

# بر آورد سرعت نقاط مجازی ژئودتیک بر پایه الگوریتم پس انتشار خطای شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: منطقه شمال باختر ایران)

امید معماریان سرخابی<sup>۱</sup> و یحیی جمور<sup>۲\*</sup>

<sup>۱</sup> کارشناسی ارشد، گروه ژئودزی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اهر، آذربایجان شرقی، ایران  
<sup>۲</sup> دانشیار، آموزشکده نقشه‌برداری، سازمان نقشه‌برداری کشور، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۰۸/۲۹ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۱۱/۱۶

## چکیده

مطالعات ژئودینامیک در ایران به‌طور جدی از سال ۱۳۷۷ با استقرار شبکه‌های موردی GPS برای پایش تغییرات پوسته زمین آغاز شد. پس از استقرار شبکه ژئودینامیک سراسری در سال ۱۳۸۵، هر ساله میدان سرعت ایستگاه‌های دائمی GPS این شبکه توسط سازمان نقشه‌برداری کشور محاسبه و گزارش می‌شود. برای تولید سرعت نقاط ژئودتیک در هر نقطه دلخواه دیگر، به دلیل تراکم پایین ایستگاه‌های دائمی GPS کشور، نیاز به ایستگاه‌های جدید با مشاهدات بیشتر یا استفاده از روش‌های مدرن و هوشمند است. از آنجا که ایجاد ایستگاه‌های جدید مستلزم صرف هزینه و زمان زیاد است، بنابراین به کارگیری روش‌های تخمین می‌تواند جایگزین مناسبی قلمداد شود. از جمله این روش‌ها می‌توان شبکه‌های عصبی مصنوعی را نام برد. مهم‌ترین مزیت‌های این روش یادگیری شبکه‌ها، پردازش موازی و انعطاف‌پذیری محاسبات است. بدین منظور در این پژوهش، با انتخاب ۴۲ ایستگاه دائمی GPS در شمال باختر کشور، میدان سرعت منطقه با دو روش تخمین «پس انتشار خطای شبکه‌های عصبی مصنوعی» و «کالوکیشن» در دو مدل متفاوت برآورد و مقایسه شدند. نتایج حاصل نشان می‌دهند در مدل اول با تراکم ایستگاه‌های مرجع کمتر روش «پس انتشار خطای شبکه‌های عصبی مصنوعی» با جذر خطای میانگین مربعی در حدود  $\pm 2$  میلی‌متر خاوری،  $\pm 3/5$  میلی‌متر شمالی به علت دارا بودن جذر خطای میانگین مربعی کمتر، نسبت به روش «کالوکیشن» برتری دارد. همچنین در مدل دوم «پس انتشار خطای شبکه‌های عصبی مصنوعی» دارای جذر خطای میانگین مربعی در حدود  $\pm 1$  میلی‌متر خاوری،  $\pm 1/5$  میلی‌متر شمالی بوده و روشی جایگزین برای تخمین میدان سرعت نسبت به روش‌های تخمین کلاسیک است.

**کلیدواژه‌ها:** GPS، سرعت نقاط ژئودتیک، پس انتشار خطا، شبکه‌های عصبی مصنوعی.

\* نویسنده مسئول: یحیی جمور

E-mail: djamour@ncc.org.ir

## ۱- پیش‌نوشتار

سامانه‌های تعیین موقعیت ماهواره‌ای GNSS، سامانه‌های ناوبری مبتنی بر فضا، ۲۴ ساعته و دارای قابلیت کارکرد در تمام شرایط آب و هوایی هستند که عموماً توسط کشورهای توسعه‌یافته سرمایه‌گذاری، طراحی، راه‌اندازی و مدیریت می‌شوند. نمونه موفق این نوع سامانه‌ها، سامانه GPS بود که از اواسط ۱۹۹۳ به‌طور کامل عملیاتی شد و بهبود قابل ملاحظه‌ای در ناوبری و تعیین موقعیت به‌وجود آورد. برخلاف مقاصد اولیه نظامی طراحی و راه‌اندازی GPS، اولین استفاده غیرنظامی از این سامانه در زمینه نقشه‌برداری‌های کنترلی و شبکه‌های ژئودزی اتفاق افتاد (Seeber, 1993). مطالعات ژئودینامیک در ایران به‌طور جدی از سال ۱۳۷۷ به‌منظور پایش تغییرات پوسته زمین در سازمان نقشه‌برداری کشور آغاز شد و از همان زمان فعالیت‌ها و تحقیقات ویژه‌ای در این راستا انجام شد. این مطالعات عمدتاً با همکاری مراکزی مانند سازمان زمین‌شناسی کشور، پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله، مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، دانشگاه‌های مونت پلیه و ژوزف فوریه و استراسبورگ در کشور فرانسه انجام گرفته‌اند. بر مبنای این مطالعات، شبکه ژئودینامیک سراسری مشتمل بر ۱۰۷ ایستگاه دائم GPS در سال ۱۳۸۳ به‌منظور بررسی حرکات زمین‌ساخت با توجه به دو پارامتر لرزه‌خیزی و جمعیت طراحی شد و از سال ۱۳۸۵ به بهره‌برداری رسید. این شبکه در حال حاضر شامل ۱۲۲ ایستگاه است که در قالب یک شبکه اصلی مشتمل بر ۴۰ ایستگاه و سه شبکه محلی با نام‌های آذربایجان (۲۵ ایستگاه)، تهران (۲۸ ایستگاه) و خراسان (۲۹ ایستگاه) در حال ثبت سیگنال‌های GPS است. پردازش داده‌های خام حاصل از ایستگاه‌های GPS و میدان سرعت کشور هر ساله توسط سازمان نقشه‌برداری کشور در چارچوب مرجع ITRF محاسبه و ارائه می‌شود (Djamour et al., 2011).

تخمین سرعت نقاط مجازی ژئودتیک در چند مطالعه علمی مانند Nocquet & Calais (2003) و Wright & Wang (2010)، Perez et al. (2003)

بررسی شده است. توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در این حوزه با مقایسه روش توقف- جستجو و چندجمله‌ای رگرسیون بررسی شده و به‌عنوان ابزاری مناسب برای مدل‌سازی میدان سرعت ارائه شده است (Moghtased-Azar & Zaletnyik, 2009). برای استخراج سرعت نقاط مجازی ژئودتیک، به دلیل تراکم پایین ایستگاه‌های دائمی GPS کشور، نیاز به ایستگاه‌های جدید با مشاهدات بیشتر یا استفاده از روش‌های مدرن و هوشمند تخمین می‌باشد. بدین منظور در بخش اول این نوشتار دو روش «پس انتشار خطای شبکه‌های عصبی مصنوعی» و «کالوکیشن» معرفی شده و در ادامه سرعت نقاط ژئودتیک مکان‌های مجهول در شمال باختر کشور با دو روش یادشده برآورد، و سپس دقت‌ها، نتایج، مزایا و معایب هر یک با هم مقایسه شده‌اند.

## ۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network) با واحدهای ساده پردازشگر، قابلیت پردازش موازی، ذخیره دانش و استفاده از آن برای ارزیابی متوالی را دارند (Haykin, 1999). این شبکه‌ها ساده شده مدل تصمیم‌گیری مغز انسان هستند که توسط یاخته‌های عصبی (Neurons) مصنوعی و ساده شکل گرفته‌اند. اطلاعات ورودی یاخته‌های عصبی توسط میانگین وزن‌دار پیوند گاهی (Synaptic) مدیریت شده که آنها در طول فرایند سرشکنی متوالی با نام فرایند آموزشی شناخته می‌شوند. پس از فرایند آموزشی با تابع فعال‌سازی، این فرایند در تمامی یاخته عصبی برای تولید اطلاعات به کار برده می‌شوند (Leandro & Santos, 2007). در این مطالعه مدل شبکه چند لایه پرسپترون (MultiLayer Perceptron) انتخاب شده است که دارای یک لایه ورودی با N ورودی، یک لایه میانی با q واحد و یک لایه خروجی با n خروجی است. خروجی این مدل با یک یاخته عصبی خروجی توسط Nørgaard (1997) به صورت زیر بیان شده است:

خطای میانگین مربعی (Mean Square Error) می‌تواند به عنوان معیار بازده شبکه‌های عصبی استفاده شود. برای یک مجموعه با  $N$  ورودی MSE به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i^{act} - y_i^{pred})^2}{N^2} \quad (3)$$

که در آن  $y_i^{act}$  بیانگر خروجی واقعی و  $y_i^{pred}$  بیانگر خروجی تخمین زده شده توسط شبکه عصبی است. BPANN با روش گرادینت برای کمینه‌سازی MSE، شبکه را آموزش می‌دهد. برای آزمایش نتایج BPANN، می‌توان از داده‌های چک که در فرایند آموزشی شرکت نکرده‌اند استفاده کرد. جزییات بیشتر در مورد فرایند آموزشی BPANN را می‌توان در منابعی همچون (Fausett (1994)، Bishop (1995)، Ripley (1996) و Haykin (1999) یافت.

### ۳- روش کالوکیشن

کالوکیشن (Collocation) یک روش تعمیم‌یافته از سرشکنی کمترین مربعات است. افزون بر پارامترهای مدل ریاضی، بخش‌های سیستماتیک مدل نشده‌ای نیز وجود دارند که در این روش برآورد می‌شوند. این مجهولات اضافی، تحت بهترین ملاحظات ممکن برای نطفه اندازه‌گیری‌ها تعیین می‌شوند. در واقع کالوکیشن، روشی جامع برای سرشکنی، فیلترینگ و پیش‌بینی ارائه می‌دهد و تعمیمی از مسئله واسطه‌یابی یا درون‌یابی است، بدین صورت که به جای تولید مجدد تابع، تولید مجدد  $n$  مقدار توابع خطی  $L_1f, \dots, L_n f$  مد نظر است (Hofmann-Wellehof & Moritz, 2005). در این پژوهش برای به‌دست آوردن همبستگی درون شبکه‌ای و بین نقاط پیش‌بینی و نقاط شبکه از عکس فاصله فضایی استفاده شده است. در واقع تابع کواریانس مورد استفاده، عکس فاصله فضایی بوده که با افزایش فاصله از نقاط مجهول، تابع به سمت صفر میل می‌کند. بنابراین می‌توان گفت چنین تابعی برای روش کالوکیشن مناسب است. بهترین طول همبستگی نباید خیلی کوتاه باشد، زیرا مقادیر مشاهده شده جدا از هم هستند و در نهایت نمی‌توان یک میدان پیوسته استخراج کرد. از طرفی اگر طول همبستگی خیلی بلند در نظر گرفته شود، میدان به‌دست آمده یکنواخت و نرم بوده و اطلاعات محلی از دست می‌رود (Wright & Wong, 2010). بنابراین بهترین طول همبستگی باید بیشتر از طول متوسط بین ایستگاه‌ها در نظر گرفته شود (Moritz, 1980).

### ۴- منطقه مورد مطالعه و پیاده‌سازی روش‌ها

منطقه مورد مطالعه، شمال باختری کشور ایران با محدوده‌های عرض و طول جغرافیایی  $40 < \varphi < 46$  و  $50 < \lambda < 45$  و مساحت تقریبی ۱۵۰۰۰ کیلومتر مربع است که دارای ساختار زمین‌ساخت فعال است. داده‌های مورد استفاده، ۴۲ بردار سرعت مربوط به ایستگاه‌های دائم GPS شامل ۳۸ ایستگاه دائم GPS کشور و ۴ ایستگاه GPS از کشورهای همسایه است که در گذشته برای حرکت‌شناسی شمال باختر ایران و کشور ترکیه استفاده شده است (Djamour et al., 2011). تمام ایستگاه‌های دائم GPS توسط گیرنده‌های Ashtech Z12 و Trimble 4000SSI با آنتن چوک‌رینگ (Choke-ring) مشاهدات را ثبت کرده‌اند.

برای ارزیابی بازده دو روش، دو مدل با ۷ نقطه چک یکسان که در فرایند پردازش استفاده نشده‌اند در نظر گرفته شده است که چگونگی توزیع نقاط مرجع و چک مورد استفاده برای دو مدل، در شکل‌های ۲ و ۳ آورده شده است. تعداد ایستگاه‌های مرجع مورد استفاده در فرایند پردازش در مدل ۲ نسبت به مدل ۱، ۱۲ ایستگاه بیشتر است. برای برآورد بازده و دقت مدل‌ها و روش‌ها از جذر خطای میانگین مربعی (Root Mean Square Error) به صورت زیر استفاده شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\Delta V_i)^2} \quad (4)$$

که در آن  $\Delta V_i$  مقدار باقیمانده نام، بین سرعت واقعی و سرعت تخمینی است. نقاط

$$y = f \left( \sum_{j=1}^q W_j f \left( \sum_{i=1}^N w_{ji} x_i + w_{j,0} \right) + W_0 \right) \quad (1)$$

که در آن  $W_j$  وزن مابین یاخته عصبی پنهانی زام و یاخته عصبی خروجی،  $W_{j,0}$  وزن بین یاخته عصبی ورودی  $l$ م و یاخته عصبی پنهانی زام،  $x_i$  پارامتر ورودی  $l$ ام،  $w_{j,0}$  وزن بین ورودی ثابت برابر ۱ و یاخته عصبی پنهانی زام و  $W_0$  وزن بین ورودی ثابت برابر ۱ و یاخته عصبی خروجی است (Valach et al., 2007). تابع فعال‌سازی مورد استفاده در یاخته عصبی پنهانی و یاخته عصبی خروجی، تابع حلقوی (Sigmoid Function) بوده که به صورت زیر بیان شده است:

$$f(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (2)$$

که در آن  $z$  اطلاعات ورودی یاخته عصبی و  $f(z) \in [0,1]$  است. مقادیر خروجی و ورودی شبکه‌های عصبی در این محدوده تعریف می‌شوند. این تابع باید پیوسته، مشتق‌پذیر و به صورت یکنوا نزولی باشد. همچنین انتظار می‌رود که تابع فعال‌سازی قابلیت اشباع (Saturate) را داشته باشد، یعنی به صورت مجانبی به مقادیر بیشینه و کمینه خود نزدیک شود.

الگوریتم پس انتشار خطای شبکه‌های عصبی مصنوعی (Back Propagation Artificial Neural Network) برای تخمین سرعت نقاط ژنودیتیک پیشنهاد می‌شود، زیرا به خوبی دارای قابلیت تابع برآورد است و معیارهای کیفیت یک تخمین‌گر مانند نااریبی، سازگاری، واریانس کمینه، کارایی و کفایت را دارد (Pandya & Macy, 1995).

### ۲-۱. پس انتشار خطای شبکه‌های عصبی مصنوعی

این روش نسبت به دیگر روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای کاربرد گسترده‌تری در علوم مهندسی است. BPANN شبکه پیش‌خور (Feed Forward) و نظارت شده آموزشی است. معماری ساده شبکه BPANN در شکل ۱ آورده شده است و ترکیبی از لایه ورودی، یک لایه پنهانی با یاخته عصبی حلقوی و لایه خروجی است که هر لایه دارای تعداد مختلفی یاخته عصبی برطبق مسئله مورد نظر است (Zhang et al., 1998). شبکه با یک لایه پنهانی و استفاده از تابع فعال‌سازی حلقوی قابلیت تخمین هر تابع پیوسته با گرفتن تعداد یاخته‌های عصبی پنهان کافی را دارد (Bishop, 1995).

فرایند آموزشی BPANN مشابه سرشکنی سعی در کاهش باقیمانده‌های خروجی شبکه دارد (Leandro & Santos, 2007). این کار با مقداردهی اولیه وزن‌ها و برقراری ارتباط بین یاخته‌های عصبی هر لایه صورت می‌گیرد. معمولاً برای جلوگیری از کاهش سرعت یادگیری BPANN، مقداردهی اولیه وزن‌ها بین ۰ تا ۱ انتخاب می‌شود. قانون دلتا (Delta Rule) بر اساس خطای کمترین مربعات در BPANN استفاده می‌شود (Haykin, 1999). فرایند آموزشی BPANN با مجموعه داده‌های متشکل از پارامترهای ورودی مشخص و خروجی بر اساس سرشکنی وزن‌دار بین لایه پنهانی و لایه خروجی عمل می‌کند. این سرشکنی تکراری با به روزرسانی وزن‌ها و کاهش باقیمانده‌های خروجی شبکه عصبی (اختلاف بین خروجی محاسبه شده و خروجی واقعی) کار کرده و دارای دو مرحله اصلی پیش‌خور و پس‌انتشار است. این مراحل به صورت پیوسته با مجموعه داده‌های آموزشی بیش از چند هزار تکرار صورت می‌گیرد. در مرحله پیش‌خور، هر واحد ورودی یک سیگنال ورودی دریافت می‌کند و این سیگنال را به هریک از واحدهای پنهانی می‌فرستد. سپس هر واحد پنهانی، فعال‌سازی خود را محاسبه می‌کند و سیگنال خود را به همه واحدهای خروجی می‌فرستد. در آموزش با نظارت برای هر الگوی ورودی یک مقدار هدف نیز در دسترس است. در حین آموزش با پس‌انتشار، هر واحد خروجی فعال‌سازی محاسبه خود را با مقدار هدف خود مقایسه می‌کند تا خطای مربوط به آن را مشخص کند و در مرحله پس‌انتشار مقدار خطا را کاهش دهد.

برتری دارد. در دو مدل اجرا شده، نتایج حاصل نشان‌دهنده انطباق و سازگاری روش‌های پسانتشار خطای شبکه‌های عصبی مصنوعی و کالوکیشن است (شکل‌های ۸ و ۹) و با افزایش تعداد نقاط مرجع روش کالوکیشن (با  $RMSE \pm 0.095$  میلی‌متر خاوری،  $1/38 \pm$  میلی‌متر شمالی) بهتر عمل می‌کند که علت آن بهتر عمل کردن تابع کواریانس در مدل ۲ است. در حالت کلی روش شبکه‌های عصبی در مسائل تخمین قابل استفاده بوده و مهم‌ترین مزیت‌های آن نسبت به کالوکیشن پردازش موازی و انعطاف‌پذیری آن است که مجبور به انجام عملیات بر روی یک مدل ریاضی نبوده و می‌توان از داده‌هایی که از منحنی نرمال هم پیروی نمی‌کنند در آن استفاده کرد. از معایب روش کالوکیشن می‌توان مواردی همچون وابستگی نتایج به چگونگی تعریف تابع کواریانس (دقت تابع کواریانس و نوع تابع همبستگی) و عدم امکان واردسازی ویژگی‌های فعالیت‌های پوسته زمین (زمین لرزه و گسل) را نام برد. این در حالی است که در شبکه‌های عصبی مصنوعی، تأثیرات این فعالیت‌ها مانند تغییر جهت‌ها و اندازه‌های بردار سرعت برای داده‌های با دوره زمانی بیش از دو سال، قابل تعریف و آموزش است. از معایب شبکه‌های عصبی مصنوعی نداشتن قابلیت تفسیر خروجی‌ها و چگونگی انتخاب داده‌های آموزشی است. شبکه‌های عصبی مصنوعی با ویژگی بسیار مهم قابلیت یادگیری شبکه، روشی جایگزین برای تخمین میدان سرعت نسبت به روش‌های تخمین کلاسیک است. متأسفانه برخلاف دیگر علوم مهندسی، شبکه‌های عصبی مصنوعی در ژئودزی به خوبی شناخته نشده‌اند و بنابراین پیشنهاد می‌شود در حوزه‌های دیگری مانند تعیین ژئوئید و مترآکم‌سازی شتاب ثقل در کشور، این روش پیاده‌سازی و دقت نتایج با دیگر روش‌های تخمین مقایسه و ارزیابی شود.

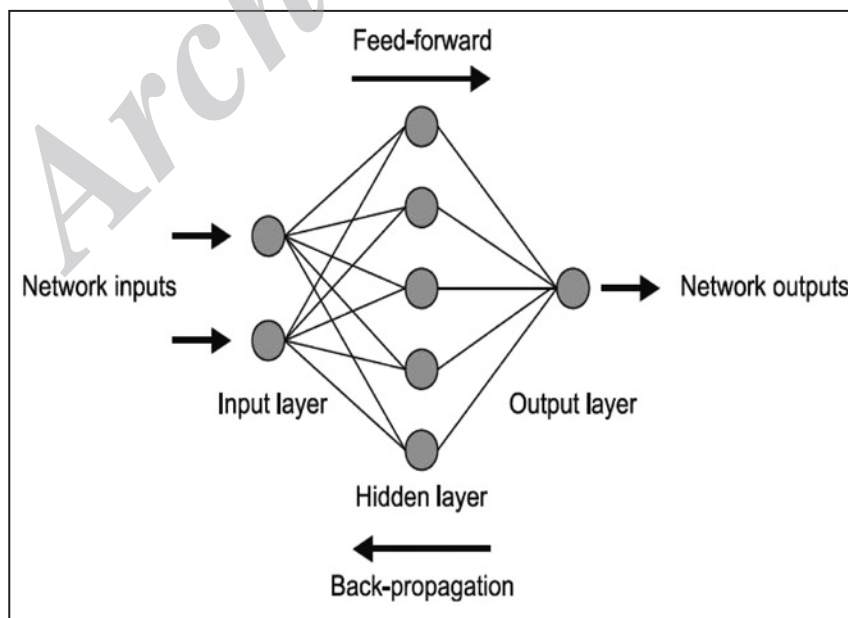
گفتنی است که این نوشتار بخشی از پایان‌نامه نویسنده اول در دوره کارشناسی ارشد است.

چک در BPANN برای برآورد بازده و در کالوکیشن برای برآورد دقت استفاده شده‌اند. البته همیشه این اصل صادق نیست که افزایش تعداد نقاط مرجع (با فرض صحیح بودن دقت و درستی داده‌ها) باعث کاهش RMSE گردد و حتی ممکن است RMSE افزایش پیدا کند که علت آن را می‌توان به ویژگی‌های کالوکیشن (تابع کواریانس) و شبکه عصبی (نوع تابع فعال‌سازی) مربوط دانست. در این پژوهش مقدار ایده‌آل تعداد نقاط مرجع (کمترین RMSE) استفاده شده است.

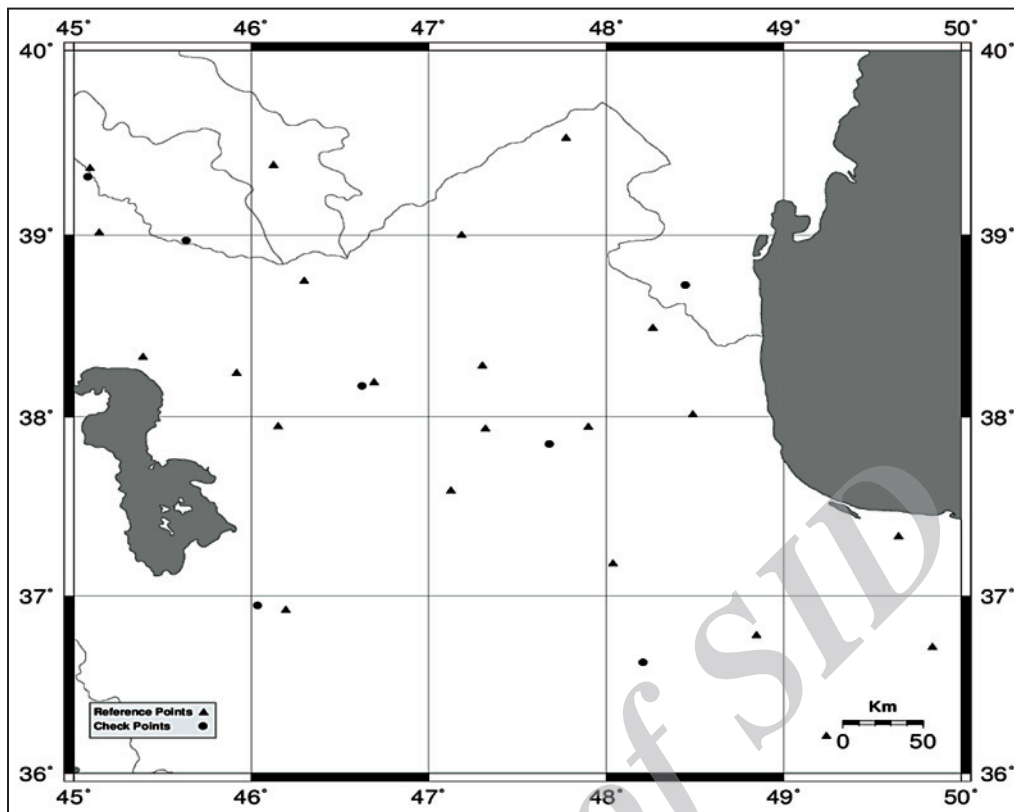
در این پژوهش، تعداد یاخته عصبی لایه ورودی روش BPANN یک و تعداد یاخته عصبی خروجی نیز یک است. در BPANN به این صورت عمل شده است که مؤلفه خاوری و شمالی جداگانه در دو شبکه مستقل آموزش داده شده‌اند و برای هر کدام بر اساس معیار MSE تعداد یاخته عصبی پنهانی تعیین شده است. برای مؤلفه خاوری ۲۵ یاخته عصبی پنهانی [1:25:1] و برای مؤلفه شمالی ۱۸ یاخته عصبی پنهانی [1:18:1] کمترین مقدار MSE را ارائه می‌دهند. ویژگی‌های آماری و جذر خطای میانگین مربعی در جدول‌های ۱ و ۲ نشان داده شده‌اند. خروجی میدان سرعت مدل ۱ و ۲ برای هر دو روش با استفاده از نرم‌افزار GMT (Generic Mapping Tools) با بیضی خطای ۹۵٪ اطمینان رسم شده است (شکل‌های ۴ تا ۷). اختلاف نسبی میدان‌های سرعت برآورد شده با BPANN و کالوکیشن نیز در شکل‌های ۸ و ۹ آورده شده است.

## ۵- نتیجه‌گیری

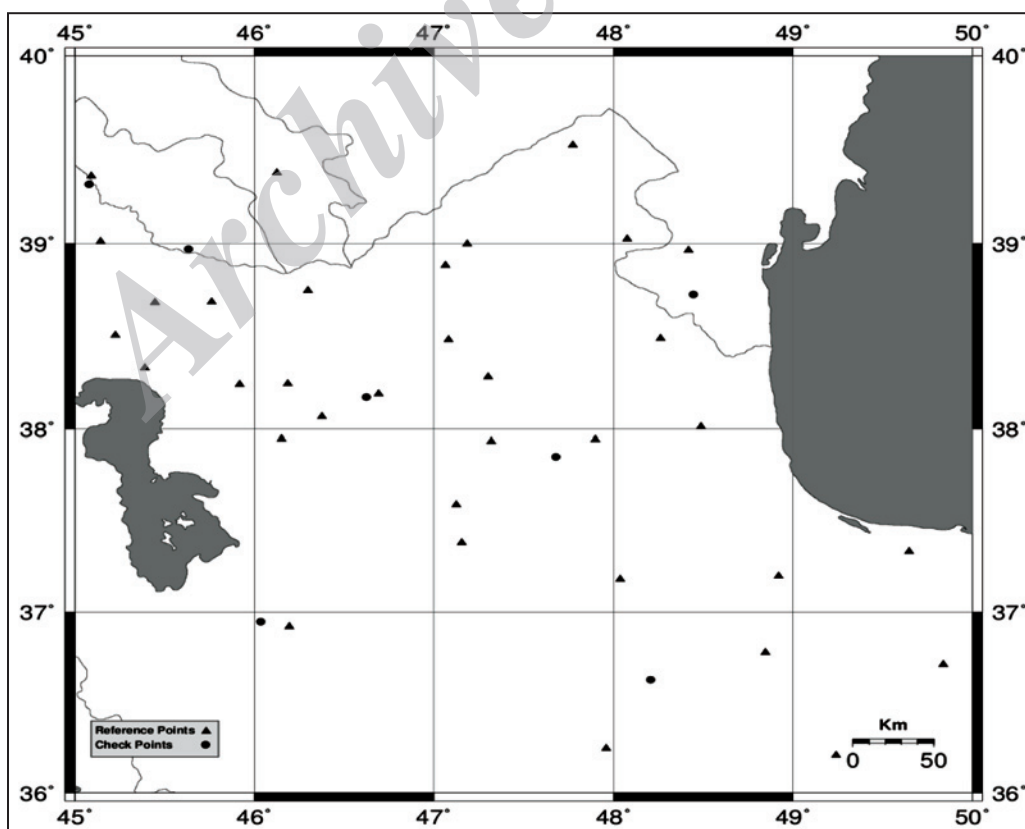
جذر خطای میانگین مربعی مدل‌ها و روش‌ها در نمودار ۱ دیده می‌شود. نتایج حاصل نشان می‌دهد در مدل ۱ که تعداد نقاط مرجع و تراکم نقاط نسبت به مدل ۲ کمتر است، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به علت دارا بودن RMSE کمتر (در حدود  $2 \pm$  میلی‌متر خاوری،  $3/5 \pm$  میلی‌متر شمالی) نسبت به کالوکیشن



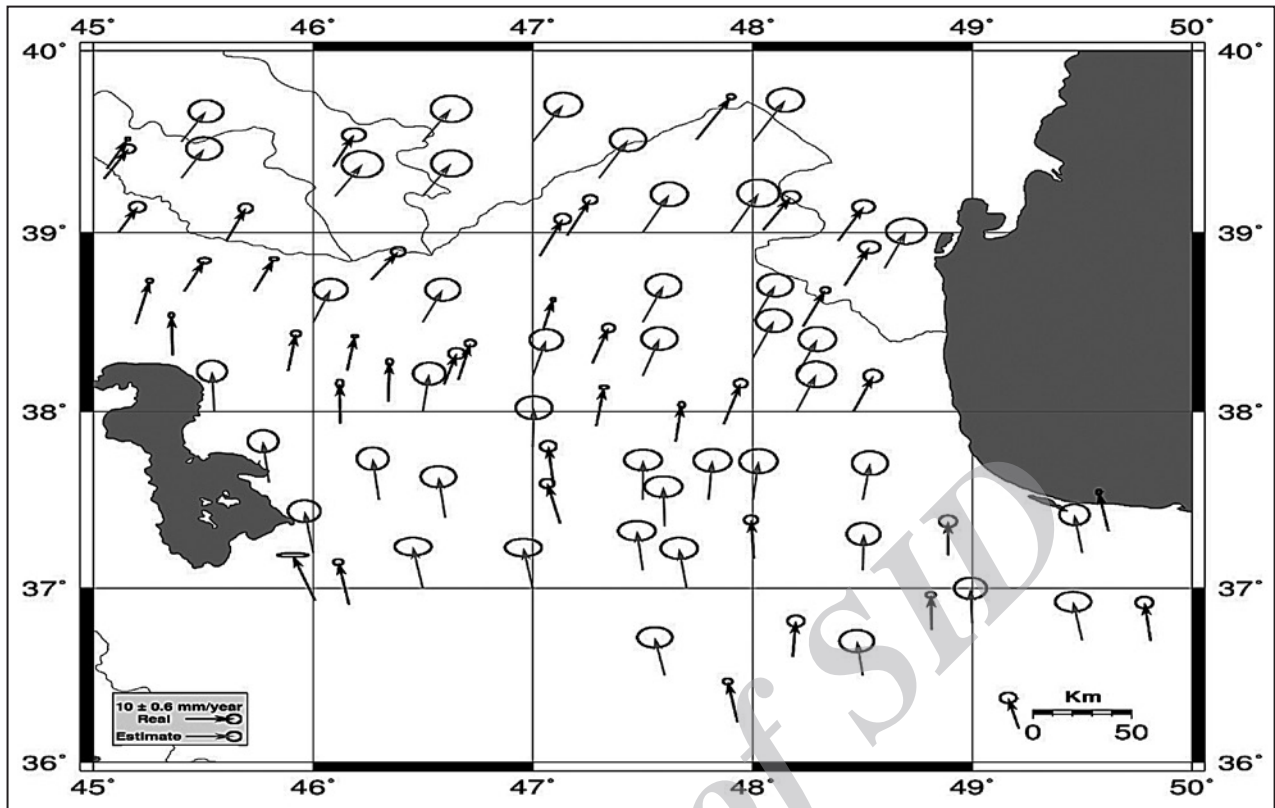
شکل ۱- معماری ساده شبکه BPANN.



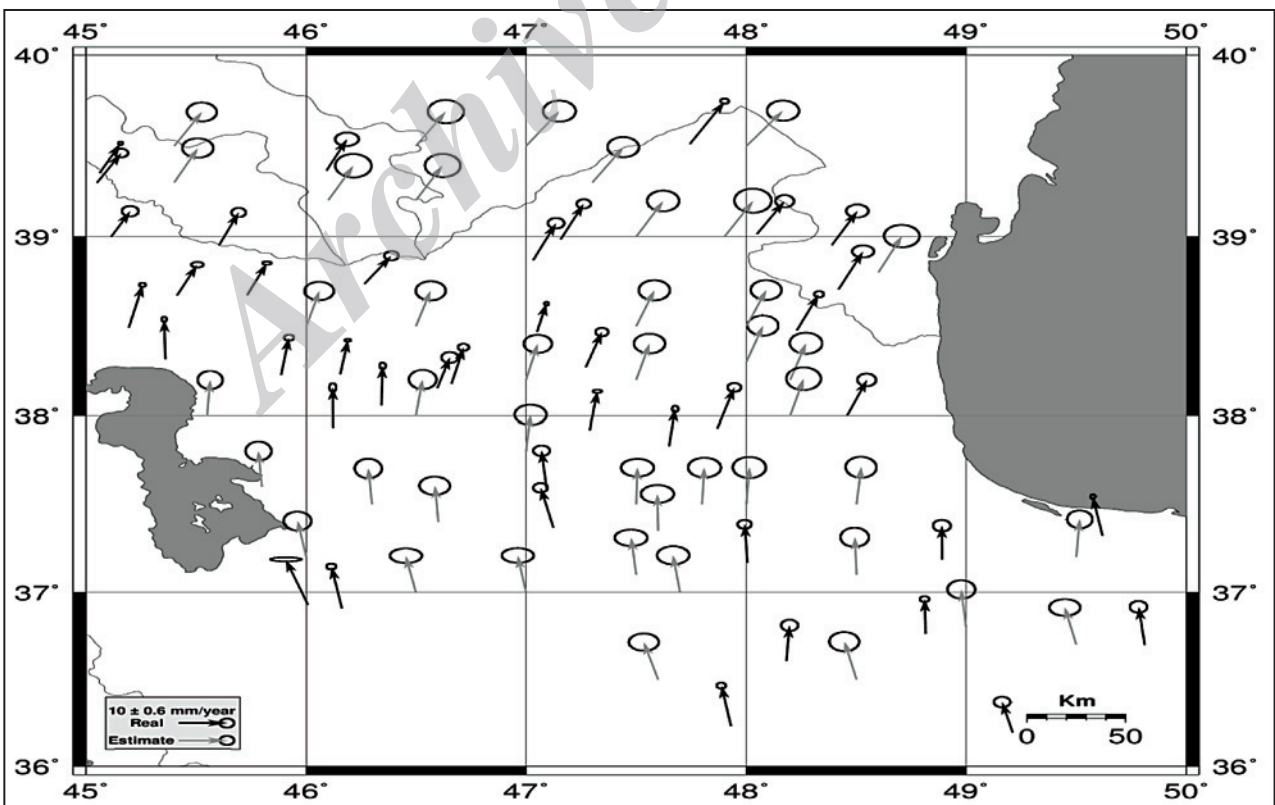
شکل ۲- توزیع نقاط چک و مرجع مدل ۱.



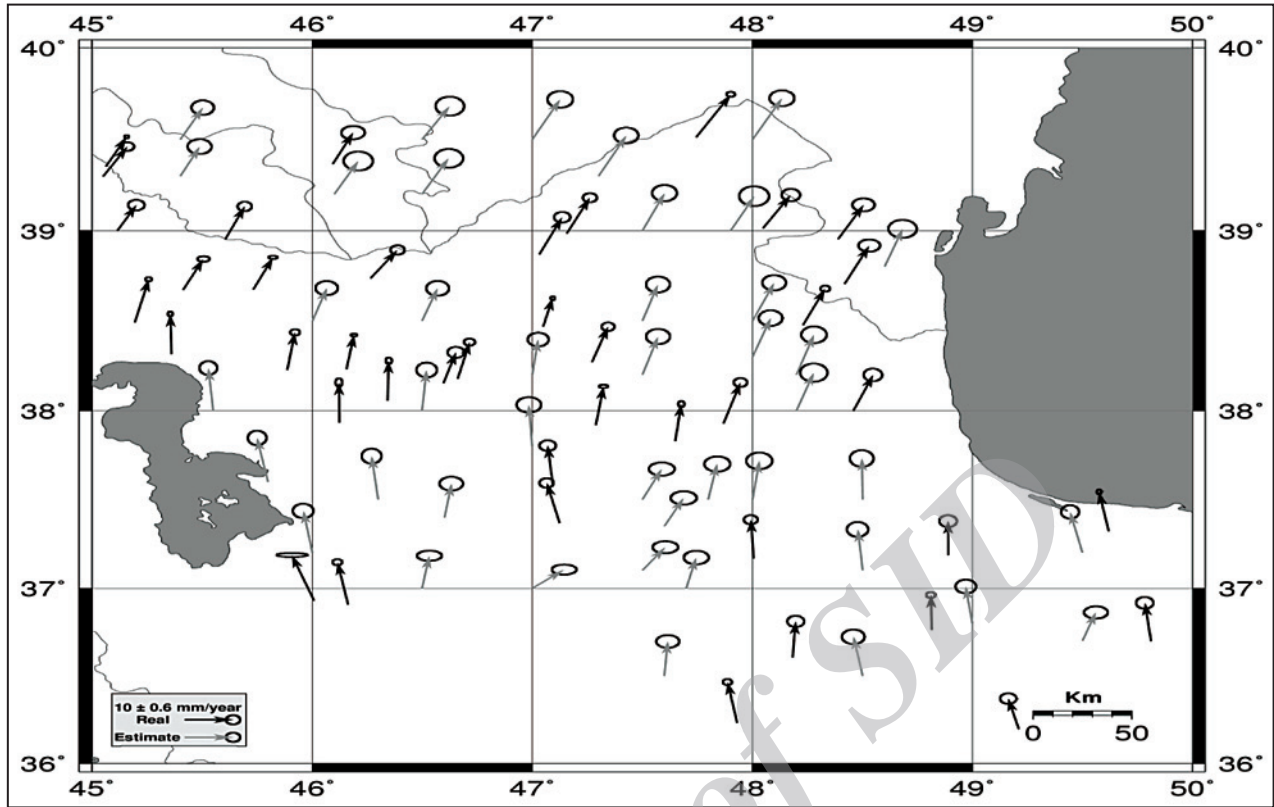
شکل ۳- توزیع نقاط چک و مرجع مدل.



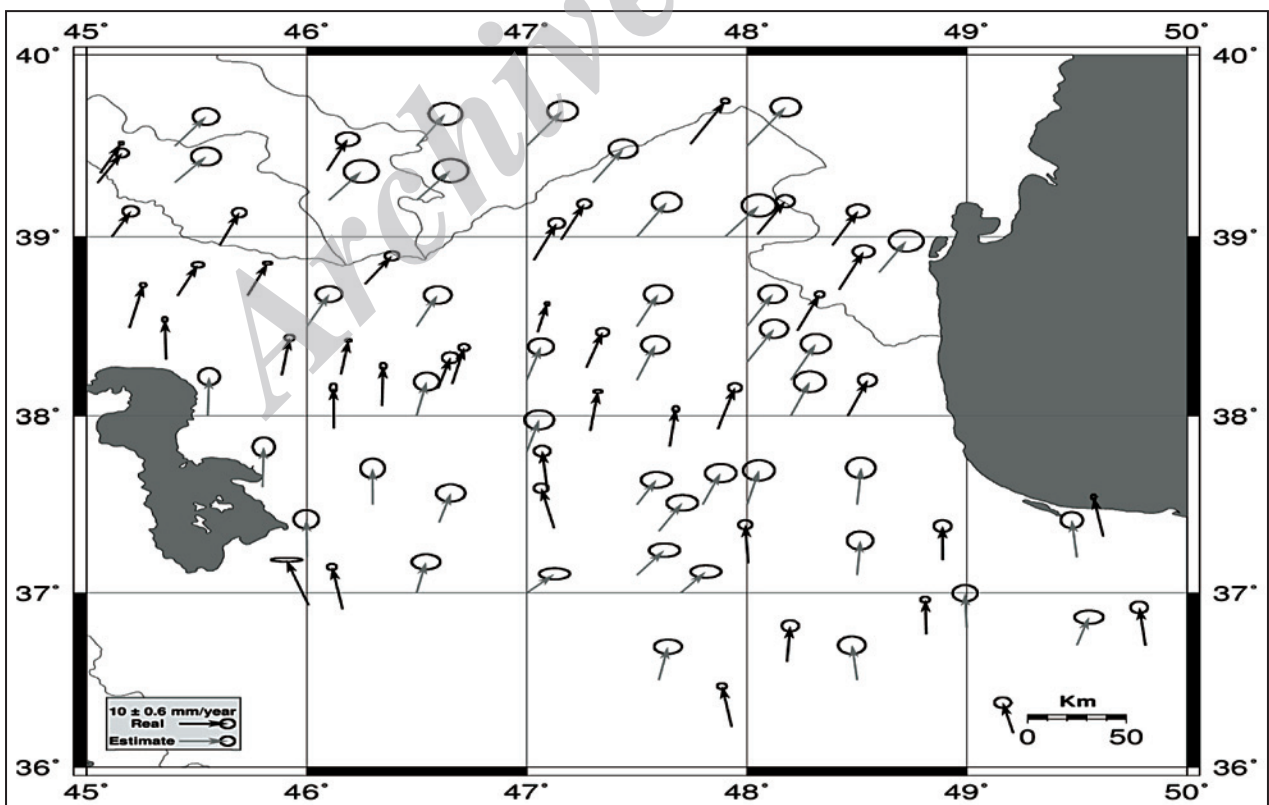
شکل ۴- سرعت نقاط تخمینی مدل ۱ با روش کالوکیشن با بیضی خطای ۹۵٪ اطمینان نسبت به صفحه اوراسیا.



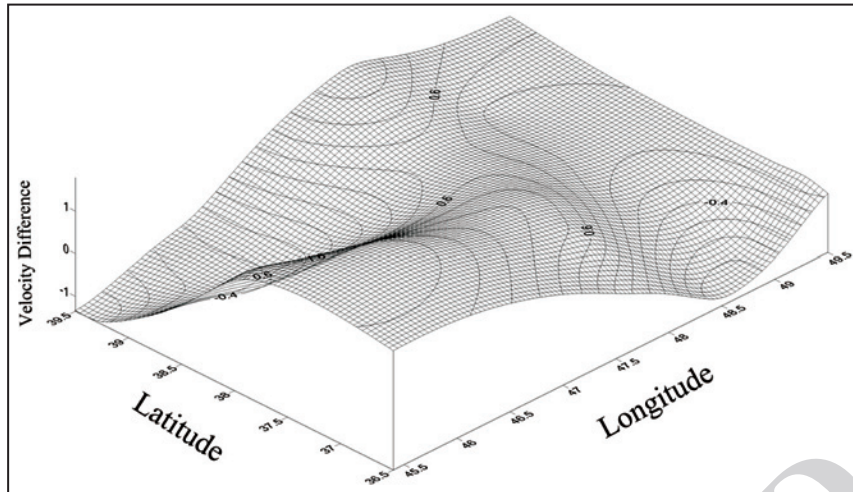
شکل ۵- سرعت نقاط تخمینی مدل ۱ با روش پساانتشار خطای شبکه‌های عصبی با بیضی خطای ۹۵٪ اطمینان نسبت به صفحه اوراسیا.



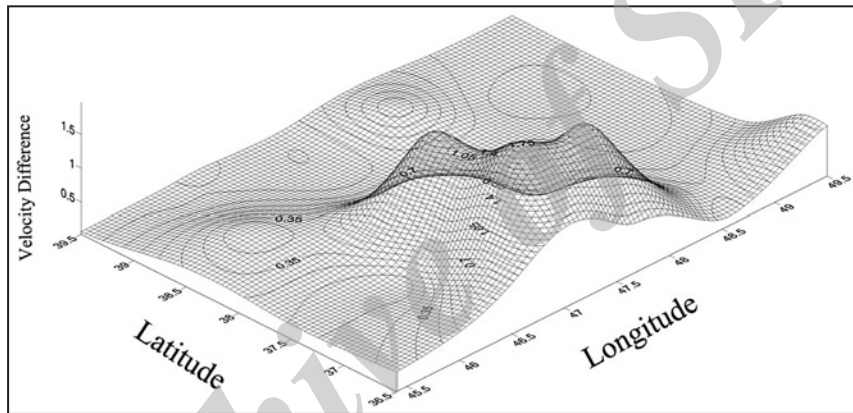
شکل ۶- سرعت نقاط تخمینی مدل ۲ با روش کالو کیشن با بیضی خطای ۹۵٪ اطمینان نسبت به صفحه اوراسیا.



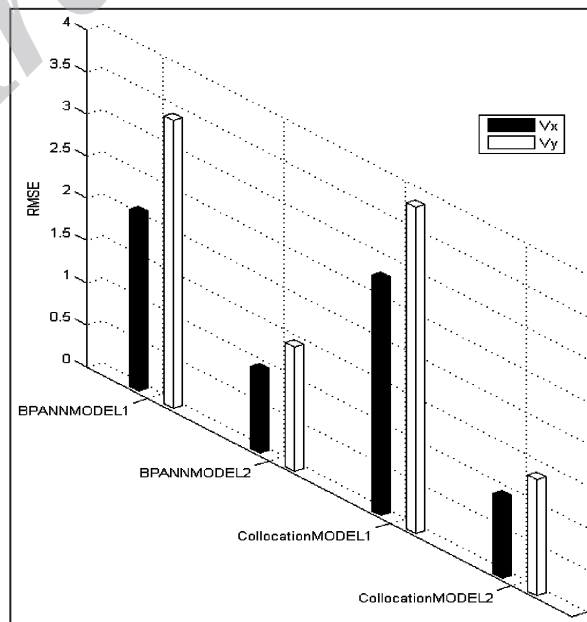
شکل ۷- سرعت نقاط تخمینی مدل ۲ با روش پس‌انتشار خطای شبکه‌های عصبی با بیضی خطای ۹۵٪ اطمینان نسبت به صفحه اوراسیا.



شکل ۸- اختلاف نسبی میدان‌های سرعت برآورد شده مدل ۱ با BPANN و کالوکیشن.



شکل ۹- اختلاف نسبی میدان‌های سرعت برآورد شده مدل ۲ با BPANN و کالوکیشن.



نمودار ۱- جذر خطای میانگین مربعی روش‌ها و مدل‌ها.

جدول ۱- ویژگی‌های آماری و خطاهای مدل ۱.

کالوکیشن		پس انتشار خطای شبکه‌های عصبی		مدل ۱
Vx (mm/yr)	Vy (mm/yr)	Vx (mm/yr)	Vy (mm/yr)	
-۳/۰۵	۹/۵۰	-۱/۹۹	۹/۵۴	کمینه
۵/۷۳	۱۳/۴۶	۶/۶۳	۱۳/۳۹	بیشینه
۱/۹۶	۱۲/۰۵	۱/۹۷	۱۲/۰۳	میانگین
۲/۸	۳/۸۷	۲/۱	۳/۴۲	جذر خطای میانگین مربعی

جدول ۲- ویژگی‌های آماری و خطاهای مدل ۲.

کالوکیشن		پس انتشار خطای شبکه‌های عصبی		مدل ۲
Vx (mm/yr)	Vy (mm/yr)	Vx (mm/yr)	Vy (mm/yr)	
-۱/۹۰	۵/۲۶	-۱/۷۱	۶/۶۸	کمینه
۷/۲۳	۱۳/۷۰	۶/۶۶	۱۳/۵۷	بیشینه
۲/۹۵	۱۱/۰۹	۲/۹۱	۱۱/۱۲	میانگین
۰/۹۵	۱/۳۸	۰/۹۸	۱/۴۷	جذر خطای میانگین مربعی

## References

- Bishop, C., 1995 - Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press, New York.
- Djamour, Y., Vernant, P., Nankali, H. & Tavakoli, F., 2011- NW Iran-eastern Turkey present-day kinematics: Results from the Iranian permanent GPS network, Earth and Planetary Science Letters, 307, 27-34.
- Fausett, L., 1994 - Fundamentals of Neural Networks. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, USA.
- Haykin, S., 1999 - Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Prentice Hall Upper Saddle River, New Jersey, USA.
- Hofmann-Wellehof, B. & Moritz, H., 2005 - Physical Geodesy, Abacus Press.
- Leandro, R. F. & Santos, M. C., 2007 - A neural network approach for regional vertical total electron content modelling. Stud. Geophys. Geod., 51, 279-292.
- Moghtased-Azar, K. & Zaletnyik, P., 2009 - Crustal velocity field modelling with neural network and polynomial, In: Sideris M.G. (Ed.). International Association of Geodesy Symposia, 133, 809-816.
- Moritz, H., 1980 - Advanced Physical Geodesy, Abacus Press.
- Nocquet, J. M. & Calais, E., 2003 - Crustal velocity field of western Europe from permanent GPS array solutions, 1996-2001. Geophys. J. Int., 154, 72-88.
- Nørgaard, M., 1997 - Neural Network Based System Identification Toolbox. Tech. Report. 97-E-851, Department of Automation, Technical University of Denmark, Copenhagen, Denmark.
- Pandya, A. S. & Macy, R. B., 1995 - Pattern Recognition with Neural Networks in C++. CRC Press, Boca Raton, Florida, USA.
- Perez, J. A. S., Monico, J. F. G. & Chaves, J. C., 2003 - Velocity field estimation using GPS precise point positioning: The south American plate case. J. Glob. Position. Syst., 2, 90-99.
- Ripley, B. D., 1996 - Pattern Recognition and Neural Networks. Cambridge University Press, Cambridge, U.K.
- Seeber, G., 1993 - Satellite Geodesy. Foundations, Methods, and Applications. W. de Gruyter, Berlin-New York.
- Valach, F., Hejda, P. & Bochniček, J., 2007 - Geoeffectiveness of XRA events associated with RSP II and/or RS- P IV estimated using the artificial neural network. Stud. Geophys. Geod., 51, 551-562.
- Wright, T. & Wang, H., 2010 - Large-scale crustal velocity field of western Tibet from InSAR and GPS reveals internal deformation of the Tibetan plateau. Geophys. Res. Abs., 12, EGU2010-7092.
- Zhang, G., Patuwo, B. E. & Hu, M. Y., 1998 - Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. Int. J. Forecast., 14, 35-62.