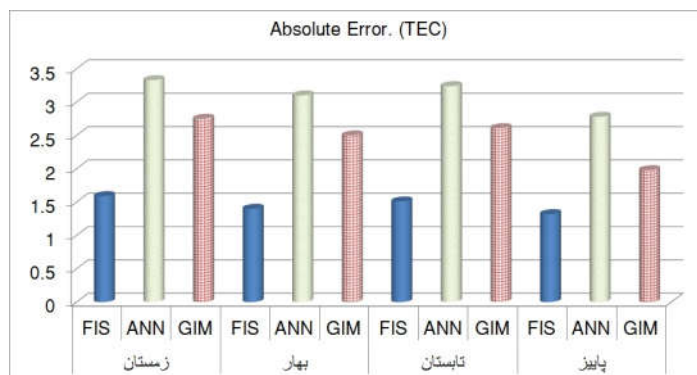
شکل ۴. نمودار تغییرات شاخص خطای نسبی در ۲۰ روز آزمون در فصول مختلف و برای مدل‌های FIS، ANN و GIM در مقایسه با مقادیر حاصل از GPS.

برابر با ۱۵/۲۳، ۱۹/۶۸ و ۱۷/۴۹ درصد و کمینه مقدار میانگین خطای نسبی محاسبه شده در ۲۰ روز آزمون برای مدل‌های شبکه فازی، شبکه عصبی و GIM به ترتیب برابر با ۱۱/۲۵، ۱۶/۷۳ و ۱۵/۳۳ درصد است. نتایج این بررسی نشان‌دهنده خطای نسبی کم در مدل شبکه فازی نسبت به دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و GIM است. البته براساس نتایج شکل ۴، مدل GIM در مقایسه با مدل شبکه عصبی مصنوعی تا حدودی از دقت بیشتری (خطای نسبی کمتر) برخوردار بوده است. در شکل ۵، مقایسه مشابهی در مورد خطای مطلق ارائه شده است.

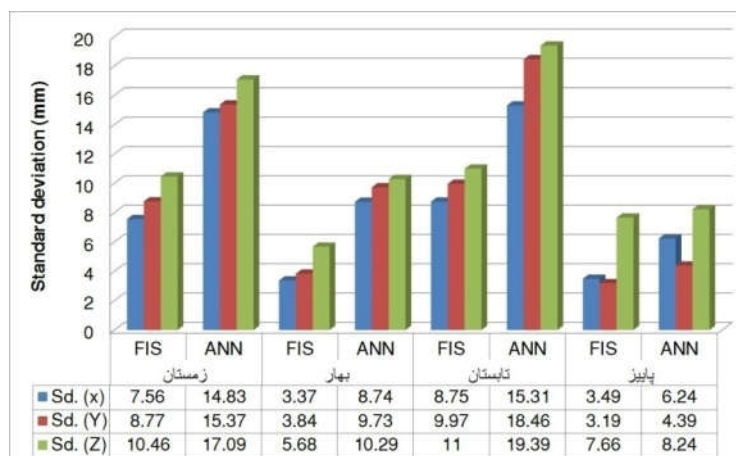
براساس نتایج شکل ۵، بیشینه مقدار میانگین خطای مطلق محاسبه شده در ۲۰ روز آزمون برای مدل‌های شبکه فازی، شبکه عصبی و GIM به ترتیب برابر با ۱/۵۹ TECU، ۳/۳۳ TECU و ۲/۷۵ TECU و کمینه مقدار میانگین خطای مطلق محاسبه شده در ۲۰ روز آزمون برای مدل‌های شبکه فازی، شبکه عصبی و GIM به ترتیب برابر با ۱/۳۲ TECU، ۲/۷۸ TECU و ۱/۹۸ TECU است. نتایج این بررسی نشان‌دهنده خطای مطلق کم در مدل شبکه فازی نسبت به دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و GIM است.

آن در روز ۳۱۲ از سال ۲۰۱۵ (در فصل پاییز) برابر با ۰/۸۵۲ TECU است. برای مدل شبکه عصبی مصنوعی، بیشترین مقدار شاخص RMSE در روز ۴۳ در فصل زمستان و برابر با ۳/۹۵۱ TECU و کمترین مقدار آن در فصل پاییز و در روز ۳۱۲ با مقدار ۲/۵۶۷ TECU به دست آمده است. برای شاخص انحراف معیار نیز در هر دو مدل شبکه فازی و شبکه عصبی مصنوعی، بیشترین مقدار در فصل زمستان و کمترین مقدار آن در فصل پاییز محاسبه شده است. برای مقایسه بهتر و دقیق‌تر، دو شاخص آماری خطای نسبی و مطلق برای ۲۰ روز آزمون و برای مدل‌های شبکه فازی و عصبی بررسی شده است. در این بررسی، خطای نسبی و مطلق مربوط به خروجی‌های شبکه جهانی IGS نیز مقایسه شده است. در محاسبه شاخص‌های آماری خطای نسبی و مطلق، TEC حاصل از GPS به عنوان مرجع فرض شده است. شکل‌های ۴ و ۵، نتایج این مقایسه را نمایش می‌دهند. گفتنی است میانگین خطای نسبی و مطلق به دست آمده از ۲۰ روز مشاهده آزمون در شکل‌ها آورده شده است. براساس نتایج شکل ۴، بیشینه مقدار میانگین خطای نسبی محاسبه شده در ۲۰ روز آزمون برای مدل‌های شبکه فازی، شبکه عصبی و GIM به ترتیب





شکل ۵. نمودار تغییرات شاخص خطای مطلق در ۲۰ روز آزمون در فصول مختلف و برای مدل‌های FIS، ANN و GIM در مقایسه با مقادیر حاصل از GPS.



شکل ۶. مقادیر انحراف معیار مؤلفه‌های مختصات محاسبه شده برای ایستگاه GPS تهران و برای دو مدل شبکه فازی و عصبی در چهار فصل مختلف سال ۲۰۱۵.

محاسبه شده برای ایستگاه تهران و برای دو مدل شبکه فازی و عصبی در شکل ۶ نمایش داده شده است. در شکل ۶ مقادیر مختصات محاسبه شده در بازه‌های زمانی دوساعته انجام گرفته است. به عبارت دیگر، برای هر دو ساعت از مشاهدات ایستگاه GPS تهران و با استفاده از روش PPP، یک مختصات محاسبه شده است. این کار به دلیل تغییرات زمانی TEC در طول شبانه‌روز و تأثیر آن در محاسبه اریبی یون‌سپهری انجام شده است. براساس نتایج شکل ۶، کمینه مقدار انحراف معیار مؤلفه‌های مختصات  $x$ ،  $y$  و  $z$  برای مدل شبکه فازی به ترتیب برابر با ۳/۳۷، ۳/۱۹ و ۵/۶۸ میلی‌متر است. برای مدل شبکه عصبی مصنوعی کمینه مقدار انحراف معیار مؤلفه‌های مختصات

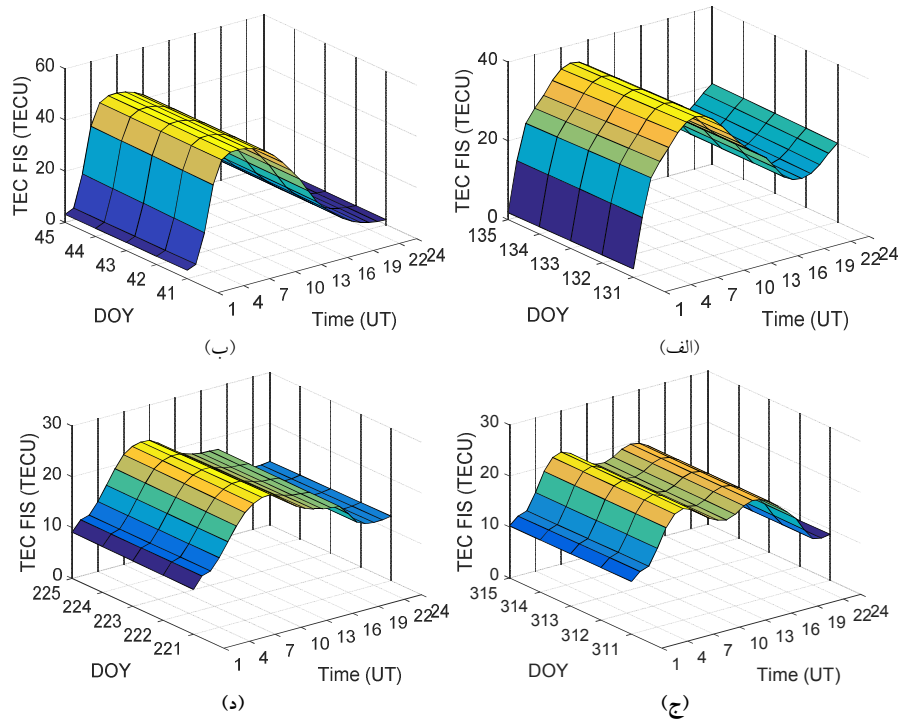
نوع دیگر ارزیابی در این مقاله برای اعتبارسنجی مدل شبکه فازی، استفاده از تعیین موقعیت نقطه‌ای دقیق (PPP) است (سیر، ۲۰۰۳). با استفاده از اطلاعات افمریز دقیق به‌دست آمده از شبکه جهانی IGS برای ایستگاه GPS تهران، منابع خطای مختلف همانند اریبی ساعت ماهواره، اریبی اطلاعات مداری، اریبی چندمسیری، اریبی نسبت، اریبی تروپوسفری حل شده و اریبی یون‌سپهری با استفاده از TEC حاصل از مدل شبکه فازی و شبکه عصبی محاسبه و با استفاده از مشاهدات فاز و برای چندین اپوک متوالی، مقادیر مختصات دقیق گیرنده ( $x$ ،  $y$ ،  $z$ ) و همچنین اریبی ساعت گیرنده (dT) با استفاده از سرشکنی حاصل می‌شود. مقادیر انحراف معیار مؤلفه‌های مختصات

کاربردی است، در مباحث مربوط به علوم فضایی و تعیین موقعیت با گیرنده‌های تک‌فرکانسی بسیار پرکاربرد است. شکل ۷ نمودار تغییرات محتوای الکترون کلی یونسپهر را در ۲۰ روز مورد آزمون و برای کلیه ساعات شبانه‌روز نمایش می‌دهد. هدف از ارائه این شکل، نمایش چگونگی تغییرات وابسته به زمان در روزهای مختلف برای پارامتر TEC حاصل از مدل شبکه فازی است. براساس نتایج شکل ۷، کاملاً واضح است که تغییرات وابسته به زمان در مقدار کمیت محتوای الکترون کلی یونسپهر بسیار زیاد و در طول شبانه‌روز متغیر است. با توجه به ارزیابی‌های صورت گرفته درباره صحت و دقت مدل شبکه فازی، این مدل توانایی ارائه پارامتر TEC با دقت و صحت زیاد را دارد.

x، y و z به ترتیب برابر با ۶/۲۴، ۴/۳۹ و ۸/۲۴ میلیمتر به دست آمده است. این نتایج حاکی از کاربرد مدل شبکه فازی با دقت زیاد در مبحث تعیین موقعیت نقطه‌ای دقیق ایستگاه‌های نقشه‌برداری است.

#### ۴-۲ ترسیم تصاویر تغییرات مربوط به TEC با استفاده از مدل FIS

پس از بررسی دقت و صحت نتایج مدل‌های FIS و ANN و همچنین مقایسه این دو مدل با GPS و GIM، می‌توان از شبکه فازی آموزش‌دیده استفاده و مقدار TEC را برای زمان‌های مختلف پیش‌بینی کرد. پیش‌بینی صحیح و دقیق مقدار TEC در زمان‌های مختلف علاوه بر اینکه در بررسی سری زمانی تغییرات این کمیت بسیار مهم و



شکل ۷. نمودار تغییرات زمانی مقدار محتوای الکترون کلی یونسپهر در بازه زمانی ۱۳۱ تا ۱۳۵ (ب) بازه زمانی ۴۱ تا ۴۴ (ج) بازه زمانی ۳۱۱ تا ۳۱۵ (د) بازه زمانی ۲۲۱ تا ۲۲۵ برای مدل شبکه فازی.

## ۵ نتیجه‌گیری

هدف اصلی و اساسی این مقاله بررسی توانایی استفاده از سامانه استنتاج فازی (FIS) در منطقه ایران برای مدل‌سازی سری زمانی تغییرات محتوای الکترون کلی یونسپهر بود. جهت انجام این کار از اندازه‌گیری‌های ایستگاه‌های GPS استفاده شد. از جمله اهداف جزئی این مقاله، برآورد مقدار محتوای الکترون کلی یونسپهر در زمان‌های مختلف و مقایسه آن با مدل‌های جهانی و همچنین کاربرد آن در تعیین موقعیت بود. برای بررسی سری زمانی یونسپهر، مشاهدات مربوط به سال ۲۰۱۵ در بازه‌های زمانی مختلف جمع‌آوری شدند. جهت بررسی دقت و صحت مدل پیشنهادی این مقاله، نتایج مدل FIS با نتایج مدل ANN و همچنین خروجی شبکه جهانی IGS مقایسه شد. شاخص‌های آماری خطای نسبی و خطای مطلق، انحراف معیار، جذر خطای مربعات میانگین (RMSE) و همچنین ضریب همبستگی محاسبه شدند. برای بررسی مدل FIS از مشاهدات ۳۴۵ روز از سال ۲۰۱۵ استفاده و شبکه فازی آموزش داده شد. سپس با استفاده از شبکه فازی آموزش‌دیده، مقدار TEC برای ساعات مختلف از شبانه‌روز و در روزهای ۴۱، ۴۲، ۴۳، ۴۴ و ۴۵ از فصل زمستان، روزهای ۱۳۱، ۱۳۲، ۱۳۳، ۱۳۴ و ۱۳۵ از فصل بهار، روزهای ۲۲۱، ۲۲۲، ۲۲۳، ۲۲۴ و ۲۲۵ از فصل تابستان و روزهای ۳۱۱، ۳۱۲، ۳۱۳، ۳۱۴ و ۳۱۵ از فصل پاییز پیش‌بینی شد. شایان ذکر است که از مشاهدات این روزها، در آموزش شبکه فازی استفاده نشد.

بر اساس نتایج، بیشینه مقدار میانگین خطای نسبی محاسبه‌شده در ۲۰ روز آزمون برای مدل‌های شبکه فازی، شبکه عصبی و GIM به ترتیب برابر با ۱۵/۲۳، ۱۹/۶۸ و ۱۷/۴۹ درصد و کمینه مقدار میانگین خطای نسبی محاسبه‌شده در ۲۰ روز آزمون برای مدل‌های شبکه فازی، شبکه عصبی و GIM به ترتیب برابر با ۱۱/۲۵، ۱۶/۷۳ و ۱۵/۳۳ درصد است. برای شاخص آماری خطای مطلق،

بیشینه مقدار میانگین محاسبه‌شده در ۲۰ روز آزمون برای مدل‌های شبکه فازی، شبکه عصبی و GIM به ترتیب برابر با ۱/۵۹ TECU، ۳/۳۳ TECU و ۲/۷۵ TECU و کمینه مقدار میانگین محاسبه‌شده در ۲۰ روز آزمون برای مدل‌های شبکه فازی، شبکه عصبی و GIM به ترتیب برابر با ۱/۳۲ TECU، ۲/۷۸ TECU و ۱/۹۸ TECU به دست آمده است. نتایج این بررسی نشان‌دهنده خطای مطلق کم در مدل شبکه فازی نسبت به دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و GIM است. مقدار ضریب همبستگی بین TEC حاصل از مدل شبکه فازی، عصبی و مدل GIM در مقایسه با TEC حاصل از GPS به ترتیب برابر با ۰/۹۴۷۴، ۰/۶۹۶۰ و ۰/۸۳۱ است. این مقایسه برتری شبکه فازی نسبت به شبکه عصبی و همچنین مدل GIM را در پیش‌بینی مقدار TEC در روزهای مورد آزمون نشان می‌دهد.

نکته‌ای که باید به آن توجه کرد این است که به دلیل وجود دوره فعالیت‌های خورشیدی، طوفان‌های مغناطیسی و فوران‌های خورشیدی، یونسپهر تغییرات زیادی دارد. دوره فعالیت‌های خورشیدی یازده ساله است و در سه حالت آرام، متوسط و شدید بررسی می‌شود. مشاهدات استفاده‌شده در این مقاله مربوط به دوره فعالیت‌های متوسط خورشیدی است؛ در نتیجه، توانایی مدل شبکه فازی در دوره فعالیت‌های متوسط ارزیابی شده است. جهت بررسی دقیق‌تر، باید مشاهدات مربوط به دوره فعالیت‌های شدید نیز با مدل فازی بررسی شود. مورد مهم دیگر این است که با توجه به محدود بودن مشاهدات استفاده‌شده در این مقاله، شاخص فعالیت‌های خورشیدی به عنوان متغیر ورودی به شبکه فازی معرفی نشده است. در صورت وجود مشاهدات در یک دوره یازده ساله، می‌توان این شاخص را نیز به همراه سایر پارامترها در ورودی شبکه فازی استفاده کرد. با توجه به ماهیت رفتار ناگهانی طوفان‌های مغناطیسی، فوران‌های خورشیدی و تأثیر آن بر

## منابع

- اکبرزاده توتونچی، م، ر، ۱۳۸۶، محاسبات نرم: جزوه کلاسی، دانشگاه فردوسی مشهد.
- قادر، س، کرمی، خ، رایین، ا، ۱۳۸۹، اعتبارسنجی مدل یون‌سپهری IRI2007 در یک بازه زمانی کمینه فعالیت‌های خورشیدی در منطقه تهران با استفاده از داده‌های ایستگاه یون‌سپهر (یونسفر) مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران: مجله ژئوفیزیک ایران، ۲۵(۲)، ۱۶-۲۷.
- Akhoondzadeh, M., 2014, Investigation of GPS-TEC measurements using ANN method indicating seismo-ionospheric anomalies around the time of the Chile (Mw=8.2) earthquake of 01 April 2014: *Advance in Space Research*, **54**(9), 1768-1772.
- Amerian, Y., Hossainali, M., Voosoghi, B., and Ghaffari Razin, M. R., 2010, Tomographic reconstruction of the ionospheric electron density in terms of wavelets: *International Journal of Aerospace Science and Technologies*, **7**, 19-29.
- Ciraolo, 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), 111-120.
- Farzaneh, S., and Forootan, E., 2017, Reconstructing regional ionospheric electron density: A combined spherical slepian function and empirical orthogonal function approach: *Surveys in Geophysics*, **39**(2), 289-309.
- Fortier, N., Sheppard, J., and Pillai, K., 2012, Training artificial neural networks using overlapping swarm intelligence with local credit assignment: *Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 13th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS)*, 1420-1425, doi:10.1109/SCIS-ISIS.2012.6505078.
- Ghaffari Razin, M. R., Voosoghi, B., and Mohammadzadeh, A., 2015, Efficiency of artificial neural networks in map of total electron content over Iran: *Acta Geodaetica et Geophysica*, **51**(3), 541-555.
- Ghaffari Razin, M. R., and Voosoghi, B., 2016, Modeling of ionosphere time series using wavelet neural networks (case study: N-W of Iran): *Advances in Space Research*, **58**(1), 74-83.
- مقدار و دینامیک یون‌سپهر، بررسی‌های دقیق‌تری براساس مشاهدات بیشتر مورد نیاز است. از آنجا که شبکه فازی براساس متغیرهای زبانی معرفی شده، توانایی مدل‌سازی برای یک پدیده را پیدا می‌کند، ممکن است در شناخت رفتار یون‌سپهر در لحظه وقوع ناگهانی طوفان‌های مغناطیسی و فوران‌های خورشیدی دقت کمتری نسبت به حالت آرام داشته باشد. البته این موضوع نیازمند بررسی‌های عمیق‌تر است.
- Haykin. S., 1994, *Neural Networks, A Comprehensive Foundation*: Macmillan College Publishing Company, New York.
- Komjathy, A., 1997, Global ionospheric total electron content mapping using the Global Positioning System, Ph.D. thesis, University of New Brunswick, Fredericton, New Brunswick, Canada.
- Leandro, R., 2007, A new technique to TEC regional modeling using a neural network: Geodetic Research Laboratory, Department of Geodesy and Geomatics Engineering, University of New Brunswick, Fredericton, Canada.
- Mars, P., Chen, J. R., and Nambiar, R., 1996, *Learning Algorithms: Theory and Applications in Signal Processing, Control and Communications*: CRC Press, Boca Raton, Florida.
- Moon, Y., 2004, Evaluation of 2-dimensional ionosphere models for national and regional GPS networks in Canada: Master's thesis, University of Calgary, Calgary, Alberta, Canada.
- Orus, R., 2005, Improvement of global ionospheric VTEC maps by using Kriging interpolation technique: *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, **67**, 1598-1609.
- Sabzehee, F., Farzaneh, S., Sharifi, M. A., and Akhoondzadeh, M., 2018, TEC regional modeling and prediction using ANN method and single frequency receiver over IRAN: *Annals of Geophysics*, **61**(1), GM103, 2018; doi: 10.4401/ag-7297.
- Sayin, I., Arikan, F., and Arikan, O., 2008, Regional TEC mapping with random field priors and Kriging: *Radio Science*, **43**(5), RS5012, doi: 10.1029/2007RS003786.
- Schaer, S., 1999, Mapping and predicting the Earth's ionosphere using the global

- positioning system: PhD thesis, Astronomical Institute, University of Berne, Switzerland.
- Seeber, G., 2003, *Satellite Geodesy: Foundations, Methods and Applications*: Walter de Gruyter GmbH & Co., Berlin and New York, 53.
- Takagi, T., and Sugeno, M., 1985, Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control: IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, **15**(1), 116-132.
- Wielgosz, P., Brzezinska, D., and Kashani, I., 2003, Regional ionosphere mapping with Kriging and multiquadratic method: *Journal of Global Positioning Systems*, **2**, 48-55.
- Zadeh, L. A., 1996, Fuzzy sets: Information and control, **8**(3), 338-353.

## Using the fuzzy inference system to model the ionosphere total electron content in IRAN

Mir Reza Ghaffari Razin <sup>1\*</sup> and Milad Mardaneh <sup>2</sup>

<sup>1</sup> Assistant professor, Department of Geoscience Engineering, Arak University of Technology, Arak, Iran

<sup>2</sup> Faculty of Geomatics Engineering, Azad University, Ahar branch, Ahar, Iran

(Received: 9 October 2019, Accepted: 18 December 2019)

### Summary

Ionosphere is a layer in the upper part of the atmosphere wide-ranging from 60 km to 2000 km. It has a very significant role in radio wave propagation because of its electromagnetic attributes. Ionosphere is mainly affected by solar zenith angle and solar activity. In the day-time, ionization in ionosphere is at the highest level and the ionospheric effects are stronger. In the night-time, ionization decreases and the effects of ionosphere gets weaker. One of the most important parameters that defines the physical structure of ionosphere is Total Electron Content (TEC). TEC is a line integral of electron density along signal path between satellite to the receiver on the ground. The unit of TEC is TECU and 1 TECU equals 10<sup>16</sup> electrons/m<sup>2</sup>. The TEC values can be computed from dual frequency Global Positioning System (GPS) stations, which are the most available observations for studying the Earth's ionosphere. However, because of scattered repartition of dual frequency of GPS stations, precise information on TEC over the favorable region is unknown.

Fuzzy inference systems (FIS) take inputs and process them based on the pre-specified rules to produce the outputs. Both the inputs and outputs are real values, whereas the internal processing is based on fuzzy rules and fuzzy arithmetic. FIS is the key unit of a fuzzy logic system having decision making as its primary work. It uses the "IF...THEN" rules along with connectors "OR" or "AND" for drawing essential decision rules. A FIS is defined according to the following five main sections :

- Rule Base – It contains fuzzy IF-THEN rules;
- Database – It defines the membership functions of fuzzy sets used in fuzzy rules;
- Decision-making Unit – It performs operation on rules;
- Fuzzification Interface Unit – It converts the crisp quantities into fuzzy quantities; and
- Defuzzification Interface Unit – It converts the fuzzy quantities into crisp quantities .

In this paper, the TEC of the ionosphere is modeled using FIS. The fuzzy inference system uses the rules IF-THEN to recognize the characteristics of dynamic phenomena. This feature, along with the simplicity of computing, has made it possible for this model to study the temporal and spatial variations of the ionosphere. In fact, the main innovation of the paper is the time series modeling of TEC in Iran using FIS. Hybrid particle swarm optimization training (BP-PSO) algorithm is used to train fuzzy network. This algorithm uses the PSO in the early stages of searching for solution and uses the back propagation (BP) near the optimal solution. From the observations of 2015, the Tehran GPS station, which is one of the IGS global stations, was used for evaluation of the proposed model. Also, the results were compared with the results of the global ionosphere map (GIM) TEC as well as artificial neural network model (ANN). In order to evaluate the accuracy of the fuzzy model presented in this paper, 5 days of each season were selected as the test data and model validation was performed in these 20 days. Based on the results, the average relative error calculated in the 20 test days for FIS,

\*Corresponding author:

ANN and GIM models compared to GPS were 11.25%, 19.68% and 16.03%, respectively. Besides, the average absolute error calculated for FIS, ANN and GIM models compared to GPS in the 20 test days was 1.32 TECU, 3.33 TECU and 1.98 TECU, respectively. The calculated correlation coefficients between TEC obtained from FIS, ANN and GIM compared to GPS were 0.9474, 0.6960 and 0.831, respectively. The results of the analysis show that the FIS model is superior to the ANN and GIM models. Using the proposed model of this research, the time series of the ionosphere TEC can be modeled and investigated with high accuracy. This model can also be a good alternative to the outputs of the IGS network in Iran.

**Keywords:** Fuzzy logic, artificial neural network, GPS, ionosphere, TEC