Archive of SID

فیزیک زمین و فضا، دوره ۴۲، شماره ۱، بهار ۱۳۹۵، صفحهٔ ۸۹- ۹۸

برآورد میدان سرعت پوستهٔ زمین با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی و درون‌یابی کریژینگ فراگیر (منطقهٔ مورد مطالعه: شبکهٔ ژئودینامیک کشور ایران)

میررضا غفاری رزین[1*] و بهزاد وثوقی[2]

۱. دانشجوی دکتری، دانشکدهٔ مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران
۲. دانشیار، دانشکدهٔ مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

(دریافت: ۹۳/۶/۲۵، پذیرش نهایی: ۹۴/۷/۱۴)

چکیده

در این مقاله از دو روش شبکهٔ عصبی مصنوعی (ANN) و درون‌یابی کریژینگ فراگیر جهت برآورد مکانی تغییرات سرعت پوستهٔ زمین در ایران استفاده شده است. در هر دو روش جهت تست و ارزیابی نتایج، از هفت ایستگاه GPS که مقادیر سرعت آن‌ها نسبت به صفحهٔ اوراسیا معلوم بوده، استفاده شده است. میانگین خطای نسبی به‌دست‌آمده از این مقایسه، ۱۳/۴۸+ درصد برای شبکهٔ عصبی و ۲۵/۳۸+ درصد برای روش کریژینگ فراگیر در مؤلفهٔ شمالی (V_N) از هفت ایستگاه تست است. برای مؤلفهٔ شرقی (V_E) میدان سرعت، میانگین خطای نسبی، ۱۸/۱۲+ درصد برای شبکهٔ عصبی و ۲۸/۶۱+ درصد برای روش کریژینگ فراگیر از ایستگاه‌های تست به‌دست آمده است. همچنین جذر خطای مربعی میانگین (RMSE) در روش شبکهٔ عصبی مصنوعی برای مؤلفهٔ شمالی۱± میلی‌متر به سال و برای مؤلفهٔ شرقی۱/۵± میلی‌متر به سال به‌دست‌آمده است. برای روش کریژینگ فراگیر در مؤلفهٔ شمالی ۲/۸± میلی‌متر به سال و برای مؤلفهٔ شرقی۳/۱± میلی‌متر به سال محاسبه شده است. نتایج نشان‌دهندهٔ قابلیت و کارایی بسیار روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد مکانی میدان سرعت پوستهٔ زمین در این منطقه است. در مورد روش کریژینگ نتایج بیانگر این موضوع است که پراکندگی و تعداد نقاط مورد نیاز در مرحلهٔ آموزش و تعیین ضرایب، در نتایج به‌دست‌آمده بسیار دخیل‌اند.

واژه‌های کلیدی: درون‌یابی کریژینگ فراگیر، شبکهٔ عصبی مصنوعی، میدان سرعت، مشاهدات GPS.

۱. مقدمه

امروزه گسترش شبکه‌های ژئودزی و ایجاد نقاط مبنا با تراکم مناسب جهت کاربردهای ژئودتیکی، بررسی حرکت پوستهٔ زمین، بررسی چگونگی فعالیت گسل‌ها و ... از مهم‌ترین وظایف ژئودزین‌هاست. با به‌وجودآمدن سیستم‌های تعیین موقعیت ماهواره‌ای ایجاد نقاط مبنا در شبکه‌های ژئودزی از سرعت زیادی برخوردار شده است. نکتهٔ اساسی در ایجاد نقاط مبنا، برآورد و به‌دست‌آوردن میدان سرعت و جابه‌جایی این نقاط در یک چارچوب مرجع است. تعیین دقیق میدان سرعت و جابه‌جایی نقاط مبنا در شبکه‌های ژئودزی از اهمیت زیادی برخوردار است (مقتصدآذر و زالتنیک، ۲۰۰۹).

علم ژئودزی علاوه بر تعیین شکل و ابعاد زمین و میدان ثقل حاصل از آن و بررسی تغییرات زمانی این مفاهیم، در مطالعات مربوط به زلزله نیز به کار گرفته شده است. در سال ۱۹۲۱ برای اولین بار ترادا و دیگران از مشاهدات شبکه‌های ژئودزی کلاسیک در کشور ژاپن در مطالعات زلزله استفاده کردند. با پیشرفت تکنولوژی و ایجاد سیستم‌های تعیین موقعیت ماهواره‌ای نظیر GPS علم ژئودزی در این مطالعات کاربرد گسترده‌تری یافت و به دلیل قابلیت استفاده در مناطق دارای گسل‌های ناشناخته و نهفته به‌عنوان یکی از ورودی‌های مستقل، بسیار مورد توجه قرار گرفت.

تعیین دقیق میدان سرعت و جابه‌جایی نقاط مبنا در شبکه‌های ژئودزی از اهمیت زیادی برخوردار است. با دردسترس‌بودن اطلاعات مربوط به میدان سرعت ایستگاه‌های GPS در یک شبکه ژئودزی می‌توان کینماتیک و دینامیک پوستهٔ زمین در آن منطقه را مدل‌سازی کرد (یلماز، ۲۰۱۳). در سالیان اخیر تلاش‌های گسترده‌ای برای تعیین میدان سرعت پوستهٔ زمین با استفاده از ایستگاه‌های مبنای شبکه‌های ژئودزی انجام

*نگارنده رابط: E-mail: rghaffari@mail.kntu.ac.ir

www.SID.ir

Archive of SID

گرفته است. چن میدان جابه‌جایی سه‌بعدی را با استفاده از داده‌های شبکهٔ ژئودینامیک و نیز روش المان محدود مدل‌سازی کرد (چن، ۱۹۹۱). سیگال از یک تقریب چندجمله‌ای جهت مدل‌سازی میدان جابه‌جایی پوسته استفاده کرد (سیگال و ماتوو، ۱۹۸۸). وثوقی از محاسبات تنسوری جهت به‌دست‌آوردن تنسور انحنا و میدان جابه‌جایی پوستهٔ زمین به‌صورت سه‌بعدی استفاده کرد (وثوقی، ۲۰۰۰). مشهدی حسینعلی جهت محاسبهٔ میدان جابه‌جایی از روش‌های ایزوپارامتریک و لاگرانژ سه‌بعدی استفاده کرد (مشهدی حسینعلی، ۲۰۰۶).

هدف این مقاله مقایسهٔ نتایج حاصل از دو روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و کریژینگ فراگیر در برآورد مکانی میدان سرعت در منطقهٔ ایران است. شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی جدید جهت یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به‌دست‌آمده در جهت بیش‌بینی پاسخ‌های خروجی یک سیستم است. این شبکه‌ها برای تخمین و تقریب، کارایی بسیاری از خود نشان داده‌اند (استنلی، ۱۹۹۰). حسن استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در سرعت عمل و دقت فراوان آن‌ها در پیش‌بینی رفتار پدیده‌های غیرخطی است (استنلی، ۱۹۹۰). تغییرات زمانی-مکانی میدان سرعت پوستهٔ زمین(مؤلفه‌های شمالی_شرقی) نیز رفتاری غیرخطی است. در نتیجه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان میدان سرعت نقاط ژئودتیکی مختلف را پیش‌بینی کرد. استفاده از این روش در علم ژئودزی خصوصاً بررسی کارایی آن در پیش‌بینی رفتار پدیده‌های غیرخطی به چند سال اخیر برمی‌گردد. مقتصدآذر و زالتنیک قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی را در برآورد میدان سرعت ایستگاه‌های GPS بررسی کردند (مقتصدآذر و زالتنیک، ۲۰۰۹). گولو و همکاران در سال ۲۰۱۱ یک روش انترپولاسیون را بر مبنای شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت برآورد میدان سرعت ارزیابی کردند (گولو و همکاران، ۲۰۱۱). در ایران توجه به کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان روشی سریع و دقیق و نیز به‌عنوان یک برآوردگر زمانی-مکانی به سالیان اخیر برمی‌گردد. معماریان و جمور (۱۳۹۲) از روش شبکه‌های عصبی چندلایه برای پیش‌بینی میدان سرعت پوستهٔ زمین در منطقهٔ شمال‌غرب ایران استفاده کردند (معماریان و جمور، ۲۰۱۴). غفاری رزین و محمدزاده (۲۰۱۵) از روش ایزوپارامتریک سه بعدی به همراه شبکه های عصبی مصنوعی جهت مدلسازی ۳ بعدی میدان سرعت پوسته زمین استفاده کردند (غفاری رزین و محمدزاده، ۲۰۱۵).

انترپولاسیون کریژینگ روش آماری دقیقی برای برآورد زمانی-مکانی رفتار پدیده‌های غیرخطی است. در این روش بر اساس داده‌های ورودی، یک میانگین وزن‌دار حساب می‌شود که وزن هر نقطه، تابعی از فاصلهٔ آن نقطه و دقت آماری آن نقطه است (انصاری و داوری، ۱۳۸۶؛ غفاری رزین و همکاران، ۲۰۱۵). با توجه به ماهیت روش کریژینگ می‌توان از آن در برآورد میدان سرعت پوستهٔ زمین در نقاط مختلف ژئودتیکی استفاده کرد. ون گورپ و همکاران از روش کریژینگ برای برآورد میدان سرعت در کشور ترکیه استفاده کردند (ون گورپ و همکاران، ۲۰۰۶). بگسز و همکاران در سال ۲۰۱۳ از انترپولاسیون کریژینگ تعمیم‌یافته برای برآورد میدان سرعت پوسته در منطقهٔ اروپا استفاده کردند (بگسز و همکاران، ۲۰۱۳). در ایران در زمینهٔ کارایی و قابلیت استفاده از روش انترپولاسیون کریژینگ، برای برآورد میدان سرعت نقاط ژئودتیکی کاری صورت نگرفته است.

ادامهٔ این مقاله از بخش‌های زیر تشکیل شده است: در بخش دوم با نگاهی اجمالی به شبکه‌های عصبی مصنوعی، دربارهٔ قابلیت و کارایی این شبکه‌ها بحث می‌شود. همچنین دربارهٔ شبکه‌های عصبی چندلایهٔ پرسپترون و نحوهٔ استفاده از آن در این مقاله به‌صورت کامل صحبت خواهد شد. در ادامهٔ این بخش الگوریتم پس‌انتشار خطا در شبکه‌های عصبی مصنوعی و نحوهٔ کارکرد آن بررسی خواهد شد. در بخش سوم دربارهٔ روش انترپولاسیون کریژینگ فراگیر و نیز نحوهٔ استفاده از آن در تخمین میدان سرعت پوستهٔ زمین بحث و بررسی می‌شود. در بخش چهارم داده‌های استفاده‌شده در این تحقیق و نتایج و آنالیز آن‌ها آمده است و سرانجام در بخش پنجم دربارهٔ مزایا و معایب این نوع از مدل‌سازی‌ها صحبت خواهد شد.

www.SID.ir

Archive of SID

۲. شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی تقریباً جدید برای تقریب توابع و پیش‌بینی حالت آیندهٔ سیستم‌های مختلف هستند. این شبکه‌ها برای حالتی که بین ورودی و خروجی سیستم روابط غیرخطی برقرار است، به‌خوبی به نتایج پذیرفتنی می‌رسند و از این رو در بسیاری از حوزه‌های علمی استفاده می‌شوند. شبکه‌های عصبی در مقایسه با روش‌های رایج همانند کمترین مربعات سرعت عمل و دقت بیشتری دارند و حساسیت آن‌ها به نویزها بسیار کمتر است (هایکین، ۱۹۹۴). شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش داده‌های تجربی، قانون نهفته در آن‌ها را کشف کرده و به داخل ساختار شبکه انتقال می‌دهند. هر شبکهٔ عصبی از تعدادی گره که همان نورون‌ها هستند و وزن‌های ارتباطی که گره‌ها را به هم وصل می‌کنند، تشکیل شده است. داده‌های ورودی در وزن متناظرشان ضرب می‌شوند و مجموع آن‌ها به نورون‌ها وارد می‌گردند. هر نورون دارای یک تابع فعال‌سازی است. این مقدار ورودی از تابع فعال‌سازی عبور کرده و مقدار خروجی نورون را مشخص می‌کند (نورگارد، ۱۹۹۷؛ غفاری رزین و وثوقی، ۲۰۱۶). تعداد نورون‌ها و لایه‌های شبکهٔ عصبی متناسب با مسئلهٔ مورد نظر و با روش سعی و خطا به دست می‌آید. یک شبکهٔ عصبی شامل اجزای سازندهٔ لایه‌ها و وزن‌هاست. رفتار شبکه نیز وابسته به ارتباط بین اعضاست. در حالت کلی در شبکه‌های عصبی سه نوع لایهٔ نورونی وجود دارد:

لایهٔ ورودی: اطلاعات خامی که به شبکه تغذیه شده است را دریافت می‌کند؛ لایهٔ پنهان: عملکرد این لایه‌ها به وسیلهٔ ورودی‌ها و وزن ارتباطی بین آن‌ها و لایه‌های پنهان تعیین می‌شود. وزن‌های بین واحدهای ورودی و پنهان تعیین می‌کند که چه وقت یک واحد پنهان باید فعال شود؛ لایهٔ خروجی: عملکرد واحد خروجی بسته به فعالیت واحد پنهان و وزن ارتباطی بین واحد پنهان و خروجی است. شکل ۱ ساختار یک شبکهٔ عصبی با لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی را نشان می‌دهد.

۲. ۱. شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه (ANN-MLP)

در اواخر دههٔ ۱۹۵۰ میلادی رزنبلات و همکاران یک کلاس از شبکه‌های عصبی تحت عنوان شبکه‌های عصبی پرسپترون را معرفی کردند. مزیت شبکه‌های عصبی پرسپترون در نوع یادگیری و آموزش سریع آن است. این نوع از شبکه‌ها حتی با شروع مقادیر تصادفی وزن‌ها و بایاس‌ها قادر به یادگیری و حل مسئله هستند (سیمپسون، ۱۹۹۰). قاعدهٔ یادگیری پرسپترون از نوع قواعد یادگیری نظارت‌شده است. برای تعیین رفتار شبکه از طریق روال آموزش از زوج‌های ورودی/هدف استفاده می‌شود. با اعمال هریک از ورودی‌ها به شبکه، نتیجهٔ حاصل با هدف متناظر مقایسه می‌گردد و سپس قاعدهٔ یادگیری برای تنظیم وزن‌ها و بایاس‌های شبکه در جهت نزدیک‌کردن آن‌ها به بردار هدف به کار گرفته می‌شوند (سیمپسون، ۱۹۹۰). شبکه‌های عصبی چندلایهٔ پرسپترون با توابع فعال‌سازی مختلف قادر به تقریب توابع با هر درجهٔ تقریب خواهند بود.

در این مقاله برای مدل‌سازی میدان سرعت از یک شبکهٔ عصبی پرسپترون سه‌لایه استفاده می‌شود. حسن این کار در تسریع عملیات برآورد پارامترها و نوع یادگیری و آموزش شبکه است. شبکهٔ عصبی پرسپترون سه‌لایهٔ استفاده‌شده، دارای یک لایهٔ ورودی با N مشاهدهٔ ورودی، چندین لایهٔ پنهان و یک لایهٔ خروجی با n پارامتر است. مدل استفاده‌شده برای محاسبهٔ پارامترهای لایهٔ خروجی به‌صورت رابطهٔ (۱) است (نورگارد، ۱۹۹۷):

$$O_i = sgm\left(\sum_m sgm\left(\sum_l \mathbf{x}_i \mathbf{w}_{lm}^h\right)\mathbf{w}_{mi}^0\right) \qquad (۱)$$

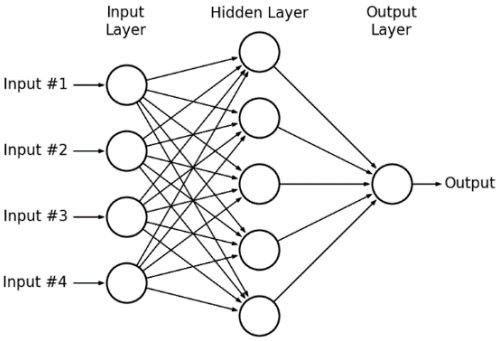
در رابطهٔ (۱)، h و o به ترتیب نشان‌دهندهٔ لایهٔ پنهان و لایهٔ خروجی و $\mathbf{x}_i$، بیانگر بردار اطلاعات ورودی است و منظور از $\mathbf{w}$ همان وزن‌های لایه‌هاست. sgm نیز تابع سیگموئید است که به‌صورت رابطه (۲) تعریف می‌گردد:

$$sgm(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \qquad (۲)$$

که در رابطهٔ (۲)، x، اطلاعات ورودی نورون و $f(z) \in [0,1]$ است. آموزش شبکهٔ عصبی مصنوعی استفاده‌شده در این مقاله توسط الگوریتم پس‌انتشار خطا انجام گرفته است.

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۱. شبکهٔ عصبی سه‌لایه با اتصالات کامل

این الگوریتم که در سال ۱۹۸۶ توسط روملهارت و مککلیلاند پیشنهاد شد، در شبکه‌های عصبی پیش‌سو استفاده می‌شود. پیش‌سوبودن به این معناست که نورون‌های مصنوعی در لایه‌های متوالی قرار گرفته‌اند و خروجی خود را رو به جلو می‌فرستند. واژهٔ پس‌انتشار نیز به این معناست که خطاها به سمت عقب در شبکه تغذیه می‌شوند تا وزن‌ها را اصلاح کنند و پس از آن، مجدداً ورودی مسیر پیش‌سوی خود تا خروجی را تکرار کنند (مارس و همکاران، ۱۹۹۶). روش پس‌انتشار خطا از روش‌های باسرپرست است؛ به این مفهوم که نمونه‌های ورودی برچسب خورده‌اند و خروجی مورد انتظار هریک از آن‌ها ازپیش‌دانسته است؛ بنابراین خروجی شبکه با این خروجی‌های ایده‌آل مقایسه شده و خطای شبکه محاسبه می‌گردد. در این الگوریتم ابتدا فرض بر این است که وزن‌های شبکه به‌طور تصادفی انتخاب شده‌اند. در هر گام خروجی شبکه محاسبه شده و برحسب اختلاف آن با خروجی مطلوب، وزن‌ها تصحیح می‌گردند تا در نهایت این خطا، مینیمم شود. در الگوریتم پس‌انتشار خطا، تابع تحریک هر عصب به‌صورت جمع وزن‌دار ورودی‌های مربوط به آن عصب درنظر گرفته می‌شود.

۳. انترپولاسیون کریژینگ فراگیر

یکی از تکنیک‌های بسیار مناسب و پیشرفته برای تحلیل فضایی و توزیع منطقه‌ای داده‌های مکانی، استفاده از روش کریژینگ است. کریژینگ یک روش انترپولاسیون بهینه است که متغیرهای استفاده‌شده درآن تصادفی هستند و از تابع هندسی مشخصی تبعیت نمی‌کنند. به‌دلیل ویژگی خاصی که این روش دارد، در مباحث انترپولاسیون مربوط به علوم زمین به‌صورت گسترده استفاده می‌شود. این روش در دههٔ شصت میلادی توسط مهندس فرانسوی جرج ماترون استفاده شد؛ البته قبل از وی (دههٔ پنجاه میلادی) دین کریژ کارهای عملی ساده‌ای را با این روش اجرا کرده بود (ماترون و همکاران، ۱۹۷۱). انترپولاسیون کریژینگ از دو مرحله تشکیل شده است: مرحلهٔ اول ساختن تابع رگرسیون با استفاده از داده‌های ورودی ($f(x)$) و مرحلهٔ دوم پردازش‌های آماری جهت تعیین بایاس‌ها ($Z(x)$). این دو مرحله با رابطهٔ (۳) نمایش داده می‌شوند:

$$Y(x)= f(x)+Z(x) \qquad (۳)$$

در رابطهٔ (۳)، $f(x)$، تابع رگرسیون و $Z(x)$، پردازش‌های آماری با درنظرگرفتن میانگین صفر و واریانس σ^2 و نیز ماتریس همبستگی Ψ هستند. بسته به نوع تابع رگرسیون انتخاب‌شده، انترپولاسیون کریژینگ را می‌توان به سه دسته تقسیم کرد؛ اگر تابع رگرسیون برابر صفر انتخاب شود ($f(x)=0$)، آن را کریژینگ ساده می‌نامند. اگر تابع رگرسیون مقدار ثابت ولی مجهولی را اختیار کند ($f(x)=\alpha_0$)، آن را کریژینگ معمولی می‌گویند و اگر تابع رگرسیون به‌صورت یک چندجمله‌ای چندمتغیره تعریف شود، آن را کریژینگ فراگیر می‌نامند. در این حالت می‌توان نوشت (کویکیوت و همکاران، ۲۰۱۳):

$$f(x)=\sum_{i=1}^{p}\alpha_i b_i(x) \qquad (۴)$$

که در آن، $b_i(x)$، توابع پایه و $\alpha=(\alpha_1,\ldots,\alpha_p)$ نشان‌دهندهٔ ضرایب هستند. در نظر بگیریم که نمونه‌ای به طول n به‌صورت $X=(x^1,\ldots,x^n)$ و مقادیر خروجی مربوط به هر نمونه به‌صورت $Y=(y^1,\ldots,y^n)$ باشند؛ در این صورت ماتریس مدل با ابعاد $n\times p$ به‌صورت رابطه (۵) می‌تواند تعریف شود:

$$F=\begin{pmatrix} b_1(x^1) & \ldots & b_p(x^1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_1(x^n) & \ldots & b_p(x^n) \end{pmatrix} \qquad (۵)$$

www.SID.ir

Archive of SID

برای نمونهٔ ارائه‌شده، ماتریس همبستگی را می‌توان به‌صورت رابطه (۶) در نظر گرفت:

$$\Psi = \begin{pmatrix} \psi(x^1,x^1) & \dots & \psi(x^1,x^n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \psi(x^n,x^1) & \dots & \psi(x^n,x^n) \end{pmatrix} \qquad (۶)$$

که در رابطهٔ (۶) $\psi(x^n,x^n)$، تابع کوورولیشن است. در نتیجه میانگین و واریانس پیش‌بینی‌شده توسط انترپولاسیون کریژینگ برای هر نقطه به‌صورت رابطه‌های (۷) و (۸) محاسبه می‌شود:

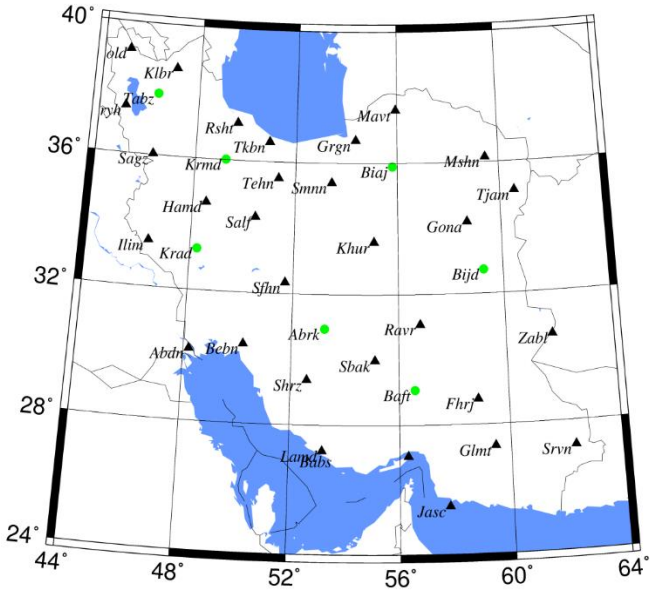
$$\mu(x) = M\alpha + r(x)\times\Psi^{-1}\times(y - F\alpha) \qquad (۷)$$

$$s^2(x) = \sigma\left(1 - r(x)\Psi^{-1}r(x)^T + \frac{\left(1 - F^T\Psi^{-1}r(x)^T\right)}{F^/\Psi^{-1}F}\right) \qquad (۸)$$

که در روابط (۷) و (۸)، $M = (b_1(x), b_2(x), \dots, b_p(x))$، ماتریس مدل در نقطهٔ مجهول مورد نظر؛ $\alpha = (F^T\Psi^{-1}F)^{-1}F^T\Psi^{-1}y$، بردار ضرایب مربوط به تابع رگرسیون و $r(x) = (\psi(x,x^1),\dots,\psi(x,x^n))$، بردار همبستگی بین نقاط نمونه و نقطهٔ مجهول هستند.

۴. آنالیز نتایج

مطالعات ژئودینامیک در ایران به‌طور جدی از سال ۱۳۷۷ به منظور پایش تغییرات پوستهٔ زمین در سازمان نقشه‌برداری آغاز شد و از همان زمان فعالیت‌ها و تحقیقات ویژه‌ای در این راستا انجام گرفت. این مطالعات عمدتاً با همکاری مراکزی مانند سازمان زمین‌شناسی کشور، پژوهشگاه بین‌المللی زلزله، مؤسسهٔ ژئوفیزیک، دانشگاه‌های مونت پلیه و ژوزف فوریه و استراسبورگ فرانسه انجام گرفته‌اند. بر مبنای این مطالعات، شبکهٔ ژئودینامیک سراسری مشتمل بر ۱۲۰ ایستگاه دائم GPS در سال ۱۳۸۳ به‌منظور بررسی حرکات تکتونیک طراحی شد و از همان زمان شروع به کار کرد. این شبکه شامل ۱۲۰ ایستگاه است که در قالب یک شبکهٔ اصلی مشتمل بر ۴۰ ایستگاه و سه شبکهٔ محلی با نام‌های آذربایجان، تهران و خراسان و با توجه به دو پارامتر لرزه‌خیزی و جمعیت طراحی شده است. از جمله کاربردهای این شبکه می‌توان تعیین میدان سرعت، میدان استرین، تحقیقات مربوط به شرایط جوی، مدل‌سازی پوسته، تعیین نشست و بالاآمدگی پوسته را نام برد. هدف این مقاله تخمین سرعت نقاط ژئودتیکی در محدودهٔ ژئودینامیکی کشور ایران است. این محدوده در عرض جغرافیایی $24^0N \le \varphi \le 40^0N$ و طول جغرافیایی $44^0E \le \varphi \le 64^0E$ قرار گرفته است. برای آنالیز میدان سرعت پوسته، از ۳۹ ایستگاه شبکهٔ اصلی استفاده شده است. شکل ۲ چگونگی توزیع مکانی این ۳۹ ایستگاه را نشان می‌دهد. در این شکل مثلث‌های مشکی نشان‌دهندهٔ ایستگاه‌های استفاده‌شده به‌عنوان ورودی هر سه روش و دایره‌های سبز بیانگر ایستگاه‌های تست هستند.



شکل ۲. چگونگی توزیع مکانی ایستگاه‌های استفاده‌شده در این تحقیق (مثلث‌ها نشان‌دهندهٔ ایستگاه‌های استفاده‌شده به عنوان ورودی روش‌ها و دایره‌های سبز نشان‌دهندهٔ ایستگاه‌های تست هستند).

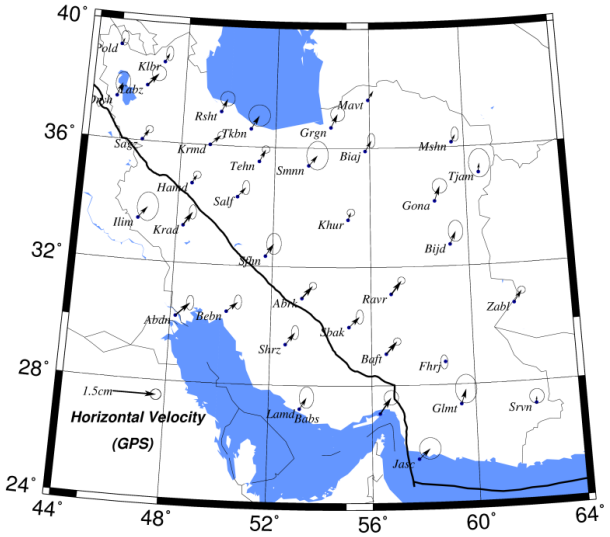
www.SID.ir

Archive of SID

مختصات ایستگاه‌ها به همراه میدان سرعت آن‌ها و تعیین میدان استرین، مهم‌ترین پارامترها در تعیین تغییر شکل سطحی پوسته هستند. برآورد اولیه از میدان سرعت پوستهٔ زمین به‌خصوص در مناطق زلزله‌خیز و در نزدیکی گسل‌ها می‌تواند اطلاعات باارزشی از ساختار ژئودینامیکی و نیز چگونگی فعالیت گسل‌ها در اختیار قرار دهد. امروزه این امر توسط ایستگاه‌های شبکه‌های ژئودینامیکی انجام می‌گیرد. با استفاده از مختصات ایستگاه‌ها و پردازش سری زمانی آن‌ها می‌توان به برآورد اولیه‌ای از میدان سرعت دست یافت. در ایران سازمان نقشه‌برداری کشور، متولی پردازش و ارائهٔ بردارهای سرعت مربوط به ایستگاه‌های شبکهٔ ژئودینامیک است. برای تولید سرعت نقاط ژئودتیکی در هر نقطهٔ دلخواه دیگر، به‌دلیل تراکم کم ایستگاه‌های دائمی GPS کشور، به ایستگاه‌های جدید با مشاهدات بیشتر یا استفاده از روش‌های مدرن و هوشمند تخمین نیاز داریم. از آنجا که ایجاد ایستگاه‌های جدید مستلزم صرف هزینه و زمان زیاد است، به‌کارگیری روش‌های تخمین می‌تواند جایگزین مناسبی قلمداد شود. شکل ۳ بردارهای سرعت پوسته در منطقهٔ ایران را نسبت به صفحهٔ اوراسیا به همراه بیضی خطای ۹۵ درصد نشان می‌دهد.

با توجه به این شکل می‌توان دریافت که بردارهای سرعت ارائه‌شده به محل ایستگاه‌های شبکهٔ ژئودینامیک مربوط است. توجه به این نکته ضروری است که در صورت نبود ایستگاهی از شبکهٔ ژئودینامیک در یک منطقهٔ خاص مثلاً در نزدیکی یک گسل فعال، استفاده از روش‌هایی که بتواند میدان سرعت را در آن نقاط برآورد کند، ضروری است. در این مقاله جهت استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه و نیز آموزش به روش پس‌انتشار خطا از یک لایهٔ ورودی، یک لایهٔ پنهان با تابع فعال‌سازی سیگموئیدی و یک لایهٔ خروجی با تابع فعال‌سازی خطی استفاده شده است. نکتهٔ اساسی در اینجا تعداد نورون‌های لایهٔ پنهان است. تعداد نورون‌های پنهان در شبکه‌های عصبی چندلایه تأثیر بسزایی بر نتایج آن خواهد داشت. معمولاً تعداد این نورون‌ها بر اساس سعی و خطا به دست می‌آید؛ البته باید به این مورد نیز توجه داشت که تعداد بسیار زیاد نورون‌های پنهان در لایهٔ مخفی به مسئلهٔ فیت بیش از حد می‌انجامد و همچنین تعداد کم نورون‌های پنهان نیز، الگوریتم پس‌انتشار خطا را در آموزش شبکه دچار مشکل خواهد کرد. معمولاً در شبکه‌های عصبی برای به‌دست‌آوردن اپتیمم ساختار شبکه، داده‌های ورودی به سه دستهٔ مجزا تقسیم می‌شوند: مجموعهٔ آموزش، مجموعهٔ تست و مجموعهٔ ارزیابی. در هر سه دسته جهت ارزیابی خطا از مفهوم خطای مربعی میانگین به‌صورت زیر استفاده می‌شود:

$$MSE = \frac{1}{N}\sum\left(v_i^{Actual} - v_i^{Predict}\right)^2 \qquad (۹)$$

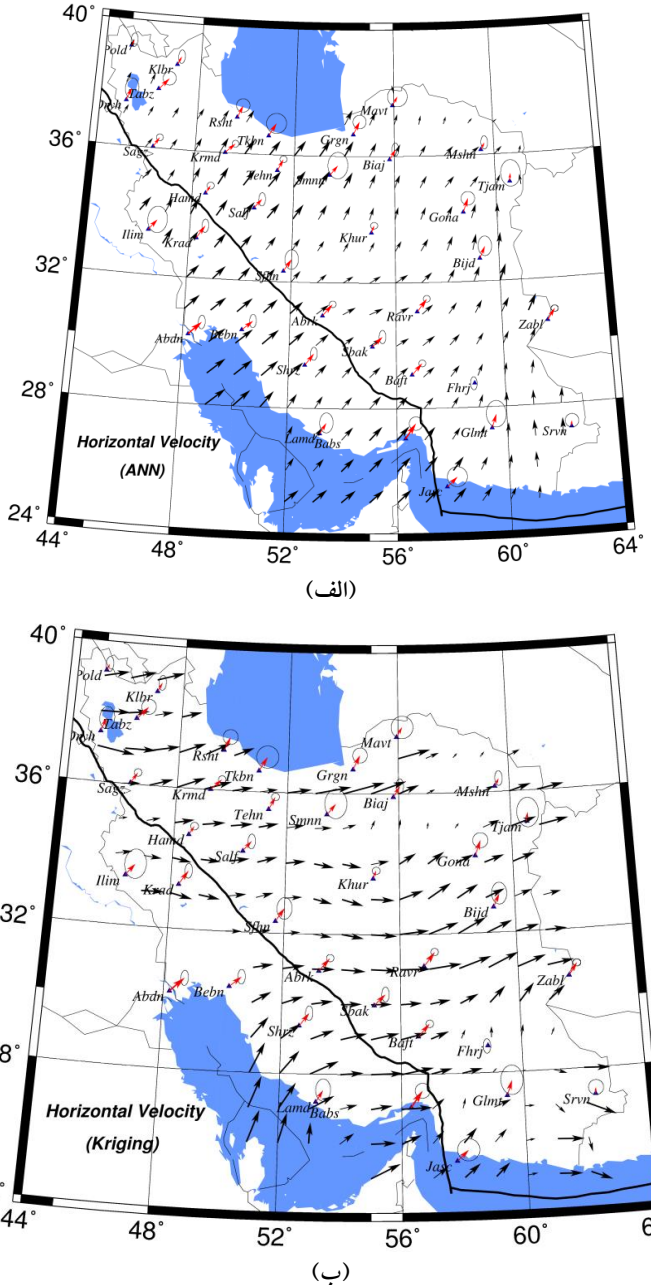


شکل ۳. بردارهای سرعت پوسته در منطقهٔ ایران نسبت به صفحهٔ اوراسیا به‌همراه بیضی خطای ۹۵ درصد به‌دست‌آمده از پردازش‌های GPS

www.SID.ir

Archive of SID

در رابطهٔ (۹)، v_i^{Actual}، نشان‌دهندهٔ مقادیر سرعت به‌دست‌آمده از GPS و $v_i^{Predict}$، بیانگر خروجی‌های سرعت تعیین‌شده از شبکهٔ عصبی است. با توجه به آنالیزهای انجام‌گرفته در این تحقیق، شبکهٔ عصبی سه‌لایه با تعداد ۲۵ نورون در لایهٔ مخفی جهت مدل‌سازی مؤلفه‌های شمالی و شرقی میدان سرعت زمین در منطقهٔ ایران مناسب تشخیص داده شده است. باید به این نکته اشاره کرد که در هر دو روش، ورودی مسئله مختصات ژئودتیکی نقاط و خروجی بردار سرعت در نقطهٔ مورد نظر است. شکل ۴ میدان سرعت به‌دست‌آمده از دو روش را برای منطقهٔ ایران نشان می‌دهد. در هر دو روش برای مقایسهٔ بهتر نتایج، میدان سرعت محاسبه‌شده از پردازش‌های GPS به‌همراه بیضی خطای ۹۵ درصد ترسیم شده است.



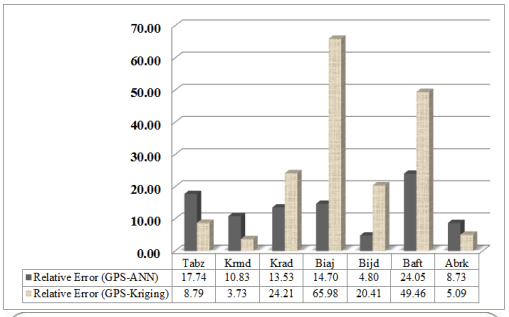
(الف)

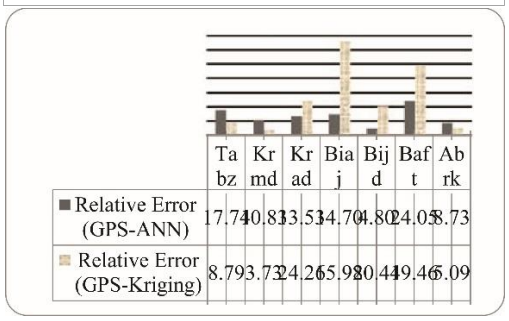
(ب)

شکل ۴. بردارهای سرعت برآوردشدهٔ پوسته (میلیمتر بر سال) در منطقهٔ ایران نسبت به صفحهٔ اوراسیا (بردارهای مشکی) به‌دست‌آمده از دو روش پیشنهادی و بردارهای سرعت به‌دست‌آمده از پردازش‌های GPS به همراه بیضی خطای ۹۵ درصد (بردارهای قرمز)، (الف) روش شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه و (ب) انترپولاسیون کریژینگ فراگیر

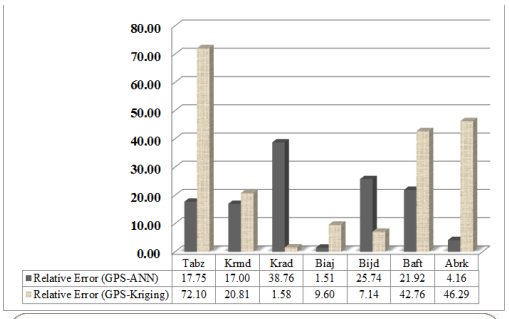
www.SID.ir

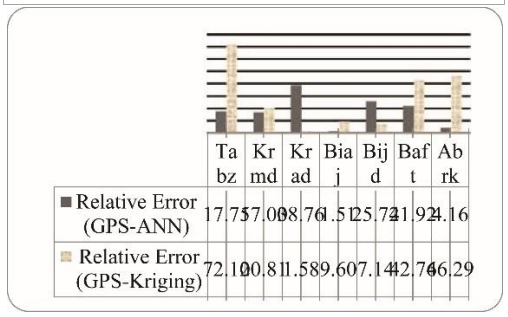
Archive of SID





(الف)





(ب)

شکل ۵. مقایسهٔ مقادیر خطای نسبی به‌دست‌آمده از دو روش شبکهٔ عصبی مصنوعی و انترپولاسیون کریژینگ فراگیر برای هفت ایستگاه تست، **(الف)** در مؤلفهٔ شمالی (V_N) میدان سرعت و (ب) در مؤلفهٔ شرقی (V_E) میدان سرعت

با توجه به شکل‌های بالا می‌توان به این نتیجه رسید که نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد سرعت نقاط ژئودتیکی، هم در راستا و هم در مقدار کمی، توافق شایان‌توجهی با نتایج پردازش‌های GPS دارد. برای ارزیابی کارایی هریک از روش‌ها، مقادیر میدان سرعت برای مؤلفه‌های شمالی و شرقی، محاسبه و با مقادیر به‌دست‌آمده از پردازش‌های GPS در هفت ایستگاه تست مقایسه شده است. نتایج این ارزیابی در شکل ۵ آمده است.

با توجه به نتایج شکل ۵ می‌توان به این نکته پی برد که مینیمم خطای نسبی به‌دست‌آمده از شبکهٔ عصبی مصنوعی، ۱/۵۱ درصد برای مؤلفهٔ شمالی و ۴/۸۰ درصد برای مؤلفهٔ شرقی و ماکزیمم مقدار خطای نسبی، ۳۸/۷۶ درصد برای مؤلفهٔ شمالی و ۲۴/۰۵ درصد برای مؤلفهٔ شرقی میدان سرعت است. در روش انترپولاسیون کریژینگ فراگیر مقادیر مینیمم خطای نسبی ۱/۵۸ و ۳/۷۳ درصد و ماکزیمم خطا ۷۲/۱۰ و ۶۵/۹۸ درصد، به‌ترتیب برای مؤلفه‌های شمالی و شرقی میدان سرعت تعیین شده است. نتایج مقایسهٔ بین دو روش بیانگر این موضوع است که روش شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه در مقایسه با روش انترپولاسیون کریژینگ فراگیر از دقت بیشتری برخوردار است. در روش انترپولاسیون کریژینگ فراگیر تعداد نقاط استفاده‌شده و نیز چگونگی پراکندگی نقاط در تعیین ضرایب، اهمیت فوق‌العاده‌ای دارد. با توجه به منطقهٔ مورد مطالعه در این مقاله، به نظر می‌رسد که علت اصلی در تولید خطاهای نسبی بزرگ در مدل کریژینگ، تعداد و پراکندگی نامناسب ایستگاه‌ها در شبکه باشد.

۵. نتیجه‌گیری

یکی از اهداف علم ژئودزی، محاسبه و تعیین میدان سرعت پوستهٔ زمین مخصوصاً در اطراف گسل‌های فعال است. با دانستن مقدار و جهت میدان سرعت می‌توان ارزیابی اولیه‌ای از چگونگی فعالیت گسل‌ها به دست آورد. استفاده از داده‌های شبکه‌های ژئودزی ماهواره‌ای راه‌حلی کلی در تعیین میدان سرعت نقاط ژئودتیکی است. مشکل اساسی در استفاده از داده‌های شبکه‌های ژئودزی ماهواره‌ای در توزیع گاه نامناسب و تعداد کم ایستگاه‌هاست. این موضوع مخصوصاً در اطراف

www.SID.ir

Archive of SID

گسل‌های فعال، بیشتر نمود پیدا می‌کند. جهت رفع این مشکل، استفاده از روش‌های مناسب و دقیق انترپولاسیون که بتواند مقادیر میدان سرعت را در نقاط فاقد ایستگاه‌های شبکه ژئودزی ماهواره‌ای به‌درستی برآورد کند، امری ضروری و اجتناب‌ناپذیر است. بدین جهت در این مقاله کارایی و دقت برآورد میدان سرعت، توسط دو روش شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه و انترپولاسیون کریژینگ فراگیر، بررسی و ارزیابی شد. در هر دو روش جهت آموزش و تعیین ضرایب مدل‌ها، از میدان سرعت به‌دست‌آمده از پردازش‌های GPS در ۳۹ ایستگاه از شبکهٔ ژئودینامیک کشور ایران استفاده شد. از ۳۹ ایستگاه استفاده‌شده، هفت ایستگاه جهت تست نتایج هر دو روش به‌کار گرفته شد. میدان‌های سرعت این هفت ایستگاه در محاسبات مربوط به آموزش و تعیین ضرایب استفاده نشده است.

در مدل شبکه‌های عصبی جهت برآورد میدان سرعت نقاط ژئودتیکی از یک ساختار سه‌لایه با ۲۵ نورون در لایهٔ مخفی استفاده شد. تعداد نورون‌های لایهٔ مخفی براساس سعی و خطا و براساس مینیمم خطای نسبی تولیدشده در نقاط تست تعیین شد. با این ساختار، میانگین خطای نسبی تولیدشده در نقاط تست ۱۳/۴۸+ درصد برای مؤلفهٔ شمالی و ۱۸/۱۲+ درصد برای مؤلفهٔ شرقی میدان سرعت به دست آمد. در روش انترپولاسیون کریژینگ فراگیر جهت تعیین ضرایب از روش کمترین مربعات معمولی استفاده شد. در این روش میانگین خطای نسبی تولیدشده در نقاط تست ۲۵/۳۸+ درصد برای مؤلفهٔ شمالی و ۲۸/۶۱+ درصد برای مؤلفهٔ شرقی میدان سرعت به دست آمد. مقایسهٔ نتایج هر دو روش حاکی از برتری نسبی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد میدان سرعت در منطقهٔ ایران بوده است؛ البته شایان ذکر است که در روش انترپولاسیون کریژینگ فراگیر، تعداد و پراکندگی نقاط می‌تواند در نتایج تأثیر بسزایی داشته باشد.

به عنوان پیشنهاد برای کارهای آینده، می‌توان از توزیع ایستگاهی مناسب با تعداد زیاد برای بررسی کارایی این سه روش به‌خصوص در نزدیکی گسل‌های فعال استفاده کرد. انترپولاسیون کریژینگ دارای روش‌های متفاوت و مختلفی با الگوریتم‌های انعطاف‌پذیرتر برای کاربرد در شاخه‌های علوم زمین است. می‌توان از این روش‌ها جهت برآورد میدان سرعت در منطقهٔ ایران استفاده کرد. می‌توان از شبکه‌های عصبی چندلایه با دو یا چندلایهٔ مخفی جهت برآورد میدان سرعت کمک گرفت و نتایج را مقایسه کرد. همچنین می‌توان میدان سرعت پوسته را با استفاده از سایر روش‌های تحلیلی همانند مدل تحلیلی اکادا به دست آورده و با نتایج هرکدام از این روش‌ها مقایسه کرد.

مراجع

معماریان، ا. و جمور، ی.، ۱۳۹۲، بررسی کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین سرعت نقاط ژئودتیک، پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد، زمستان ۱۳۹۲.

انصاری، ح. و داوری، ک.، ۱۳۸۶، پهنه‌بندی دورهٔ خشک با استفاده از شاخص بارندگی استانداردشده در محیط GIS مطالعهٔ موردی: استان خراسان، پژوهش‌های جغرافیایی، ۶۰، تابستان ۱۳۸۶.

Bogusz, J., Klos, A., Grzempowski, P. and Kontny, B., 2013, Modelling the velocity field in a regular grid in the area of poland on the basis of the velocities of European permanent stations, Pure and Applied Geophysics, doi: 10.1007/s00024-013-0645-2.

Chen, R., 1991, On the horizontal crustal deformations in Finland, Helsinki, Finish Geodetic Institute.

Coukuyt, I., Dhaene, T. and Demeester, P, 2013, ooDace toolbox: a matlab Kriging toolbox, getting started.

Gullu, M., Yilmaz, I., Yilmaz, M. and Turgut, B., 2011, An alternative method for estimating densification point velocity based on back propagation artificial neural networks, Studia Geophysica et Geodaetica, 55(1), 73-86.

Ghaffari Razin, M. R. and Mohammadzadeh, A., 2015, 3-D crustal deformation analysis using isoparametric method and multi-layer artificial neural networks (Case Study: Iran), Engineering Journal of Geospatial Information Technolog, 2015; 2 (4) :1-15.

Ghaffari Razin M. R. Voosoghi, B. Mohammadzadeh, A., 2015, Efficiency of artificial neural networks in map of total electron content over Iran. Acta Geod Geophys, DOI 10.1007/s40328-015-0143-3.

Ghaffari Razin M. R. and Voosoghi, B., 2016, Modeling of ionosphere time series using wavelet neural networks (case study: N-W of Iran),

www.SID.ir

Archive of SID

Advances in Space Research. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.asr. 2016.04.006.

Haykin, S., 1994, Neural networks, a comprehensive foundation, Macmillan College Publishing Company, New York.

Mars, P., Chen, J. R. and Nambiar, R., 1996, Learning algorithms: theory and applications in signal processing, Control and Communications, CRC Press, Boca Raton, Florida.

Mashhadi Hossainali, M., 2006, A comprehensive approach to the analysis of the 3Dkinematics of deformation, Ph.D. thesis, Geodesy, Darmstadt, University of Darmstadt.

Matheron, G., 1971, The theory of regionalized variables, and its applications, Centre de Geostatistique, Fontainebleau, Paris.

Moghtased-Azar, K. and Zaletnyik, P., 2009, Crustal velocity field modeling with neural network and polynomials, in: Sideris, M.G., (Ed.), Observing our changing Earth, International Association of Geodesy Symposia, 133, 809-816.

Norgaard, M., 1997, Neural network based system identification toolbox, Technical Report, 97-E-51, Department of Automation, Technical University of Denmark, Copenhagen, Denmark, 37p.

Segal, P. and Matthews, M. V., 1988, Displacement calculations from geodetic data and the testing of geophysical deformation models, Joural of Geophys. Research, 93, 14 954-14 966.

Simpson, P. K., 1990, Artificial neural systems: foundations, paradigms, applications, and implementations, Pergamon Press, New York.

Stanley, J., 1990, Introduction to neural networks, 3rd edition, Sierra Madre, California Scientific Software.

VanGorp, S., Masson, F. and Chéry, J., 2006, The use of Kriging to interpolate GPS velocity field and its application to the Arabia-Eurasia collision zone, Geophysical Research Abstracts, 8, 02120.

Voosoghi, B., 2000, Intrinsic deformation analysis of the earth surface based on 3-D displacement fields derived from space geodetic measurements, PhD Thesis, Department of Geodesy and Geoinformatics, Stuttgart University

Yilmaz, M., 2013, Artificial neural networks pruning approach for geodetic velocity field determination, BCG - Boletim de Ciências Geodésicas,

www.SID.ir