توموگرافی یونوسفر بکمک روش کمینهسازی توابع هدف و شبکههای عصبی مصنوعی در منطقه ایران

میر رضا غفاری رزین*^۱، بهزاد وثوقی^۲

^۱ دکتری مهندسی ژئودزی – دانشکده مهندسی نقشهبرداری – دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی rghaffari@mail.kntu.ac.ir

^۲ دانشیار دانشکده مهندسی نقشهبرداری – دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی ^۲ دانشیار دانشکده مهندسی نقشهبرداری – دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی

(تاریخ دریافت فروردین ۱۳۹۶، تاریخ تصویب تیر ۱۳۹۶)

چکیدہ

در این مقاله روش کمینهسازی توابع هدف با کمک شبکههای عصبی موجک چند لایه، جهت مدلسازی توموگرافی یونوسفر به عنوان یک روش جدید ارائه شده است. براساس روش توموگرافی، تابع هدفی تعریف گردیده و سپس با کمک شبکههای عصبی موجک چند لایه (WNN) طراحی شده، مقدار این تابع هدف به کمترین میزان خود میرسد. جهت بهینهسازی وزنها و بایاسها در شبکههای عصبی، میبایستی از یک الگوریتم آموزش مناسب بهره گرفت. به همین جهت در این مقاله از الگوریتمهای آموزش پس انتشار خطا (BP) و بهینهسازی انبوه ذرات (PSO) استفاده شده است. سه روش ترکیبی برای کمینهسازی توابع هدف که جزو نوآوریهای اصلی این مقاله است مورد بررسی و آنالیز قرار گرفته است. در روش اول (RMTNN) از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون ۳ لایه با الگوریتم آموزش پس انتشار جهت مدلسازی توزیع چگالی الکترونی استفاده شده است. در روش دوم (MRMTNN) یک شبکه عصبی موجک ۳ لایه بهمراه الگوریتم آموزش پس انتشار خطا جهت مدلسازی توزیع چگالی الکترونی بکار گرفته شده و نهایتاً در ترکیب سوم (ITNN) از شبکه عصبی موجك ٣ لايه بهمراه الگوريتم آموزش بهينهسازي انبوه ذرات جهت مدلسازي تغييرات زمان-مكان چگالي الكتروني بهره گرفته شده است. مشاهدات مربوط به شبکه مبنای ژئودینامیک دائمی ایران (۳۲ ایستگاه GPS به همراه یک ایستگاه اندازه گیری مستقیم یونوسفر) جهت آزمون و ارزیابی هر سه ترکیب مورد استفاده قرار گرفتهاند. تمامی نتایج بدست آمده از سه روش با اندازهگیریهای ایستگاه یونوسوند و مدل هارمونیکهای کلاه کروی (SCH) مقایسه شده است. همچنین شاخصهای آماری خطای نسبی و مطلق، جذر خطای مربعی میانگین (RMSE)، بایاس، انحراف معیار و ضریب همبستگی برای هر سه روش پیشنهادی این مقاله مورد محاسبه و بررسی قرار گرفته است. آنالیزهای انجام گرفته در مورد روشهای MRMTNN ،RMTNN و ITNN بیانگر این موضوع است که روش ITNN نسبت به دو روش دیگر دارای سرعت همگرایی بالا به جواب بهینه و همچنین دقت و صحت بالاست. مقایسههای صورت گرفته نشاندهنده بهبود مدلسازی محتوای الکترون کلی توسط روش ITNN به مقدار ۵/۵ الی ۲۶CU ۵/۶۵ در منطقه ایران نسبت به مدلهای تجربی یونوسفر میباشد. همچنین متوسط ضریب همبستگی ۰/۹۰۱ مابین خروجیهای روش ITNN و اندازهگیریهای ایستگاههای یونوسوند، حاکی از کارائی بالای روش پیشنهادی این مقاله در مدلسازی تغییرات زمان-مکان چگالی الکترونی است.

واژگان کلیدی: توموگرافی یونوسفر، محتوای الکترون کلی، شبکه عصبی مصنوعی، تابع هدف، چگالی الکترونی، GPS، IRI-2012، ITNN ،MRMTNN ،RMTNN

^{&#}x27; نویسنده رابط

۱– مقدمه

توسعه مدلهای قابل اعتماد برای برآورد و پیشبینی تغییرات چگالی الکترونی در لایه یونوسفر هنوز به عنوان یک چالش جدی برای ژئودزینها و دانشمندان علوم فضایی مطرح است. این امر تا حدی بهدلیل رفتار غیرخطی پارامترهای فیزیکی و ژئوفیزیکی موثر در تغییرات چگالی الکترونی و همچنین وجود مشکل در اندازه گیری دقیق برخی از این پارامترها میباشد. علاوه بر این، تغییرات این پارامترها در حوزه زمان نیز پیچیدگی مساله مدلسازی یونوسفر را بیشتر میکند. تابش تشعشعات خورشیدی منبع دیگری است که در رفتار این لایه از جو بسیار تاثیر گذار است. با توجه به ساختار چندلایه یونوسفر، امواج الكترومغناطيسي گذرنده از اين لايهها تحت تاثير خاصيت پاشندگی^۱ قرار می گیرند. بهمین جهت مدل سازی این لایه از جو دارای اهمیت فوق العادهای است. بدلیل ماهیت خاص و نیز ویژگیهای فیزیکی و ژئوفیزیکی، چگالی الکترونی در يونوسفر دارای تغييرات زمانی-مکانی۲ است. این تغیيرات مىتواند ناشى از تغييرات روزانه"، تغييرات فصلى^۴، آنومالیهای مختلف موجود و یا دوره فعالیتهای خورشیدی^۵ باشد. وجود فرکانسهای مختلف در رفتار چگالی الکترونی در یونوسفر منجر به اثرات بسیار زیانباری در سیستمهای ارتباطی شده است. جهت پی بردن به ماهیت فعالیتهای یونوسفری و نحوه تاثیر آنها در سایر سيستمها، ميبايستي تغييرات زمان-مكان أن بصورت دقيق مورد مطالعه قرار گیرد.

آگاهی از چگونگی رفتار چگالی الکترونی یونوسفر برای اهداف علمی و برنامههای عملی از اهمیت خاصی برخوردار است. برای بررسی رفتار لایه یونوسفر، توموگرافی سه بعدی^۶ یونوسفر ابزار باارزش و مفیدی محسوب می گردد. محتوای الکترون کلی یونوسفر در طول مسیر سیگنال بین ماهواره و گیرنده میتواند توسط یک گیرنده زمینی اندازه گیری گردد. با استفاده از اندازه گیری های محتوای الكترون كلي، ميتوان توزيع چگالي الكتروني را بازسازي نمود. با این حال، بازسازی چگالی الکترونی توسط روش

توموگرافی یک مسئله بد وضع^۷ محسوب میشود [۱،۲]. همچنین بدلیل تعداد کم دادههای مشاهداتی و نیز عدم وجود سیگنالهای افقی گذرنده از لایه یونوسفر، دقت بازسازی بروش توموگرافی پایین است (بطور خاص بدلیل عدم وجود سیگنالهای افقی، بازسازی در راستای ارتفاعی از دقت بمراتب کمتری برخوردار است). مطالعات قبل، الگوریتمهای مختلفی را برای روش توموگرافی یونوسفر پیشنهاد دادهاند. برخی از این الگوریتمها تنها قادر به بازسازی چگالی الکترونی یونوسفر در یک راستای مشخص می باشند. بنابراین در این الگوریتمها منطقه مورد بازسازی و همچنین بازه زمانی مورد استفاده بسیار محدود است [۳، ۴]. در برخی دیگر از الگوریتمهای بازسازی، جهت تعیین پروفیل ارتفاعی چگالی الکترونی یونوسفر، از روش آکولتیشن^۸ و مشاهدات ماهواره LEO^۹ استفاده می شود. در این روش مقدار چگالی الکترونی با فرض تقارن کروی^{۱۰} و با استفاده از روش معکوسسازی آبل^{۱۱} تعیین می گردد [۵، ۶]. با این وجود، استفاده از روش فوق تنها برای تعیین پروفیل ارتفاعی یونوسفر امکانپذیر است، در حالیکه تغییرات واقعی در یونوسفر بصورت مسطحاتی و ارتفاعی انجام مي گيرد. جهت غلبه بر اين مشكل فرناندز و همکاران استفاده از گرادیان مسطحاتی یونوسفر، بدست آمده از مدل های مرجع جهانی را در معکوس گیری آبل پیشنهاد دادند. همچنین جهت افزایش دقت بازسازی ارتفاعی از اندازه گیریهای ایستگاههای یونوسوند به عنوان قید در محاسبات استفاده کردند [۷]. ساتیو و همکاران در ژاپن از تعداد بسیار زیادی گیرنده زمینی و نیز روش توموگرافی یونوسفر جهت مدل سازی ویژگیهای آن استفاده نمودند [۸]. بطور مشابه میشل و اسپنسر بکمک اندازه گیری های ایستگاه های GPS موجود در منطقه اروپا، بازسازی توموگرافی یونوسفر را انجام دادند [۹]. هانسن از مقادیر TEC بدست آمده از مشاهدات شبه فاصله و نیز تبدیل رادون^{۱۲} جهت تعیین توزیع چگالی الکترونی در یونوسفر استفاده کرد. بازسازی صورت گرفته توسط هانسن دارای دقت ارتفاعی پایینی بود [۱۰]. اکثریت

¹ Dispersive

² Temporal and spatial variations

³ Diurnal Variation

⁴ Seasonal Variations 5 Solar cycle variations

^{6 3-}dimensional ionospheric tomography

⁷ Ill-posed

⁸ Occultation technique 9 Low Erath Orbit

¹¹ Spherically Symmetric

¹¹ Abel inversion

¹² Radon Transformation

الگوریتمهای بوجود آمده جهت حل مساله توموگرافی دور یونوسفر نیازمند اطلاعات یونوسفری اولیه و یا مقدار بسیار از ر زیادی از محاسبات در مرحله پردازشها میباشند. و ز همچنین در برخی از تحقیقات صورت گرفته، بدلیل [۵ ماهیت روش توموگرافی، از روشهای پایدارسازی^۱ جهت ماهیت روش توموگرافی، از روشهای پایدارسازی^۱ جهت برآورد پارامترهای یونوسفری استفاده شده است [۱۱]. به از همین دلیل برسی دقت و صحت نتایج در این گونه دین روشها میتواند چالشی جدی محسوب شود. در نتیجه با [۶

> یونوسفر را مورد بررسی قرار داد. در سالیان اخیر استفاده از روشهایی که نسبت بروشهای قبلی از سرعت عمل و دقت بالاتری برخوردار باشند مورد توجه محقیقین قرار گرفته است. یکی از شاخههایی که توانسته در این عرصه قابلیتهای خود را نشان دهد مبحث مدلسازی و تخمین با استفاده از شبکههای عصبی مصنوعی میباشد [۱۲]. شبکه عصبی^۲، سیستم پردازش اطلاعات است که توسط تعداد زیادی از عناصر پردازش سادهتر که به عنوان عصبهای مصنوعی شناخته می شوند، تشکیل یافته است. هر شبکه عصبی از تعدادی گره که همان نورونها هستند و وزنهای ارتباطی كه گرهها را به هم وصل مىكنند، تشكيل يافته است. دادههای ورودی در وزن متناظرشان ضرب می شوند و مجموع آنها به نورونها وارد می گردند. هر نورون دارای یک تابع فعالسازی^۳ میباشد. این مقدار ورودی از تابع فعالسازی عبور کرده و مقدار خروجی نورون را مشخص مىكند. تعداد نورونها و لايههاى شبكه عصبى متناسب با مسئله مورد نظر و با روش سعی و خطا به دست میآید.

> لئوناردو در سال ۲۰۰۷ از یک روش درون یابی بر مبنای شبکههای عصبی مصنوعی جهت برآورد چگالی الکترونی یونوسفر استفاده نمود. دقت کار لئوناردو بدلیل استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی دو لایه پایین بود [۱۳]. هابارولما و همکاران در سال ۲۰۰۷ ایده استفاده از یک ایستگاه مرکزی جهت آموزش شبکه عصبی و تخمین مقادیر TEC در منطقه آفریقای جنوبی را ارائه نمودند. در این تحقیق مقادیر تخمین زده شده TEC در ایستگاههای نزدیک به ایستگاه آموزش بالا و در ایستگاههای با فواصل

برای اولین بار در ژاپن، لیاکات و همکاران ایده استفاده از روش کمینهسازی توابع هدف^۴ را جهت حل مسائل دینامیکی با تعداد زیاد پارامترهای مجهول ارائه نمودند [۱۶]. ما و همکاران از روش توسعه داده شده توسط لیاکات و همکاران جهت مدلسازی یونوسفر و همچنین تخمین بایاسهای داخل فرکانسی گیرندههای GPS در ژاپن استفاده کردند [۱۷]. مدلسازی صورت گرفته بدلیل کمبود تعداد ایستگاههای یونوسوند در آن منطقه از دقت ارتفاعی کافی برخوردار نبود. همچنین بدلیل استفاده از یک شبکه عصبی معمولی و الگوریتم آموزش پس انتشار خطا، سرعت و دقت مدلسازی پایین بود. در ادامه کار ما و همکاران، هیروکا و همکاران جهت افزایش دقت مدلسازی ارتفاعی از اندازهگیریهای ماهواره LEO بهمراه اندازه گیریهای ایستگاههای یونوسوند جهت مدلسازی چگالی الکترونی استفاده کردند [۱۸].

بدلیل معایب موجود در روشهای مدلسازی چگالی الكترونى، لزوم ارائه يك روش سودمند و بهينه كه ايرادات روشهای قبلی را بهبود داده و بتواند از مزایا و کاربرد بیشتری نسبت به آنها برخوردار باشد کاملاً احساس می گردد. بنابراین در این مقاله یک روش جدید بنام کمینهسازی توابع هدف با استفاده از شبکههای عصبی موجک چند لایه جهت حل مساله توموگرافی، برای مدلسازی منطقهای چگالی الکترونی در لایه یونوسفر ارائه مىشود. بدليل دقت كم دربازسازى ارتفاعى يونوسفر بروش توموگرافی، در این مقاله تابع هدف دیگری نیز براساس توابع متعامد تجربی^۵ (EOF) تعریف شده و وزنهای شبکه عصبی براساس آن بهینه می گردند. حسن این ترکیب در ارائه مدلی از تغییرات زمان-مکان چگالی الكترونى خواهد بود. همچنين ارائه الگوريتم آموزشي جديدى بنام الگوريتم PSO كه معايب الگوريتمهاى آموزشی قبلی از جمله الگوریتم پس انتشار خطا را از بین برده و از سرعت عمل و دقت بالاتری برخوردار باشد.

¹ Regularization method

² Neural network

³ Activation Functions

⁴ Minimization of objective function

⁵ Empirical orthogonal function

۲- شبکههای عصبی مصنوعی چند لایه

شبکههای عصبی مصنوعی روشی تقریبا جدید برای تقریب توابع و پیش بینی حالت آینده سیستمهای مختلف میباشند. این شبکهها برای حالتی که بین ورودی و خروجی سیستم روابط غیرخطی برقرار است، به خوبی به نتایج قابل قبول منتج می شوند و از این رو در بسیاری از حوزههای علمی مورد استفاده قرار می گیرند. ساختار شبکه عصبی مصنوعی از مدل نورون های زیستی الهام گرفته است و بسیاری از ویژگیهای نورونهای زیستی از قبیل غیرخطی بودن، سادگی واحدهای محاسباتی و قابلیت یادگیری را دارد. در یک نورون مصنوعی، هر یک از مقادیر ورودی، تحت تاثیر وزنی قرار می گیرند که تابع این وزن شبیه اتصال سیناپسی در یک نورون طبیعی است. عناصر پردازشگر از دو قسمت تشکیل شدهاند. قسمت اول ورودیهای وزندار را با هم جمع می کند و قسمت دوم یک فيلتر غير خطى است كه تابع فعاليت نورون ناميده مى شود. این تابع، مقادیر خروجی یک نورون مصنوعی را بین مقادیر مجانب فشرده میکند. این فشردهسازی باعث میشود که خروجی عناصر پردازشگر در یک محدوده مناسب قرار گیرند. یک نورون یا یک سلول عصبی در واقع یک تابع با n ورودی و یک خروجی است که رابطه ورودی-خروجی نورون بفرم زیر خواهد بود:

$$y = h\left(\sum_{j=1}^{n} \left(w_j x_j + w_0\right)\right) \tag{1}$$

در رابطه (۱) h نشاندهنده تابع فعالیت، w_j بیانگر وزن هر نورون، x_j نشاندهنده بردار ورودی و w_0 وزنهای اولیه شبکه را نشان میدهند.

۲-۱- شبکههای عصبی موجک چند لایه

شبکههای عصبی مصنوعی به عنوان یک تقریب کننده جامع شناخته میشوند. این شبکهها دارای ویژگیهای خود یادگیری و تطبیق با شرایط مساله هستند. با ترکیب ویژگیهای محلیسازی موجکها و همچنین شبکههای عصبی استاندارد، شبکههای عصبی موجک به عنوان یک روش ریاضی جدید جهت مدلسازی و پیشبینی رفتار پدیدههای مختلف بوجود آمده است. کاربرد موجک در شبکه عصبی موجکی بعنوان تابع فعالیت، اخیراً بعنوان یک

روش جایگزین در شبکههای عصبی به کار برده می شود. در شبکههای عصبی موجکی موقعیت^۱ و مقیاس^۲ موجکها علاوه بر وزنها بهینه سازی می شوند. در اصل شبکه عصبی موجکی به شبکه عصبی با استفاده از موجک اشاره دارد. در این نوع از شبکهها تعیین ساختار شبکه و همچنین نوع الگوریتم مورد استفاده جهت آموزش از اهمیت ویژه ای برخوردار است. معمولاً در شبکههای عصبی موجک پارامتر خروجی از طریق رابطه زیر محاسبه می شود:

$$g_{\lambda}(\mathbf{x};\mathbf{w}) = \hat{y}(\mathbf{x})$$
$$= \omega_{\lambda+1} + \sum_{j=1}^{\lambda} \omega_j \cdot \Psi_j(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^{m} \omega_i \cdot x_i$$
(7)

در این رابطه \mathbf{x} نشاندهنده بردار مشاهدات ورودی، $\Psi_j(\mathbf{x})$ موجک چند متغییره که میتواند با استفاده از ضرب تنسوری m تابع پایه موجک واحد محاسبه گردد، λ بیانگر تعداد نورونهای لایه پنهان و ω وزن مربوط به شبکه میباشند. موجک چند متغییره را میتوان با استفاده از رابطه زیر محاسبه نمود:

$$\Psi_{j}(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^{m} \psi(z_{ij}) \tag{(7)}$$

در رابطه (۳) ψ موجک مادر بوده و میتواند از رابطه ر محاسبه شود:

$$z_{ij} = \frac{x_i - \omega_{(\xi)ij}}{\omega_{(\zeta)ij}} \tag{(f)}$$

در رابطه بالا $j = 1, ..., \lambda + 1$ ید رابطه بالا $j = 1, ..., \lambda + 1$ در رابطه بالا بر $m_{(\xi)ij}$ پارامتر مقیاس می باشند. انتخاب موجک مادر بستگی به کاربرد آن دارد. در این مقاله از موجک مادر بستگی به عنوان موجک مادر استفاده شده است. دلیل این انتخاب بعلت کارایی آن در تحقیقات انجام شده قبلی است[۱۹،۲۰]. شکل کلی این موجک بصورت زیر می باشد:

$$\psi(z_{ij}) = (1 - z_{ij}^2)e^{-\frac{1}{2}z_{ij}^2}$$
(Δ)

¹ translation 2 scale

جهت بهینهسازی و انتخاب پارامترهای انتقال و مقیاس راهحلهای متفاوتی وجود دارد. در این مقاله از دو رابطه زیر جهت انتخاب این پارامترها استفاده شده است [۲۱]:

$$\omega_{(\xi)ij} = 0.5 (N_i + M_i) \tag{9}$$

$$\omega_{(\zeta)ij} = 0.2 (M_i - N_i) \tag{Y}$$

در روابط بالا N_i و M_i نشاندهنده کمترین و بیشترین مقدار ورودی هستند.

۲-۲- الگوریتم بهینهسازی انبوه ذرات (PSO)

متداولترین الگوریتم آموزش در شبکههای عصبی، الگوريتم آموزش پس انتشار خطا است که مبتنی بر حرکت بروی بردار شیب میباشد. این الگوریتم براحتی در کمینههای محلی گیر میافتد بویژه در مسائل با تقریبات پیچیده. به همین جهت الگوریتم پس انتشار خطا جهت یافتن راه حل بهینه و جواب سراسری مساله، ناکارآمد می باشد. همچنین، سرعت همگرایی به راه حل بهینه در این الگوریتم بسیار پایین است. از دیگر مسائل کلیدی در این الگوریتم میتوان وابستگی به وزنهای اولیه و نیز نرخ آموزش شبکه را عنوان نمود. این نقاط ضعف می تواند با استفاده از الگوریتمهای تکاملی همانند الگوریتم بهينهسازى انبوه ذرات برطرف شود. برخلاف الگوريتم پس انتشار، PSO یک الگوریتم جستجوگر سراسری است که میتواند وزنهای اولیه را بهینه نموده و همچنین ساختار مناسب برای شبکه را معرفی نماید. الگوریتم PSO بدلیل عدم استفاده از بردار شیب در کمینههای محلی گیر نمى افتد. معادلات مورد استفاده در اين الگوريتم به صورت زیر در نظر گرفته می شوند:

$$v_{i}^{t+1} = w \times v_{i}^{t} + c_{1} \times rand \times \left(pbest_{i} - x_{i}^{t}\right) + c_{2} \times rand \times \left(gbest - x_{i}^{t}\right)$$
(A)

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \tag{9}$$

در روابط بالا W نشاندهنده وزن اولیه، v_i^t سرعت ذره i در تکرار t_i و c_2 بیانگر ضرایب شتاب ذره، x_i^t موقعیت i کنونی ذره i در تکرار t و gbest نشاندهنده بهترین

موقعیت ذره میباشد. در هر تکرار، سرعت ذرات توسط رابطه (۸) محاسبه میشوند. پس از آن، مکان ذرات توسط معادله (۹) بدست میآید.

۳- توموگرافی یونوسفر براساس کمینهسازی توابع هدف

با توجه به تحقيقات فراوان انجام گرفته در زمينه مدلسازی و تعیین رفتار فیزیکی یونوسفر، تغییرات چگالی الكترونها در این لایه تابعی از زمان و مكان است. بنابراین رفتار لایه یونوسفر را میتوان در قالب یک سیستم دینامیکی مورد بررسی قرار داد. پارامترهای مجهول مورد نظر در این سیستم، چگونگی توزیع چگالی الکترونی خواهد بود که بصورت تابعی از زمان و مکان در حال تغییر می باشند. بنابراین استفاده از روشی کارآمد و متناسب با رفتار يونوسفر جهت برآورد پارامترهای مجهول این سیستم دینامیکی امری ضروری است. جهت برآورد تغییرات چگالی الکترونی بصورت تابعی از زمان و مکان با استفاده از روش كمينهسازى توابع هدف، نيازمند مشاهدات محتواى الكترون كلى جهت حل معادلات مى باشيم. بدين جهت در ادامه الگوريتم استخراج مشاهدات محتوای الکترون کلی از اندازه گیریهای گیرندههای دو فرکانسه توضیح داده شده است.

-1-۳ محاسبه STEC (مشاهده ورودی)

در این بخش جهت بدست آوردن مشاهدات STEC از ترکیب خطی هندسه آزاد^۲ مشاهدات GPS استفاده میشود. خطاهای فاصله هندسی، خطای ساعت و تاخیر تروپوسفری مستقل از فرکانس بوده و به کمک این ترکیب خطی بصورت کامل حذف خواهند شد. مشاهدات شبه فاصله معمولاً دارای نویز بالایی بوده و متاثر از اثر چند مسیری می باشند. در نتیجه مقدار STEC حاصل از این مشاهدات دارای نویز زیادی هستند. با استفاده از آنتنهای خاص همانند چک-رینگ^۳ و یا گیرندههایی با تکنولوژیهای پیشرفته امروزی میتوان مقدار اثر چند مسیری را تا حد امکان کاهش داد.

¹ Particle swarm optimization (PSO)

² Geometry-Free

³ choke-ring

بایستی توجه داشت که با استفاده از مشاهدات فاز موج حامل می توان مقدار نویز و اثر چند مسیری را از مشاهدات STEC حاصل از مشاهدات کد کاهش داده و به یک مقدار نسبی دقیقی از STEC دست یافت. مشاهدات STEC حاصل از اندازه گیریهای فاز موج حامل دقیق تر از مشاهدات STEC حاصل از مشاهدات کد می باشند. مشکل اصلی مشاهدات STEC حاصل از مشاهدات کد می باشند. مشکل دو مقدار ابهام فاز در اندازه گیریهای فاز موج حامل می باشد. جهت بهره بردای از مزیت دقت بالای مشاهدات STEC حاصل از اندازه گیریهای فاز موج حامل می باشد. حمیت بهره بردای از مزیت دقت بالای مشاهدات می باشد. حمیت بهره بردای از مزیت دقت بالای مشاهدات دو مقدار ابهام فاز در مشاهدات حامل و نیز مزیت عدم وجود مقدار ابهام فاز در مشاهدات حاصل از دو مجموعه را جهت نرم سازی^۱ مقدار STEC با همدیگر دو مجموعه را جهت نرم سازی^۱ مقدار STEC با همدیگر دو مجموعه را جهت نرم سازی^۱ مقدار STEC با همدیگر دو مجموعه را جهت نرم سازی^۱ مقدار STEC با همدیگر در کیب نمود [۲۲]. در این صورت مقدار STEC نرم شده با

$$STEC_{smoothed} = \langle STEC_{P} + STEC_{\Phi} \rangle - STEC_{\Phi}$$

= $STEC + (B_{r}^{P} + B_{s}^{P}) + \varepsilon_{P4}$ (1.)

در رابطه (۱) STEC مقدار محتوای الکترونی کلی بدست آمده از مشاهدات کد، σ مقدار محتوای الکترونی کلی بدست آمده از مشاهدات فاز، $\langle . \rangle$ بیانگر مقدار میانگین، B_r^P مقدار بایاس داخل فرکانسی گیرنده برای مشاهدات کد، B_s^P مقدار بایاس داخل فرکانسی ماهواره برای مشاهدات کد برحسب واحد TECU و \mathcal{F}_{P4} نویز مشاهدات میباشند.

۲-۲- تعريف توابع هدف توموگرافی يونوسفر

بمنظور مدلسازی توزیع چگالی الکترونی یونوسفر با استفاده از شبکههای عصبی، تابع هدف مورد نظر را می توان با استفاده از روش توموگرافی تعریف نمود. محتوای الکترون کلی مایل در مسیر مابین ماهواره و گیرنده زمینی را می توان از معادله انتگرالی زیر بدست آورد: $STEC_{i\ smoothed}^{j} = \int_{0}^{r_{j}} N(\varphi, \lambda, h, t) ds$

در رابطه (۱۱) مقدار محتوای $S \ T \ E_i^j S_{m \ o}^{-}$ (۱۱) در رابطه $N(\varphi,\lambda,h,t)$ مقدار مقدار

1 smoothing

چگالی الکترونی در زمان و مکان مشخص، i و j تعداد ماهواره و گیرندههای مورد استفاده، r_i و r_i بردار موقعیت گیرنده و ماهواره میباشند. جهت تعیین مقدار چگالی الکترونی $N(\phi, \lambda, h, t)$ از شبکه عصبی مصنوعی چند لایه استفاده میشود. در این شبکه موقعیت (ϕ, λ, h) و زمان (t) به عنوان ورودی شبکه بوده و مقدار چگالی الکترونی در آن موقعیت و زمان $((\phi, \lambda, h, t))$ به عنوان خروجی محسوب میشود. در حقیقت مختصات جغرافیایی و زمان در نقاط آزمون به عنوان ورودی شبکه عصبی بوده و زمان در نقاط آزمون به عنوان ورودی شبکه عصبی بوده محسوب خواهد شد. در رابطه (۱۱) ناحیه محاسباتی مربوط به *STEC* به دو بخش کلی یونوسفر و بخش پلاسما تقسیم میشود. در نتیجه معادله (۱۱) را میتوان بصورت معادله گسسته زیر نوشت:

$$STEC_{i \text{ smoothed}}^{j} \approx \sum_{q=1}^{Q} \alpha_{q} N(\varphi, \lambda, h, t) + P_{i}^{j}$$
(17)

در رابطه (۱۲) p نشاندهنده نقطه نمونه (نقاط آموزش) و α بیانگر وزن آن نقطه در انتگرالگیری عددی میباشد. همچنین Q نشاندهنده تعداد کل نقاط مورد استفاده در مسیر اشعه از ماهواره تا گیرنده و q ترم مربوط به اثر بخش پلاسما است. بدلیل اینکه در این مقاله هدف مدل سازی زمان-مکان چگالی الکترونی در بخش یونوسفر میباشد در نتیجه از ارتفاع ۱۰۰ الی ۱۰۰۰ کیلومتری به عنوان لایه یونوسفر و از ارتفاع ۱۰۰ الی ۱۰۰۰ کیلومتری به بخش پلاسما در نظر گرفته میشوند. جهت برآورد مقدار چگالی الکترونی، مربع باقیماندههای بدست آمده از رابطه پراک به عنوان تابع هدف برای آموزش شبکه عصبی در نظر گرفته میشود. در نتیجه خواهیم داشت:

$$E_{1} = \left(\sum_{q=1}^{Q} \alpha_{q} N(\varphi, \lambda, h, t) - STEC_{i \text{ smoothed}}^{j}\right)^{2} \qquad (17)$$

در رابطه (۱۳) $S T E_{is}^{j}C_{mo}$ مقدار محتوای الکترون کلی نرم شده در بازههای زمانی مشخص است که براحتی از مشاهدات گیرندههای زمینی قابل محاسبه است. بروی هر سیگنال ارسالی از ماهواره بسمت گیرنده و در بازه ارتفاعی ۱۰۰ الی ۱۰۰۰ کیلومتر، نقاط نمونه انتخاب میشوند. جهت کنترل تعداد نقاط نمونه بروی هر سیگنال، منطقه مورد نظر به المانهای حجمی تجربی بر اساس دادههای مشاهداتی موجود محاسبه شده و سپس بوسیله تکتک این توابع، شبکه عصبی در نقاط هدف آموزش مجدد خواهد دید. در نتیجه تابع هدف دوم را نیز میتوان بصورت زیر نوشت:

$$E_{2} = \sum_{e=1}^{E} \left(N_{e}(\vec{r}) - N_{e}^{EOF} \right)^{2}$$
(14)

در رابطه (۱۴) E نشاندهنده تعداد توابع متعامد تجربی، $N_e(r)$ خروجی حاصل از شبکه عصبی در نقاط آموزش و N^{EOF} بیانگر خروجی بدست آمده از توابع متعامد تجربی در موقعیتهای ارتفاعی مختلف میباشند. در نتیجه تابع هدف کلی در توموگرافی یونوسفر با استفاده از شبکههای عصبی مصنوعی بصورت زیر خواهد شد:

$$E = E_1 + gE_2$$

$$= \left(\sum_{q=1}^{Q} \alpha_q N(\varphi, \lambda, h, t) - STEC_{i \text{ smoothed}}^j\right)^2$$

$$+ g\sum_{e=1}^{E} \left(N_e(\vec{r}) - N_e^{EOF}\right)^2$$
(1a)

۳-۳- چگونگی انجام مراحل آموزش

الگوریتم مورد استفاده در این مقاله جهت بازسازی چگالی الکترونی یونوسفر با استفاده از شبکههای عصبی شامل مراحل زیر میباشد:

- ۱. فراهم نمودن وزنهای اولیه برای نورونهای ورودی بصورت کاملاً تصادفی.
- ۲. فراهم نمودن دادههای ورودی شبکه عصبی (مختصاتهای نقاط نمونه در زمانهای مشخص)، مقدار محتوای الکترون کلی نرم شده برای هر سیگنال در زمان مشخص و نیز خروجیهای هدف (مقادیر چگالی الکترونی در نقاط نمونه بروی هر سیگنال).
- ۳. محاسبه مقادیر خروجی شبکه عصبی و برآورد تابع هدف *E*₁.
- بروزآوری مقادیر وزنها با الگوریتم پس انتشار خطا یا الگوریتم بهینهسازی انبوه ذرات.
- برای تابع هدف E₁ تابع مورد نیاز جهت بروزآوری وزن عصبها بصورت زیر میتواند در نظر گرفته شود:

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E_1}{\partial w} \tag{19}$$

تقسیمبندی می شود. در نتیجه محل برخورد سیگنال با المان به عنوان نقطه نمونه انتخاب مى گردد. مختصات نقطه نمونه (محل برخورد سیگنال با المان) محاسبه شده و مقدار چگالی الکترونی اولیه در این نقطه از یک مدل مرجع يونوسفرى همانند مدل مرجع بينالمللي ٢٠١٢ (IRI-2012) بدست میآید. بنابراین برای تمامی سیگنالهای قابل رویت توسط یک گیرنده زمینی، نقاط نمونه انتخاب شده و براساس مقدار چگالی الکترونی بدست آمده برای این نقاط، شبکه عصبی آموزش میبیند. به عبارت دیگر مختصات نقاط نمونه بروی سیگنال بهمراه زمان به عنوان مشاهده ورودی شبکه عصبی بوده و مقدار چگالی الکترونی در آن موقعیت و زمان به عنوان خروجی می باشند. برای تک تک سیگنال های قابل رویت، رابطه (۱۳) توسط شبکه عصبی کمینهسازی می شود. به عبارت دیگر جهت برآورد مقدار چگالی الکترونی، شبکه عصبی می بایستی بگونهای آموزش ببیند تا مقدار تابع هدف در نقاط آموزش به کمترین میزان خود برسد.

عیب عمده استفاده از روش توموگرافی یونوسفر با استفاده از گیرندههای زمینی در عدم وجود اطلاعات کافی در مورد تغییرات ارتفاعی میباشد. این امر بدلیل کمبود سیگنالهای افقی گذرنده از یونوسفر است. جهت حل این مشکل، ایده استفاده از یک تابع هدف ارتفاعی (VOF) به عنوان قيد جهت آموزش شبكه عصبى پيشنهاد مىشود. جهت تعريف تابع هدف ارتفاعي يک روش اين است که از اندازه گیری های ایستگاه های زمینی یونوسفر (یونوسوند) استفاده شود. در واقع اندازه گیری های بدست آمده از دستگاه یونوسوند به عنوان یک قید وارد معادلات شده و در آموزش شبکه عصبی در نقاط هدف تاثیر گذار باشد. مشکل این روش در این است که در منطقه ایران تنها یک ایستگاه یونوسوند بوده و در نتیجه استفاده از اندازه گیری های این ایستگاه جهت تشکیل تابع هدف ارتفاعی دارای دقت لازم نبوده و آموزش شبکه عصبی با مشكل مواجه خواهد شد.

جهت رفع این مشکل در این مقاله ایده استفاده از توابع متعامد تجربی (EOF)^۳ به عنوان تابع هدف ارتفاعی ارائه می شود. بدین ترتیب که یک سری از توابع متعامد

¹ International refrence ionosphere (IRI)

² Vertical Object Funcation 3 Empirical Orthogonal Emp

³ Empirical Orthogonal Funcations

در رابطه (۱۶) Wوزن اصلی شبکه و *η*نرخ یادگیری می اشند.

- ۵. فراهم نمودن دادههای ورودی شبکه عصبی (ارتفاعات) و نیز مشاهدات هدف (مقادیر چگالی الکترونی بدست آمده از توابع متعامد تجربی).
- ۶. محاسبه مقادیر خروجی شبکه عصبی و برآورد
 ۶. تابع هدف E₂.
- ۲. بروزآوری مقادیر وزنها با الگوریتم پس انتشار خطا یا الگوریتم بهینه سازی انبوه ذرات.

برای تابع هدف E_2 نیز میتوان معادله زیر را جهت بروزآوری وزنها در نظر گرفت:

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E_2}{\partial w} \tag{1Y}$$

برگشت به مرحله دوم و تکرار مراحل فوق تا زمانی که به کمترین مقادیر برای توابع هدف E_1 و E_2 دست یابیم. شکل (۱) نشاندهنده ساختار شبکه عصبی مورد استفاده جهت آموزش برای کمینهسازی مقدار تابع هدف با استفاده از دو الگوریتم آموزش پس انتشار خطا و بهینهسازی انبوه ذرات است.



در این مقاله سه ترکیب مختلف از روش کمینهسازی توابع هدف جهت حل روش توموگرافی یونوسفر مورد

ارزیابی قرار می گیرد. بایستی به این نکته اشاره شود که در هر سه ترکیب از توابع متعامد تجربی استفاده شده و تابع هدف ارتفاعی ساخته می گردد:

- ✓ در روش اول براساس توابع هدف تعریف شده (E₁ و E₁) و همچنین به کمک شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا، مساله توموگرافی حل شده و مقدار چگالی الکترونی برای هر موقعیت و زمان دلخواه بازسازی می گردد. این روش بر اساس الگوریتم RMTNN¹ می باشد.
- ✓ در روش دوم بجای استفاده از شبکه عصبی پرسپترون سه لایه، از شبکه عصبی موجک با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا استفاده شده و مساله توموگرافی حل میشود. سپس مقدار چگالی الکترونی برای هر موقعیت و زمان دلخواه بازسازی می گردد. بدلیل استفاده از شبکه عصبی موجک، این روش با نام MRMTNN^۲ شناخته می شود.
- ✓ در روش سوم از ترکیب شبکه عصبی موجک با الگوریتم آموزش بهینهسازی انبوه ذرات جهت حل مساله توموگرافی استفاده میشود. این روش در این مقاله با نام توموگرافی یونوسفر براساس شبکه عصبی یا TITN۳ شناخته میشود.

۴- ارزیابی نتایج

در این مقاله جهت ارزیابی و تفسیردقت و صحت نتایج شبکه عصبی مصنوعی در برآورد مقدار چگالی الکترونی، نتایج حاصل با اندازهگیریهای بدست آمده در ایستگاه یونوسوند مقایسه شده است. با استفاده از فرکانسهای بحرانی اندازهگیری شده و نیز رابطه زیر، میتوان مقدار چگالی الکترونی اندازهگیری شده توسط دستگاه یونوسوند را در ارتفاعات مورد نظر بدست آورد:

$$f_c = 8.98\sqrt{N_e} \tag{11}$$

در رابطه (۱۸) *f* نشاندهنده فرکانس بحرانی است. همچنین مفاهیم آماری خطای نسبی^۴، خطای مطلق^۵،

- 4 Relative error
- 5 Absolute error

¹ Residual minimization training neural network (RMTNN)

² Modified RMTNN (MRMTNN)

³ Ionosphere tomography based on the neural networks (ITNN)

جذر خطای مربعی میانگین^۱ و انحراف معیار^۲ جهت ارزیابی نتایج مورد استفاده قرار گرفته است. خطای مطلق بصورت زیر تعریف می شود:

$$Absolute(Error) = \left| N_{NN} - N_{Ionosonde} \right|$$
(19)

که در رابطه (۱۹) ، $N_{_{NN}}$ مقدار چگالی الکترونی برآورد شده از شبکه عصبی و $N_{_{Ionosonde}}$ مقدار چگالی الکترونی اندازهگیری شده در ایستگاه یونوسوند میباشند. خطای نسبی نیز بصورت زیر تعریف میشود:

$$\operatorname{Re} \operatorname{lative}(Error) = \frac{|N_{NN} - N_{\operatorname{lonosonde}}|}{N} \times 100$$
 (Y·)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left(N_{NN} - N_{ionosonde} \right)^2}$$
(71)

جهت محاسبه مقدار بایاس میتوان از رابطه زیر استفاده نمود:

$$Bias = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left(N_{NN} - N_{ionosonde} \right)$$
(TT)

همچنین میتوان مقدار انحراف معیار را از رابطه زیر بدست آورد:

$$SD = \sqrt{RMSE^2 - Bias^2} \tag{(YT)}$$

پس از ارزیابی دقت و صحت نتایج حاصل از شبکه عصبی در بازسازی چگالی الکترونی، در ایستگاههای آزمون انتخاب شده مقادیر محتوای الکترون کلی یونوسفر محاسبه شده و با مقادیر محتوای الکترون کلی حاصل از GPS مقایسه انجام می گیرد. این کمیت بصورت زیر تعریف شده است:

$$dVTEC = VTEC_{GPS} - VTEC_{NN}$$
 (YF)

در رابطه (۲۴) $VTEC_{GP}$ نشان دهنده مقدار محتوای $VTEC_{NN}$ و $VTEC_{NN}$ و $VTEC_{NN}$ بیانگر محتوای الکترون کلی حاصل از شبکه عصبی می اشند.

۵- مشاهدات و منطقه مطالعاتی

در منطقه ایران شبکه انتخاب شده شامل ۳۶ ایستگاه است که از این تعداد، ۴ ایستگاه با توزیع مناسب جهت آزمون نتایج انتخاب شده است. همچنین در داخل این شبکه ایستگاه اندازه گیری مستقیم یونوسفر (با موقعیت ۳۵/۷۳ عرض جغرافیایی و ۵۱/۳۸ طول جغرافیایی در موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران) قرار گرفته تا امکان ارزیابی و اعتبار سنجی نتایج ممکن باشد. مشاهدات مورد استفاده در این بخش مربوط به سه روز مختلف از سال ۲۰۰۷ میلادی (۲۰۰۷/۰۱/۱۰۳، ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ و ایستگاه در شکل (۲) نشان داده شده است. منطقه مورد ایستگاه در محدوده عرض جغرافیایی ۲۴ الی ۴۰ درجه و مطالعه در محدوده عرض جغرافیایی ۲۴ الی ۴۰ درجه و



دلیل انتخاب این سه روز جهت تست و ارزیابی روشهای پیشنهادی مقاله، همزمان بودن مشاهدات انجام گرفته با اندازه گیریهای تنها ایستگاه یونوسوند کشور است. شاخص فعالیت خورشیدی برای سه روز مورد بررسی در این قسمت در شکل (۳) نشان داده شده است. براساس این شکل سه روز مورد آنالیز جزو روزهای آرام و متوسط خورشیدی میباشند.

¹ Root mean square error (RMSE)

² Standard deviation





جهت برآورد تابع هدف دوم (تابع هدف ارتفاعی) میبایستی توابع متعامد تجربی (EOF) را محاسبه نمود. اطلاعات اولیه چگالی الکترونی در تمام ایستگاههای شبکه مورد مطالعه برای بازههای زمانی نیم ساعته در سه روز مورد مطالعه برای بازههای زمانی نیم ساعته در سه روز مرجع جهانی ۲۰۱۲ جمعآوری شده است. پس از تشکیل ماتریس کوواریانس مربوطه و تجزیه آن به مولفههای اصلی، سهم هر مولفه اصلی در تغییرات کل چگالی اصلی، سهم هر مولفه اصلی در تغییرات کل چگالی آمده برای محدوده طول و عرض جغرافیایی شبکه مورد نظر را نمایش میدهد. جهت استفاده از توابع متعامد تجربی در مرحله آموزش شبکه عصبی، نیازمند فرم تحلیلی این توابع میباشیم.



شکل۴- توابع متعامد تجربی بدست آمده از دادههای چگالی الکترونی برای روزهای ۲۰۰۷/۰۱/۰۳، ۲۰۰۷/۴/۰۲ و ۲۰۰۷/۷۷/۱۳ در محدوده طول و عرض جغرافیایی شبکه ژئودینامیک ایران

جهت مدلسازی چگالی الکترونی در هر سه روز از مشاهدات ۳۲ ایستگاه جهت آموزش استفاده می شود. در مرحله بعد با استفاده از مشاهدات ۳۲ ایستگاه، کمیت محتوای الکترون کلی نرم شده در بازههای زمانی نیم ساعته محاسبه شده است. جدول (۱) تعداد کل مشاهدات محتوای الکترون کلی نرم شده و نیز تعداد نقاط نمونه را برای هر سه روز نشان می دهد.

جدول ۱ - تعداد مشاهدات محتوای الکترون کلی نرم شده و نیز تعداد نقاط نمونه در سه روز مورد تست در این مقاله.

	Number of						
	STEC _{smoothes}	samples					
2007.01.03	10752	172032					
2007.04.03	9816	157056					
2007.07.13	10531	168496					

۵–۱– تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی

جهت انتخاب ساختار بهینه شبکه و نیز ارزیابی کارائی، دقت و سرعت همگرایی الگوریتم پس انتشار خطا، مقادیر میانگین مربع خطا برای مرحله آزمون محاسبه شده است. نتیجه این ارزیابی برای هر سه روش (۲۸۸۸، MRMTNN و ITNN) و هر سه روز در جداول (۲)، (۳) و (۴) آورده شده است. بایستی اشاره کرد که جهت اختصار تنها تعداد ۵ مورد از ساختارهای مورد بررسی در این جدول نشان داده شده است.

جدول ۲- مقایسه مقادیر خطای موجود در مرحله آزمون در ساختارهای مختلف و برای سه روش RMTNN ،RMTNN و ITNN و ITNN

در رور ۱۰٬۱۰٬۰۰۱									
ساختار شىكە	MSE برای مرحله آزمون (10 ¹¹ ele./m ³)								
	RMTNN	MRMTNN	ITNN						
10-1	•/9431	•/984•	•/917•						
4-18-1	٠/٨٣١٢	۰/۸۲۳۹	•/٧٩٨٢						
4-14-1	•/٧٢••	•/Y1•۵	•/۶٨٣٢						
4-11-1	٠ <i>/</i> ۶٩٧٩	•/8144	•/۵۶۴۵						
4-19-1	•/۵•۴۵	•/ 4989	•/7748						

با توجه به نتایج حاصل از جدول (۲) مشاهده می شود که در هر سه روش، ساختار ۱-۱۸+ دارای خطای کمتری در مرحله آزمون می باشد. همچنین بایستی اشاره شود که روش ITNN نسبت به هر دو روش RMTNN و MRMTNN از خطای کمتر برخوردار است.

جدول۳- مقایسه مقادیر خطای موجود در مرحله آزمون در ساختارهای مختلف و برای سه روش RMTNN ،RMTNN و ITNN در روز ۲۰۰۷/۰۴/۰۳

ساختار	MSE برای مرحله آزمون									
شبکه	$(10^{11} \text{ele./m}^3)$									
	RMTNN	MRMTNN	ITNN							
4-10-1	•/9788	۰/۹۰۵۵	•/እ٩۴٨							
4-18-1	•/8142	•/7984	•/٧٨۶٧							
4-14-1	•/४९४४	۰/۷۸۱۳	۰/۶۷۳۹							
۴-۱۸-۱	·/978۵	۰/۵۶۷۳	۰/۴۵۶۱							
4-19-1	۰/۵۸۲۹	•/4787	•/٣۶٧٣							

براساس نتایج حاصل از جدول (۳) روش ITNN که از الگوریتم آموزش بهینهسازی انبوه ذرات جهت آموزش شبکه عصبی موجک استفاده میکند دقیقتر از دو روش دیگر است.

جدول۴- مقایسه مقادیر خطای موجود در مرحله آزمون در ساختارهای مختلف و برای سه روش RMTNN ،RMTNN و ITNN در روز ۲۰۰۷/۰۷/۱۳

در رور ۱۱٬۰۰٬۰۰۱								
ساختار شبکه	MSE برای مرحله آزمون (10 ¹¹ ele./m ³)							
	RMTNN	MRMTNN	ITNN					
4-10-1	۰/۵۹۱	•/1410	•/\\\\					
4-18-1	۰/۷۴۶۱	• /٧٣٧٣	•/7241					
4-14-1	٠/۶۲٧٩	•/8178	• / ۶ • \ •					
4-18-1	۰/۵۰۱۲	•/۴٩۶٨	•/۴٧۶۴					
4-19-1	•/4141	•/ 3•94	•/४٩•٧					

نتایج حاصل از جدول (۴) نیز حاکی از برتری روش ITNN در مقدار کم خطای حاصل برای مرحله آزمون میباشد. پس از دستیابی به ساختار اصلی شبکه عصبی و همچنین بهینهسازی وزنها و سایر پارامترهای شبکه با در نظر گرفتن کمترین خطای تولیدی در مرحله آزمون، حال میتوان از این شبکه جهت محاسبه مقدار چگالی الکترونی در هر موقعیت و زمان دلخواه استفاده نمود.

A-۲- ارزیابی روشهای RMTNN، RMTNN، و Tehran و ITNN در ایستگاه یونوسوند Tehran

این ایستگاه در عرض جغرافیایی ۳۵/۸۷ درجه و طول جغرافیایی ۵۱/۶۴ درجه واقع شده و تنها ایستگاه اندازه گیری مستقیم یونوسفر در منطقه ایران می باشد. متاسفانه بدلیل نقص فنی موجود در این ایستگاه، مشاهدات آن بصورت منقطع در زمان بوده و در نتیجه امکان اندازه گیری پروفیل ارتفاعی چگالی الکترونی در این ايستگاه ميسر نيست. به همين دليل تمامي مقايسهها و آنالیزهای انجام گرفته در این بخش بصورت نقطه به نقطه انجام گرفته است. با استفاده از فرکانس بحرانی اندازهگیری شده در یک زمان و ارتفاع مشخص، مقدار چگالی الکترونی در موقعیت ایستگاه محاسبه شده و با مقادیر چگالی الکترونی حاصل از مدل های RMTNN، MRMTNN و ITNN مقايسه می شود. همچنين جهت ارزیابی بهتر و مناسبتر، نتایج حاصل با مدل هارمونیکهای کلاه کروی نیز مقایسه می شوند. جداول (۵)، (۶) و (۷) ارزیابیهای انجام گرفته در زمانها (بوقت جهانی) و ارتفاعات مختلف برای هر سه روز را نشان می دهند.

(\cdot, \cdot, \cdot)											
Time	Altitude	Relative Error (%)				Absolute Error 10 ¹¹ (ele./m ³)					
(UT)	(km)	Ion RMTNN	Ion MRMTNN	Ion ITNN	Ion SCH	Ion RMTNN	Ion MRMTNN	Ion ITNN	Ion SCH		
1	278	17.85	15.55	10.25	12.81	0.54	0.50	0.42	0.48		
3	233	22.35	20.18	14.68	19.35	0.60	0.57	0.53	0.56		
5	223	20.18	22.39	17.36	18.97	0.75	0.78	0.70	0.71		
7	227	19.73	15.67	10.94	15.47	0.38	0.35	0.30	0.35		
9	219	25.69	20.81	16.58	17.69	0.41	0.37	0.32	0.34		
11	226	30.79	24.69	20.90	25.31	0.52	0.45	0.38	0.46		
13	211	21.76	17.38	9.770	20.78	0.46	0.40	0.30	0.44		
15	198	16.54	10.70	6.820	16.89	0.37	0.30	0.24	0.38		
17	244	12.79	8.550	7.690	14.66	0.21	0.14	0.12	0.25		
19	247	26.38	24.95	20.48	26.70	0.97	0.84	0.76	0.95		
21	319	18.70	20.76	13.79	24.78	0.62	0.65	0.55	0.73		
23	281	12.66	14.32	8.700	18.43	0.29	0.34	0.20	0.33		
Av	rerage	20.4517	17.9958	13.1633	19.3200	0.5100	0.4742	0.4017	0.4983		

جدول۵- مقایسه مقادیر خطاهای نسبی و مطلق در موقعیت ایستگاه یونوسوند Tehran برای مدلهای MRMTNN، MRMTNN و SCH در روز

۲۰۰۷/۰۱/۰۳

جدول۶- مقایسه مقادیر خطاهای نسبی و مطلق در موقعیت ایستگاه یونوسوند Tehran برای مدلهای ITNN ،MRMTNN ،RMTNN و SCH در روز

Time	Altitude		Relative I (%)	Error	Absolute Error 10 ¹¹ (ele./m ³)				
(UT)	(km)	Ion RMTNN	Ion MRMTNN	Ion ITNN	Ion SCH	Ion RMTNN	Ion MRMTNN	Ion ITNN	Ion SCH
1	251	2.540	2.120	1.400	10.79	0.01	0.01	0.01	0.46
3	222	29.30	25.40	24.00	20.59	0.85	0.74	0.69	0.6
5	253	21.90	16.40	4.940	14.82	1.02	0.52	0.23	0.48
7	302	33.40	19.70	14.60	22.20	2.62	1.43	1.14	1.74
9	257	25.30	20.70	14.00	18.12	2.44	1.97	1.35	1.82
11	232	8.500	6.380	7.210	10.25	0.49	0.34	0.41	0.56
13	236	36.90	25.10	23.00	20.60	1.62	1.20	1.01	0.94
15	217	15.00	14.80	17.30	15.23	0.53	0.50	0.61	0.54
17	275	1.840	1.670	1.580	6.500	0.03	0.02	0.02	0.15
19	292	41.10	17.10	8.000	22.60	0.54	0.24	0.10	0.3
21	268	61.50	20.90	12.80	16.50	0.98	0.46	0.20	0.38
23	244	75.80	18.70	17.90	19.60	0.98	0.24	0.23	0.25
Ave	erage	29.4233	15.7475	12.2275	16.4833	1.0092	0.6392	0.5000	0.6850

۲۰۰۷/۰۴/۰۳

4

جدول ۷- مقایسه مقادیر خطاهای نسبی و مطلق در موقعیت ایستگاه یونوسوند Tehran برای مدلهای MRMTNN ،RMTNN ، RMTNN و SCH در روز ۲۰۰۷/۰۷/۱۳

Time	Altitude		Relative E (%)	rror		Absolute Error 10 ¹¹ (ele./m ³)				
(UT)	(km)	Ion RMTNN	Ion MRMTNN	Ion ITNN	Ion SCH	Ion RMTNN	Ion MRMTNN	Ion ITNN	Ion SCH	
1	245	34.50	8.670	7.070	9.570	0.43	0.10	0.08	0.11	
3	217	23.20	12.49	10.80	5.900	0.65	0.35	0.30	0.16	
5	292	32.90	8.640	2.280	9.540	1.37	0.33	0.09	0.39	
7	269	18.30	5.260	5.760	6.220	0.82	0.24	0.26	0.28	
9	319	1.730	11.39	6.940	8.500	0.02	0.35	0.25	0.31	
11	335	22.30	13.79	7.870	3.170	0.86	0.36	0.30	0.12	
13	251	9.220	10.10	6.460	11.10	0.39	0.44	0.27	0.47	
15	277	52.50	17.59	9.380	18.80	1.43	0.47	0.25	0.51	
17	245	49.10	14.28	12.30	15.80	1.76	0.52	0.44	0.57	
19	236	78.10	22.11	6.180	33.90	2.51	0.75	0.19	1.09	
21	219	88.70	20.62	16.00	18.30	1.74	0.40	0.31	0.36	
23	271	42.90	20.30	17.20	41.30	0.65	0.34	0.26	0.62	
Av	/erage	37.7875	13.7700	9.0200	15.1750	1.0525	0.3875	0.2500	0.4158	

روز ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ نتایج حاصل از روش SCH دارای خطای کمتری نسبت به روش RMTNN می،اشد. براساس نتایج حاصل از جدول (۷)، مقدار متوسط خطای نسبی و مطلق محاسبه شده برای روش ITNN بترتیب برابر با ۹/۰۲ درصد و ۲۰۱۱×۵۲/۰ الکترون بر متر مکعب می،اشند. نتایج حاصل برای روش ITNN بیانگر این موضوع است که در روز ۲۰۰۷/۰۷/۱۳ نیز این روش عملکرد بهتری نسبت به سایر روشها در بازسازی چگالی الکترونی داشته است. پس از بررسی و ارزیابی مقادیر خطاهای نسبی و مطلق سه روش RMTNN، RMTNN و ITNN، RMTNN مختلف برای موقعیت ایستگاه یونوسوند، مقادیر RMSE، بایاس و انحراف معیار برای هر سه روش و هر سه روز محاسبه شده که نتیجه این ارزیابی در جدول (۸) نشان داده شده است. براساس نتایج حاصل از جدول (۵) که برای روز برای ۲۰۰۷/۰۳/۱ میباشد، متوسط مقدارخطای نسبی برای چهار روش TNN ، MRMTNN ، RMTNI و SCH در مقایسه با اندازه گیریهای ایستگاه یونوسوند بترتیب برابر با همچنین متوسط خطای مطلق حاصل برای هر چهار روش محینین متوسط خطای مطلق حاصل برای هر چهار روش بترتیب برابر با ۲۰۱۱×۲۵/۱۰ ، ۲۰۱۱×۲۰/۱۰ و بترتیب برابر با ۲۰۱۱×۲۵/۱۰ ، ۲۰۱۱×۲۰/۱۰ و نشاندهنده برتری نسبی روش NTNI نسبت به سه روش نشاندهنده برتری نسبی روش RMTNI نسبت به سه روش مطلق روش RMTNI نسبت به سه روش دیگر RMTNN، مطلق روش SCH و SCH کمتر است. نکته حائز اهمیت دیگر که از محاسبات جدول (۶) حاصل میشود این است که در

جدول ۸- مقایسه مقادیر RMSE، بایاس و انحراف معیار در موقعیت ایستگاه یونوسوند و زمانهای مختلف برای مدلهای MRMTNN، RMTNN و ITNN در سه روز ۲۰۰۷/۰۲/۱۴٬۰۳، ۲۰۰۷/۰۴٬۰۳ و ۲۰۰۷/۰۲/۱۳

ITNN				MRMTNN		RMTNN		
Bias	RMSE	SD	Bias	RMSE	SD	Bias	RMSE	SD
10 ¹¹ (ele./m ³)			10^{11} (ele./m ³)			10^{11} (ele./m ³)		
0.40	0.44	0.189	0.47	0.51	0.196	0.51	0.54	0.200
0.50	0.67	0.439	0.63	0.86	0.575	1.009	1.29	0.802
0.25	0.27	0.093	0.38	0.42	0.151	1.05	1.26	0.686
0.3833	0.4600	0.2403	0.4933	0.5966	0.3073	0.8533	1.030	0.5626
	Bias 0.40 0.50 0.25 0.3833	ITNN Bias RMSE 10 ¹¹ (ele./m³) 0.40 0.44 0.50 0.67 0.25 0.27 0.3833 0.4600	ITNN Bias RMSE SD 10 ¹¹ (ele./m ³) 0.40 0.189 0.40 0.44 0.189 0.50 0.67 0.439 0.25 0.27 0.093 0.3833 0.4600 0.2403	ITNN Bias RMSE SD Bias 10 ¹¹ (ele./m ³) 1 1 0.40 0.44 0.189 0.47 0.50 0.67 0.439 0.63 0.25 0.27 0.093 0.38 0.3833 0.4600 0.2403 0.4933	ITNN MRMTNN Bias RMSE SD Bias RMSE 10 ¹¹ (ele./m ³) 10 ¹¹ (ele./m ³) 10 ¹¹ (ele./m ³) 0.40 0.44 0.189 0.47 0.51 0.50 0.67 0.439 0.63 0.86 0.25 0.27 0.093 0.38 0.42 0.3833 0.4600 0.2403 0.4933 0.5966	ITNN MRMTNN Bias RMSE SD Bias RMSE SD 10 ¹¹ (ele./m ³) 10 ¹¹ (ele./m ³) 10 ¹¹ (ele./m ³) 0.40 0.44 0.189 0.47 0.51 0.196 0.50 0.67 0.439 0.63 0.86 0.575 0.25 0.27 0.093 0.38 0.42 0.151 0.3833 0.4600 0.2403 0.4933 0.5966 0.3073	ITNN MRMTNN Bias RMSE SD Bias RMSE SD Bias 10 ¹¹ (ele./m ³) 10 ¹¹ (ele./m ³) 10 ¹¹ (ele./m ³) 1 0.40 0.44 0.189 0.47 0.51 0.196 0.51 0.50 0.67 0.439 0.63 0.86 0.575 1.009 0.25 0.27 0.093 0.38 0.42 0.151 1.05 0.3833 0.4600 0.2403 0.4933 0.5966 0.3073 0.8533	ITNN MRMTNN RMTNN Bias RMSE SD Bias RMSE SD Bias RMSE 10 ¹¹ (ele./m ³) 0.40 0.44 0.189 0.47 0.51 0.196 0.51 0.54 0.50 0.67 0.439 0.63 0.86 0.575 1.009 1.29 0.25 0.27 0.093 0.38 0.42 0.151 1.05 1.26 0.3833 0.4600 0.2403 0.4933 0.5966 0.3073 0.8533 1.030

A-۳- ارزیابی روشهای RMTNN ،RMTNN و ITNN و ITNN

با توجه به اینکه در منطقه ایران تنها یک ایستگاه اندازه گیری مستقیم یونوسفر (یونوسوند) وجود دارد و آن هم بدلیل نقص فنی دارای اندازه گیری های پیوسته در حوزه زمان نیست، بنابراین روش دیگری نیاز است تا دقت و صحت

www.SID.ir

مدل های پیشنهادی این مقاله (MRMTNN ،RMTNN و ITNN) مورد ارزیابی و بررسی قرار گیرد. بدین جهت در این قسمت از ایستگاههای آزمون جهت بررسی دقت و صحت مدل های پیشنهادی استفاده می شود. چهار ایستگاه آزمون Bebn ،Mshn ،Tabz و Srvn با توزيع و پراکندگی مناسب جهت انجام آنالیزها انتخاب شده است (شکل۲). در هر یک از ایستگاههای آزمون مقادیر محتوای الکترون کلی با استفاده از چگالی الکترونی حاصل از مدل های پیشنهادی محاسبه شده و با مقدار محتوای الکترون کلی حاصل از اندازه گیریهای GPS مقايسه مىشوند. نتيجه اين مقايسه (dVTEC) به عنوان معیار دیگری جهت سنجش میزان دقت و صحت مدلهای پیشنهادی در این مقاله میباشد. در این مقایسه چناچه مقدار عددی اختلاف مابین محتوای الکترون کلی مدل مورد نظر با محتوای الکترون کلی بدست آمده از GPS كمتر باشد، آن مدل نتایج دقیقتری را ارائه میدهد. جهت بررسی کاملتر و دقیقتر هر سه روش و همچنین نشان دادن اثر فعالیتهای خورشیدی بر دقت و صحت نتایج حاصل، شکل (۵) ترسیم شده است (بازسازی و مقایسه برای ۲۴ مچنین جهت ووش هارمونیکهای کلاه کروی نیز مقایسه شده است.

ساعت از هر سه روز انجام گرفته است). همچنین جهت مقایسه و ارزیابی بهتر، نتایج حاصل با نتایج بدست آمده از



شکل۵- مقایسه مقادیر متوسط اختلاف (dVTEC) مابین محتوای الکترون کلی حاصل از مشاهدات GPS و چهار روش ITNN ،MRMTNN ،RMTNN و و SCH در سه روز مورد بررسی در این مقاله

با توجه به نتایج حاصل از شکل (۵) کاملاً مشهود است که روش هارمونیکهای کلاه کروی در هر چهار ایستگاه آزمون دارای خطای بیشتری نسبت به سه روش MRMTNN، RMTNN و ITNN است. نتایج بیانگر این موضوع است که روش ITNN دقیق تر از دو روش دیگر، مقدار محتوای الکترون کلی را در هر چهار ایستگاه آزمون مقدار محتوای الکترون کلی را در هر چهار ایستگاه آزمون بازسازی نموده است. مقادیر dVTEC بدست آمده برای روش ITNN در روز ۲۰۱۲/۰۱/۰۳ نسبت به دو روز دیگر بیشتر است. بیشترین مقدار dVTEC بدست آمده در این روز برای روش ITNN برابر با ۲۰۰۷/۰۱/۰۴ و کمترین مقدار آن برابر با ۲/۱۴ براد و کمترین مقدار آن برابر با ۲/۱۴ بوده است. با توجه به شکل مقدار فعالیت خورشیدی در این روز نسبت به دو روز دیگر بیشتر میباشد. بیشترین مقدار dVTEC در روز

TECU ۲/۳۹ برای روش ITNN برابر با ۲/۳۹ TECU ۲ کمترین مقدار آن ۲/۰۰ TECU شده است. بنابراین می توان نتیجه گرفت که روش ITNN در زمانهای با فعالیت خورشیدی بالا نتایج با دقت کمتری را ارائه می دهد. جهت بررسی و ارزیابی کلی دقت و صحت نتایج سه مدل MRMTNN ،RMTNN و ITNN در بازسازی چگالی الکترونی یونوسفر در منطقه ایران، مقدار همبستگی مابین چگالی الکترونی بدست آمده از ایستگاه یونوسوند و همچنین چگالی الکترونی حاصل از هر سه مدل (ITNN ،RMTNN و ITNN) محاسبه و مقایسه شده است. نتیجه این مقایسه در شکل (۶) نشان داده شده است. در تمامی شکل ها خط مربوط به بهترین برازش (g=ax+b) نیز آورده شده است.



ITNN ،MRMTNN برای سه روز ۲۰۰۷/۰۱/۰۳ و ۲۰۰۹/۰۴/۰۳ و ۲۰۰۷/۰۷/۱۳

با توجه به شکل (۶) مقادیر ضریب همبستگی مابین اندازه گیری های یونوسوند و مدل های RMTNN و MRMTNN و ITNN بترتیب برابر با ۲۸۶۶، ۰/۸۶۰ و ۱۳۹۰ شده است. نتایج بیانگر این موضوع است که مقادیر چگالی الکترونی بازسازی شده با روش ITNN دارای همبستگی زیادی با اندازه گیری های بدست آمده از ایستگاه یونوسوند هستند.

۵-۴- بازسازی چگالی الکترونی یونوسفر با
 استفاده از روش ITNN در منطقه ایران برای سه
 روز ۲۰۰۷/۰۱/۰۳ ۲۰۰۷/۰۳/۰۳

نیز مقایسه نتایج حاصل با اندازهگیریهای مستقیم یونوسفر، مشخص گردید که روش ITNN در منطقه ایران نیز نسبت به دو روش دیگر MRMTNN و RMTNN جوابهای دقیق و صحیحتری را ارائه میدهد. بنابراین با استفاده از این روش میتوان تغییرات ارتفاعی و مسطحاتی یونوسفر در منطقه ایران را در هر زمان دلخواه در سه روز قرار داد. شکل (۷) پروفیل ارتفاعی تغییرات چگالی قرار داد. شکل (۷) پروفیل ارتفاعی تغییرات چگالی الکترونی را در طول جغرافیایی ثابت ۵۵ درجه، زمان ۲۰ بوقت جهانی، برای هر سه روز ۳۰/۲۰۷۰

پس از بررسی و ارزیابی دقت و صحت روشهای پیشنهادی در مقاله (RMTNN ،RMTNN و ITNN) و



شکل۷- پروفیل ارتفاعی تغییرات چگالی الکترونی (10¹¹ ele/m³) در طول جغرافیایی ثابت ۵۵ درجه و برای عرضهای جغرافیایی مختلف در محدوده شبکه مورد مطالعه در سه روز ۲۰۰۷/۰۱/۰۳ (بالا)، ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ (وسط)، ۲۰۰۷/۰۷/۱۲ (پایین) و برای هر سه روش پیشنهادی مقاله

> بر اساس شکل (۷) تفاوت بازسازی پروفیل تغییرات ارتفاعی چگالی الکترونی توسط سه روش RMTNN و MRMTNN و در سه روز کاملاً مشهود است. هر سه روش بیشنه تغییرات ارتفاعی چگالی الکترونی را در ارتفاع تقریبی ۲۵۰ الی ۳۵۰ کیلومتری بازسازی نمودهاند. با کمک روشهای پیشنهادی این مقاله میتوان تغییرات

ارتفاعی چگالی الکترونی را در لایههای ارتفاعی مختلف و متفاوت، در محدوده طول و عرض جغرافیایی شبکه مورد نظر و همچنین در هر زمان دلخواه بازسازی نمود. شکل (۸) نشاندهنده تغییرات ارتفاعی چگالی الکترونی بازسازی شده توسط روش ITNN و روز ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ میباشد.



0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17

شکل۸- پروفیل تغییرات ارتفاعی چگالی الکترونی (10¹¹ele/m³) در محدود طول و عرض جغرافیایی شبکه مورد مطالعه در روز ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ و چهار زمان ۳، ۹، ۱۲ و ۱۸ بوقت جهانی بازسازی شده توسط روش ITNN

> با توجه به شکل (۸) که برای روز ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ ترسیم شده است بوضوح مشاهده می شود که چگالی الکترونی یونوسفر دارای تغییرات ارتفاعی و مسطحاتی بوده و همچنین در زمان در حال تغییر است. بیشینه چگالی الکترونی با زمان در حال تغییر بوده بطوری که در زمان ۹ بوقت جهانی در ارتفاع تقریبی ۲۰۰ الی ۳۰۰ کیلومتری رخ داده است در حالی که در زمان ۱۲ بوقت جهانی این بیشینه داده است در حالی که در زمان ۲۱ بوقت جهانی این بیشینه در ارتفاع تقریبی ۳۰۰ الی ۲۵۰ کیلومتری بوقوع پیوسته در ارتفاع تقریبی ۲۰۰ الی ۱۲۰۰ یوقع پیوسته زمان در حال تغیر است در خروجی های مدل ITNN بخوبی مشهود می باشد، در صورتی که در مدل های تک لایه (دو بعدی) برای بیشینه چگالی الکترونی همیشه ارتفاع ثابتی در نظر گرفته می شود.

۶- نتیجهگیری و پیشنهادات

در این مقاله مدلسازی محلی و منطقهای یونوسفر با استفاده از مشاهدات سیستمهای ماهوارهای ناوبری جهانی (GNSS) در منطقه ایران انجام گردید. بدلیل کارائی بسیار

بالای شبکههای عصبی مصنوعی در تخمین و برآورد پارامترهای معادلات ریاضی، از این روش جهت حل مساله توموگرافی یونوسفر در این مقاله استفاده شد. نکته بسیار مهم در شبکههای عصبی مصنوعی، بحث آموزش شبکه و تعیین وزن مربوط به اتصالات شبکه است. در این مقاله از دو روش پس انتشار خطا (BP) و نیز روش بهینهسازی انبوه ذرات (PSO) جهت آموزش و تعیین وزن شبکه استفاده شد. جهت حل مساله توموگرافی یونوسفر با استفاده از شبکههای عصبی مصنوعی، سه ایده جدید در این مقاله گسترش داده شده و مورد ارزیابی قرار گرفت. براساس سه روش جديد MRMTNN ،RMTNN و ITNN بازسازى چگالی الکترونی و متعاقب آن محتوای الکترون کلی انجام گرفت. در روش RMTNN از شبکه عصبی پرسپترون سه لايه به همراه الگوريتم آموزش پس انتشار خطا جهت حل مساله توموگرافی بهره گرفته شد. در ادامه جهت کنترل تعداد نورون های لایه پنهان و همچنین سرعت بخشیدن به فرآيند أموزش شبكه، از شبكه عصبي موجك سه لايه جهت حل مساله توموگرافی استفاده شد که روش MRMTNN نام گذاری گردید. با توجه به اینکه تعداد معادلات و

مشاهدات ورودی بسیار زیاد بود، جهت تسریع در مرحله آموزش شبکه و افزایش دقت و صحت خروجی شبکه عصبی، در روش ITNN از ترکیب شبکه عصبی موجک سه لایه و الگوریتم آموزش PSO جهت حل مساله توموگرافی استفاده گردید. در هر سه روش دو تابع هدف تعریف شده و با کمک الگوریتمهای آموزش، این دو تابع هدف کمینه سازی شدند. مشاهدات ۳۲ ایستگاه GPS شبکه ژئودینامیک جهت مدل سازی و آموزش، ۱ ایستگاه رونوسوند جهت ارزیابی و ۴ ایستگاه جهت آزمون نتایج حاصل از سه روش مورد استفاده قرار گرفتند. پس از ارزیابی دقت و صحت هر سه روش پیشنهادی مقاله و با توجه به نتایج بدست آمده، مشخص گردید که روش ITNN نسبت به دو روش RMTNN و MRMTNN نتایج دقیق تری را

- در روش RMTNN بیشترین و کمترین مقدار خطای نسبی بترتیب برابر با ۳۷/۷۸ درصد و ۲۰/۴۵ درصد شده است. همچنین بیشترین و کمترین مقدار RMSE بترتیب برابر با کمترین مقدار ۱/۲۹۰×۱۰^{۱۱} و ۲۰۱۰×۱/۵۴ الکترون بر متر مکعب بدست آمده است.
- ۲. برای روش MRMTNN بیشترین و کمترین مقدار خطای نسبی بترتیب برابر با ۱۷/۹۹ و ۱۳/۷۷

درصد حاصل شده است. همچنین بیشترین و کمترین مقدار RMSE بترتیب برابر با ۱۰۱۱×۱۸۶۰۰ و ۱۰۱۰×۱/۴۲۰۰ الکترون بر متر مکعب بدست آمده است.

 ۳. برای روش ITNN بیشترین و کمترین مقدار خطای نسبی بترتیب برابر با ۱۳/۱۶ و ۹/۰۲ درصد حاصل شده است. همچنین بیشترین و کمترین مقدار RMSE بترتیب برابر با ۱۰^{۱۱}×۱۶۷۰ و ۱۰^{۱۱}×۲۷۰×۰/۲۷۰

نتایج بدست آمده برای شاخص dVTEC در هر سه روش (RMTNN ، RMTNN و ITNN) و سه روز مورد بررسی بشرح زیر بدست آمدند:

- ۸. در روش RMTNN بیشترین و کمترین مقدار شاخص dVTEC بترتیب برابر با ۵/۵۷ و ۳/۱۰
 ۳/۱۰ مده است.
- ۲. در روش MRMTNN بیشترین و کمترین مقدار شاخص dVTEC بترتیب برابر با ۴/۵۶ و ۲/۰۶

۳. در روش ITNN بیشترین و کمترین مقدار شاخص
 ۳. TECU ۱/۰۰ و ۳/۴۷ و ۱/۰۰ TECU
 ۳. شده است.

- مراجع
- [1] Amerian, Y., Mashhadi Hossainali, M., Voosoghi, B., Ghaffari Razin, M. R, (2010): Tomographic reconstruction of the ionospheric electron density in term of wavelets. Journal of Aerospace Science and Technology 7 (1), 19–29.
- [2] Yao, Y., Tang, J., Kong, J., Zhang, L., Zhang, S., (2013): Application of hybrid regularization method for tomographic reconstruction of midlatitude ionospheric electron density, Advances in Space Research 52 (2013) 2215–2225.
- [3] Austen, J.R., Franke, S.J. and Liu, C.H. (1988), "Ionospheric imaging using computerized tomography", Radio Science, Vol. 23 No. 3, pp. 299–307.
- [4] Ghaffari Razin, M.R., (2015a): Development and analysis of 3D ionosphere modeling using base functions and GPS data over Iran. Acta Geod Geophys, DOI 10.1007/s40328-015-0113-9 Volume 51, Issue 1, pp 95-111.
- [5] Hajj, G. A., and L. J. Romans (1998): Ionospheric electron density profiles obtained with GPS: Results from the GPS/MET experiment, Radio Sci., 33, 175–190.
- [6] Tsai, L.-C., W. H. Tsai, W. S. Schreiner, F. T. Berkey, and J. Y. Liu (2001): Comparisons of GPS/MET retrieved ionospheric electron density and ground based ionosonde data, Earth Planets Space, 53, 193–205.
- [7] Garcia-Fernandez, M., M. Hernandez-Pajares, M. Juan, J. Sanz, R. Orus, P. Coisson, B. Nava, and S. M. Radicella (2003): Combining ionosonde with ground GPS data for electron density estimation, J. Atmos. Sol. Terr. Phys., 65, 683–691.
- [8] Saito, A., S. Teraishi, G. Ueno, N. Fujita, and T. Tsugawa (2007): GPS ionospheric tomography over Japan with constrained least-squares method, Eos Trans. AGU, 88(52), Fall Meet. Suppl., Abstract SA13A-1061.

- [9] Mitchell, C.N. and Spencer, P.S.J. (2003): A three-dimensional time-dependent algorithm for ionospheric imaging using GPS, Annals of Geophysics. Retrieved from http://www.earth-prints.org/handle/2122/977.
- [10] Hansen, A.J., Walter, T. and Enge, P. (1997): Ionospheric Correction Using Tomography, Proceedings of 10th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation, ION GPS-97, September 16-19, 1997, Kansas City, Missouri, USA, 249-260.
- [11] Ghaffari Razin, M.R., Voosoghi, B., (2016a): Regional ionosphere modeling using spherical cap harmonics and empirical orthogonal functions over Iran. Acta Geod Geophys, DOI 10.1007/s40328-016-0162-8.
- [12] Haykin. S, (1994): Neural Networks, a comprehensive Foundation, Macmillan College Publishing Company, New York.
- [13] Leandro, R.F., (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.
- [14] Habarulema, J. B., McKinnell, L.-A., and Opperman, B. D. L.(2010): TEC measurements and modeling over Southern Africa during magnetic storms; a comparative analysis, Journal of Atmospheric and Solar Terrestrial Physics, 72(5-6), 509–520.
- [15] Yilmaz, A., K. E. Akdogan, and M. Gurun, (2009): Regional TEC mapping using neural networks, Radio Sci., 44, RS3007, doi:10.1029/2008RS004049.
- [16] Liaqat, A., M. Fukuhara, and T. Takeda (2003): optimal estimation of parameter of dynamical system by neural network collocation method, Comput. Phys. Commun., 150, 215–234, doi:10.1016/S0010-4655(02) 00680-X.
- [17] Ma, X. F., T. Maruyama, G. Ma, and T. Takeda (2005): three dimensional ionospheric tomography using observation data of GPS ground receivers and ionosonde by neural network, J. Geophys. Res., 110, A05308, doi: 10.1029/2004JA010797.
- [18] Hirooka, S., K. Hattori, and T. Takeda (2011): Numerical validations of neural-network-based ionospheric tomography for disturbed ionospheric conditions and sparse data, Radio Sci., 46, RS0F05, doi: 10.1029/2011RS004760.
- [19] Ghaffari Razin M.R, Voosoghi B (2016b) Modeling of ionosphere time series using wavelet neural networks (case study: N-W of Iran), Advances in Space Research. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.asr. 2016.04.006.
- [20] Ghaffari Razin M.R, Voosoghi B, (2016c) Wavelet neural networks using particle swarm optimization training in modeling regional ionospheric total electron content, Journal of Atmospheric and Solar– Terrestrial Physics, 149(2016):21–30 http://dx.doi.org/10.1016/j.jastp.2016.09.005.
- [21] Alexandridis, A., Zapranis, A., (2013) Wavelet neural networks: A practical guide. Neural Networks 42 (2013) 1–27.
- [22] Ghaffari Razin M.R, Voosoghi B (2016d) Regional application of multi-layer artificial neural networks in 3-D ionosphere tomography. Advances in Space Research. (2016), http://dx.doi.org/10.1016/j.asr.2016.04.029.