

# مدل سازی منطقه ای TEC با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و مدل چند جمله ای در ایران

میر رضا غفاری رزین<sup>۱</sup>، علی محمدزاده<sup>۲\*</sup>

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

<sup>۲</sup>استادیار گروه سنجش از دور و فتوگرامتری- دانشکده مهندسی نقشه برداری- دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی  
a\_mohammadzadeh@kntu.ac.ir

(تاریخ دریافت اردیبهشت ۱۳۹۳، تاریخ تصویب شهریور ۱۳۹۳)

## چکیده

در این مقاله از یک شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون ۳ لایه با ۵ نرون در لایه مخفی جهت مدلسازی مقدار محتوای الکترون لایه یونوسفر (TEC) استفاده شده است. بدین منظور از ۲۵ ایستگاه GPS شبکه ژئودینامیک کشور ایران در محدوده عرض جغرافیایی ۲۴ الی ۴۰ درجه و طول جغرافیایی ۴۴ الی ۶۴ درجه استفاده گردیده است. ارزیابی نتایج بدست آمده از شبکه عصبی مصنوعی مدلسازی شده برای این منطقه توسط ۱ ایستگاه تست GPS که مقادیر محتوای الکترونی آن از قبل در دست بوده انجام گرفته است. به دلیل اینکه ایستگاه مورد نظر مجهز به دستگاه اندازه گیری مستقیم دانسیته الکترونی بوده (دستگاه یونوسوند) و بصورت مستقل می توان در موقعیت آن ایستگاه مقدار محتوای الکترونی را با دقت و صحت بالا بدست آورد، از این ایستگاه برای تست نتایج استفاده شده است. مینیمم خطای نسبی بدست آمده از این ارزیابی ۰/۷۳ درصد و ماکزیمم خطای نسبی ۳۴/۶۶ درصد می باشد. همچنین جهت ارزیابی کارایی شبکه های عصبی مصنوعی در برآورد مقدار محتوای الکترون یونوسفر، در این مقاله از یک چندجمله ای مرتبه ۳ با ۱۱ ضریب جهت مدلسازی TEC استفاده شده است. مقایسه مقادیر خطای نسبی محاسبه شده برای مدل چندجمله ای با مقادیر خطای نسبی بدست آمده برای شبکه عصبی، حاکی از برتری این روش نسبت به مدل چندجمله ای در برآورد مقدار محتوای الکترون لایه یونوسفر در این منطقه است. تعداد نرونهای لایه مخفی در شبکه عصبی و نیز مرتبه و تعداد ضرایب چند جمله ای مورد استفاده در این مقاله بر اساس آزمون و خطا و با در نظر گرفتن مینیمم خطای نسبی برای نتایج تعیین شده است.

**واژگان کلیدی:** شبکه های عصبی مصنوعی، محتوای الکترون یونوسفر، مدل پرسپترون، پس انتشار خطا، مدل چندجمله ای، GPS.

\* نویسنده رابط

## ۱- مقدمه

در انتها اعمال دانش به دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخهای خروجی یک سیستم طراحی شده اند. این شبکه‌ها برای تخمین<sup>۶</sup> و تقریب<sup>۷</sup> کارایی بسیار بالایی از خود نشان داده‌اند [۶،۷]. این شبکه‌ها قادر به یادگیری اند. یادگیری در این سیستم‌ها به صورت تطبیقی صورت می‌گیرد، یعنی با استفاده از مثال‌ها، وزن سیناپس‌ها به گونه‌ای تغییر می‌کند که در صورت دادن ورودی‌های جدید، سیستم پاسخ درستی تولید کند.

استفاده از قابلیت و کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در مباحث ژئودزی و ژئوفیزیکی به چند سال اخیر بر می‌گردد. مکنیل و همکاران در سال ۲۰۰۲ یک شبکه عصبی دو لایه را جهت محاسبه مقدار TEC مورد ارزیابی قرار دادند [۸]. رودریگو و همکاران در سال ۲۰۰۷ از یک روش انترپولاسیون بر مبنای شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت برآورد چگالی الکترونی یونسفر استفاده نمودند [۹]. در داخل کشور در زمینه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد مقدار TEC تاکنون کار تحقیقاتی انجام نگرفته است.

این مقاله شامل بخشهای زیر است: در بخش دوم در مورد نحوه بدست آوردن TEC از گیرنده‌های دو فرکانسه GPS توضیح داده می‌شود. بخش سوم مربوط به شبکه‌های عصبی مصنوعی و چگونگی کاربرد آنها می‌باشد. در ادامه این بخش در مورد الگوریتم پس انتشار خطا و نیز نحوه آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی توضیح داده می‌شود. بخش چهارم در مورد داده‌های مورد استفاده در این تحقیق و نتایج و آنالیز آنها آورده شده است و سرانجام در بخش پنجم در مورد مزایا و معایب این نوع از مدلسازی‌ها صحبت خواهد شد.

## ۲- محاسبه TEC از مشاهدات گیرنده‌های دو فرکانسه

گیرنده‌های دو فرکانسه GPS مشاهدات کد و فاز موج حامل  $(P_i, \Phi_i, i=1,2)$  را در باند L و با فرکانسهای  $L1(1575.42MHz)$  و  $L2(1227.60MHz)$  در اختیار می‌گذارند. مدل ریاضی این مشاهدات که ویژگی‌های

انکسار یونسفری یکی از مهمترین اثرات مخرب بروی سیگنالهای سیستم GPS می‌باشد. این اثر متناسب با محتوای الکترون یونسفر<sup>۱</sup> است. محتوای الکترون، تعداد الکترونهاى آزاد در لایه یونسفر می‌باشد. تولید الکترونهاى آزاد در یونسفر به عوامل مختلفی از جمله دوره فعالیتهای خورشیدی<sup>۲</sup> وابسته است [۱،۲،۳]. زمانیکه مقدار محتوای الکترون لایه یونسفر در هر مسیر مشخص است می‌توان میزان تاخیر یونسفری<sup>۳</sup> بوجود آمده بروی سیگنالهای سیستم GPS را محاسبه کرد. بدلیل اینکه یونسفر محیطی پاشنده<sup>۴</sup> است تاخیر یونسفری تابعی از فرکانس سیگنال خواهد بود. با استفاده از گیرنده‌های دو فرکانسه می‌توان مقدار محتوای الکترون لایه یونسفر را بدست آورد [۳،۴]. با کمک دو فرکانس امکان محاسبه مقدار محتوای الکترون لایه یونسفر در موقعیت ایستگاه مورد نظر وجود خواهد داشت. چگونگی این محاسبه در بخش بعدی این مقاله توضیح داده می‌شود.

یکی از روشهای متعارف در گیرنده‌های تک فرکانسه GPS جهت حذف تاخیر یونسفری استفاده از مدل‌های یونسفری موجود است. با بوجود آمدن شبکه‌های محلی و منطقه‌ای GPS امکان بدست آوردن محتوای الکترون یونسفر در شبکه‌های منظم وجود دارد. با استفاده از این شبکه‌های منظم یونسفری، امکان برآورد و پیش‌بینی مقدار محتوای الکترون یونسفر در نقاط دیگر شبکه بوجود می‌آید [۳،۴،۲،۱]. با در اختیار داشتن مقدار محتوای الکترون یونسفر در هر موقعیت دلخواه، می‌توان مقدار تاخیر یونسفری را برای گیرنده‌های تک فرکانسه بدست آورد [۵،۴،۳].

در این مقاله یک روش جدید جهت مدلسازی و برآورد مقدار محتوای الکترونی لایه یونسفر در منطقه ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه پرسپترون ارائه شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۵</sup> یا به زبان ساده‌تر شبکه‌های عصبی، سیستمها و روشهای محاسباتی نوینی هستند که برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و

۱ Total Electron Content (TEC)

۲ Solar Activity

۳ Ionospheric Delay

۴ Dispersive

۵ Artificial Neural Network

۶ Estimation

۷ Approximation

همچنین کمیت TEC را می توان مستقیماً از مشاهدات شبه فاصله بدست آورد [۱۰]:

$$TEC_R = \frac{f_1^2[(P_1 - P_2) - B_i - B^p]}{40.3(1 - \gamma)} \quad (7)$$

$\gamma$  مربع نسبت دو فرکانس بصورت زیر می باشد:

$$\gamma = \left(\frac{f_1}{f_2}\right)^2 = \left(\frac{77}{60}\right)^2 \quad (8)$$

به علت وجود دو ابهام فاز  $N_1$  و  $N_2$  در معادله (۶)، TECی که از مشاهدات فاز محاسبه می شود کمیتی نسبی<sup>۳</sup> است. در مقابل، به این علت که در مشاهدات شبه فاصله کد، ابهام در فاز وجود ندارد، مقدار TEC بدست آمده کمیتی مطلق<sup>۴</sup> است [۱۰]. با وجود این، کمیت TEC بدست آمده از مشاهدات فاز موج حامل بعلاوه بالاتر بودن دقت مشاهدات فاز موج حامل از مشاهدات کد، دارای دقت بیشتری نسبت به TEC بدست آمده از مشاهدات کد است. از طرف دیگر در صورتی که امواج سیستم بصورت پیوسته و بدون قطعی موقت (جهش فاز) دریافت شوند، دو ابهام فاز مذکور ثابت باقی می ماند. از این روی می توان با تشکیل ترکیب مناسبی از معادلات (۶) و (۷) به برآوردی مطلق از مقدار TEC رسید که از دقتی بهتر از مقدار TEC حاصل از مشاهدات کد برخوردار است. این مقدار TEC اصطلاحاً به TEC نرم شده<sup>۵</sup> معروف است [۱۰]. برای این کار در نخستین گام اختلاف بین دو مقدار TEC حاصل از مشاهدات کد و فاز در هر اپک محاسبه می گردند:

$$\Delta TEC_n = TEC_{R,n} - TEC_{\Phi,n} \quad (9)$$

مقادیر بایاس داخل فرکانسی برای گیرنده و ماهواره در طول یک پریود چند روزه، نسبتاً ثابت می باشد. بعد از محاسبه  $\Delta TEC_n$  از معادله (۹)، افسست میان TEC نسبی و مطلق می تواند با مقدار  $TEC_{\Phi}$  بدست آمده از معادله (۶) جمع شود. بنابراین مقدار  $TEC_{SM,N}$  برآوردی مطلق از مقدار TEC بوده و از رابطه زیر تعیین می شود [۱۰]:

هندسی و فیزیکی فضای اندازه گیری را در بر می گیرد عبارت است از [۲]:  
فرکانس  $L1$ :

$$P_1 = \rho + c(dt - dT) + d_{orb} + d_{trop} + I + b_{p1} - B_{p1} + d_{mult/p1} + \varepsilon(P_1) \quad (1)$$

$$\Phi_1 = \rho + c(dt - dT) + \lambda_1 N_1 + d_{orb} + d_{trop} - I + b_{\Phi 1} - B_{\Phi 1} + d_{mult/\Phi 1} + \varepsilon(\Phi_1) \quad (2)$$

فرکانس  $L2$ :

$$P_2 = \rho + c(dt - dT) + d_{orb} + d_{trop} + \gamma I + b_{p2} - B_{p2} + d_{mult/p2} + \varepsilon(P_2) \quad (3)$$

$$\Phi_2 = \rho + c(dt - dT) + \lambda_2 N_2 + d_{orb} + d_{trop} - \gamma I + b_{\Phi 2} - B_{\Phi 2} + d_{mult/\Phi 2} + \varepsilon(\Phi_2) \quad (4)$$

که در آن:

$$I = 40.3 \frac{TEC}{f_i^2} \quad (5)$$

$\rho$  فاصله هندسی میان گیرنده و ماهواره،  $c$  سرعت نور در خلاء بر حسب  $m/s$ ،  $dt$  خطای ساعت ماهواره نسبت به زمان GPS،  $dT$  خطای ساعت گیرنده نسبت به زمان GPS،  $d_{orb}$  خطای مدار ماهواره بر حسب متر،  $\lambda_i$  طول موج سیگنال  $L_i$  بر حسب متر،  $N_i$  ابهام فاز،  $d_{trop}$  تاخیر تروپوسفری به متر،  $I$  پارامتر تاخیر یونوسفری،  $d_{mult}$  اثر خطای چند مسیری به متر،  $b_{pi}$  و  $b_{\Phi i}$  تاخیر ابزازی ماهواره<sup>۱</sup> روی فرکانس های  $L1$  و  $L2$  و  $B_{\Phi i}$  تاخیر ابزازی گیرنده<sup>۲</sup> روی فرکانس های  $L1$  و  $L2$  به متر،  $f_1 = 1575.42 MHz$ ،  $f_2 = 1227.60 MHz$  و بالاخره  $\varepsilon$  نویز اندازه گیری ها بر حسب متر می باشند. با استفاده از مشاهدات فاز موج حامل در هر دو فرکانس  $L1$  و  $L2$  می توان کمیت TEC را بصورت زیر محاسبه کرد [۱۰]:

$$TEC_{\Phi} = \frac{f_1^2[(\lambda_1 \Phi_1 - \lambda_2 \Phi_2) - (\lambda_1 N_1 - \lambda_2 N_2) - b_i - b^p]}{40.3(\gamma - 1)} \quad (6)$$

<sup>۳</sup> Relative TEC

<sup>۴</sup> Absolute TEC

<sup>۵</sup> Smoothed Total Electron Content

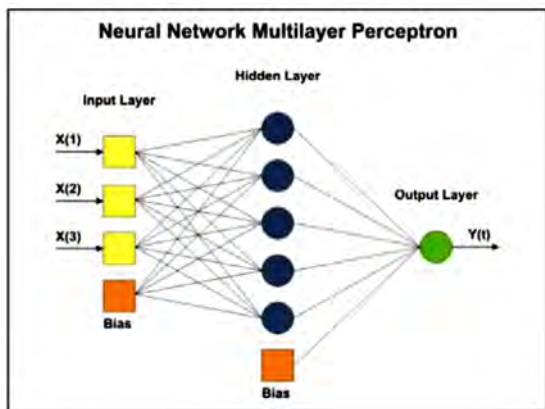
<sup>۱</sup> Satellite instrumental delay

<sup>۲</sup> Receiver instrumental delay

است. هر دو لایه از یک شبکه به وسیله وزن‌ها و در واقع اتصالات با هم ارتباط می‌یابند. اطلاعات ورودی برای هر لایه از طریق وزنهای معرفی شده در یک پروسه سرشکنی تکراری محاسبه می‌شوند که به این مرحله، گام آموزشی<sup>۳</sup> شبکه عصبی گفته می‌شود [۶،۷]. پس از مرحله فوق اطلاعات خروجی با کمک تابع فعالسازی برای لایه خروجی تولید می‌شوند.

### ۳-۱- شبکه های عصبی چند لایه پرسپترون

یکی از ساده ترین و در عین حال کارآمدترین چیدمان های پیشنهادی برای استفاده در مدل سازی عصب های واقعی مدل پرسپترون چندلایه<sup>۴</sup> می باشد که از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل یافته است [۶،۷]. در این ساختار، تمام نرون های یک لایه به تمام نرون های لایه بعد متصلند. این چیدمان در اصطلاح یک شبکه با اتصالات کامل را تشکیل می دهد. شکل (۱) شمای یک شبکه پرسپترون سه لایه را نشان می دهد. به سادگی می توان استنباط نمود که تعداد نرون های هر لایه مستقل از تعداد نرون های دیگر لایه ها می باشد.



شکل ۱- ساختار یک شبکه عصبی چند لایه پرسپترون با یک لایه مخفی

به سادگی از شکل (۱) می توان به این نتیجه رسید که خروجی نرونهای لایه ورودی، به عنوان ورودی برای لایه مخفی محسوب می شوند. به همین ترتیب خروجی نرونهای لایه مخفی به عنوان ورودی لایه خروجی در نظر گرفته خواهند شد. هر نرون در لایه ورودی بر اساس تابع زیر پردازش را بروی پارامترهای ورودی شبکه عصبی انجام می دهد [۹]:

$$\Delta TEC_N = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Delta TEC_n \quad (10)$$

$$TEC_{SM,N} = TEC_{\Phi,N} + \Delta TEC_N \quad (11)$$

جهت بدست آوردن مقدار محتوای الکترون یونسفر در راستای زنیت می توان از تابع تصویر بصورت زیر استفاده کرد [۲]:

$$VTEC = M \times TEC_{SM,N} \quad (12)$$

که خواهیم داشت:

$$M = \frac{1}{\sin(elev)} \quad (13)$$

در رابطه (۱۳)  $elev$  زاویه ارتفاعی ماهواره می باشد. مقادیر بدست آمده از رابطه (۱۲) در هر ایستگاه شبکه به عنوان خروجی و مقادیر طول و عرض جغرافیایی هر ایستگاه در شبکه مورد نظر به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته می شود. پس از مدلسازی مقدار محتوای الکترونی لایه یونسفر با شبکه عصبی مصنوعی، می توان مقدار  $VTEC$  را در هر نقطه ای خارج از نقاط اصلی شبکه و نیز در نقاطی نزدیک به محدوده شبکه بصورت مکانی برآورد کرد.

### ۳- شبکه های عصبی مصنوعی

شبکه عصبی<sup>۱</sup>، سیستم پردازش اطلاعات است که توسط تعداد زیادی از عناصر پردازش ساده تر که به عنوان عصبهای مصنوعی شناخته می شوند، تشکیل یافته است. هر شبکه عصبی از تعدادی گره که همان نرون ها هستند و وزنهای ارتباطی که گره ها را به هم وصل می کنند، تشکیل شده است [۶،۷]. داده های ورودی در وزن متناظرشان ضرب می شوند و مجموع آنها به نرون ها وارد می گردند. هر نرون دارای یک تابع فعالسازی<sup>۲</sup> می باشد. این مقدار ورودی از تابع فعالسازی عبور کرده و مقدار خروجی نرون را مشخص می کند. تعداد نرون ها و لایه های شبکه عصبی متناسب با مسئله مورد نظر و با روش سعی و خطا به دست می آید. یک شبکه عصبی شامل اجزای سازنده لایه ها و وزن ها می باشد. رفتار شبکه نیز وابسته به ارتباط بین اعضا

<sup>۳</sup> Training Process

<sup>۴</sup> Multilayer Perceptron (MLP)

<sup>۱</sup> Neural network

<sup>۲</sup> Activation Functions

### ۳-۲- الگوریتم پس انتشار خطا

به طور کلی شبکه های عصبی مصنوعی از لحاظ یادگیری بر دو دسته اند: شبکه های وزن ثابت و شبکه های با وزن متغیر (شبکه های یادگیرنده). خود شبکه های یادگیرنده نیز به دو دسته با سرپرست<sup>۵</sup> و بدون سرپرست<sup>۶</sup> تقسیم می شوند [۱۱، ۱۲]. در شبکه های با سرپرست، در فاز آموزش از نمونه هایی استفاده می گردد که خروجی ایده آل متناظر با آن ها از پیش معلوم است، به عبارت دیگر در این گونه از شبکه ها نمونه های داده های ورودی دارای برچسب می باشند. ارائه نمونه پارامترهای ورودی به شبکه عصبی به دو روش امکان پذیر است: روش ارائه یکجا<sup>۷</sup> و روش ارائه الگو<sup>۸</sup> [۱۱، ۱۲] معمولاً در شبکه های عصبی چند لایه پرسپترون از روش ارائه الگو بدلیل سرعت در پردازش و راحتی انجام محاسبات استفاده می شود. به منظور آموزش شبکه و اصلاح وزن ها تا رسیدن به یک خطای معنادار، روش های بسیار زیادی وجود دارد. یکی از معروف ترین و در عین حال ساده ترین این روشها، الگوریتم پس انتشار خطا می باشد.

الگوریتم پس انتشار خطا در دو مرحله شبکه را آموزش می دهد. مرحله اول بصورت پیش سو<sup>۹</sup> انجام می گیرد زمانیکه پارامترهای ورودی از لایه ورودی بسمت لایه خروجی حرکت می کنند. در این مرحله پارامترهای خروجی شبکه با پارامترهای برچسب دار (پارامترهای مشخص) مقایسه شده و میزان خطا تعیین می گردد. مرحله بعد بصورت پس رو<sup>۱۰</sup> انجام می گیرد. در این مرحله خطاها از لایه خروجی بسمت لایه ورودی حرکت داده می شوند. مجدداً وزنه های ورودی تعدیل می شوند. این دو مرحله آنقدر تکرار می گردد تا اینکه شبکه به آستانه خطای مورد انتظار برای پارامترهای خروجی برسد [۱۱، ۱۲، ۱۳، ۱۴، ۱۵].

در این مقاله از چنین آموزشی جهت برآورد VTEC در شبکه استفاده شده است. پارامترهای ورودی شبکه عصبی طول و عرض جغرافیایی ایستگاههای موجود در

$$y_k = \varphi \left( \sum_{k=1}^l w_k \varphi \left( \sum_{i=1}^m (x_i \times w_{ki}) + b_k \right) + w_0 \right) \quad (14)$$

که در رابطه (۱۴)  $y_k$  نرون خروجی،  $\varphi$  تابع فعالسازی نرون،  $m$  تعداد پارامترهای ورودی شبکه،  $x_i$  نشاندهنده  $i$ امین پارامتر ورودی،  $w_{ki}$  وزن هر نرون و  $b_k$  بایاس پارامترهای ورودی می باشند. تابع فعالسازی را می توان بصورت تابع سیگموئید زیر تعریف کرد [۹]:

$$\varphi(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (15)$$

مساله مهم در شبکه های عصبی مصنوعی چند لایه تعداد نرونهای لایه های مختلف می باشد. در مورد لایه های ورودی و خروجی تعداد نرونها براساس تعداد پارامترهای ورودی و خروجی مساله تعیین می شود. تعداد نرونهای لایه مخفی در شبکه چند لایه معمولاً براساس سعی و خطا و نیز در نظر گرفتن مقدار خطای ایجاد شده در پارامترهای خروجی بدست می آید.

گام مهم دیگر پس از تعریف مدل در شبکه های عصبی مصنوعی نحوه آموزش شبکه است. این آموزش توسط داده های ورودی و خروجی مساله مورد نظر انجام می گیرد. در واقع هدف از آموزش شبکه های عصبی مصنوعی، تعدیل<sup>۱</sup> خطا در پارامترهای خروجی شبکه می باشد. میزان خطا در شبکه بر اساس مقایسه مابین پارامترهای خروجی مشخص با پارامترهای خروجی تولید شده توسط شبکه انجام میگیرد. براساس این مقایسه وزنه های مربوط به نرونها به حالت واقعی<sup>۲</sup> درمی آیند [۶، ۷]. به دلیل پیچیدگیهای خاص شبکه های عصبی، مرحله تعدیل خطا در این شبکه ها بصورت تکراری<sup>۳</sup> انجام می پذیرد. الگوریتمهای مختلفی جهت انجام چنین محاسبات تکراری برای تعدیل خطای شبکه های عصبی وجود دارد. یکی از معروف ترین و در عین حال ساده ترین این الگوریتمها، الگوریتم پس انتشار خطا<sup>۴</sup> می باشد.

۵ Supervised  
۶ Unsupervised  
۷ Batch mode  
۸ Pattern mode  
۹ Feed-forward  
۱۰ feed-backward

۱ Adjustment  
۲ Actualization  
۳ iterative  
۴ Back propagation Training Algorithm

یک چند جمله‌ای با دو متغیر را می‌توان بصورت زیر نشان داد [۱۳]:

$$F(x, y) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n a_{ij} x^i y^j \quad (18)$$

در رابطه (۱۸)  $a_{ij}$  نشان‌دهنده ضرایب چند جمله‌ای و  $n$  مرتبه چند جمله‌ای مورد نظر می‌باشد. همچنین  $(x, y)$  بیانگر مختصات نقاط مورد استفاده در تعیین ضرایب چند جمله‌ای فوق می‌باشند. حداقل تعداد نقاط مورد نیاز جهت محاسبات مربوط به یک چند جمله‌ای از رابطه زیر حاصل می‌شود:

$$p = \frac{(r+2)(r+1)}{2} \quad (19)$$

که در رابطه (۱۹)  $r$  مرتبه چند جمله‌ای مورد استفاده می‌باشد. در این مقاله جهت محاسبه ضرایب چند جمله‌ای فوق از مختصات نقاط مورد استفاده در آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. چند جمله‌ای از مراتب متفاوت با جملات مختلف مورد ارزیابی قرار گرفته که نهایتاً با در نظر گرفتن کمترین میزان خطای نسبی بوجود آمده در نقطه تست، چندجمله‌ای از مرتبه ۳ با ۱۱ ضریب برای بدست آوردن مقادیر محتوای الکترونی در این منطقه مناسب تشخیص داده شده است.

## ۵- آنالیز نتایج

مطالعات ژئودینامیک در ایران از سال ۱۳۷۷ به منظور پایش تغییرات پوسته زمین و حرکات تکتونیکی مربوط به آن آغاز شده است. در این راستا شبکه دائمی ژئودینامیک سراسری در سال ۱۳۸۳ به منظور بررسی سازوکارهای حرکات گسل‌های ایران طراحی و تدریجاً اجرا شد. در حال حاضر این شبکه دارای ۱۰۶ ایستگاه دائمی GPS است. از این ۱۰۶ ایستگاه ۲۵ ایستگاه با توزیع تقریباً یکنواخت در سطح منطقه ایران جهت مدلسازی مقادیر محتوای الکترون یونوسفر انتخاب شده است. مشاهدات این ایستگاهها مربوط به سوم ژانویه سال ۲۰۰۷ می‌باشند. شکل (۲) چگونگی توزیع مکانی این ۲۵ ایستگاه را نشان می‌دهد.

شبکه بوده و مقادیر VTEC به عنوان پارامترهای خروجی در نظر گرفته می‌شوند. معمولاً در شبکه‌های عصبی جهت بدست آوردن اپتیمم ساختار شبکه، داده‌های ورودی به سه دسته مجزا از هم تقسیم می‌شوند: مجموعه آموزش<sup>۱</sup>، مجموعه تست<sup>۲</sup> و مجموعه ارزیابی<sup>۳</sup>. مجموعه آموزش صرفاً جهت آموزش شبکه و تعیین وزن نوروها بکار برده می‌شود. در این مقاله جهت ارزیابی نتایج شبکه عصبی مصنوعی در برآورد مقدار VTEC از دو مفهوم خطای نسبی و خطای مطلق استفاده شده است. خطای مطلق بصورت زیر تعریف می‌شود [۱۲]:

$$Absolute(Error) = |VTEC_e - VTEC_k| \quad (16)$$

که در رابطه (۱۶)  $VTEC_k$  مقدار مشخص در نقاط تست و  $VTEC_e$  مقدار برآورد شده از شبکه عصبی در نقاط تست می‌باشند. خطای نسبی نیز بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$Relative(Error) = \frac{|VTEC_e - VTEC_k|}{VTEC_k} \times 100 \quad (17)$$

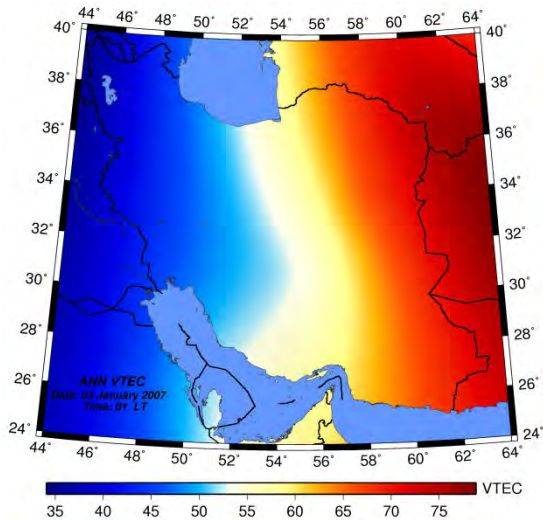
پس از برآورد مقادیر محتوای الکترون در هر نقطه دلخواه در داخل و یا نقاط نزدیک به شبکه امکان محاسبه تاخیر یونوسفری برای گیرنده‌های تک فرکانسه بوجود خواهد آمد.

## ۴- مدل چند جمله‌ای

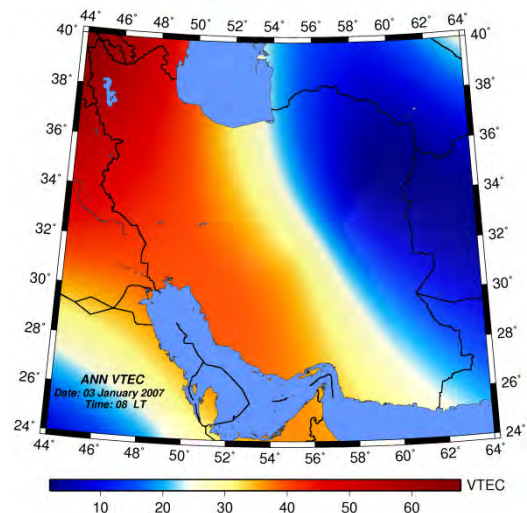
استفاده از یک مدل چند جمله‌ای با متغیرهای چندگانه یک روش نسبتاً ساده جهت مدل‌سازی رفتار پدیده‌های غیرخطی می‌باشد. در این مقاله جهت برآورد میدان سرعت نقاط ژئودتیکی از یک چندجمله‌ای با دو متغیر مکانی (طول و عرض جغرافیایی نقطه مورد نظر) استفاده شده است. مرتبه چندجمله‌ای با استفاده از روش سعی و خطا و نیز با در نظر گرفتن مقادیر خطای نسبی بدست آمده در نقاط تست تعیین شده است. همچنین از روش کمترین مربعات جهت بدست آوردن ضرایب چندجمله‌ای مورد نظر استفاده شده است. در حالت کلی

- 
- ۱ Training Set
  - ۲ Testing Set
  - ۳ Validation Set

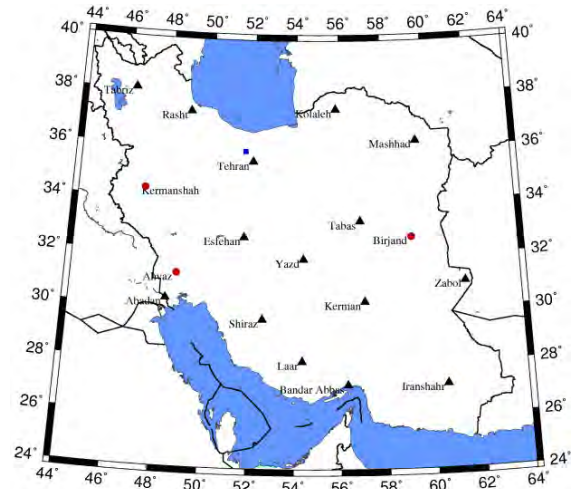
با توجه به نتایج بدست آمده در جدول (۱) که برای ایستگاه تست تهران است، می توان دریافت که ماکزیمم خطای نسبی بدست آمده از شبکه عصبی مصنوعی ۳۴/۶۶ درصد و مینیمم خطای نسبی ۰/۷۳ درصد می باشد. نتایج فوق بیانگر قابلیت بالای شبکه های عصبی مصنوعی چند لایه در برآورد مقدار محتوای الکترون لایه یونوسفر می باشد. پس از ارزیابی صحت نتایج بدست آمده از شبکه عصبی مصنوعی، مقادیر VTEC در محدوده طول و عرض جغرافیایی کشور ایران در چهار زمان ۱، ۸، ۱۴ و ۲۲ برآورد شده است. علت اصلی انتخاب این چهار زمان، در نظر گرفتن ماکزیمم و مینیمم تغییرات روزانه در مقدار TEC بوده است. به همین خاطر دو زمان مربوط به شب و دو زمان مربوط به روز انتخاب شده است تا فعالیتهای یونوسفری بصورت واضح مورد ارزیابی قرار گیرد. اشکال (۳) الی (۶) نشان دهنده این نتایج است.



شکل ۳- مقادیر VTEC برآورد شده برای محدوده کشور ایران در ساعت ۱ بوقت محلی در مورخه سوم ژانویه ۲۰۰۷



شکل ۴- مقادیر VTEC برآورد شده برای محدوده کشور ایران در ساعت ۸ بوقت محلی در مورخه سوم ژانویه ۲۰۰۷



شکل ۲- چگونگی توزیع مکانی ایستگاههای مورد استفاده در این تحقیق (مثلثها نشاندهنده ایستگاههای مورد استفاده در آموزش شبکه، دایره ها نشاندهنده ایستگاههای مورد استفاده در ارزیابی شبکه عصبی و مربع نشان دهنده ایستگاه تست می باشند)

ایستگاههای مورد استفاده در این تحقیق به سه گروه تقسیم بندی شده است: ۲۱ ایستگاه جهت آموزش شبکه بروش پس انتشار خطا، ۳ ایستگاه جهت ارزیابی خطای شبکه و ۱ ایستگاه جهت تست نتایج بدست آمده از شبکه عصبی مصنوعی مدلسازی شده استفاده شده است. ایستگاه تست انتخاب شده مجهز به دستگاه یونوسوند بوده و قابلیت اندازه گیری مستقیم محتوای الکترونی یونوسفر را داراست. جدول (۱) نتایج حاصل از ارزیابی انجام گرفته بروی ایستگاه تست را برای تاریخ سوم ژانویه ۲۰۰۷ نشان می دهد.

جدول ۱- مقادیر VTEC مشاهده شده و VTEC برآورد شده توسط شبکه عصبی مصنوعی به همراه خطاهای مطلق و نسبی در ایستگاه تست (سوم ژانویه ۲۰۰۷)

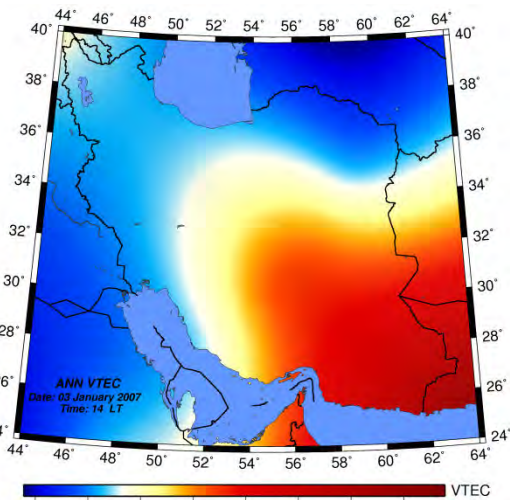
ساعت	VTEC (Observed)	VTEC (estimated)	Relative Error (%)	Absolute Error (TECU)
۱	$4/21 \times 10^{17}$	$4/64 \times 10^{17}$	۱۰/۲۳	۴/۲۸
۳	$4/22 \times 10^{17}$	$4/24 \times 10^{17}$	-۰/۷۳	-۰/۳۱
۵	$3/54 \times 10^{17}$	$3/97 \times 10^{17}$	۱۲/۱۱	۴/۲۹
۷	$5/81 \times 10^{17}$	$3/79 \times 10^{17}$	۳۴/۶۶	۲۰/۱۰
۹	$2/62 \times 10^{17}$	$2/42 \times 10^{17}$	۷/۹۲	۲/۰۸
۱۱	$1/۰۳ \times 10^{17}$	$1/۰۵ \times 10^{17}$	۱/۲۶	-۰/۱۳
۱۳	$4/۱۷ \times 10^{17}$	$3/۳۳ \times 10^{17}$	۲۰/۱۱	۹/۴۱
۱۵	$4/۲۷ \times 10^{17}$	$4/51 \times 10^{17}$	۵/۴۷	۲/۳۴
۱۷	$2/85 \times 10^{17}$	$3/۱۸ \times 10^{17}$	۱۱/۴۵	۳/۲۷
۱۹	$2/43 \times 10^{17}$	$2/87 \times 10^{17}$	۱۷/۷۱	۴/۳۱
۲۱	$2/48 \times 10^{17}$	$1/94 \times 10^{17}$	۲۱/۷۱	۵/۳۷
۲۳	$2/61 \times 10^{17}$	$2/4 \times 10^{17}$	۸/۱۱	۲/۱۲



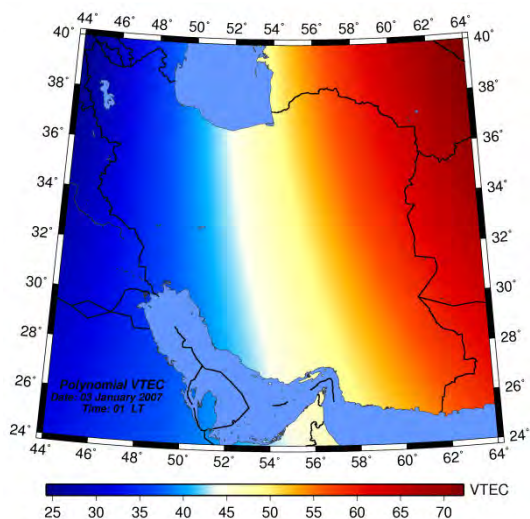
جدول ۲- مقادیر VTEC مشاهده شده و VTEC برآورد شده توسط مدل چند جمله‌ای به همراه خطاهای مطلق و نسبی (سوم ژانویه ۲۰۰۷)

ساعت	VTEC (Observed)	VTEC (estimated)	Relative Error (%)	Absolute Error (TECU)
۱	$۴/۲۱ \times ۱۰^{۱۷}$	$۴/۹۴ \times ۱۰^{۱۷}$	۱۷/۲۸	۷/۲۸
۹	$۲/۶۲ \times ۱۰^{۱۷}$	$۱/۸۲ \times ۱۰^{۱۷}$	۳۰/۷۹	۸/۰۸
۱۷	$۲/۸۵ \times ۱۰^{۱۷}$	$۳/۹۸ \times ۱۰^{۱۷}$	۳۹/۵۲	۱۱/۳
۲۳	$۲/۶۱ \times ۱۰^{۱۷}$	$۲/۲۰ \times ۱۰^{۱۷}$	۱۵/۷۵	۴/۱۲

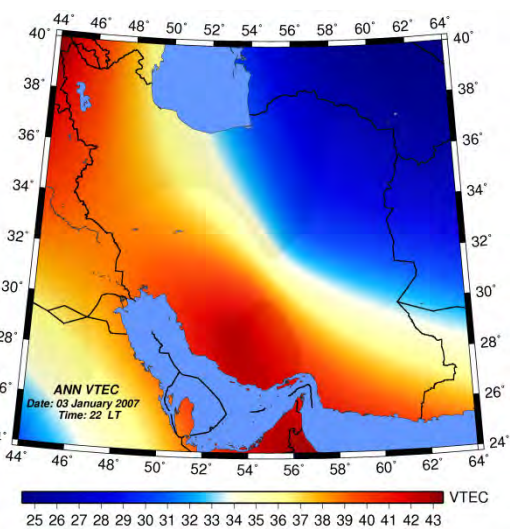
با توجه به نتایج بدست آمده در جدول (۲) که برای ایستگاه تست تهران است، می‌توان دریافت که ماکزیمم خطای نسبی بدست آمده از مدل چند جمله‌ای ۳۹/۵۲ درصد و مینیمم خطای نسبی ۱۵/۷۵ درصد می‌باشد. شکل‌های (۷)، (۸)، (۹) و (۱۰) نتایج حاصل از فیت کردن چند جمله‌ای به نقاط آموزش در چهار زمان ۱، ۸، ۱۴ و ۲۲ نشان می‌دهند.



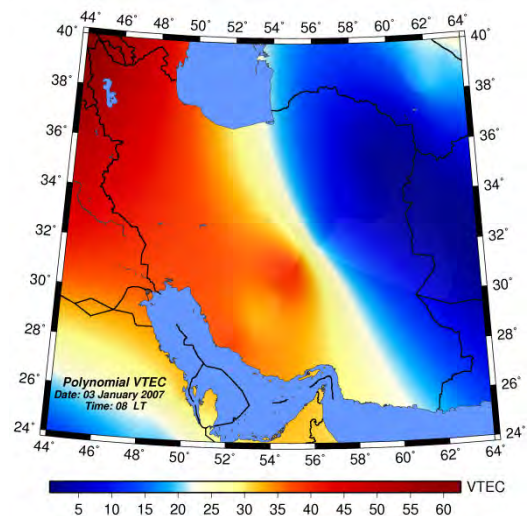
شکل ۵- مقادیر VTEC برآورد شده برای محدوده کشور ایران در ساعت ۱۴ بوقت محلی در مورخه سوم ژانویه ۲۰۰۷



شکل ۷- مقادیر VTEC برآورد شده برای محدوده کشور ایران در ساعت ۱ بوقت محلی در مورخه سوم ژانویه ۲۰۰۷ بدست آمده از چند جمله‌ای



شکل ۶- مقادیر VTEC برآورد شده برای محدوده کشور ایران در ساعت ۲۲ بوقت محلی در مورخه سوم ژانویه ۲۰۰۷



شکل ۸- مقادیر VTEC برآورد شده برای محدوده کشور ایران در ساعت ۸ بوقت محلی در مورخه سوم ژانویه ۲۰۰۷ بدست آمده از چند جمله‌ای

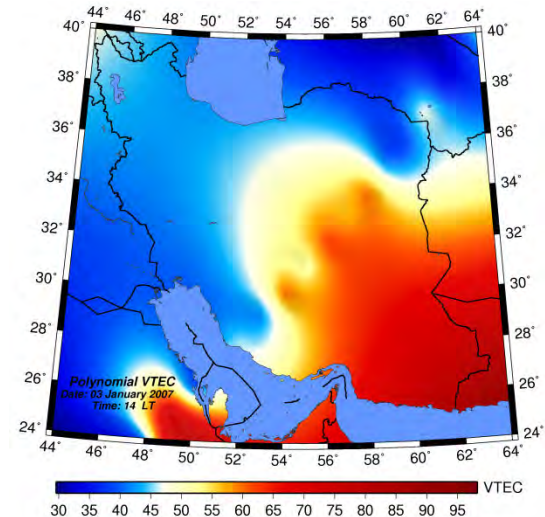
با توجه به نتایج بدست آمده در اشکال بالا می‌توان به این موضوع پی برد که محتوای الکترونی لایه یونوسفر دارای تغییرات زمانی و مکانی می‌باشد. جهت ارزیابی صحت و دقت نتایج بدست آمده از شبکه عصبی مصنوعی در منطقه ایران، مقدار محتوای الکترون لایه یونوسفر توسط چندجمله‌ای مرتبه ۳ با ۱۱ ضریب نیز مدلسازی شده است. جدول (۲) نتایج مربوط به میزان خطای نسبی و مطلق را با استفاده از مدل چند جمله‌ای مورد نظر نشان می‌دهد.



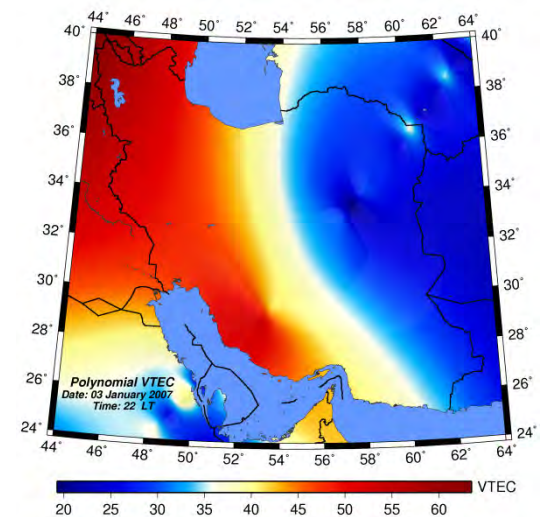
یونوسفر را تا ۸۷ درصد داراست. با استفاده از این نوع مدلسازی می توان مقادیر تاخیر یونوسفری را برای گیرنده های تک فرکانسه با دقت نسبتاً بالا بدست آورد. مزیت دیگر استفاده از این روش در سرعت پردازش بالا نسبت به سایر روشها می باشد.

## ۶- نتیجه گیری

در این مقاله از شبکه های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه جهت مدلسازی و برآورد مقدار محتوای الکترون لایه یونوسفر استفاده شد. با توجه به نتایج حاصل از این تحقیق میانگین خطای نسبی بدست آمده برای نقطه تست ایستگاه تهران در طول یک روز برابر ۱۲/۶۲ درصد شده است. می توان به این نتیجه رسید که شبکه های عصبی مصنوعی قادر به مدلسازی و برآورد میزان محتوای الکترون یونوسفر تا ۸۷ درصد را در داخل شبکه و نیز در نقاط نزدیک، خارج از محدوده شبکه می باشند. این میزان دقت در مدل سازی TEC می تواند مناسب جهت تعیین موقعیت با گیرنده های تک فرکانسه باشد. جهت ارزیابی کارائی شبکه های عصبی مصنوعی در این مقاله از یک مدل چند جمله ای نیز جهت برآورد میزان محتوای الکترون یونوسفر استفاده شد. میانگین خطای نسبی بدست آمده برای نقطه تست ایستگاه تهران ۲۵/۸۳ درصد شده است. با این میزان خطای نسبی مدل چند جمله ای قادر به برآورد میزان محتوای الکترون یونوسفر تا ۷۴ درصد می باشد. با مقایسه نتایج بدست آمده از این تحقیق می توان به این نکته رسید که شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به مدل چند جمله ای دارای قابلیت و دقت بیشتری در برآورد مقدار TEC در این منطقه بوده است. هر کدام از روشهای فوق دارای معایب و مزایایی می باشند. از جمله مزایای مدلسازی با شبکه های عصبی مصنوعی در سادگی و سرعت انجام کار است. البته بایستی به این نکته اشاره کرد که در صورت عدم وجود داده های کافی در مرحله آموزش شبکه، ممکن است شبکه به نتایج نامطمئنی برسد. حسن روش چند جمله ای در امکان ارائه یک رابطه تحلیلی جهت محاسبه میزان TEC می باشد. وجود مساله فیت بیش از حد در مدلسازی بروش چند جمله ای از جمله معایب اصلی این روش می باشد.



شکل ۹- مقادیر VTEC برآورد شده برای محدوده کشور ایران در ساعت ۱۴ بوقت محلی در مورخه سوم ژانویه ۲۰۰۷ بدست آمده از چند جمله ای



شکل ۱۰- مقادیر VTEC برآورد شده برای محدوده کشور ایران در ساعت ۲۲ بوقت محلی در مورخه سوم ژانویه ۲۰۰۷ بدست آمده از چند جمله ای

نتایج مقایسه انجام گرفته مابین دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل چند جمله ای از مرتبه ۳ نشان می دهد که تقریباً اختلاف فاحشی مابین دو مدل فوق در تخمین مقدار محتوای الکترون یونوسفر (VTEC) وجود دارد. ارزیابی های انجام گرفته بروی نقطه تست در هر دو مدل بیانگر این موضوع می باشد که مقادیر خطا در چند جمله ای مرتبه ۳ حداقل دو برابر بیشتر از مقادیر خطا در شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد مقدار محتوای الکترونی می- باشد.

با توجه به نتایج آنالیزهای انجام گرفته در این مقاله می توان به این نکته دست یافت که شبکه های عصبی مصنوعی قابلیت مدلسازی مقدار محتوای الکترونی

## مراجع

- [1] Gao Y Liao Z Liu Z (2002) Ionosphere Modeling Using Carrier Smoothed Ionosphere Observations from a Regional GPS Network. *Geomatica*, Vol. 56, No.2, pp. 97-106
- [2] Seeber G: *Satellite Geodesy (1993) ,“ Foundations, Methods and Application,”* Walter de Gruyter, Berlin and New York, 531
- [3] Amerian Y Hossainali M Voosoghi B Ghaffari M R (2010) Tomographic Reconstruction of the Ionospheric Électron Density in term of Wavelets. *International Journal of Aerospace science and Technologie*
- [4] Feltens J Dow M (1996) ROUTINE PRODUCTION OF IONOSPHERE TEC MAPS AT ESOC - FIRST RESULTS
- [5] Komjathy, A. and Langley, R. B., (1996): An Assessment of Predicted and Measured Ionospheric Total Electron Content Using a Regional GPS Network. *Proceedings of the National Technical Meeting of the Institute of Navigation*, pp. 615-624.
- [6] Simpson, P.K., (1990): *Artificial Neural Systems: Foundations, Paradigms, Applications, and Implementations.* Pergamon Press, New York.
- [7] Haykin. S, (1994): *Neural Networks, a comprehensive Foundation,* Macmillan College Publishing Company, New York
- [8] McKinnell L (2002) A Neural Network based Ionospheric Model for the Bottomside electron density profile over Grahamstown South Africa. Ph.D. Thesis, Rhodes Université.
- [9] Rodrigo F Leandro (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*
- [10] Zhizhao liu (2004) Ionospheric Tomographic Modeling ,UCGE Reports, Number 20198, University of CALGARY,
- [11] Mars, P., J.R. Chen, R. Nambiar (1996): *Learning Algorithms: Theory and Applications in Signal Processing, Control and Communications,* CRC Press, Boca Raton, Florida.
- [12] Cander. R (1998): Artificial neural network applications in ionospheric studies, *Annali di Geofisica*, Vol.5-6,
- [13] Zaletnyik, P (2002). COORDINATE TRANSFORMATION WITH NEURAL NETWORKS AND WITH POLYNOMIALS IN HUNGARY, *Budapest University of Technology and Economics*

[۱۴] معماریان، ا.، جموری، ی.، بررسی کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین سرعت نقاط ژئودتیک، پایان نامه کارشناسی ارشد، زمستان ۱۳۹۲

[۱۵] مجتبی، ا.، موسوی، س.، م.، حل دقیق معادلات موقعیت در گیرنده‌های GPS با استفاده از شبکه‌های عصبی، *مجله علمی و پژوهشی رایانش نرم و فناوری اطلاعات*، جلد ۱ شماره ۱، ۱۳۹۱.