

## برآورد میدان سرعت پوسته زمین با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و درون‌یابی کریژینگ فراگیر (منطقه مورد مطالعه: شبکه ژئودینامیک کشور ایران)

میررضا غفاری رزین<sup>۱\*</sup> و بهزاد وثوقی<sup>۲</sup>

۱. دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

۲. دانشیار، دانشکده 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 شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و درون‌یابی کریژینگ فراگیر جهت برآورد مکانی تغییرات سرعت پوسته 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 صفحه اوراسیا معلوم بوده، استفاده شده است. میانگین خطای نسبی به‌دست‌آمده از این مقایسه،  $13/48\%$  درصد برای شبکه عصبی و  $25/38\%$  درصد برای روش کریژینگ فراگیر در مؤلفه شمالی (VN) از هفت ایستگاه تست است. برای مؤلفه شرقی (VE) میدان سرعت، میانگین خطای نسبی،  $18/12\%$  درصد برای شبکه عصبی و  $28/61\%$  درصد برای روش کریژینگ فراگیر از ایستگاه‌های تست به‌دست آمده است. همچنین جذر خطای مربعی میانگین (RMSE) در روش شبکه عصبی مصنوعی برای مؤلفه شمالی  $1\pm$  میلی‌متر به سال و برای مؤلفه شرقی  $1/5\pm$  میلی‌متر به سال به‌دست آمده است. برای روش کریژینگ فراگیر در مؤلفه شمالی  $2/8\pm$  میلی‌متر به سال و برای مؤلفه شرقی  $3/1\pm$  میلی‌متر به سال محاسبه شده است. نتایج نشان‌دهنده قابلیت و کارایی بسیار روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد مکانی میدان سرعت پوسته زمین در این منطقه است. در مورد روش کریژینگ نتایج بیانگر این موضوع است که پراکندگی و تعداد نقاط مورد نیاز در مرحله آموزش و تعیین ضرایب، در نتایج به‌دست‌آمده بسیار دخیل‌اند.

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

### ۱. مقدمه

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 در دسترس بودن اطلاعات مربوط به میدان سرعت ایستگاه‌های GPS در یک شبکه ژئودزی می‌توان کینماتیک و دینامیک پوسته زمین در آن منطقه را مدل‌سازی کرد (یلماز، ۲۰۱۳). در سالیان اخیر تلاش‌های گسترده‌ای برای تعیین میدان سرعت پوسته زمین با استفاده از ایستگاه‌های مبنای شبکه‌های ژئودزی انجام

امروزه گسترش شبکه‌های ژئودزی و ایجاد نقاط مبنا با تراکم مناسب جهت کاربردهای ژئودتیکی، بررسی حرکت پوسته زمین، بررسی چگونگی فعالیت گسل‌ها و ... از مهم‌ترین وظایف ژئودزین‌هاست. با به‌وجود آمدن سیستم‌های تعیین موقعیت ماهواره‌ای ایجاد نقاط مبنا در شبکه‌های ژئودزی از سرعت زیادی برخوردار شده است. نکته اساسی در ایجاد نقاط مبنا، برآورد و به‌دست آوردن 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 زالتیک، 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 ترازا و دیگران از

گرفته است. چن میدان جابه‌جایی سه‌بعدی را با استفاده از داده‌های شبکه 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 پوسته زمین به‌صورت سه‌بعدی استفاده کرد (وثوقی، ۲۰۰۰). مشهدی حسینعلی جهت محاسبه میدان جابه‌جایی از روش‌های ایزوپارامتریک و لاگرانژ سه‌بعدی استفاده کرد (مشهدی حسینعلی، ۲۰۰۶).

هدف این مقاله مقایسه نتایج حاصل از دو روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و کریژینگ فراگیر در برآورد مکانی میدان سرعت در منطقه ایران است. شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی جدید جهت یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به‌دست‌آمده در جهت پیش‌بینی 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 پوسته 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 پوسته زمین در منطقه شمال‌غرب ایران استفاده کردند (معماریان و جمور، ۲۰۱۴). غفاری رزین و محمدزاده (۲۰۱۵) از روش ایزوپارامتریک سه بعدی به همراه شبکه‌های 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 فاصله 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 پوسته زمین در نقاط مختلف ژئودتیکی استفاده کرد. ون‌گورپ و همکاران از روش کریژینگ برای برآورد میدان سرعت در کشور ترکیه استفاده کردند (ون‌گورپ و همکاران، ۲۰۰۶). بگسز و همکاران در سال ۲۰۱۳ از انترپولاسیون کریژینگ تعمیم‌یافته برای برآورد میدان سرعت پوسته در منطقه اروپا استفاده کردند (بگسز و همکاران، ۲۰۱۳). در ایران در زمینه کارایی و قابلیت استفاده از روش انترپولاسیون کریژینگ، برای برآورد میدان سرعت نقاط ژئودتیکی کاری صورت نگرفته است.

ادامه این مقاله از بخش‌های زیر تشکیل شده است: در بخش دوم با نگاهی اجمالی به شبکه‌های عصبی مصنوعی، درباره قابلیت و کارایی این شبکه‌ها بحث می‌شود. همچنین درباره شبکه‌های عصبی چندلایه پرسپترون و نحوه استفاده از آن در این مقاله به‌صورت کامل صحبت خواهد شد. در ادامه این بخش الگوریتم پس‌انتشار خطا در شبکه‌های عصبی مصنوعی و نحوه کارکرد آن بررسی خواهد شد. در بخش سوم درباره روش انترپولاسیون کریژینگ فراگیر و نیز نحوه استفاده از آن در تخمین میدان سرعت پوسته 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 درباره مزایا و معایب این نوع از مدل‌سازی‌ها صحبت خواهد شد.

## ۲. شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی تقریباً جدید برای تقریب توابع و پیش‌بینی حالت آینده سیستم‌های مختلف هستند. این شبکه‌ها برای حالتی که بین ورودی و خروجی سیستم روابط غیرخطی برقرار است، به خوبی 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 شبکه 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 شبکه عصبی متناسب با مسئله مورد نظر و با روش سعی و خطا به دست می‌آید. یک شبکه عصبی شامل اجزای سازنده لایه‌ها و وزن‌هاست. رفتار شبکه نیز وابسته به ارتباط بین اعضاست. در حالت کلی در شبکه‌های عصبی سه نوع لایه نورونی وجود دارد:

لایه ورودی: اطلاعات خامی که به شبکه تغذیه شده است را دریافت می‌کند؛ لایه پنهان: عملکرد این لایه‌ها به وسیله 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؛ لایه خروجی: عملکرد واحد خروجی بسته به فعالیت واحد پنهان و وزن ارتباطی بین واحد پنهان و خروجی است. شکل ۱ ساختار یک شبکه عصبی با لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی را نشان می‌دهد.

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

در اواخر دهه 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). قاعده 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، نتیجه حاصل با هدف متناظر مقایسه می‌گردد و سپس قاعده یادگیری برای تنظیم وزن‌ها و بایاس‌های شبکه در جهت نزدیک کردن آن‌ها به بردار هدف به کار گرفته می‌شوند (سیمپسون، ۱۹۹۰). شبکه‌های عصبی چندلایه پرسپترون با توابع فعال‌سازی مختلف قادر به تقریب توابع با هر درجه تقریب خواهند بود. در این مقاله برای مدل‌سازی میدان سرعت از یک شبکه عصبی پرسپترون سه‌لایه استفاده می‌شود. حسن این کار در تسریع عملیات برآورد پارامترها و نوع یادگیری و آموزش شبکه است. شبکه عصبی پرسپترون سه‌لایه استفاده شده، دارای یک لایه ورودی با  $N$  مشاهده ورودی، چندین لایه پنهان و یک لایه خروجی با  $n$  پارامتر است. مدل استفاده شده برای محاسبه پارامترهای لایه خروجی به صورت رابطه (۱) است (نورگارد، ۱۹۹۷):

$$O_i = \text{sgm} \left( \sum_m \text{sgm} \left( \sum_l \mathbf{x}_l \mathbf{w}_{lm}^h \right) \mathbf{w}_{mi}^o \right) \quad (1)$$

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

$$\text{sgm}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

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

تصادفی هستند و از تابع هندسی مشخصی تبعیت نمی‌کنند. به دلیل ویژگی خاصی که این روش دارد، در مباحث انترپولاسیون مربوط به علوم زمین به صورت گسترده استفاده می‌شود. این روش در دهه شصت میلادی توسط مهندس فرانسوی جرج ماترون استفاده شد؛ البته قبل از وی (دهه پنجاه میلادی) دین کریژ (ماترون و همکاران، ۱۹۷۱). انترپولاسیون کریژینگ از دو مرحله تشکیل شده است: مرحله اول ساختن تابع رگرسیون با استفاده از داده‌های ورودی ( $f(x)$ ) و مرحله دوم پردازش‌های آماری جهت تعیین بایاس‌ها ( $Z(x)$ ). این دو مرحله با رابطه (۳) نمایش داده می‌شوند:

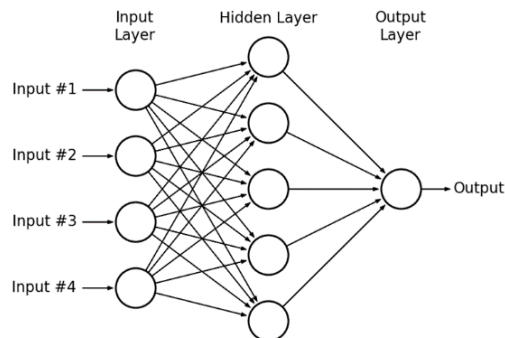
$$Y(x) = f(x) + Z(x) \quad (۳)$$

در رابطه (۳)،  $f(x)$ ، تابع رگرسیون و  $Z(x)$ ، پردازش‌های آماری با در نظر گرفتن میانگین صفر و واریانس  $\sigma^2$  و نیز ماتریس همبستگی  $\Psi$  هستند. بسته به نوع تابع رگرسیون انتخاب شده، 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 به صورت یک چندجمله‌ای چندمتغیره تعریف شود، آن را کریژینگ فراگیر می‌نامند. در این حالت می‌توان نوشت (کویکیوت و همکاران، ۲۰۱۳):

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

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

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



شکل ۱. شبکه عصبی سه‌لایه با اتصالات کامل

این الگوریتم که در سال ۱۹۸۶ توسط روملهارت و مک‌کلیلاند پیشنهاد شد، در شبکه‌های عصبی پیش‌سو استفاده می‌شود. پیش‌سوی بودن به این معناست که نورون‌های مصنوعی در لایه‌های متوالی قرار گرفته‌اند و خروجی خود را رو به جلو می‌فرستند. واژه 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 از پیش دانسته 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 به طور 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 به صورت جمع وزن‌دار ورودی‌های مربوط به آن عصب در نظر 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 استفاده شده در آن

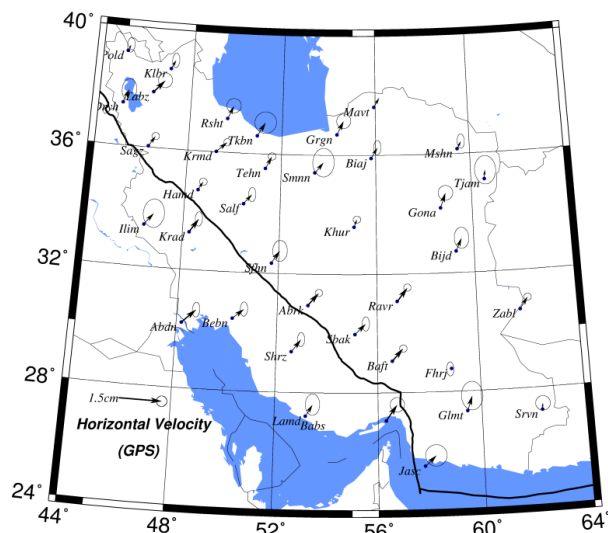


صورت نبود ایستگاهی از شبکه ژئودینامیک در یک منطقه خاص مثلاً در نزدیکی یک گسل فعال، استفاده از روش‌هایی که بتواند میدان سرعت را در آن نقاط برآورد کند، ضروری است. در این مقاله جهت استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه و نیز آموزش به روش پس‌انتشار خطا از یک لایه ورودی، یک لایه پنهان با تابع فعال‌سازی سیگموئیدی و یک لایه خروجی با تابع فعال‌سازی خطی استفاده شده است. نکته اساسی در اینجا تعداد نورون‌های لایه 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 لایه مخفی به مسئله 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 به‌دست آوردن اپتیمم ساختار شبکه، داده‌های ورودی به سه دسته مجزا تقسیم می‌شوند: مجموعه آموزش، مجموعه تست و مجموعه ارزیابی. در هر سه دسته جهت ارزیابی خطا از مفهوم خطای مربعی میانگین به صورت زیر استفاده می‌شود:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum (v_i^{Actual} - v_i^{Predict})^2 \quad (9)$$

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 پوسته زمین به خصوص 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 ارائه بردارهای سرعت مربوط به ایستگاه‌های شبکه ژئودینامیک است. برای تولید سرعت نقاط ژئودتیکی در هر نقطه دلخواه دیگر، به دلیل 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، به کارگیری روش‌های تخمین می‌تواند جایگزین مناسبی قلمداد شود. شکل ۳ بردارهای سرعت پوسته در منطقه ایران را نسبت به صفحه اوراسیا به همراه بیضی خطای ۹۵ درصد نشان می‌دهد.

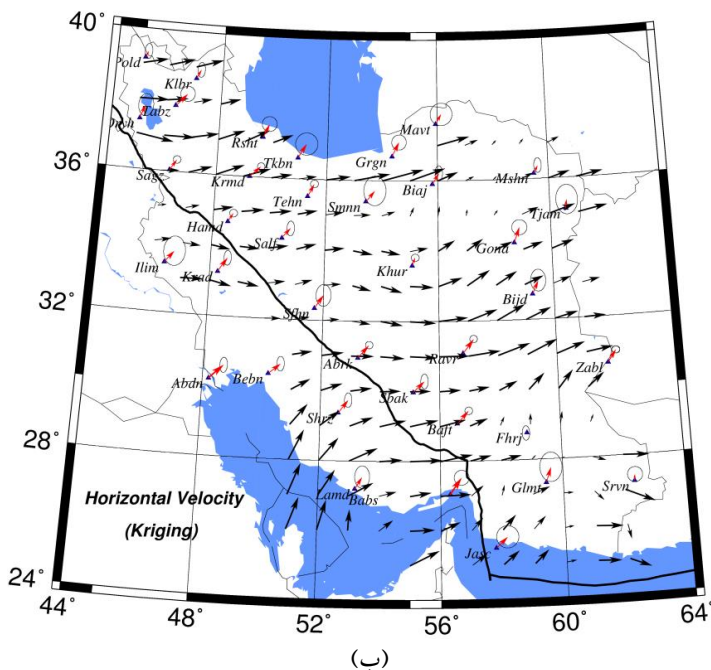
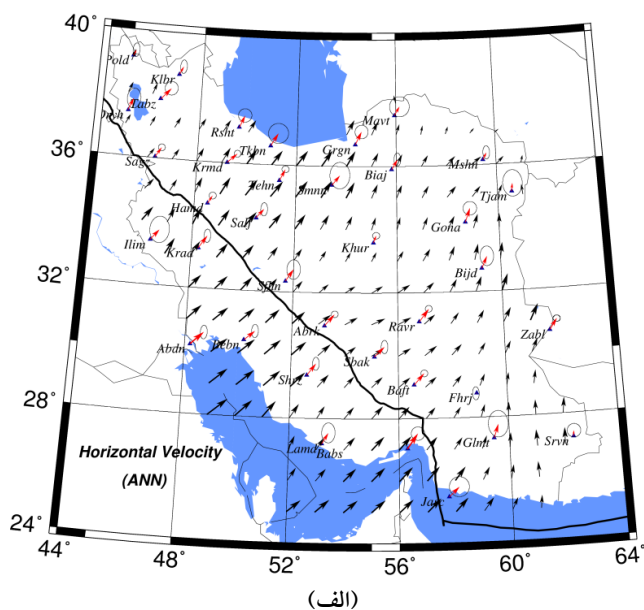
با توجه به این شکل می‌توان دریافت که بردارهای سرعت ارائه‌شده به محل ایستگاه‌های شبکه ژئودینامیک مربوط است. توجه به این نکته ضروری است که در



شکل ۳. بردارهای سرعت پوسته در منطقه ایران نسبت به صفحه اوراسیا به همراه بیضی خطای ۹۵ درصد به‌دست‌آمده از پردازش‌های GPS

اشاره کرد که در هر دو روش، ورودی مسئله مختصات ژئودتیکی نقاط و خروجی بردار سرعت در نقطه مورد نظر است. شکل ۴ میدان سرعت به دست آمده از دو روش را برای منطقه ایران نشان می دهد. در هر دو روش برای مقایسه بهتر نتایج، میدان سرعت محاسبه شده از پردازش های GPS به همراه بیضی خطای ۹۵ درصد ترسیم شده است.

در رابطه (۹)،  $v_i^{Actual}$  نشان دهنده مقادیر سرعت به دست آمده از GPS و  $v_i^{Predict}$  بیانگر خروجی های سرعت تعیین شده از شبکه عصبی است. با توجه به آنالیزهای انجام گرفته در این تحقیق، شبکه عصبی سه لایه با تعداد ۲۵ نورون در لایه مخفی جهت مدل سازی مؤلفه های شمالی و شرقی میدان سرعت زمین در منطقه ایران مناسب تشخیص داده شده است. باید به این نکته



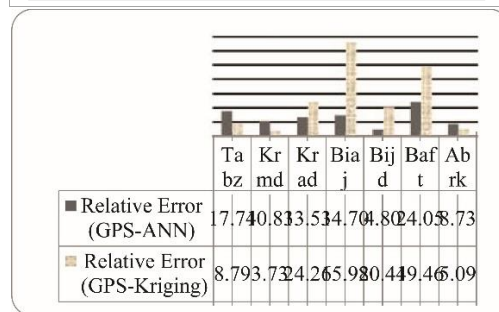
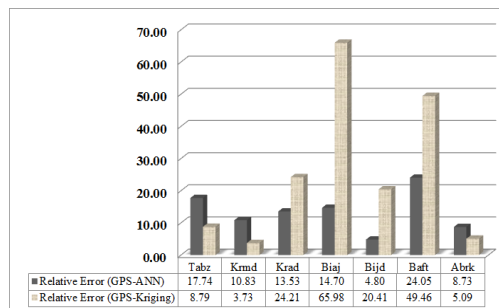
شکل ۴. بردارهای سرعت برآورد شده پوسته (میلیمتر بر سال) در منطقه ایران نسبت به صفحه اوراسیا (بردارهای مشکی) به دست آمده از دو روش پیشنهادی و بردارهای سرعت به دست آمده از پردازش های GPS به همراه بیضی خطای ۹۵ درصد (بردارهای قرمز)، (الف) روش شبکه های عصبی مصنوعی چندلایه و (ب) انترپولاسیون کریژینگ فراگیر

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.

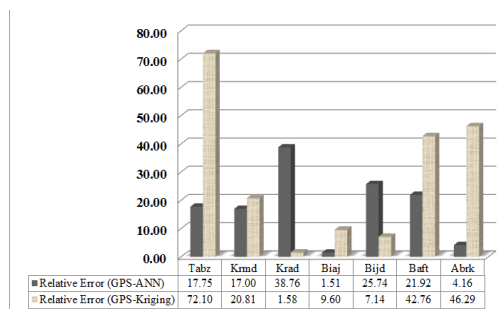
با توجه به نتایج شکل ۵ می‌توان به این نکته پی برد که مینیمم خطای نسبی به‌دست‌آمده از شبکه عصبی مصنوعی، ۱/۵۱ درصد برای مؤلفه شمالی و ۴/۸۰ درصد برای مؤلفه شرقی و ماکزیمم مقدار خطای نسبی، ۳۸/۷۶ درصد برای مؤلفه شمالی و ۲۴/۰۵ درصد برای مؤلفه شرقی میدان سرعت است. در روش انترپولاسیون کریژینگ فراگیر مقادیر مینیمم خطای نسبی ۱/۵۸ و ۳/۷۳ درصد و ماکزیمم خطا ۷۲/۱۰ و ۶۵/۹۸ درصد، به ترتیب برای مؤلفه‌های شمالی و شرقی میدان سرعت تعیین شده است. نتایج مقایسه 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 منطقه 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 پوسته 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



(الف)



(ب)

شکل ۵. مقایسه مقادیر خطای نسبی به‌دست‌آمده از دو روش شبکه عصبی مصنوعی و انترپولاسیون کریژینگ فراگیر برای هفت ایستگاه تست، (الف) در مؤلفه شمالی (VN) میدان سرعت و (ب) در مؤلفه شرقی (VE) 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 شایان توجهی با نتایج پردازش‌های GPS دارد. برای ارزیابی کارایی هریک از روش‌ها، مقادیر



مؤلفه شرقی میدان سرعت به دست آمد. مقایسه نتایج هر دو روش حاکی از برتری نسبی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد میدان سرعت در منطقه 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 به خصوص 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 منطقه ایران استفاده کرد. می‌توان از شبکه‌های عصبی چندلایه با دو یا چندلایه 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 هر کدام از این روش‌ها مقایسه کرد.

#### مراجع

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

انصاری، ح. و داوری، ک.، ۱۳۸۶، پهنه‌بندی دوره خشک با استفاده از شاخص بارندگی استاندارد شده در محیط GIS مطالعه موردی: استان خراسان، پژوهش‌های جغرافیایی، ۶۰، تابستان ۱۳۸۶.

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 به درستی 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 به دست آمده از پردازش‌های GPS در ۳۹ ایستگاه از شبکه ژئودینامیک کشور ایران استفاده شد. از ۳۹ ایستگاه استفاده شده، هفت ایستگاه جهت تست نتایج هر دو روش به کار 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 ژئودتیک از یک ساختار سه‌لایه با ۲۵ نورون در لایه مخفی استفاده شد. تعداد نورون‌های لایه مخفی براساس سعی و خطا و براساس مینیمم خطای نسبی تولید شده در نقاط تست تعیین شد. با این ساختار، میانگین خطای نسبی تولید شده در نقاط تست  $13/48+$  درصد برای مؤلفه شمالی و  $18/12+$  درصد برای مؤلفه 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 تولید شده در نقاط تست  $25/38+$  درصد برای مؤلفه شمالی و  $28/61+$  درصد برای

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 Technology*, 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),

- 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 3D kinematics 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, Journal 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,