

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

میر رضا غفاری رزین<sup>۱\*</sup>، بهزاد وثوقی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> دکتری مهندسی ژئودزی - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی  
rghaffari@mail.kntu.ac.ir

<sup>۲</sup> دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی  
vosoghi@kntu.ac.ir

(تاریخ دریافت فروردین ۱۳۹۶، تاریخ تصویب تیر ۱۳۹۶)

## چکیده

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 به همراه الگوریتم آموزش پس انتشار خطا جهت مدل‌سازی توزیع چگالی الکترونی بکار گرفته شده و نهایتاً در ترکیب سوم (ITNN) از شبکه عصبی موجک ۳ لایه به همراه الگوریتم آموزش بهینه‌سازی انبوه ذرات جهت مدل‌سازی تغییرات زمان-مکان چگالی الکترونی بهره گرفته شده است. مشاهدات مربوط به شبکه مبنای ژئودینامیک دائمی ایران (۳۲ ایستگاه GPS به همراه یک ایستگاه اندازه‌گیری 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 RMTNN، MRMTNN 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 ۰/۵ الی ۵/۶۵ TECU 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 کارایی 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.

RMTNN، MRMTNN، ITNN

\* نویسنده رابط

## ۱- مقدمه

توسعه مدل های قابل اعتماد برای برآورد و پیش بینی تغییرات چگالی الکترونی در لایه یونوسفر هنوز به عنوان یک چالش جدی برای ژئودزین ها و دانشمندان علوم فضایی مطرح است. این امر تا حدی به دلیل رفتار غیرخطی پارامترهای فیزیکی و ژئوفیزیکی موثر 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 مساله مدل سازی یونوسفر را بیشتر می کند. تابش تشعشعات خورشیدی منبع دیگری است که در رفتار این لایه از جو بسیار تاثیر گذار است. با توجه به ساختار چندلایه یونوسفر، امواج الکترومغناطیسی گذرنده از این لایه ها تحت تاثیر خاصیت پاشندگی<sup>۱</sup> قرار می گیرند. بهمین جهت مدل سازی این لایه از جو دارای اهمیت فوق العاده ای است. بدلیل ماهیت خاص و نیز ویژگی های فیزیکی و ژئوفیزیکی، چگالی الکترونی در یونوسفر دارای تغییرات زمانی-مکانی<sup>۲</sup> است. این تغییرات می تواند ناشی از تغییرات روزانه<sup>۳</sup>، تغییرات فصلی<sup>۴</sup>، آنومالی های مختلف موجود و یا دوره فعالیت های خورشیدی<sup>۵</sup> باشد. وجود فرکانس های مختلف در رفتار چگالی الکترونی در یونوسفر منجر به اثرات بسیار زیان باری در سیستم های ارتباطی شده است. جهت پی بردن به ماهیت فعالیت های یونوسفری و نحوه تاثیر آنها در سایر سیستم ها، می بایستی تغییرات زمان-مکان آن بصورت دقیق مورد مطالعه قرار گیرد.

آگاهی از چگونگی رفتار چگالی الکترونی یونوسفر برای اهداف علمی و برنامه های عملی از اهمیت خاصی برخوردار است. برای بررسی رفتار لایه یونوسفر، توموگرافی سه بعدی<sup>۶</sup> یونوسفر ابزار باارزش و مفیدی محسوب می گردد. محتوای الکترون کلی یونوسفر در طول مسیر سیگنال بین ماهواره و گیرنده می تواند توسط یک گیرنده زمینی اندازه گیری گردد. با استفاده از اندازه گیری های محتوای الکترون کلی، می توان توزیع چگالی الکترونی را بازسازی نمود. با این حال، بازسازی چگالی الکترونی توسط روش

توموگرافی یک مسئله بد وضع<sup>۷</sup> محسوب می شود [۱،۲]. همچنین بدلیل تعداد کم داده های مشاهداتی و نیز عدم وجود سیگنال های افقی گذرنده از لایه یونوسفر، دقت بازسازی بروش توموگرافی پایین است (بطور خاص بدلیل عدم وجود سیگنال های افقی، بازسازی در راستای ارتفاعی از دقت بمراتب کمتری برخوردار است). مطالعات قبل، الگوریتم های مختلفی را برای روش توموگرافی یونوسفر پیشنهاد داده اند. برخی از این الگوریتم ها تنها قادر به بازسازی چگالی الکترونی یونوسفر در یک راستای مشخص می باشند. بنابراین در این الگوریتم ها منطقه مورد بازسازی و همچنین بازه زمانی مورد استفاده بسیار محدود است [۳، ۴]. در برخی دیگر از الگوریتم های بازسازی، جهت تعیین پروفیل ارتفاعی چگالی الکترونی یونوسفر، از روش آکولتیشن<sup>۸</sup> و مشاهدات ماهواره LEO<sup>۹</sup> استفاده می شود. در این روش مقدار چگالی الکترونی با فرض تقارن کروی<sup>۱۰</sup> و با استفاده از روش معکوس سازی آبل<sup>۱۱</sup> تعیین می گردد [۵، ۶]. با این وجود، استفاده از روش فوق تنها برای تعیین پروفیل ارتفاعی یونوسفر امکان پذیر است، در حالی که تغییرات واقعی در یونوسفر بصورت مسطحانی و ارتفاعی انجام می گیرد. جهت غلبه بر این مشکل فرناندز و همکاران استفاده از گرادیان مسطحانی یونوسفر، بدست آمده از مدل های مرجع جهانی را در معکوس گیری آبل پیشنهاد دادند. همچنین جهت افزایش دقت بازسازی ارتفاعی از اندازه گیری های ایستگاه های 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 ویژگی های 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<sup>۱۲</sup> جهت تعیین توزیع چگالی الکترونی در یونوسفر استفاده کرد. بازسازی صورت گرفته توسط هانسن دارای دقت ارتفاعی پایینی بود [۱۰]. اکثریت

7 Ill-posed

8 Occultation technique

9 Low Erath Orbit

11 Spherically Symmetric

11 Abel inversion

12 Radon Transformation

1 Dispersive

2 Temporal and spatial variations

3 Diurnal Variation

4 Seasonal Variations

5 Solar cycle variations

6 3-dimensional ionospheric tomography

دور بسیار پایین بود [۱۴]. یلماز و همکاران در سال ۲۰۰۹ از شبکه‌های عصبی با توابع پایه شعاعی جهت مدل‌سازی و تخمین مقدار TEC در کشور ترکیه استفاده نمودند [۱۵].

برای اولین بار در ژاپن، لیاکات و همکاران ایده استفاده از روش کمینه‌سازی توابع هدف<sup>۴</sup> 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 اندازه‌گیری‌های ایستگاه‌های یونوسوند جهت مدل‌سازی چگالی الکترونی استفاده کردند [۱۸].

بدلیل معایب موجود در روش‌های مدل‌سازی چگالی الکترونی، لزوم ارائه یک روش سودمند و بهینه که ایرادات روش‌های قبلی را بهبود داده و بتواند از مزایا و کاربرد بیشتری نسبت به آنها برخوردار باشد کاملاً احساس می‌گردد. 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 می‌شود. بدلیل دقت کم در بازسازی ارتفاعی یونوسفر بروش توموگرافی، در این مقاله تابع هدف دیگری نیز براساس توابع متعامد تجربی<sup>۵</sup> (EOF) تعریف شده و وزن‌های شبکه عصبی براساس آن بهینه می‌گردند. حسن این ترکیب در ارائه مدلی از تغییرات زمان-مکان چگالی الکترونی خواهد بود. همچنین ارائه الگوریتم آموزشی جدیدی بنام الگوریتم PSO که معایب الگوریتم‌های آموزشی قبلی از جمله الگوریتم پس انتشار خطا را از بین برده و از سرعت عمل و دقت بالاتری برخوردار باشد.

الگوریتم‌های موجود آمده جهت حل مساله توموگرافی یونوسفر نیازمند اطلاعات یونوسفری اولیه و یا مقدار بسیار زیادی از محاسبات در مرحله پردازش‌ها می‌باشند. همچنین در برخی از تحقیقات صورت گرفته، بدلیل ماهیت روش توموگرافی، از روش‌های پایدارسازی<sup>۱</sup> جهت برآورد پارامترهای یونوسفری استفاده شده است [۱۱]. به همین دلیل بررسی دقت و صحت نتایج در این گونه روش‌ها می‌تواند چالشی جدی محسوب شود. در نتیجه با کمک این روش‌ها تنها می‌توان ویژگی‌های خاصی از 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 محققین 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<sup>۲</sup> سیستم پردازش اطلاعات است که توسط تعداد زیادی از عناصر پردازش ساده‌تر که به عنوان عصب‌های مصنوعی شناخته می‌شوند، تشکیل یافته است. هر شبکه عصبی از تعدادی گره که همان نورون‌ها هستند و وزن‌های ارتباطی که گره‌ها را به هم وصل می‌کنند، تشکیل یافته است. داده‌های ورودی در وزن متناظرشان ضرب می‌شوند و مجموع آنها به نورون‌ها وارد می‌گردند. هر نورون دارای یک تابع فعال‌سازی<sup>۳</sup> می‌باشد. این مقدار ورودی از تابع فعال‌سازی عبور کرده و مقدار خروجی نورون را مشخص می‌کند. تعداد نورون‌ها و لایه‌های شبکه عصبی متناسب با مسئله مورد نظر و با روش سعی و خطا به دست می‌آید.

لئوناردو در سال ۲۰۰۷ از یک روش درون‌یابی 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

4 Minimization of objective function  
5 Empirical orthogonal function

1 Regularization method  
2 Neural network  
3 Activation Functions

## ۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه

روش جایگزین در شبکه‌های عصبی به کار برده می‌شود. در شبکه‌های عصبی موجکی موقعیت<sup>۱</sup> و مقیاس<sup>۲</sup> موجک‌ها علاوه بر وزن‌ها بهینه‌سازی می‌شوند. 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 ویژه‌ای برخوردار است. معمولاً در شبکه‌های عصبی موجک پارامتر خروجی از طریق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$g_{\lambda}(\mathbf{x}; \mathbf{w}) = \hat{y}(\mathbf{x}) = \omega_{\lambda+1} + \sum_{j=1}^{\lambda} \omega_j \cdot \Psi_j(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^m \omega_i \cdot x_i \quad (2)$$

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،  $\lambda$  بیانگر تعداد نورون‌های لایه پنهان و  $\omega$  وزن مربوط به شبکه می‌باشند. موجک چند متغییره را می‌توان با استفاده از رابطه زیر محاسبه نمود:

$$\Psi_j(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^m \psi(z_{ij}) \quad (3)$$

در رابطه (۳)  $\psi$  موجک مادر بوده و می‌تواند از رابطه زیر محاسبه شود:

$$z_{ij} = \frac{x_i - \omega_{(\xi)ij}}{\omega_{(\zeta)ij}} \quad (4)$$

در رابطه بالا  $j = 1, \dots, \lambda + 1$  ،  $i = 1, \dots, m$  پارامتر انتقال و  $\omega_{(\xi)ij}$  پارامتر مقیاس می‌باشند. انتخاب موجک مادر بستگی به کاربرد آن دارد. در این مقاله از موجک Mexican hat 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 می‌باشد:

$$\psi(z_{ij}) = \left(1 - z_{ij}^2\right) e^{-\frac{1}{2}z_{ij}^2} \quad (5)$$

شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی تقریباً 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 می‌شوند و از این رو در بسیاری از حوزه‌های علمی مورد استفاده قرار می‌گیرند. ساختار شبکه عصبی مصنوعی از مدل نورون‌های 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 می‌گیرند 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 می‌کند و قسمت دوم یک فیلتر غیر خطی است که تابع فعالیت نورون نامیده می‌شود. 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  $\pi$  ورودی و یک خروجی است که رابطه ورودی-خروجی نورون بفرم زیر خواهد بود:

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

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

1 translation  
2 scale

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 تحقیقات فراوان انجام گرفته در زمینه مدل‌سازی و تعیین رفتار فیزیکی یونوسفر، تغییرات چگالی الکترون‌ها در این لایه تابعی از زمان و مکان 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 می‌باشند. بنابراین استفاده از روشی کارآمد و متناسب با رفتار یونوسفر 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 کمینه‌سازی توابع هدف، نیازمند مشاهدات محتوای الکترون کلی جهت حل معادلات می‌باشیم. بدین جهت در ادامه الگوریتم استخراج مشاهدات محتوای الکترون کلی از اندازه‌گیری‌های گیرنده‌های دو فرکانسه توضیح داده شده است.

#### ۳-۱- محاسبه STEC (مشاهده ورودی)

در این بخش جهت بدست آوردن مشاهدات STEC از ترکیب خطی هندسه آزاد<sup>۲</sup> 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 می‌باشند. در نتیجه مقدار STEC حاصل از این مشاهدات دارای نویز زیادی هستند. با استفاده از آنتن‌های خاص همانند چک-رینگ<sup>۳</sup> و یا گیرنده‌هایی با تکنولوژی‌های پیشرفته امروزی می‌توان مقدار اثر چند مسیری را تا حد امکان کاهش داد.

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]:

$$\omega_{(\xi)ij} = 0.5(N_i + M_i) \quad (6)$$

$$\omega_{(\zeta)ij} = 0.2(M_i - N_i) \quad (7)$$

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، الگوریتم 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 می‌باشد. 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 می‌تواند با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی همانند الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات<sup>۱</sup> برطرف شود. برخلاف الگوریتم 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 نمی‌افتد. معادلات مورد استفاده در این الگوریتم به صورت زیر در نظر گرفته می‌شوند:

$$v_i^{t+1} = w \times v_i^t + c_1 \times rand \times (pbest_i - x_i^t) + c_2 \times rand \times (gbest - x_i^t) \quad (8)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (9)$$

در روابط بالا  $w$  نشاندهنده وزن اولیه،  $v_i^t$  سرعت ذره  $i$  در تکرار  $t$  و  $c_1$  و  $c_2$  بیانگر ضرایب شتاب ذره،  $x_i^t$  موقعیت کنونی ذره  $i$  در تکرار  $t$  و  $gbest$  نشاندهنده بهترین

2 Geometry-Free  
3 choke-ring

1 Particle swarm optimization (PSO)

چگالی الکترونی در زمان و مکان مشخص،  $i$  و  $j$  تعداد ماهواره و گیرنده‌های مورد استفاده،  $\Gamma_i$  و  $\Gamma_j$  بردار موقعیت گیرنده و ماهواره می‌باشند. جهت تعیین مقدار چگالی الکترونی  $N(\varphi, \lambda, h, t)$  از شبکه عصبی مصنوعی چند لایه استفاده می‌شود. در این شبکه موقعیت  $(\varphi, \lambda, h)$  و زمان  $(t)$  به عنوان ورودی شبکه بوده و مقدار چگالی الکترونی در آن موقعیت و زمان  $(N(\varphi, \lambda, h, t))$  به عنوان خروجی محسوب می‌شود. در حقیقت مختصات جغرافیایی و زمان در نقاط آزمون به عنوان ورودی شبکه عصبی بوده و تعیین چگالی الکترونی در آن موقعیت به عنوان خروجی 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:

$$STEC_{i \text{ smoothed}}^j \approx \sum_{q=1}^Q \alpha_q N(\varphi, \lambda, h, t) + P_i^j \quad (12)$$

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

$$E_1 = \left( \sum_{q=1}^Q \alpha_q N(\varphi, \lambda, h, t) - STEC_{i \text{ smoothed}}^j \right)^2 \quad (13)$$

در رابطه (۱۳)  $STEC_{i \text{ smoothed}}^j$  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

بایستی توجه داشت که با استفاده از مشاهدات فاز موج حامل می‌توان 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 اندازه‌گیری‌های فاز موج حامل دقیق‌تر از مشاهدات  $STEC$  حاصل از مشاهدات کد می‌باشند. مشکل اصلی مشاهدات  $STEC$  حاصل از مشاهدات فاز در وجود دو مقدار ابهام فاز در اندازه‌گیری‌های فاز موج حامل می‌باشد. جهت بهره‌برداری از مزیت دقت بالای مشاهدات  $STEC$  حاصل از اندازه‌گیری‌های فاز موج حامل و نیز مزیت عدم وجود مقدار ابهام فاز در مشاهدات  $STEC$  حاصل از اندازه‌گیری‌های کد، می‌توان مشاهدات حاصل از دو مجموعه را جهت نرم‌سازی<sup>۱</sup> مقدار  $STEC$  با همدیگر ترکیب نمود [۲۲]. در این صورت مقدار  $STEC$  نرم شده با دقت بالا بصورت رابطه زیر خواهد بود:

$$STEC_{smoothed} = \langle STEC_P + STEC_\Phi \rangle - STEC_\Phi \\ = STEC + (B_r^P + B_s^P) + \varepsilon_{P4} \quad (10)$$

در رابطه (۱)  $STEC_P$  مقدار محتوای الکترونی کلی بدست آمده از مشاهدات کد،  $STEC_\Phi$  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  $\varepsilon_{P4}$  نویز مشاهدات می‌باشند.

### ۳-۲- تعریف توابع هدف توموگرافی یونوسفر

بمنظور مدل‌سازی توزیع چگالی الکترونی یونوسفر با استفاده از شبکه‌های عصبی، تابع هدف مورد نظر را می‌توان با استفاده از روش توموگرافی تعریف نمود. محتوای الکترون کلی مایل در مسیر مابین ماهواره و گیرنده زمینی را می‌توان از معادله انتگرالی زیر بدست آورد:

$$STEC_{i \text{ smoothed}}^j = \int_{\bar{r}_i}^{\bar{r}_j} N(\varphi, \lambda, h, t) ds \quad (11)$$

در رابطه (۱۱)  $STEC_{i \text{ smoothed}}^j$  مقدار محتوای الکترون کلی در راستای مایل،  $N(\varphi, \lambda, h, t)$  مقدار

1 smoothing

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:

$$E_2 = \sum_{e=1}^E (N_e(\vec{r}) - N_e^{EOF})^2 \quad (14)$$

در رابطه (۱۴)  $E$  نشان‌دهنده تعداد توابع متعامد تجربی،  $N_e(r)$  خروجی حاصل از شبکه عصبی در نقاط آموزش و  $N_e^{EOF}$  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:

$$E = E_1 + gE_2 \\ = \left( \sum_{q=1}^Q \alpha_q N(\varphi, \lambda, h, t) - STEC_i^{smoothed} \right)^2 \\ + g \sum_{e=1}^E (N_e(\vec{r}) - N_e^{EOF})^2 \quad (15)$$

### 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  $E_1$ .
  ۴. بروزآوری مقادیر وزن‌ها با الگوریتم پس انتشار خطا یا الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات.
- برای تابع هدف  $E_1$  تابع مورد نیاز جهت بروزآوری وزن عصب‌ها بصورت زیر می‌تواند در نظر گرفته شود:

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E_1}{\partial w} \quad (16)$$

تقسیم‌بندی می‌شود. در نتیجه محل برخورد سیگنال با المان به عنوان نقطه نمونه انتخاب می‌گردد. مختصات نقطه نمونه (محل برخورد سیگنال با المان) محاسبه شده و مقدار چگالی الکترونی اولیه در این نقطه از یک مدل مرجع یونوسفری همانند مدل مرجع بین‌المللی ۲۰۱۲ (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 به‌همراه زمان به عنوان مشاهده ورودی شبکه عصبی بوده و مقدار چگالی الکترونی در آن موقعیت و زمان به عنوان خروجی می‌باشند. برای تک تک سیگنال‌های قابل رویت، رابطه (۱۳) توسط شبکه عصبی کمینه‌سازی می‌شود. به عبارت دیگر جهت برآورد مقدار چگالی الکترونی، شبکه عصبی می‌بایستی 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)<sup>۲</sup> به عنوان قید جهت آموزش شبکه عصبی پیشنهاد می‌شود. جهت تعریف تابع هدف ارتفاعی یک روش این است که از اندازه‌گیری‌های ایستگاه‌های زمینی یونوسفر (یونوسوند) استفاده شود. در واقع اندازه‌گیری‌های بدست آمده از دستگاه یونوسوند به عنوان یک قید وارد معادلات شده و در آموزش شبکه عصبی در نقاط هدف تاثیرگذار باشد. مشکل این روش در این است که در منطقه ایران تنها یک ایستگاه یونوسوند بوده و در نتیجه استفاده از اندازه‌گیری‌های این ایستگاه جهت تشکیل تابع هدف ارتفاعی دارای دقت لازم نبوده و آموزش شبکه عصبی با مشکل مواجه خواهد شد.

جهت رفع این مشکل در این مقاله ایده استفاده از توابع متعامد تجربی (EOF)<sup>۳</sup> به عنوان تابع هدف ارتفاعی ارائه می‌شود. بدین ترتیب که یک سری از توابع متعامد

1 International reference ionosphere (IRI)

2 Vertical Object Function

3 Empirical Orthogonal Functions

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

✓ در روش اول براساس توابع هدف تعریف شده ( $E_1$ ) و ( $E_2$ ) 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 می‌گردد. این روش بر اساس الگوریتم  $^1$ RMTNN می‌باشد.

✓ 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 می‌گردد. بدلیل استفاده از شبکه عصبی موجک، این روش با نام  $^2$ MRMTNN شناخته می‌شود.

✓ 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 ITNN  $^3$  شناخته می‌شود.

#### ۴- ارزیابی نتایج

در این مقاله جهت ارزیابی و تفسیر دقت 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:

$$f_c = 8.98\sqrt{N_e} \quad (18)$$

در رابطه (۱۸)  $f$  نشان‌دهنده فرکانس بحرانی است. همچنین مفاهیم آماری خطای نسبی<sup>۴</sup>، خطای مطلق<sup>۵</sup>،

در رابطه (۱۶)  $W$  وزن اصلی شبکه و  $\eta$  نرخ یادگیری می‌باشند.

۵. فراهم نمودن داده‌های ورودی شبکه عصبی (ارتفاعات) و نیز مشاهدات هدف (مقادیر چگالی الکترونی بدست آمده از توابع متعامد تجربی).

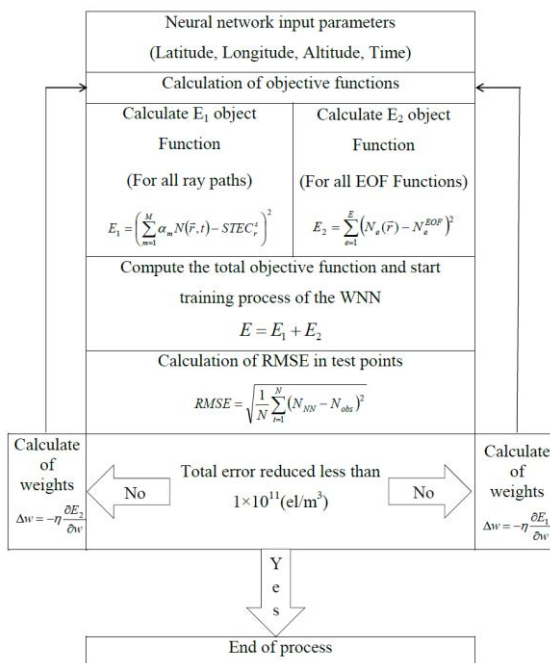
۶. محاسبه مقادیر خروجی شبکه عصبی و برآورد تابع هدف  $E_2$ .

۷. بروزآوری مقادیر وزن‌ها با الگوریتم پس انتشار خطا یا الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات.

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

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E_2}{\partial w} \quad (17)$$

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.



شکل ۱- الگوریتم شبکه عصبی مورد استفاده در روش توموگرافی یونوسفر

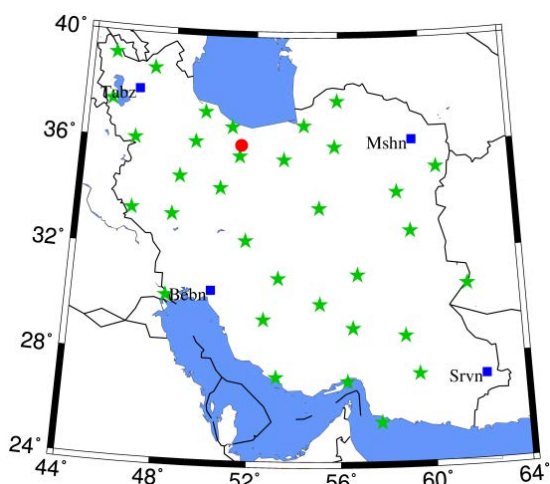
در این مقاله سه ترکیب مختلف از روش کمینه‌سازی توابع هدف جهت حل روش توموگرافی یونوسفر مورد

1 Residual minimization training neural network (RMTNN)  
 2 Modified RMTNN (MRMTNN)  
 3 Ionosphere tomography based on the neural networks (ITNN)  
 4 Relative error  
 5 Absolute error



## 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 اندازه‌گیری 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 (۲۰۰۷/۰۱/۰۳، ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ و ۲۰۰۷/۰۷/۱۳) می‌باشند. چگونگی توزیع مکانی این ۳۶ ایستگاه در شکل (۲) نشان داده شده است. منطقه مورد مطالعه در محدوده عرض جغرافیایی ۲۴ الی ۴۰ درجه و محدوده طول جغرافیایی ۴۴ الی ۶۴ درجه قرار گرفته است.



شکل ۲- چگونگی توزیع مکانی ۳۶ ایستگاه مورد استفاده در این تحقیق از شبکه ژئودینامیک کشور ایران (ستاره‌ها نشان‌دهنده ایستگاه‌های مورد استفاده در مرحله آموزش، مربع‌ها ایستگاه‌های آزمون و دایره نشان‌دهنده ایستگاه یونوسوند می‌باشد)

دلیل انتخاب این سه روز جهت تست و ارزیابی روش‌های پیشنهادی مقاله، همزمان بودن مشاهدات انجام گرفته با اندازه‌گیری‌های 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.

جذر خطای مربعی میانگین<sup>۱</sup> و انحراف معیار<sup>۲</sup> جهت ارزیابی نتایج مورد استفاده قرار گرفته است. خطای مطلق بصورت زیر تعریف می‌شود:

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

که در رابطه (۱۹) 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:

$$Relative(Error) = \frac{|N_{NN} - N_{Ionosonde}|}{N_{Ionosonde}} \times 100 \quad (20)$$

جذر خطای مربعی میانگین را می‌توان از رابطه زیر محاسبه نمود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (N_{NN} - N_{ionosonde})^2} \quad (21)$$

جهت محاسبه مقدار بایاس می‌توان از رابطه زیر استفاده نمود:

$$Bias = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (N_{NN} - N_{ionosonde}) \quad (22)$$

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

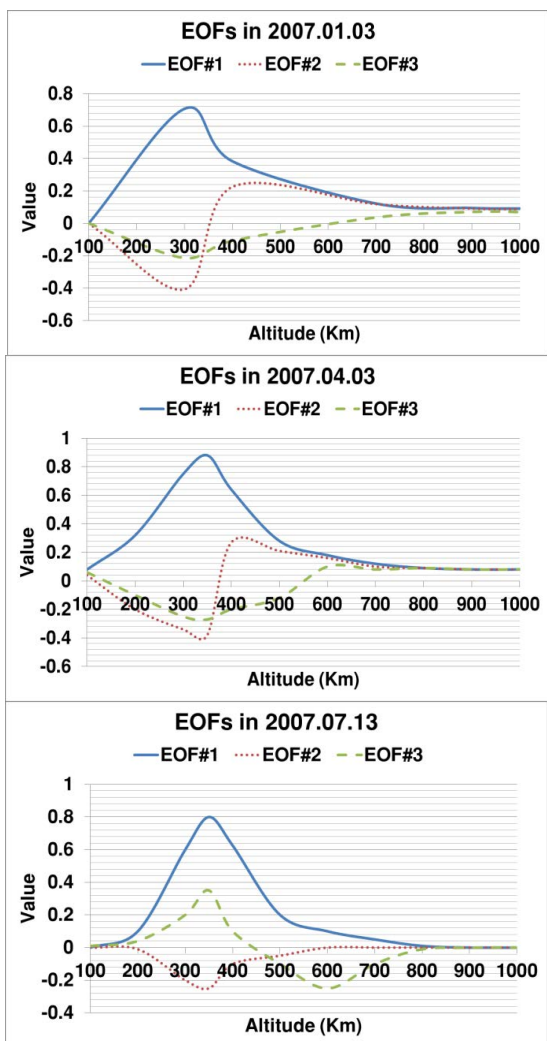
$$SD = \sqrt{RMSE^2 - Bias^2} \quad (23)$$

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 می‌گیرد. این کمیت بصورت زیر تعریف شده است:

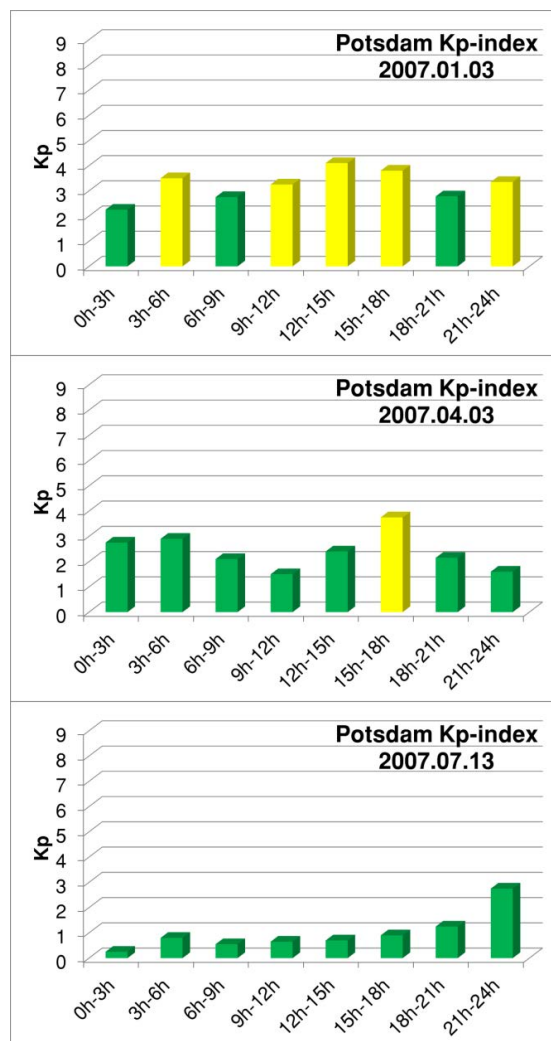
$$dVTEC = VTEC_{GPS} - VTEC_{NN} \quad (24)$$

در رابطه (۲۴)  $VTEC_{GP}$  نشان‌دهنده مقدار محتوای الکترون کلی حاصل از اندازه‌گیری‌های GPS و  $VTEC_{NN}$  بیانگر محتوای الکترون کلی حاصل از شبکه عصبی می‌باشند.

1 Root mean square error (RMSE)  
2 Standard deviation



شکل ۴- توابع متعامد تجربی بدست آمده از داده های چگالی الکترونی برای روزهای ۲۰۰۷/۰۱/۰۳، ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ و ۲۰۰۷/۰۷/۱۳ در محدوده طول و عرض جغرافیایی شبکه ژئودینامیک ایران



شکل ۳- چگونگی تغییرات شاخص فعالیت های خورشیدی (Kp) در روزهای ۲۰۰۷/۰۱/۰۳، ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ و ۲۰۰۷/۰۷/۱۳ برگرفته شده از سایت (<http://www.spaceweatherlive.com>)

جهت مدل سازی 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 بازه های 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 <sub>smoothes</sub>	Number of samples
2007.01.03	10752	172032
2007.04.03	9816	157056
2007.07.13	10531	168496

جهت برآورد تابع هدف دوم (تابع هدف ارتفاعی) می بایستی توابع متعامد تجربی (EOF) را محاسبه نمود. اطلاعات اولیه چگالی الکترونی در تمام ایستگاه های شبکه مورد مطالعه برای بازه های زمانی نیم ساعته در سه روز ۲۰۰۷/۰۱/۰۳، ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ و ۲۰۰۷/۰۷/۱۳ از مدل مرجع جهانی ۲۰۱۲ جمع آوری شده است. پس از تشکیل ماتریس کوواریانس مربوطه و تجزیه آن به مولفه های اصلی، سهم هر مولفه اصلی در تغییرات کل چگالی الکترونی محاسبه شده است. شکل (۴) سه تابع بدست آمده برای محدوده طول و عرض جغرافیایی شبکه مورد نظر را نمایش می دهد. جهت استفاده از توابع متعامد تجربی در مرحله آموزش شبکه عصبی، نیازمند فرم تحلیلی این توابع می باشیم.

## ۵-۱- تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی

جدول ۴- مقایسه مقادیر خطای موجود در مرحله آزمون در ساختارهای مختلف و برای سه روش RMTNN، MRMTNN و ITNN در روز ۲۰۰۷/۰۷/۱۳

ساختار شبکه	MSE برای مرحله آزمون ( $10^{11} \text{ele./m}^3$ )		
	RMTNN	MRMTNN	ITNN
۴-۱۵-۱	۰/۸۵۹۱	۰/۸۴۸۵	۰/۸۳۸۲
۴-۱۶-۱	۰/۷۴۶۱	۰/۷۳۷۳	۰/۷۲۴۱
۴-۱۷-۱	۰/۶۲۷۹	۰/۶۱۷۶	۰/۶۰۸۰
۴-۱۸-۱	۰/۵۰۱۲	۰/۴۹۶۸	۰/۴۷۶۴
۴-۱۹-۱	۰/۴۱۳۷	۰/۳۰۹۴	۰/۲۹۰۷

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.

## ۵-۲- ارزیابی روش‌های RMTNN، MRMTNN و ITNN در ایستگاه یونوسوند Tehran

این ایستگاه در عرض جغرافیایی  $35/87$  درجه و طول جغرافیایی  $51/64$  درجه واقع شده و تنها ایستگاه اندازه‌گیری مستقیم یونوسوند در منطقه ایران می‌باشد. متأسفانه بدلیل نقص فنی موجود در این ایستگاه، مشاهدات آن بصورت منقطع در زمان بوده و در نتیجه امکان اندازه‌گیری پروفیل ارتفاعی چگالی الکترونی در این ایستگاه میسر نیست. به همین دلیل تمامی مقایسه‌ها 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 مدل‌های RMTNN، MRMTNN و ITNN مقایسه می‌شود. همچنین جهت ارزیابی بهتر و مناسب‌تر، نتایج حاصل با مدل هارمونیک‌های کلاه کروی نیز مقایسه می‌شوند. جداول (۵)، (۶) و (۷) ارزیابی‌های انجام گرفته در زمان‌ها (بوقت جهانی) و ارتفاعات مختلف برای هر سه روز را نشان می‌دهند.

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 (RMTNN، 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، MRMTNN و ITNN در روز ۲۰۰۷/۰۱/۰۳

ساختار شبکه	MSE برای مرحله آزمون ( $10^{11} \text{ele./m}^3$ )		
	RMTNN	MRMTNN	ITNN
۴-۱۵-۱	۰/۹۴۳۱	۰/۹۳۴۰	۰/۹۱۲۰
۴-۱۶-۱	۰/۸۳۱۲	۰/۸۲۳۹	۰/۷۹۸۲
۴-۱۷-۱	۰/۷۲۰۰	۰/۷۱۰۵	۰/۶۸۳۲
۴-۱۸-۱	۰/۶۹۷۹	۰/۶۸۴۳	۰/۵۶۴۵
۴-۱۹-۱	۰/۵۰۴۵	۰/۴۹۷۹	۰/۳۷۴۶

با توجه به نتایج حاصل از جدول (۲) مشاهده می‌شود که در هر سه روش، ساختار ۴-۱۸-۱ دارای خطای کمتری در مرحله آزمون می‌باشد. همچنین بایستی اشاره شود که روش ITNN نسبت به هر دو روش RMTNN و MRMTNN از خطای کمتر برخوردار است.

جدول ۳- مقایسه مقادیر خطای موجود در مرحله آزمون در ساختارهای مختلف و برای سه روش RMTNN، MRMTNN و ITNN در روز ۲۰۰۷/۰۴/۰۳

ساختار شبکه	MSE برای مرحله آزمون ( $10^{11} \text{ele./m}^3$ )		
	RMTNN	MRMTNN	ITNN
۴-۱۵-۱	۰/۹۲۸۶	۰/۹۰۵۵	۰/۸۹۴۸
۴-۱۶-۱	۰/۸۱۴۳	۰/۷۹۶۴	۰/۷۸۶۷
۴-۱۷-۱	۰/۷۹۲۷	۰/۷۸۱۳	۰/۶۷۳۹
۴-۱۸-۱	۰/۶۷۸۵	۰/۵۶۷۳	۰/۴۵۶۱
۴-۱۹-۱	۰/۵۸۲۹	۰/۴۷۶۷	۰/۳۶۷۳

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.

جدول ۵- مقایسه مقادیر خطاهای نسبی و مطلق در موقعیت ایستگاه یونوسوند Tehran برای مدل های RMTNN, MRMTNN, ITNN و SCH در روز ۲۰۰۷/۰۱/۰۳

Time (UT)	Altitude (km)	Relative Error (%)				Absolute Error $10^{11}(\text{ele./m}^3)$			
		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
Average		20.4517	17.9958	13.1633	19.3200	0.5100	0.4742	0.4017	0.4983

جدول ۶- مقایسه مقادیر خطاهای نسبی و مطلق در موقعیت ایستگاه یونوسوند Tehran برای مدل های RMTNN, MRMTNN, ITNN و SCH در روز ۲۰۰۷/۰۴/۰۳

Time (UT)	Altitude (km)	Relative Error (%)				Absolute Error $10^{11}(\text{ele./m}^3)$			
		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
Average		29.4233	15.7475	12.2275	16.4833	1.0092	0.6392	0.5000	0.6850

جدول ۷- مقایسه مقادیر خطاهای نسبی و مطلق در موقعیت ایستگاه یونوسوند Tehran برای مدل های RMTNN, MRMTNN, ITNN و SCH در روز ۲۰۰۷/۰۷/۱۳

Time (UT)	Altitude (km)	Relative Error (%)				Absolute Error $10^{11}(\text{ele./m}^3)$			
		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
Average		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 می‌باشد. براساس نتایج حاصل از جدول (۷)، مقدار متوسط خطای نسبی و مطلق محاسبه شده برای روش ITNN بترتیب برابر با ۹/۰۲ درصد و  $۰/۲۵ \times ۱۰^{۱۱}$  الکترون بر متر مکعب می‌باشند. 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، MRMTNN و ITNN در زمان‌های 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.

جدول ۸- مقایسه مقادیر RMSE، بایاس و انحراف معیار در موقعیت ایستگاه یونوسوند و زمان‌های مختلف برای مدل‌های RMTNN، MRMTNN و ITNN در سه روز ۲۰۰۷/۰۷/۱۳ و ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ و ۲۰۰۷/۰۱/۰۳

Days	ITNN			MRMTNN			RMTNN		
	Bias	RMSE	SD	Bias	RMSE	SD	Bias	RMSE	SD
	$10^{11} \text{ (ele./m}^3\text{)}$			$10^{11} \text{ (ele./m}^3\text{)}$			$10^{11} \text{ (ele./m}^3\text{)}$		
2007.01.03	0.40	0.44	0.189	0.47	0.51	0.196	0.51	0.54	0.200
2007.04.03	0.50	0.67	0.439	0.63	0.86	0.575	1.009	1.29	0.802
2007.07.13	0.25	0.27	0.093	0.38	0.42	0.151	1.05	1.26	0.686
Average	0.3833	0.4600	0.2403	0.4933	0.5966	0.3073	0.8533	1.030	0.5626

مدل‌های 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 مدل‌های پیشنهادی استفاده می‌شود. چهار ایستگاه آزمون Tabz، Mshn، Bebn و Srjn با توزیع و پراکندگی مناسب جهت انجام آنالیزها انتخاب شده است (شکل ۲). در هر یک از ایستگاه‌های آزمون مقادیر محتوای الکترون کلی با استفاده از چگالی الکترونی حاصل از مدل‌های پیشنهادی محاسبه شده و با مقدار محتوای الکترون کلی حاصل از اندازه‌گیری‌های GPS مقایسه می‌شوند. نتیجه این مقایسه (dvTEC) به عنوان معیار دیگری جهت سنجش میزان دقت و صحت مدل‌های پیشنهادی در این مقاله می‌باشد. در این مقایسه چنانچه مقدار عددی اختلاف مابین محتوای الکترون کلی مدل مورد نظر با محتوای الکترون کلی بدست آمده از GPS کمتر 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

براساس نتایج حاصل از جدول (۵) که برای روز ۲۰۰۷/۰۳/۰۱ می‌باشد، متوسط مقدار خطای نسبی برای چهار روش RMTNN، MRMTNN، ITNN و SCH در مقایسه با اندازه‌گیری‌های ایستگاه یونوسوند بترتیب برابر با ۲۰/۴۵، ۱۷/۹۹، ۱۳/۱۶ و ۱۹/۳۲ درصد می‌باشند. همچنین متوسط خطای مطلق حاصل برای هر چهار روش بترتیب برابر با  $۰/۵۱ \times ۱۰^{۱۱}$ ،  $۰/۴۷ \times ۱۰^{۱۱}$ ،  $۰/۴۰ \times ۱۰^{۱۱}$  و  $۰/۴۹ \times ۱۰^{۱۱}$  الکترون بر متر مکعب می‌باشند. نتایج حاصل نشان‌دهنده برتری نسبی روش ITNN نسبت به سه روش دیگر مورد بررسی در این جدول است. نتایج بدست آمده در جدول (۶) نشان می‌دهد که مقدار خطای نسبی و مطلق روش ITNN نسبت به سه روش دیگر RMTNN، MRMTNN و SCH کمتر است. نکته حائز اهمیت دیگر که از محاسبات جدول (۶) حاصل می‌شود این است که در

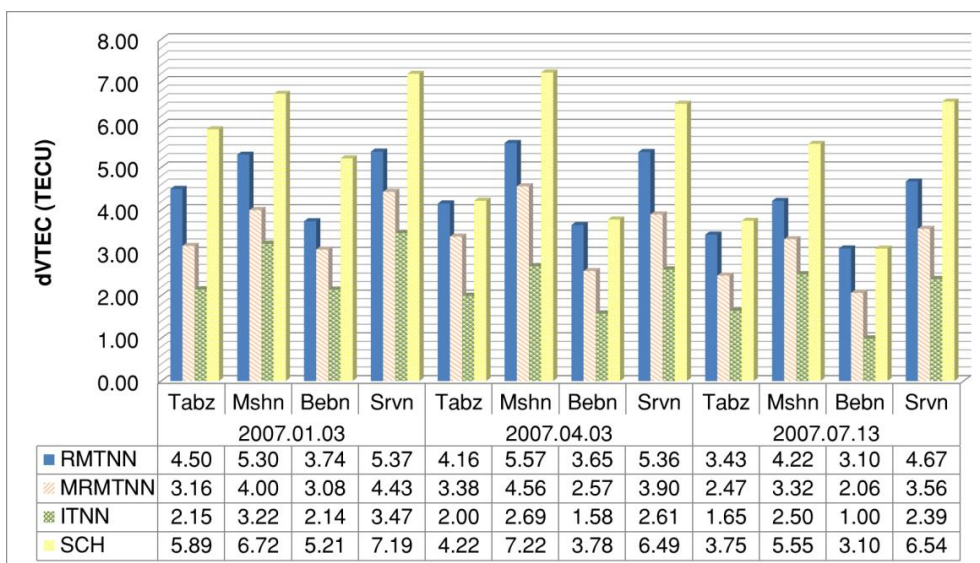
براساس نتایج حاصل از جدول (۸) مقادیر متوسط RMSE حاصل برای هر سه روش ITNN، MRMTNN و RMTNN در هر سه روز بترتیب برابر با  $۰/۴۶۰ \times ۱۰^{۱۱}$ ،  $۰/۵۹۶۶ \times ۱۰^{۱۱}$  و  $۱/۰۳۰ \times ۱۰^{۱۱}$  الکترون بر متر مکعب می‌باشند. همچنین متوسط انحراف معیار محاسبه شده برای هر سه روش بترتیب برابر با  $۰/۲۴۰۳ \times ۱۰^{۱۱}$ ،  $۰/۳۰۷۳ \times ۱۰^{۱۱}$  و  $۰/۵۶۲۶ \times ۱۰^{۱۱}$  الکترون بر متر مکعب است. با مقایسه نتایج بدست آمده بوضوح مشاهده می‌شود که روش ITNN نسبت به دو روش RMTNN و MRMTNN از دقت و صحت بالاتری در بازسازی چگالی الکترونی در این سه روز و در موقعیت ایستگاه یونوسوند برخوردار است.

### ۵-۳- ارزیابی روش‌های RMTNN، MRMTNN و ITNN در ایستگاه‌های آزمون

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

روش هارمونیک‌های کلاه کروی نیز مقایسه شده است.

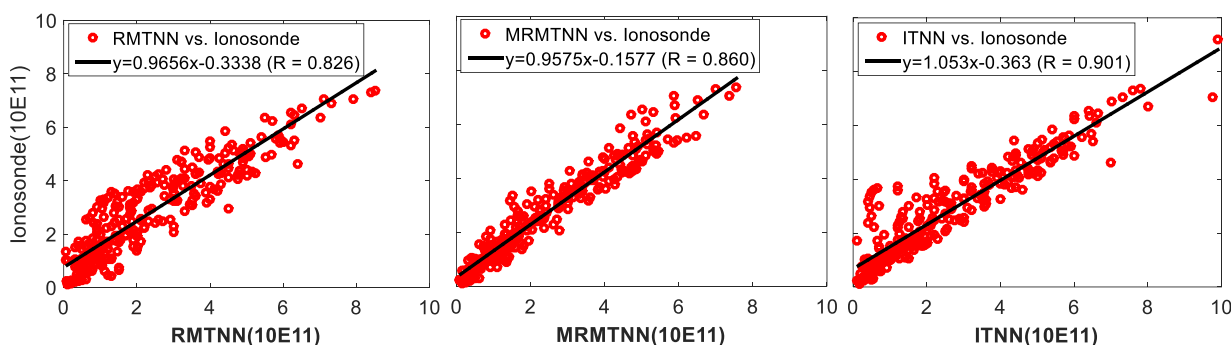
ساعت از هر سه روز انجام گرفته است). همچنین جهت مقایسه و ارزیابی بهتر، نتایج حاصل با نتایج بدست آمده از



شکل ۵- مقایسه مقادیر متوسط اختلاف (dVTEC) مابین محتوای الکترون کلی حاصل از مشاهدات GPS و چهار روش RMTNN, MRMTNN, ITNN و SCH در چهار ایستگاه آزمون Tabz, Mshn, Bebn و Srvn در سه روز مورد بررسی در این مقاله

۲۰۰۷/۰۷/۱۳ برای روش ITNN برابر با ۲/۳۹ TECU و کمترین مقدار آن ۱/۰۰ TECU شده است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که روش ITNN در زمان‌های با فعالیت خورشیدی بالا نتایج با دقت کمتری را ارائه می‌دهد. جهت بررسی و ارزیابی کلی دقت و صحت نتایج سه مدل RMTNN, MRMTNN 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 (RMTNN, MRMTNN و ITNN) محاسبه و مقایسه شده است. نتیجه این مقایسه در شکل (۶) نشان داده شده است. در تمامی شکل‌ها خط مربوط به بهترین برازش ( $y=ax+b$ ) نیز آورده شده است.

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 RMTNN, MRMTNN و ITNN است. نتایج بیانگر این موضوع است که روش ITNN دقیق‌تر از دو روش دیگر، مقدار محتوای الکترون کلی را در هر چهار ایستگاه آزمون بازسازی نموده است. مقادیر dVTEC بدست آمده برای روش ITNN در روز ۲۰۰۷/۰۱/۰۳ نسبت به دو روز دیگر بیشتر است. بیشترین مقدار dVTEC بدست آمده در این روز برای روش ITNN برابر با ۳/۴۷ TECU و کمترین مقدار آن برابر با ۲/۱۴ TECU بوده است. با توجه به شکل (۳) مقدار فعالیت خورشیدی در این روز نسبت به دو روز دیگر بیشتر می‌باشد. بیشترین مقدار dVTEC در روز



شکل ۶- نمایش بهترین مقدار برازش بدست آمده برای مقادیر چگالی الکترونی بدست آمده از ایستگاه یونوسوند تهران و مدل‌های RMTNN.

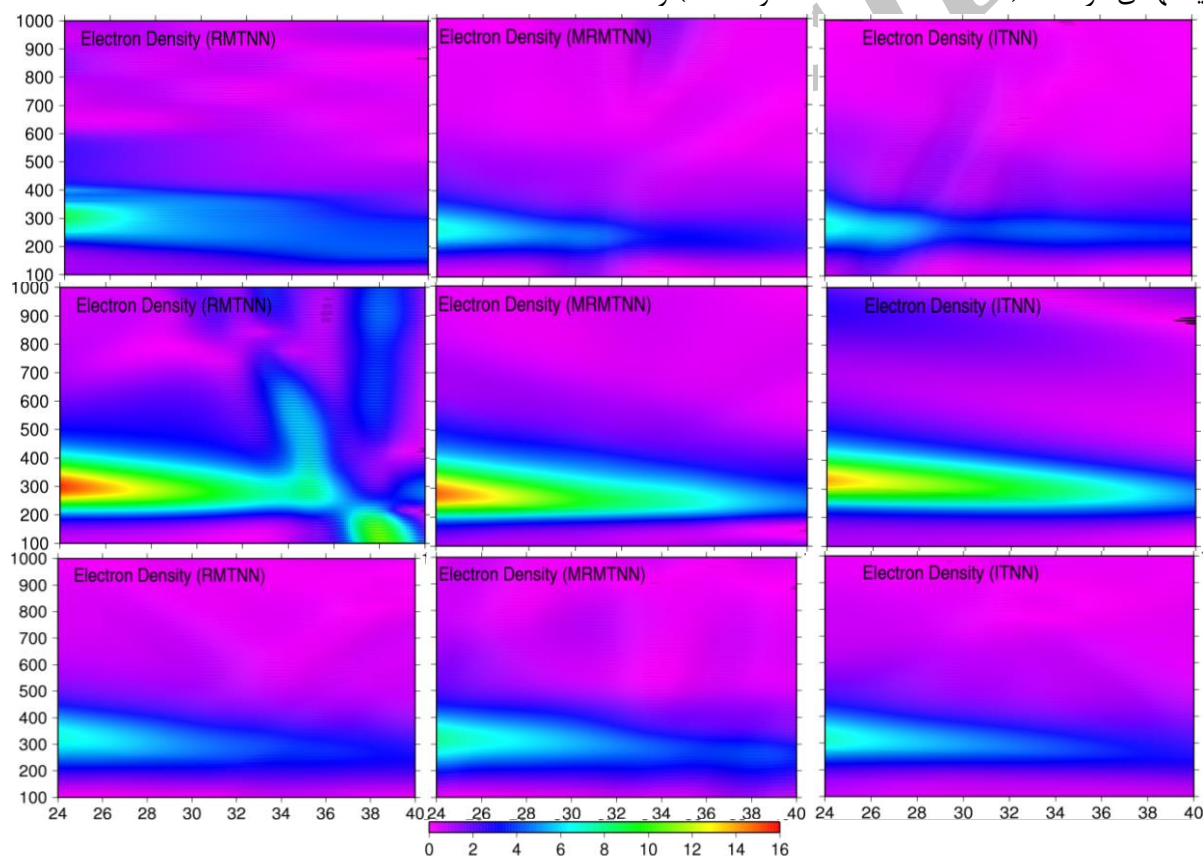
برای سه روز ۲۰۰۷/۰۷/۱۳ و ۲۰۰۹/۰۴/۰۳، ۲۰۰۷/۰۱/۰۳

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 مورد نظر، ترسیم نموده و تغییرات را مورد بررسی و آنالیز قرار داد. شکل (۷) پروفیل ارتفاعی تغییرات چگالی الکترونی را در طول جغرافیایی ثابت ۵۵ درجه، زمان ۱۲ بوقت جهانی، برای هر سه روز ۲۰۰۷/۰۱/۰۳، ۲۰۰۷/۰۴/۰۳، ۲۰۰۷/۰۷/۱۳ و هر سه روش پیشنهادی این مقاله نشان می‌دهد.

با توجه به شکل (۶) مقادیر ضریب همبستگی مابین اندازه‌گیری‌های یونوسوند و مدل‌های RMTNN، MRMTNN و ITNN بترتیب برابر با ۰/۸۲۶، ۰/۸۶۰ و ۰/۹۰۱ شده است. نتایج بیانگر این موضوع است که مقادیر چگالی الکترونی بازسازی شده با روش ITNN دارای همبستگی زیادی با اندازه‌گیری‌های بدست آمده از ایستگاه یونوسوند هستند.

#### ۴-۵- بازسازی چگالی الکترونی یونوسفر با استفاده از روش ITNN در منطقه ایران برای سه روز ۲۰۰۷/۰۱/۰۳، ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ و ۲۰۰۷/۰۷/۱۳

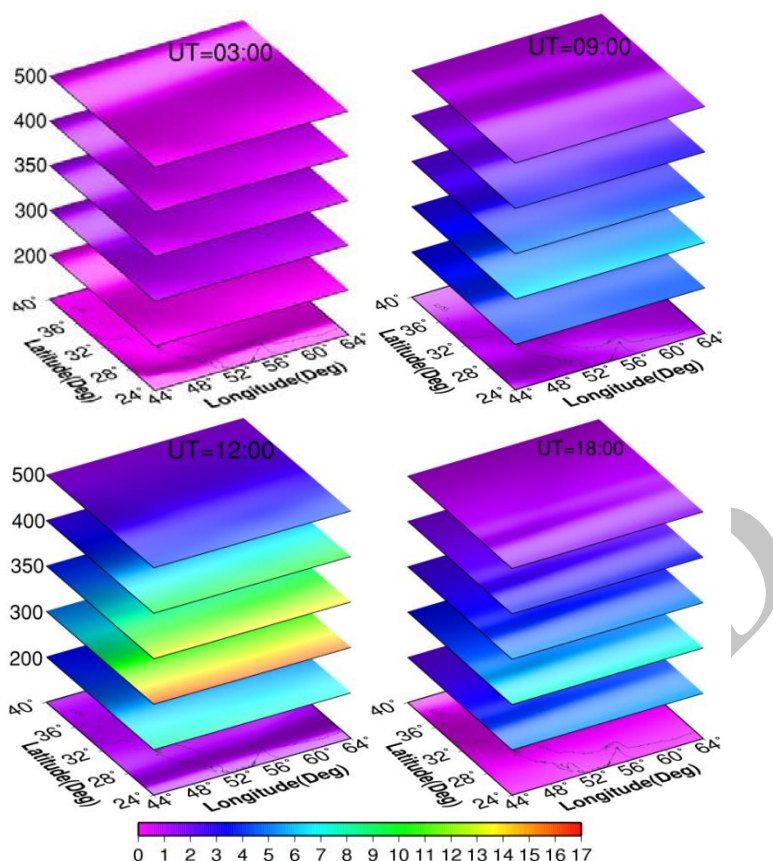
پس از بررسی و ارزیابی دقت و صحت روش‌های پیشنهادی در مقاله (RMTNN، MRMTNN و ITNN) و



شکل ۷- پروفیل ارتفاعی تغییرات چگالی الکترونی ( $10^{11} \text{ ele}/m^3$ ) 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)، ۲۰۰۷/۰۷/۱۳ (پایین) و برای هر سه روش پیشنهادی مقاله

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.

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



شکل ۸- پروفیل تغییرات ارتفاعی چگالی الکترونی ( $10^{11} \text{ ele}/\text{m}^3$ ) در محدود طول و عرض جغرافیایی شبکه مورد مطالعه در روز ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ و چهار زمان ۱۸، ۱۲، ۹، ۳ بوقت جهانی بازسازی شده توسط روش ITNN

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 جدید RMTNN، MRMTNN و ITNN بازسازی چگالی الکترونی و متعاقب آن محتوای الکترون کلی انجام گرفت. در روش RMTNN از شبکه عصبی پرسپترون سه لایه به همراه الگوریتم آموزش پس انتشار خطا جهت حل مساله توموگرافی بهره گرفته شد. در ادامه جهت کنترل تعداد نورون‌های لایه پنهان و همچنین سرعت بخشیدن به فرآیند آموزش شبکه، از شبکه عصبی موجک سه لایه جهت حل مساله توموگرافی استفاده شد که روش MRMTNN نام گذاری گردید. با توجه به اینکه تعداد معادلات و

با توجه به شکل (۸) که برای روز ۲۰۰۷/۰۴/۰۳ ترسیم شده است بوضوح مشاهده می‌شود 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 در ارتفاع تقریبی ۳۰۰ الی ۳۵۰ کیلومتری بوقوع پیوسته است. این واقعیت که بیشینه چگالی الکترونی در ارتفاع و زمان در حال تغییر است در خروجی‌های مدل ITNN بخوبی مشهود می‌باشد، در صورتی که در مدل‌های تک لایه (دو بعدی) برای بیشینه چگالی الکترونی همیشه ارتفاع ثابتی در نظر گرفته می‌شود.

## 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 کارایی بسیار



درصد حاصل شده است. همچنین بیشترین و کمترین مقدار RMSE بترتیب برابر با  $0.11 \times 10^{-11}$  و  $0.42 \times 10^{-11}$  الکترون بر متر مکعب بدست آمده است.

۳. برای روش ITNN بیشترین و کمترین مقدار خطای نسبی بترتیب برابر با  $13/16$  و  $9/02$  درصد حاصل شده است. همچنین بیشترین و کمترین مقدار RMSE بترتیب برابر با  $0.67 \times 10^{-11}$  و  $0.27 \times 10^{-11}$  الکترون بر متر مکعب بدست آمده است.

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

۱. در روش RMTNN بیشترین و کمترین مقدار شاخص dVTEC بترتیب برابر با  $5/57$  و  $3/10$  TECU شده است.

۲. در روش MRMTNN بیشترین و کمترین مقدار شاخص dVTEC بترتیب برابر با  $4/56$  و  $2/06$  TECU شده است.

۳. در روش ITNN بیشترین و کمترین مقدار شاخص dVTEC بترتیب برابر با  $3/47$  و  $1/00$  TECU شده است.

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 کمینه‌سازی شدند. مشاهدات ۳۲ ایستگاه GPS شبکه ژئودینامیک جهت مدل‌سازی و آموزش، ۱ ایستگاه یونوسوند 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 دقیق‌تری را ارائه می‌دهد. نتایج کلی حاصل بشرح زیر می‌باشد:

۱. در روش RMTNN بیشترین و کمترین مقدار خطای نسبی بترتیب برابر با  $37/78$  درصد و  $20/45$  درصد شده است. همچنین بیشترین و کمترین مقدار RMSE بترتیب برابر با  $1.29 \times 10^{-11}$  و  $0.54 \times 10^{-11}$  الکترون بر متر مکعب بدست آمده است.

۲. برای روش MRMTNN بیشترین و کمترین مقدار خطای نسبی بترتیب برابر با  $17/99$  و  $13/77$

## 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>.