

استفاده از سیستم استنتاج فازی (FIS) برای مدل‌سازی میدان جابه‌جایی پوسته زمین

میررضا غفاری رزین^{۱*} و مهدی محسنی^۲

۱. استادیار، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک، اراک ایران

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر، اهر، ایران

(دریافت: ۹۸/۵/۱۴، پذیرش نهایی: ۹۸/۱۱/۱)

چکیده

در این مقاله از سیستم استنتاج فازی (FIS) جهت مدل‌سازی میدان جابه‌جایی سطحی پوسته زمین در منطقه ایران استفاده شده است. سیستم استنتاج فازی سیستمی است که از پایگاه قواعد اگر-آنگاه فازی برای شناخت ویژگی‌های پدیده مورد نظر استفاده می‌کند. با توجه به اینکه این سیستم قابلیت مدل‌سازی پدیده‌های غیرخطی را داراست، در نتیجه در این مقاله از این روش جهت مدل‌سازی تغییرات سطحی پوسته زمین در فلات ایران استفاده شده است. همچنین برای ارزیابی بهتر و دقیق‌تر، نتایج حاصل از سیستم استنتاج فازی با نتایج مشاهدات میدان سرعت حاصل از ایستگاه‌های GPS و همچنین نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی (ANNs) مورد مقایسه قرار گرفته است. برای انجام این کار پنج ایستگاه آزمون در نظر گرفته شده و مشاهدات مربوط به این پنج ایستگاه در آموزش‌های شبکه فازی و شبکه عصبی مورد استفاده قرار نگرفته است. براساس آنالیزهای انجام گرفته، بیشینه مقدار خطای نسبی محاسبه شده در پنج ایستگاه آزمون برای شبکه فازی و شبکه عصبی در مؤلفه شرقی (V_e) به ترتیب برابر با ۲۰/۰۲ درصد و ۲۹/۷۴ درصد محاسبه شده است. همچنین برای مؤلفه شمالی (V_n) میدان سرعت، بیشینه مقدار خطا برای هر دو روش به ترتیب برابر با ۱۸/۸۰ درصد و ۲۷/۰۵ درصد تعیین شده است. نتایج بیانگر این موضوع است که شبکه فازی از دقت و صحت بیشتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی میدان سرعت برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: منطق فازی، شبکه عصبی، میدان جابه‌جایی، GPS، ایران.

۱. مقدمه

مشاهدات شبکه‌های ژئودزی کلاسیک در کشور ژاپن در مطالعات زلزله استفاده کردند (تردا و می‌یابه، ۱۹۲۹). 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 (کردی، ۱۳۸۷؛ آزموده اردلان و روفیان نائینی، ۱۳۸۶).

با توسعه شبکه‌های تعیین موقعیت ماهواره‌ای (GNSS) به صورت محلی و منطقه‌ای، ایده استفاده از مشاهدات این شبکه‌ها برای بررسی تغییرات سطح پوسته زمین گسترش پیدا کرد. در این راستا تحقیقات بسیار وسیع و گسترده‌ای برای مطالعه چگونگی ساز و کارهای ژئودینامیکی پوسته در منطقه ایران و کل جهان صورت گرفت است (روفیان نائینی و ملکشاهیان، ۱۳۹۶؛ جمور و همکاران، ۲۰۰۷؛ ظریفی و همکاران، ۲۰۱۳). تعیین دقیق میدان سرعت و

امروزه گسترش شبکه‌های ژئودزی و ایجاد نقاط مینا با تراکم مناسب برای کاربردهای ژئودتیکی، بررسی حرکت پوسته زمین، بررسی چگونگی فعالیت گسل‌ها و ... یکی از مهم‌ترین وظایف ژئودزین‌ها است (جمور و همکاران، ۲۰۱۱؛ آزموده اردلان و همکاران، ۱۳۹۰؛ آزموده اردلان و روفیان نائینی، ۱۳۸۸؛ ملکشاهیان و روفیان نائینی، ۲۰۱۸). با به‌وجود آمدن سیستم‌های تعیین موقعیت ماهواره‌ای ایجاد نقاط مینا در شبکه‌های ژئودزی از سرعت بالایی برخوردار شده است. نکته اساسی در ایجاد نقاط مینا، برآورد و به‌دست آوردن میدان سرعت و جابه‌جایی این نقاط در یک چهارچوب مرجع می‌باشد (مقتصدآذر و گرافارند، ۲۰۰۹؛ غفاری رزین و وثوقی، ۱۳۹۳). 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 ۱۹۲۹ برای اولین بار ترادا و می‌یابه از

استفاده کردند (معماریان و جمور، ۱۳۹۲). غفاری رزین و وثوقی در سال ۱۳۹۵ نتایج دو روش درون‌یابی کریجینگ فراگیر و مدل شبکه عصبی مصنوعی سه لایه را در مدل‌سازی میدان سرعت پوسته زمین در منطقه ایران مورد بررسی و آنالیز قرار دادند (غفاری رزین و وثوقی، ۱۳۹۵). هدف اصلی و اساسی این مقاله استفاده از سیستم استنتاج فازی (FIS) جهت مدل‌سازی میدان جابه‌جایی پوسته زمین به صورت سطحی و دوبعدی در منطقه ایران است. مفهوم و مطالعه در مورد منطق فازی از سال ۱۹۲۰ آغاز شد ولی عبارت منطق فازی اولین بار توسط لطفی‌زاده (۲۰۱۷-۱۹۲۱) در سال ۱۹۶۵ در دانشگاه برکلی به کار رفت (زاده، ۱۹۹۶). ایشان با توجه به منطق به کار رفته در دستگاه‌های دیجیتال، متوجه شد که این دستگاه‌ها توانایی شبیه‌سازی تفکرات و ایده‌های ذهن انسان را دارا نیستند و نمی‌توانند مانند انسان فکر کنند زیرا منطق دیجیتال برای هر تصمیم فقط دو وضعیت درست و غلط را در نظر می‌گیرد، در حالی که تفکر انسانی درجاتی از درستی یا نادرستی را برای تصمیم محسوب می‌کند. می‌توان رویکرد منطق فازی را به شکلی تصور کرد که به جای در نظر گرفتن دو وضعیت مثلاً سیاه یا سفید، طیفی از رنگ خاکستری را جایگزین کرد که از یک طرف به رنگ سفید و از طرف دیگر به رنگ سیاه محدود می‌شود. در حوزه‌های مختلفی مانند هوش مصنوعی و نظریه کنترل از منطق فازی استفاده می‌شود. بنابراین با استفاده از منطق فازی در این زمینه‌ها، رایانه‌ها قادر هستند براساس داده‌های غیرقطعی و غیرصریح، محاسبات و تصمیم‌سازی کنند. در زمینه استفاده از منطق فازی جهت مدل‌سازی میدان جابه‌جایی سطحی پوسته زمین تحقیقات قابل توجهی صورت نگرفته است. اما در زمینه استفاده از این دانش در سایر شاخه‌های علم ژئوفیزیک همانند مدل‌سازی جو زمین پژوهش‌هایی در داخل و خارج کشور انجام گرفته است (آکیلماز و ارسلان، ۲۰۰۸؛ رتنام و همکاران، ۲۰۱۷؛ یاکوبو و همکاران، ۲۰۱۷؛ فیضی و همکاران، ۱۳۹۸). در این مقاله با استفاده از مشاهدات ایستگاه‌های GPS در

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 سال‌های اخیر تلاش‌های گسترده‌ای برای تعیین میدان سرعت پوسته زمین با استفاده از ایستگاه‌های مبنای شبکه‌های ژئودزی انجام 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 تانسوری برای به دست آوردن تانسور انحنای میدان جابه‌جایی پوسته زمین به صورت سه‌بعدی استفاده کرد (وثوقی، ۲۰۰۰؛ گرافارند و وثوقی، ۲۰۰۳). مشهدی حسینی برای محاسبه میدان جابه‌جایی از روش‌های ایزوپارامتریک و لاگراژ سه‌بعدی استفاده کرد (مشهدی حسینی، ۲۰۰۶). ون گورپ و همکاران (۲۰۰۶) از روش کریجینگ برای برآورد میدان سرعت در کشور ترکیه استفاده کردند (ون گورپ و همکاران، ۲۰۰۶). بگسز و همکاران (۲۰۱۳) از درون‌یابی کریجینگ تعمیم‌یافته برای برآورد میدان سرعت پوسته در منطقه اروپا استفاده کردند (بگسز و همکاران، ۲۰۱۳). مقتصدآذر و زالتنیک در سال ۲۰۰۹ قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی را در برآورد میدان سرعت ایستگاه‌های GPS مورد بررسی قرار دادند (مقتصدآذر و زالتنیک، ۲۰۰۹). گولو و همکاران در سال ۲۰۱۱ یک روش درون‌یابی را بر مبنای شبکه‌های عصبی مصنوعی برای برآورد میدان سرعت مورد ارزیابی قرار دادند (گولو و همکاران، ۲۰۱۱). در داخل کشور ایران توجه به کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان روشی سریع و دقیق و نیز به عنوان یک برآوردگر زمانی-مکانی به سال‌های اخیر برمی‌گردد. معماریان و جمور در سال ۱۳۹۲ از روش شبکه‌های عصبی چندلایه برای پیش‌بینی میدان سرعت پوسته زمین در منطقه شمال غرب ایران

هستند به درجانی تبدیل می‌شوند که با مقادیر زبانی منطبق می‌باشند.

۵. بخش نافازی‌ساز: نتایج فازی به نتایج کریسپ غیرفازی تبدیل می‌شوند.

برای تنها دو ورودی x و y و یک خروجی f برای یک FIS در نظر گرفته می‌شود. در این مثال از دو قاعده اگر-آنگاه در مدل تاکاگی-سوگنو به صورت زیر استفاده شده است:

Rule1: if x is A_1 and y is B_1 (۱)

$$\text{Then } f_1 = p_1x + q_1y + r_1$$

Rule2: if x is A_2 and y is B_2 (۲)

$$\text{Then } f_2 = p_2x + q_2y + r_2$$

در روابط بالا، A_1 ، A_2 ، B_1 ، B_2 توابع عضویت ورودی‌های x و y هستند (بخش مفروضات مسأله)، r_1 ، q_1 ، p_1 و r_2 ، q_2 ، p_2 پارامترهای خطی در بخش اگر-آنگاه مدل استنتاج فازی تاکاگی-سوگنو (بخش نتیجه) می‌باشند. تابع عضویت اجازه می‌دهد تا یک واژه زبانی را کمی‌سازی کرده و یک مجموعه فازی را به صورت نموداری نمایش داد. یک تابع عضویت برای مجموعه فازی A در دامنه سخن X به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$\mu_A : X \rightarrow [0,1] \quad (۳)$$

در این حالت هر المان از X به مقداری بین صفر و یک نگاشته می‌شود که به آن مقدار عضویت یا درجه عضویت گفته می‌شود. این مقدار، نمایش کمی درجه عضویت المان موجود در X را نسبت به مجموعه فازی A نشان می‌دهد. برای فازی‌سازی یک مقدار عددی، می‌توان از چند تابع عضویت استفاده کرد. معمولاً از توابع عضویت ساده استفاده می‌شود، زیرا توابع پیچیده دقت بیشتری را برای خروجی به همراه ندارند. توابع عضویت با شکل مثلثی در میان توابع با شکل‌های دیگر نظیر ذوزنقه‌ای، گاوسی و ... متداول‌ترین هستند. تابع عضویت گاوسی به دلیل نرمی و اختصار، از محبوب‌ترین و پرتعدادترین توابع عضویت در ارتباط با مجموعه‌های فازی هستند. در

فلات ایران میدان‌های جابه‌جایی سطحی محاسبه شده و این مقادیر به عنوان خروجی شبکه فازی در نظر گرفته می‌شود. ورودی‌های مورد نظر هم مختصات‌های ژئودتیکی مربوط به نقاط ایستگاه‌های GPS هستند و با استفاده از سیستم استنتاج فازی آموزش و مدل‌سازی انجام گرفته و نتایج مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. همچنین برای آموزش شبکه فازی از الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات هیبرید (HPSO) استفاده می‌شود. برای ارزیابی مدل مورد نظر این مقاله، نتایج حاصل با نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) نیز مقایسه شده و شاخص‌های آماری مختلف مورد بررسی قرار می‌گیرند.

۲. سیستم استنتاج فازی (FIS)

سیستم استنتاج فازی (FIS) نگاشتی از فضای ورودی به خروجی است که با استفاده از توابع عضویت و قوانین فازی پیاده‌سازی می‌شوند. در حقیقت FIS سیستمی است که تجربیات بشر را با توابع عضویت و قوانین فازی پیاده‌سازی می‌کند و یک روش عمومی برای ترکیب دانش، فن‌آوری هوشمند، کنترل و تصمیم‌گیری است (زاده، ۱۹۹۶). از مهم‌ترین الگوریتم‌های استنتاج فازی می‌توان به الگوریتم استنتاج ممدانی، تاکاگی سوگنو و سوکاماتو اشاره کرد (تاکاگی و سوگنو، ۱۹۸۵). سیستم استنتاج فازی ابزار فرموله کردن یک فرآیند به کمک قواعد اگر-آنگاه فازی است. به مجموعه این قواعد فازی پایگاه قواعد فازی یا FRB گفته می‌شود. یک FIS براساس پنج بخش اصلی زیر تعریف می‌شود:

۱. پایگاه قواعد: شامل تعدادی از قواعد "اگر و آنگاه" است.

۲. پایگاه داده: توابع عضویت مجموعه‌های فازی که در قواعد فازی مورد استفاده قرار گرفته‌اند، در این بخش تعریف می‌شود.

۳. بخش تصمیم‌گیری: این بخش عملیات استنتاج را بر روی قواعد فازی اعمال می‌کند.

۴. بخش فازی‌ساز: در این بخش ورودی‌هایی که کریسپ

هر نورون، x_j نشان‌دهنده بردار ورودی و w_0 وزن‌های اولیه شبکه را نشان می‌دهند. خروجی در لایه آخر را می‌توان با استفاده از رابطه زیر محاسبه کرد (ژانگ و همکاران، ۲۰۰۷):

$$y_k = \sum_{j=1}^H w_{kj} \cdot y_j - \theta_k \quad k = 1, 2, \dots, O \quad (6)$$

در رابطه (۶) w_{kj} بیانگر وزن ارتباطی مابین لایه‌های k و j است. θ_k بیانگر بایاس موجود در لایه خروجی است. خطای آموزش شبکه را با استفاده از رابطه زیر می‌توان محاسبه کرد:

$$E = \sum_{k=1}^q \frac{E_k}{(q * O)} \quad (7)$$

در رابطه (۷) q بیانگر تعداد کل نمونه‌های مورد استفاده جهت آموزش و $(y_i^k - C_i^k)$ نشان‌دهنده اختلاف مابین مقدار واقعی و خروجی شبکه هستند.

۴. آموزش به‌روش بهینه‌سازی انبوه ذرات هیبرید (PSO-BP)

هر ذره در الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات از سه بردار d بعدی تشکیل شده است که d بعد فضای جستجو می‌باشد. برای ذره i ام این سه بردار عبارتند از: موقعیت فعلی ذره، v^i سرعت حرکت ذره و $x^{i,best}$ بهترین موقعیتی که ذره تا به حال تجربه کرده است. x^i مجموعه‌ای از مختصات است که موقعیت فعلی ذره را نمایش می‌دهد. در هر مرحله‌ای که الگوریتم تکرار می‌شود، x^i به‌عنوان یک جواب برای مسئله محاسبه می‌شود. اگر این موقعیت بهتر از جواب‌های پیشین باشد در $x^{i,best}$ ذخیره می‌شود. f^i مقدار تابع هدف در x^i و $f^{i,best}$ مقدار تابع هدف در $x^{i,best}$ است که هر دو از عناصر تشکیل‌دهنده هر ذره به حساب می‌آیند. در هر تکرار i و v^i جدیدی به‌دست می‌آیند و

منظور از اجرای الگوریتم، بهتر کردن $x^{i,best}$ است. بهترین

این مقاله نیز برای مدل‌سازی میدان جابه‌جایی پوسته زمین و تعریف قوانین فازی از تابع عضویت گاوسی استفاده شده است. مدل ریاضی این تابع عضویت به‌صورت زیر است (جنگ، ۱۹۹۳):

$$\text{gaussian}(x, \sigma, c) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-c}{\sigma} \right)^2} \quad (4)$$

در رابطه (۴) پارامتر c نشان‌دهنده مرکز تابع عضویت بوده و پارامتر σ پهنای آن را نشان می‌دهد.

۳. شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP-ANN)

شبکه‌های عصبی مصنوعی یا به‌زبان ساده‌تر شبکه‌های عصبی، سیستم‌ها و روش‌های محاسباتی نوینی برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به‌دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده‌اند. ایده اصلی این گونه شبکه‌ها الهام‌گرفته از شیوه کارکرد سیستم عصبی زیستی، برای پردازش داده‌ها و اطلاعات به‌منظور یادگیری و ایجاد دانش قرار دارد. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق‌العاده به‌هم‌پیوسته با نام نورون تشکیل شده که برای حل یک مسئله با هم هماهنگ عمل می‌کنند و توسط سیناپس‌ها (ارتباطات الکترومغناطیسی) اطلاعات را منتقل می‌کنند. وزن یا میزان ارتباط بین نورون‌ها در یک شبکه تعیین‌کننده تمایز مابین شبکه‌های عصبی می‌باشد. ساختار هر شبکه عصبی از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل یافته است (اسچالکف، ۱۹۹۷). براساس ماهیت مسئله مورد نظر، شبکه عصبی می‌تواند از تعداد لایه‌های پنهان بیشتری تشکیل شود. هر کدام از این لایه‌ها دارای تعداد نورون‌های متفاوتی هستند. یک نورون یا یک سلول عصبی در واقع یک تابع با n ورودی و یک خروجی است که رابطه ورودی-خروجی نورون به‌فرم زیر خواهد بود (ژانگ و همکاران، ۲۰۰۷):

$$y = h \left(\sum_{j=1}^n (w_j x_j + w_0) \right) \quad (5)$$

در رابطه (۵) h نشان‌دهنده تابع فعالیت، w_j بیانگر وزن

روش بهینه‌سازی انبوه ذرات (PSO) در مراحل اولیه جستجو دارای سرعت قابل‌قبولی است ولی زمانی که به نزدیکی‌های جواب بهینه می‌رسد سرعت همگرایی به شدت کاهش می‌یابد. در مقابل روش گرادینان نزولی در مراحل اولیه جستجو دارای سرعت پایینی بوده و در اطراف جواب بهینه به سرعت همگرایی بالایی می‌رسد. برای غلبه بر ایرادات دو الگوریتم آموزش، روش PSO با روش پس‌انتشار خطا (BP) تلفیق شده و روش PSO-BP ایجاد شده است. در روش جدید در مرحله اول از روش PSO برای جستجوی سراسری استفاده شده و در مرحله بعد با نزدیک شدن به جواب بهینه، روش BP برای جستجوی محلی به کار گرفته می‌شود. معادلات مورد استفاده در این الگوریتم به صورت زیر در نظر گرفته می‌شوند (مارس و همکاران، ۱۹۹۶):

$$v_i^{t+1} = w \times v_i^t + c_1 \times rand \times (pbest_i - x_i^t) + c_2 \times rand \times (gbest - x_i^t) \quad (14)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (15)$$

در روابط بالا w نشان‌دهنده وزن اولیه، v_i^t سرعت ذره i در تکرار t و c_1 و c_2 بیانگر ضرایب شتاب ذره، x_i^t موقعیت کنونی ذره i در تکرار t و $gbest$ نشان‌دهنده بهترین موقعیت ذره می‌باشد. در هر تکرار، سرعت ذرات توسط رابطه (۱۴) محاسبه می‌شوند. پس از آن، مکان ذرات توسط معادله (۱۵) به دست می‌آید. مراحل الگوریتم PSO-BP به صورت زیر است (ژانگ و همکاران، ۲۰۰۷):

مقداردهی تصادفی موقعیت و سرعت ذرات در بازه صفر و یک.

ارزیابی تابع برازش هر ذره با در نظر گرفتن پارامتر P_b به عنوان موقعیت‌های اخیر ذرات و P_g بهترین موقعیت ذرات.

بهترین ذره از ذرات جاری ذخیره می‌شود. با استفاده از روابط (۸) و (۹) سرعت و موقعیت ذرات بهینه می‌شوند.

موقعیتی که به وسیله همه ذرات پیدا شده است به صورت x^{gbest} نشان داده می‌شود که با مقایسه مقادیر $f^{i,best}$ به ازای همه ذرات و از میان آنها انتخاب می‌شود. مقدار تابع هدف در x^{gbest} به صورت f^{gbest} نشان داده می‌شود. اگر تعداد ذرات موجود در جمعیت n باشد آنگاه می‌توان روابط زیر را نوشت (فورتیر و همکاران، ۲۰۱۲):

$$x^{i,best}[t] = \arg \min_{\tau \leq t} f(x^i[\tau]) = \quad (8)$$

$$\arg \min \{f(x^i[t]), f(x^{i,best}[t-1])\}$$

$$f^{i,best}[t] = f(x^{i,best}[t]) = \quad (9)$$

$$\min_{\tau \leq t} f^i[\tau] = \min \{f^i[t], f^{i,best}[t-1]\}$$

$$x^{gbest}[t] = \arg \min_{i=1, \dots, n} f(x^{i,best}[t]) \quad (10)$$

$$f^{gbest}[t] = f(x^{gbest}[t]) = \min_{i=1, \dots, n} f^{i,best}[t] \quad (11)$$

در مرحله ابتدایی الگوریتم، ذرات با موقعیت‌ها و سرعت‌های تصادفی ایجاد می‌شوند. در طی اجرای الگوریتم، موقعیت و سرعت هر ذره در مرحله $t+1$ از الگوریتم، از روی اطلاعات مرحله قبلی ساخته می‌شوند. اگر z_j مؤلفه z ام از بردار z باشد، آنگاه روابطی که سرعت و موقعیت ذرات را تغییر می‌دهند، عبارتند از:

$$v_j^i[t+1] = wv_j^i[t] + c_1r_1(x_j^{i,best}[t] - x_j^i[t]) + c_2r_2(x_j^{gbest}[t] - x_j^i[t]) \quad (12)$$

$$x_j^i[t+1] = x_j^i[t] + v_j^i[t+1] \quad (13)$$

در این روابط w ضریب اینرسی، r_1 و r_2 اعدادی تصادفی در بازه $[0,1]$ با توزیع یکنواخت و همچنین c_1 و c_2 ضرایب یادگیری هستند. r_1 و r_2 باعث می‌شوند که نوعی گوناگونی در جواب‌ها به وجود بیاید و به این نحو جستجوی کاملی روی فضا انجام پذیرد. c_1 ضریب یادگیری مربوط به تجارب شخصی هر ذره است و در مقابل c_2 ضریب یادگیری مربوط به تجارب کل جمع می‌باشد.

شبکه فازی و دایره‌های قرمز بیانگر ایستگاه‌های آزمون می‌باشند. از ۳۷ ایستگاه ۵ ایستگاه به‌عنوان ایستگاه آزمون انتخاب شده است. توزیع مکانی این ۵ ایستگاه به‌گونه‌ای می‌باشد که بتواند ارزیابی درستی از دقت و صحت نتایج به‌دست آمده از شبکه فازی را ارائه دهد. همچنین در این شکل بردارهای سرعت پوسته در منطقه ایران نسبت به صفحه اوراسیا به‌همراه بیضی خطای ۹۵ درصد نشان داده شده است (بردارهای سرعت به‌دست آمده توسط نرم‌افزار برنیز محاسبه شده است).

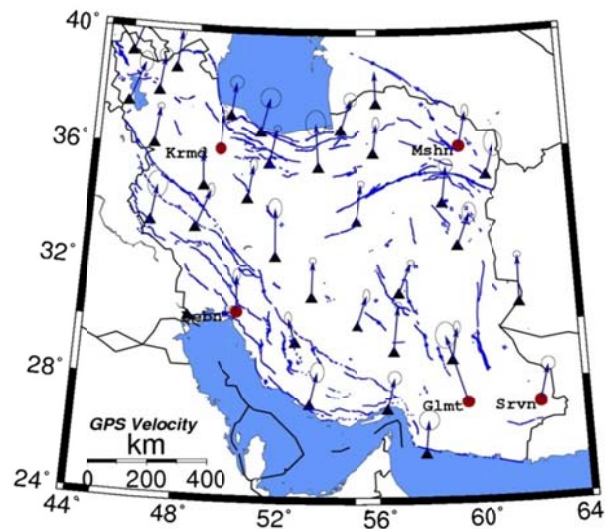
مختصات ایستگاه‌ها به‌همراه میدان سرعت آنها و تعیین میدان استرین مهم‌ترین پارامترها در تعیین تغییر شکل سطحی پوسته می‌باشند. با استفاده از مختصات ایستگاه‌ها و پردازش سری زمانی آنها می‌توان به برآورد اولیه‌ای از میدان سرعت دست یافت. برای تولید سرعت نقاط ژئودتیکی در هر نقطه دلخواه دیگر، به‌دلیل تراکم پایین ایستگاه‌های دائمی GPS کشور، نیاز به ایستگاه‌های جدید با مشاهدات بیشتر یا استفاده از روش‌های دقیق تخمین می‌باشیم. از آنجا که ایجاد ایستگاه‌های جدید مستلزم صرف هزینه و زمان زیاد است، لذا به‌کارگیری روش‌های تخمین می‌تواند جایگزین مناسبی قلمداد شود.

تابع برازش ذرات مجدداً ارزیابی می‌شود. در صورت بهبود تابع برازش، پارامترهای P_g و P_b بروز می‌شوند. اگر پارامتر P_g در طی دو مرحله متوالی تغییر نکرد یا تغییرات آن اندک بود، PSO در اینجا خاتمه می‌یابد. روش BP در اطراف آخرین P_g شروع به جستجو می‌کند.

اگر پارامتر P_g براساس تابع برازش بهبود پیدا کرد، P_g نهایی انتخاب می‌شود. در غیراین‌صورت جستجو ادامه می‌یابد. در این مقاله روش PSO-BP برای آموزش شبکه فازی و شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۵. منطقه مورد مطالعه

در این مقاله هدف تخمین سرعت نقاط ژئودتیکی در محدوده ژئودینامیکی کشور ایران می‌باشد. این محدوده در عرض جغرافیایی ۲۴ الی ۴۰ درجه شمالی و طول جغرافیایی ۴۴ الی ۶۴ درجه شرقی قرار گرفته است. برای انجام آنالیز میدان سرعت پوسته، از ۳۷ ایستگاه شبکه اصلی استفاده شده است. شکل ۱ چگونگی توزیع مکانی این ۳۷ ایستگاه را نشان می‌دهد. در این شکل مثلث‌ها نشان‌دهنده ایستگاه‌های مورد استفاده به‌عنوان ورودی



شکل ۱. چگونگی توزیع مکانی ایستگاه‌های مورد استفاده در این مقاله (مثلث‌ها نشان‌دهنده ایستگاه‌های مورد استفاده به‌عنوان ورودی روش، دایره‌های قرمز نشان‌دهنده ایستگاه‌های آزمون می‌باشند). بردارهای مشکی رنگ بردارهای سرعت پوسته در منطقه ایران نسبت به صفحه اوراسیا به‌همراه بیضی خطای ۹۵ درصد به‌دست آمده از پردازش‌های GPS را نمایش می‌دهند.

با توجه به شکل ۱ می‌توان دریافت که بردارهای سرعت ارائه‌شده مربوط به محل ایستگاه‌های شبکه ژئودینامیک است. توجه به این نکته ضروری است که در 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، امری ضروری است.

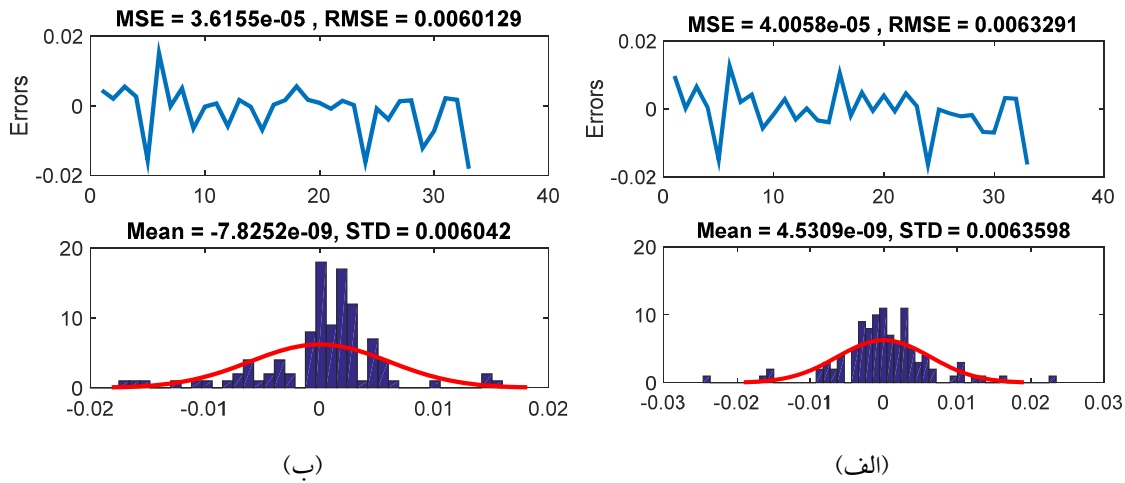
۵-۱. پردازش مشاهدات با شبکه فازی

ایستگاه‌های مورد استفاده در این مقاله به سه گروه تقسیم‌بندی شده است: ۳۰ ایستگاه برای آموزش شبکه فازی، ۲ ایستگاه برای ارزیابی خطای شبکه و ۵ ایستگاه برای آزمون نتایج به‌دست آمده از شبکه فازی استفاده شده است. در مرحله اول برای به‌دست آوردن اپتیم مقدار رول‌های شبکه فازی، با استفاده از مشاهدات ۳۰ ایستگاه آموزش صورت گرفته و سپس مقادیر شاخص RMSE برای مراحل آموزش محاسبه می‌شود. براساس کمترین میزان شاخص RMSE در این مرحله، تعداد اپتیم رول‌های فازی انتخاب می‌شود. جدول ۱ نشان‌دهنده نتایج حاصل از این بررسی برای هر دو مؤلفه شمالی و شرقی میدان سرعت است. براساس نتایج حاصل از جدول ۱، با ساختار ۲-۹-۱،

مقدار شاخص RMSE برای مرحله آموزش در هر دو مؤلفه شمالی و شرقی میدان سرعت دارای کمترین مقدار است. بنابراین این ساختار به‌عنوان ساختار بهینه برای شبکه فازی انتخاب شده است. شکل ۲ به‌ترتیب نمایش‌دهنده مقادیر خطا و همچنین هیستوگرام خطا برای مؤلفه‌های شمالی و شرقی میدان سرعت حاصل از شبکه فازی در مرحله آموزش و با ساختار ۲-۹-۱ می‌باشند. برای مؤلفه شمالی میدان سرعت مقدار جذر خطای مربعی میانگین (RMSE) برابر با ۰/۰۰۶۳۲۹۱ میلی‌متر بر سال و برای مؤلفه شرقی مقدار RMSE برابر ۰/۰۰۶۰۱۲۹ میلی‌متر بر سال محاسبه شده است. همچنین مقدار انحراف معیار حاصل برای مؤلفه شمالی میدان سرعت برابر با ۰/۰۰۶۳۵۹۸ میلی‌متر بر سال و برای مؤلفه شرقی برابر با ۰/۰۰۶۰۴۲ میلی‌متر بر سال می‌باشند. لازم به‌ذکر است که در این مرحله برای محاسبه خطا، ابتدا شبکه فازی با مشاهدات ۳۰ ایستگاه و ساختار مورد نظر آموزش داده شده و سپس برای موقعیت تمامی این ۳۰ ایستگاه، مجدداً مقدار میدان سرعت با استفاده از شبکه فازی آموزش دیده محاسبه می‌شود. اختلاف مابین مقدار میدان سرعت اولیه و سرعت حاصل از شبکه فازی آموزش دیده، بیانگر خطای مرحله آموزش است که با شاخص‌های آماری مختلف همانند RMSE یا انحراف معیار قابل ارزیابی است.

جدول ۱. چگونگی انتخاب ساختار بهینه برای شبکه فازی.

ساختار شبکه فازی (ورودی-تعداد رول-خروجی)	RMSE برای مرحله آموزش (mm/yr.)	
	Ve	Vn
۲-۶-۱	۰/۰۱۹۴۸۳۶	۰/۰۲۳۵۴۸۹
۲-۷-۱	۰/۰۰۷۸۹۳۶	۰/۰۰۸۱۳۶۹
۲-۹-۱	۰/۰۰۶۰۱۲۹	۰/۰۰۶۳۲۹۱
۲-۱۰-۱	۰/۰۰۸۴۹۶۷	۰/۰۰۸۷۵۷۴
۲-۱۱-۱	۰/۰۰۹۵۴۷۶	۰/۰۱۰۹۷۵۲



شکل ۲. مقادیر جذر خطای مربعی میانگین و همچنین انحراف معیار حاصل از شبکه فازی برای مؤلفه شمالی (الف) و برای مؤلفه شرقی (ب) میدان سرعت در مرحله آموزش.

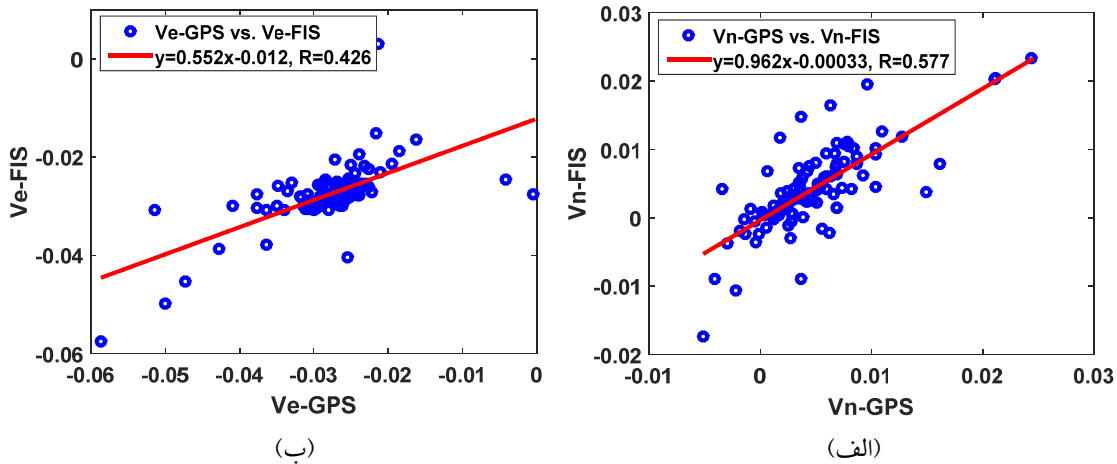
مقایسه با GPS برابر با ۰/۴۲۶ به دست آمده است.

۲-۵. پردازش مشاهدات با شبکه عصبی

در این مقاله برای مقایسه نتایج حاصل از شبکه فازی، از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. در اینجا نیز در مرحله اول، ساختار بهینه برای شبکه عصبی مصنوعی انتخاب می‌شود. جدول ۲ نشان‌دهنده مقدار شاخص RMSE برای مرحله آموزش شبکه عصبی در ساختارهای مختلف است.

برای بررسی صحت نتایج حاصل از شبکه فازی در مدل‌سازی میدان سرعت، نتایج با میدان سرعت به دست آمده از GPS مورد مقایسه قرار گرفته است. این مقایسه در شکل ۳ و برای هر دو مؤلفه شمالی و شرقی میدان سرعت نشان داده شده است. در هر دو شکل خط مربوط به بهترین برازش نیز آورده شده است.

با توجه به شکل ۳ مقادیر ضریب همبستگی برای مؤلفه شمالی میدان سرعت حاصل از شبکه فازی در مقایسه با GPS برابر با ۰/۵۷۷ و برای مؤلفه شرقی میدان سرعت در



شکل ۳. نمایش بهترین مقدار برازش به دست آمده برای مقادیر میدان سرعت به دست آمده از شبکه فازی برای مؤلفه شمالی (الف) و برای مؤلفه شرقی (ب) در مقابل میدان سرعت GPS به عنوان مرجع.

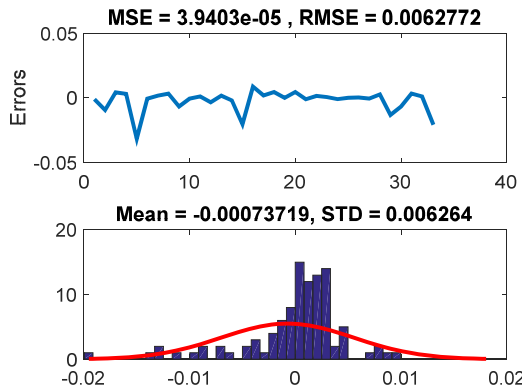
جدول ۲. چگونگی انتخاب ساختار بهینه برای شبکه عصبی.

ساختار شبکه عصبی (ورودی-تعداد نورون لایه پنهان-خروجی)	RMSE برای مرحله آموزش (mm/yr.)	
	Ve	Vn
۲-۱۲-۱	۰/۰۱۵۶۵۹۴	۰/۰۲۳۱۴۸۲
۲-۱۳-۱	۰/۰۱۲۸۷۵۳	۰/۰۱۳۴۶۵۸
۲-۱۴-۱	۰/۰۰۸۵۹۳۴	۰/۰۱۰۸۵۸۴۷
۲-۱۵-۱	۰/۰۰۶۲۷۷۲	۰/۰۰۹۵۲۷۱
۲-۱۶-۱	۰/۰۱۳۴۷۸۹	۰/۱۴۶۹۵۱

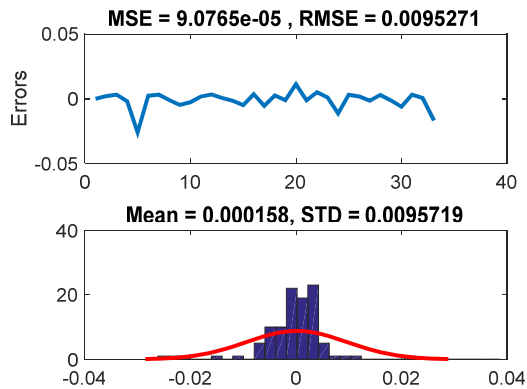
همچنین مقدار انحراف معیار حاصل برای مؤلفه شمالی میدان سرعت برابر با ۰/۰۰۹۵۷۱۹ میلی‌متر بر سال و برای مؤلفه شرقی برابر با ۰/۰۰۶۲۶۴ میلی‌متر بر سال می‌باشند. براساس نتایج حاصل از این شکل کاملاً مشهود است که شبکه عصبی آموزش دیده در مقایسه با شبکه فازی از دقت کمتری در برآورد مؤلفه‌های شمالی و شرقی برخوردار است.

در شکل ۵ مقادیر میدان سرعت حاصل از شبکه عصبی مصنوعی با مقادیر میدان سرعت حاصل از GPS در هر دو مؤلفه شمالی و شرقی میدان سرعت مورد مقایسه قرار گرفته و خط بهترین برازش برای هر دو مؤلفه ترسیم شده است.

براساس نتایج حاصل از جدول ۲ کاملاً واضح است که در ساختار ۲-۱۵-۱ مقدار شاخص RMSE برای هر دو مؤلفه شمالی و شرقی میدان سرعت کمتر از سایر ساختارهای بررسی شده است. بنابراین این ساختار به‌عنوان ساختار بهینه برای شبکه عصبی مورد نظر انتخاب شده است. شکل ۴ به ترتیب نمایش‌دهنده مقادیر خطا و همچنین هیستوگرام خطا برای مؤلفه‌های شمالی و شرقی میدان سرعت حاصل از شبکه عصبی می‌باشند. برای مؤلفه شمالی میدان سرعت مقدار جذر خطای مربعی میانگین (RMSE) برابر با ۰/۰۰۹۵۲۷۱ میلی‌متر بر سال و برای مؤلفه شرقی مقدار RMSE برابر ۰/۰۰۶۲۷۷۲ میلی‌متر بر سال محاسبه شده است.

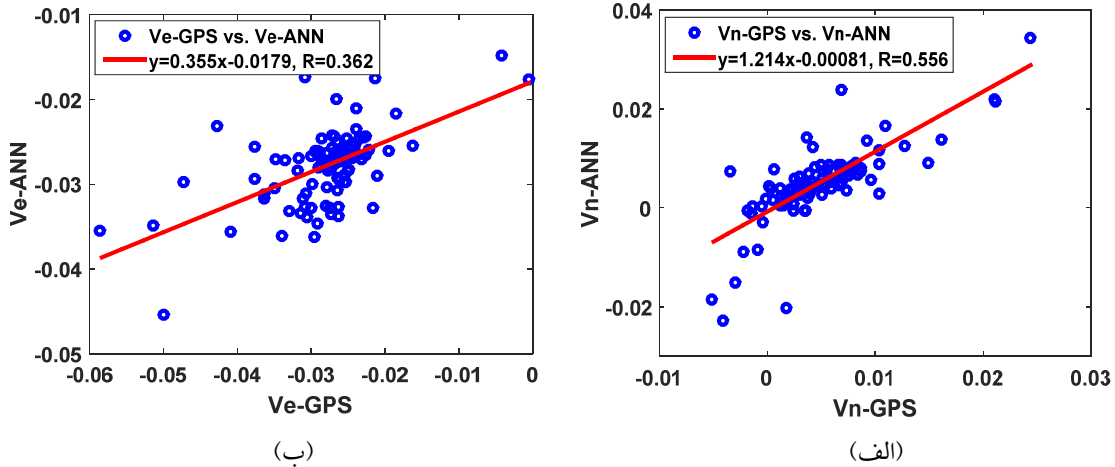


(ب)



(الف)

شکل ۴. مقادیر جذر خطای مربعی میانگین و همچنین انحراف معیار حاصل از شبکه عصبی برای مؤلفه شمالی (الف) و برای مؤلفه شرقی (ب) میدان سرعت در مرحله آموزش.



شکل ۵. نمایش بهترین مقدار برازش به دست آمده برای مقادیر میدان سرعت به دست آمده از شبکه عصبی برای مؤلفه شمالی (الف) و برای مؤلفه شرقی (ب) در مقابل میدان سرعت GPS به عنوان مرجع.

دایره‌های قرمز رنگ در شکل ۳) مقادیر میدان سرعت حاصل از شبکه فازی با مقادیر میدان سرعت حاصل از GPS مورد مقایسه قرار می‌گیرند. از شاخص آماری خطای نسبی برای بررسی میزان دقت و صحت نتایج حاصل از شبکه فازی استفاده می‌شود. همچنین برای بررسی و ارزیابی هر چه دقیق‌تر مدل شبکه فازی، نتایج حاصل از شبکه عصبی نیز در این پنج ایستگاه آزمون مورد مقایسه قرار گرفته است. در جدول‌های ۳ و ۴ مقادیر سرعت و خطای نسبی به دست آمده از مدل شبکه فازی با میدان سرعت حاصل از GPS برای مؤلفه‌های شرقی و شمالی در ۵ ایستگاه آزمون آورده شده است.

با توجه به شکل ۵ مقادیر ضریب همبستگی برای مؤلفه شمالی میدان سرعت حاصل از شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با GPS برابر با ۰/۵۵۶ و برای مؤلفه شرقی میدان سرعت در مقایسه با GPS برابر با ۰/۳۶۲ به دست آمده است.

۳-۵. ارزیابی صحت و دقت نتایج در نقاط آزمون

با توجه به اینکه از شبکه فازی جهت مدل‌سازی میدان سرعت در منطقه ایران استفاده می‌شود بایستی دقت و صحت مدل ارائه شده مورد بررسی و ارزیابی قرار گیرد. برای انجام این کار در ۵ ایستگاه آزمون در نظر گرفته شده

جدول ۳. مقادیر سرعت و خطای نسبی به دست آمده از مدل شبکه فازی و میدان سرعت حاصل از GPS برای مؤلفه‌های شمالی و شرقی در ۵ ایستگاه آزمون.

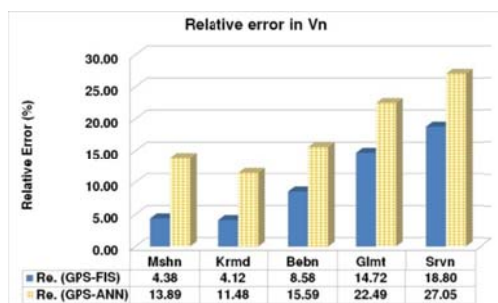
Station name	Latitude (deg)	Longitude (deg)	GPS Velocity (m/yr)		FIS. Velocity (m/yr)		Relative Error (%) (GPS-FIS)	
			V _E	V _N	V _E	V _N	V _E	V _N
Krmd	۳۶/۰۱۲	۴۹/۲۱۰	۰/۰۰۵۸۲	۰/۰۲۶۷۱	۰/۰۰۵۱۳	۰/۰۲۷۸۸	۱۱/۸۶	۴/۳۸
Bebn	۳۰/۴۳۷	۵۰/۲۱۶	۰/۰۰۱۴۳	۰/۰۲۶۹۱	۰/۰۰۱۲۹	۰/۰۲۵۸	۹/۷۹	۴/۱۲
Mshn	۳۶/۱۵۱	۵۹/۴۷۹	-۰/۰۰۰۶۷	۰/۰۲۷۸۴	-۰/۰۰۰۶۵	۰/۰۳۰۲۳	۱۰/۴۵	۸/۵۸
Glmt	۲۷/۳۲۵	۵۹/۴۴۸	-۰/۰۱۵۲۹	۰/۰۵۱۴۸	-۰/۰۱۷۷	۰/۰۴۳۹	۱۵/۷۶	۱۴/۷۲
Srvn	۲۷/۲۳۰	۶۲/۳۱۸	۰/۰۰۷۲۳	۰/۰۲۷۲۸	۰/۰۰۸۷۵	۰/۰۳۲۴۱	۲۰/۰۲	۱۸/۸۰

براساس نتایج حاصل از جدول ۴ در ۵ ایستگاه آزمون و برای مؤلفه شرقی میدان سرعت، بیشترین مقدار خطای نسبی در ایستگاه آزمون Srvn و برابر ۲۹/۷۴ درصد و کمترین مقدار خطای نسبی در ایستگاه آزمون Bebn و برابر ۱۲/۵۹ درصد برای شبکه عصبی مصنوعی حاصل شده است. همچنین در ۵ ایستگاه آزمون و برای مؤلفه شمالی میدان سرعت، بیشترین مقدار خطای نسبی در ایستگاه آزمون Srvn و برابر ۲۷/۰۵ درصد و کمترین مقدار خطای نسبی در ایستگاه آزمون Bebn و برابر ۱۱/۴۸ درصد برای شبکه عصبی مصنوعی حاصل شده است. در اینجا نیز خطای برآورد میدان جابه‌جایی در ایستگاه Srvn بیشتر از سایر ایستگاه‌های آزمون است. البته بایستی به این نکته نیز اشاره کرد که خطای مدل شبکه عصبی در این ایستگاه آزمون نسبت به مدل شبکه فازی بیشتر است و دارای دقت پایین‌تری است. برای مقایسه بهتر و واضح‌تر نتایج حاصل از دو مدل شبکه فازی و شبکه عصبی مصنوعی، شکل ۶ نمایش داده شده است.

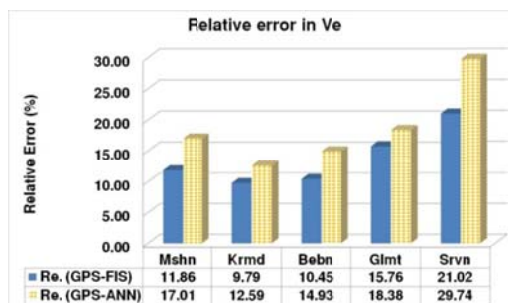
براساس نتایج حاصل از جدول ۳ در ۵ ایستگاه آزمون و برای مؤلفه شرقی میدان سرعت، بیشترین مقدار خطای نسبی در ایستگاه آزمون Srvn و برابر ۲۰/۰۲ درصد و کمترین مقدار خطای نسبی در ایستگاه آزمون Bebn و برابر ۹/۷۹ درصد برای شبکه فازی حاصل شده است. همچنین در ۵ ایستگاه آزمون و برای مؤلفه شمالی میدان سرعت، بیشترین مقدار خطای نسبی در ایستگاه آزمون Srvn و برابر ۱۸/۸۰ درصد و کمترین مقدار خطای نسبی در ایستگاه آزمون Bebn و برابر ۴/۱۲ درصد برای شبکه فازی حاصل شده است. با توجه به شکل ۱ می‌توان به این نکته پی برد که اطراف ایستگاه آزمون Srvn ایستگاه‌های GPS با فاصله دورتری بوده و در نتیجه در این ایستگاه دقت مدل شبکه فازی نسبت به بقیه ایستگاه‌های آزمون کمتر است. برای انجام ارزیابی بهتر و دقیق‌تر، نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی با نتایج حاصل از مشاهدات GPS مقایسه شده و نتایج در جدول ۴ آورده شده است.

جدول ۴. مقادیر سرعت و خطای نسبی به‌دست آمده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و میدان سرعت حاصل از GPS برای مؤلفه‌های شمالی و شرقی در ۵ ایستگاه آزمون.

Station name	Latitude (deg)	Longitude (deg)	GPS Velocity (m/yr)		ANNs. Velocity (m/yr)		Relative Error (%) (GPS- ANNs)	
			V _E	V _N	V _E	V _N	V _E	V _N
Krmd	۳۶/۰۱۲	۴۹/۲۱۰	۰/۰۰۵۸۲	۰/۰۲۶۷۱	۰/۰۰۶۸۱	۰/۰۲۳	۱۷/۰۱	۱۳/۸۹
Bebn	۳۰/۴۳۷	۵۰/۲۱۶	۰/۰۰۱۴۳	۰/۰۲۶۹۱	۰/۰۰۱۶۱	۰/۰۰۳	۱۲/۵۹	۱۱/۴۸
Mshn	۳۶/۱۵۱	۵۹/۴۷۹	-۰/۰۰۰۶۷	۰/۰۳۷۸۴	-۰/۰۰۰۵۷	۰/۰۲۳۵	۱۴/۹۳	۱۵/۵۹
Glmf	۲۷/۳۲۵	۵۹/۴۴۸	-۰/۰۱۵۲۹	۰/۰۵۱۴۸	-۰/۰۱۸۱	۰/۰۳۹۹	۱۸/۳۸	۲۲/۴۹
Srvn	۲۷/۲۳۰	۶۲/۳۱۸	۰/۰۰۷۲۳	۰/۰۲۷۲۸	۰/۰۰۵۰۸	۰/۰۱۹۹	۲۹/۷۴	۲۷/۰۵



(ب)



(الف)

شکل ۶. مقایسه میزان خطای نسبی حاصل از دو مدل شبکه فازی و شبکه عصبی مصنوعی در مؤلفه شرقی (الف) و مؤلفه شمالی (ب) میدان سرعت در پنج ایستگاه آزمون.

را در چهار ایستگاه آزمون نمایش می‌دهد.

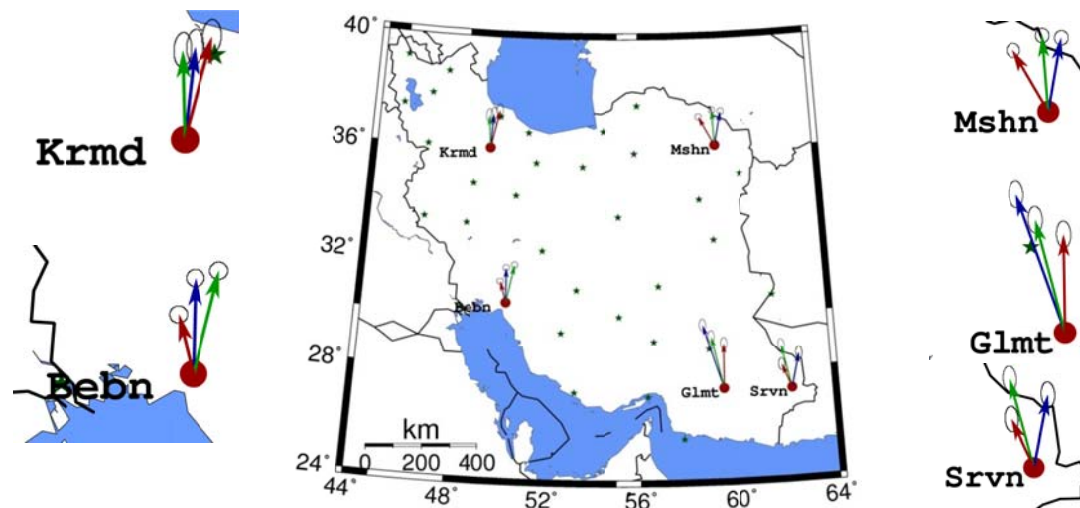
براساس نتایج حاصل از شکل ۷ بردارهای سرعت حاصل از شبکه فازی به نتایج بردارهای سرعت حاصل از مشاهدات GPS بسیار نزدیک است. البته بردارهای سرعت حاصل از شبکه عصبی نیز تا حدودی به بردارهای سرعت حاصل از GPS نزدیک می‌باشند اما این انطباق نسبت به شبکه فازی کمتر است. در شکل ۸ بردارهای سرعت حاصل از شبکه فازی (بردارهای سبز رنگ) و شبکه عصبی مصنوعی (بردارهای قرمز رنگ) برای کل فلات ایران مدل‌سازی شده و در شکل به‌همراه بردارهای سرعت حاصل از مشاهدات GPS (بردارهای آبی رنگ) نمایش داده شده است.

کمربند گسلی براساس نتایج حاصل از شکل ۸ به‌وضوح مشاهده می‌شود که بردارهای سرعت حاصل از GPS تنها مربوط به محل ایستگاه‌های شبکه می‌باشد و تعداد ایستگاه‌های شبکه ژئودینامیک ایران بسیار کم است. در نتیجه بررسی حرکت سطحی پوسته زمین در منطقه ایران مخصوصاً در نزدیکی گسل‌های فعال بسیار سخت است. در حالی که با استفاده از مدل شبکه فازی این امکان وجود دارد که بردارهای سرعت را برای هر نقطه ژئودینامیکی خاص با دقت و صحت بالا مدل‌سازی کرده و مورد بررسی و آنالیز قرار داد.

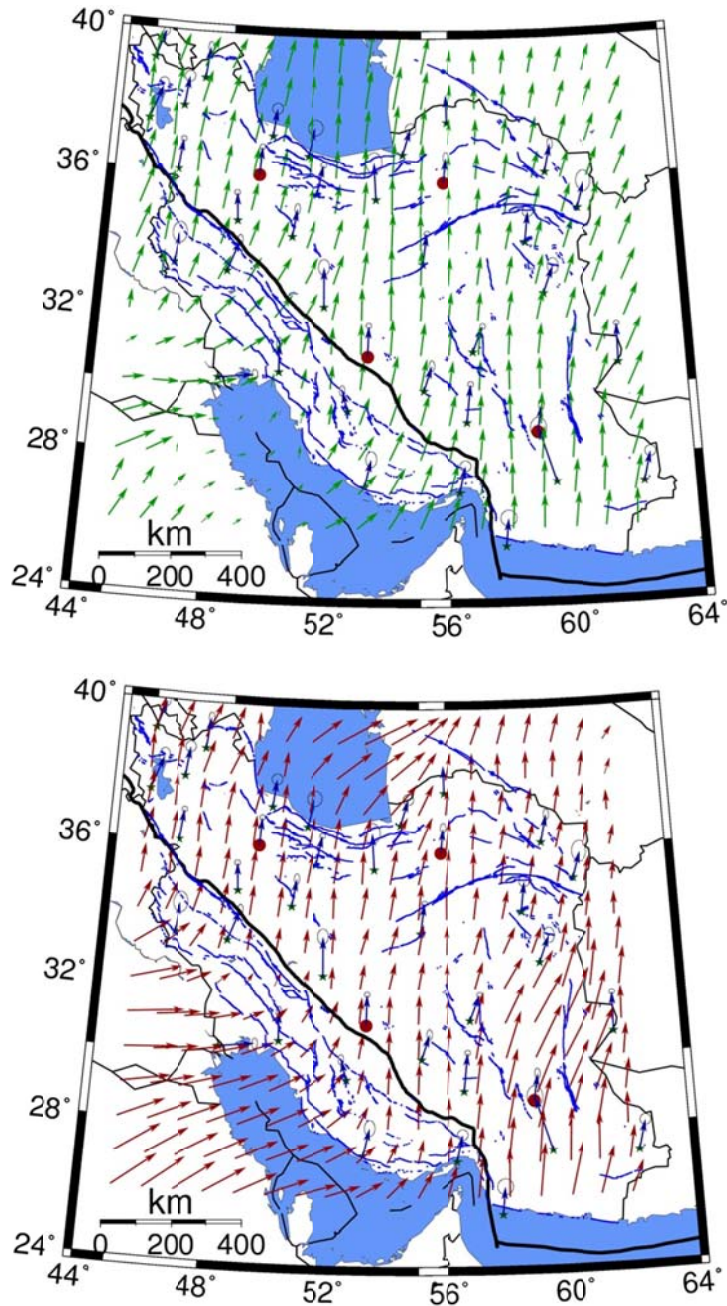
براساس نتایج حاصل از شکل ۶ بیشترین مقدار خطای نسبی در مؤلفه شرقی میدان سرعت برای شبکه فازی برابر با $18/85$ درصد و برای شبکه عصبی مصنوعی برابر با $13/45$ درصد حاصل شده است. همچنین در مؤلفه شمالی میدان سرعت، بیشترین مقدار خطای نسبی برای شبکه فازی برابر با $13/14$ درصد و برای شبکه عصبی مصنوعی برابر با $22/38$ درصد حاصل شده است. نتایج حاصل از مقایسه میان شبکه فازی و شبکه عصبی مصنوعی حاکی از برتری شبکه فازی در مدل‌سازی میدان جابه‌جایی سطحی پوسته زمین در منطقه ایران و برای هر دو مؤلفه شمالی و شرقی میدان سرعت می‌باشد. البته هر دو مدل فازی و عصبی در ایستگاه آزمون $Srvn$ از دقت کمتری نسبت به سایر ایستگاه‌های آزمون برخوردار بوده‌اند.

۴-۵. مدل‌سازی میدان سرعت با شبکه فازی و مقایسه آن با شبکه عصبی

پس ارزیابی میزان دقت و صحت نتایج حاصل از شبکه فازی و مقایسه آن با نتایج حاصل از مشاهدات GPS و همچنین نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی، حال می‌توان چگونگی تغییرات میدان سرعت را در فلات ایران در هر نقطه ژئودینامیکی دلخواه با استفاده از شبکه فازی برآورد کرد. شکل ۷ تغییرات میدان سرعت سطحی زمین



شکل ۷. تغییرات میدان سرعت سطحی زمین در پنج ایستگاه آزمون حاصل از مشاهدات GPS (بردارهای آبی)، مدل شبکه فازی (بردارهای سبز) و مدل شبکه عصبی (بردارهای قرمز).



شکل ۸. بردارهای سرعت حاصل از شبکه فازی (بردارهای سبز رنگ) و بردارهای سرعت حاصل از شبکه عصبی مصنوعی (بردارهای قرمز رنگ) به همراه بردارهای سرعت حاصل از مشاهدات GPS (بردارهای آبی رنگ) برای فلات ایران.

مشاهدات زلزله‌شناسی می‌تواند بلوک مرکزی ایران را به صورت بخشی صلب در نظر گرفت. بنابراین محاسبه بردارهای سرعت در بلوک مرکزی نشان می‌دهد که این بخش از فلات ایران دارای سرعت جابه‌جایی کمتری نسبت به سایر بخش‌های آن است. براساس شکل ۸ نیز می‌توان به این نکته مهم در فلات مرکزی ایران پی برد. در

براساس مطالعات صورت گرفته توسط راست بود و وثوقی (۱۳۹۰)، صفحه عربی در راستای شمالی-شرقی به صفحه اوراسیا فشار وارد کرده و در نتیجه حرکت کلی صفحه فلات ایران به سمت شمال و شمال شرقی است. این نتیجه در شکل ۸ نیز قابل مشاهده است. ورنانت و همکاران (۲۰۰۴a) پیشنهاد کرده‌اند که بر اساس

ایران استفاده شده و بردارهای سرعت مربوط به GPS پس از پردازش‌های مورد نظر، توسط نرم‌افزار برنیز محاسبه شد. سپس این بردارهای سرعت به‌عنوان نتایج خروجی شبکه فازی و همچنین موقعیت ژئودتیکی این بردارها به‌عنوان ورودی شبکه فازی معرفی شد. البته مشاهدات پنج ایستگاه به‌عنوان ایستگاه‌های آزمون انتخاب شده و در پردازش‌های مربوط به شبکه فازی استفاده نشد. میزان خطا در مرحله آموزش فاکتور مهم تعیین‌کننده تعداد رول‌های فازی در شبکه فازی بود. پس از دست‌یابی به اپتیمم تعداد رول‌های فازی و همچنین متعاقب آن کمترین میزان خطا، از این شبکه استفاده کرده و مقدار بردار سرعت در سایر نقاط ژئودتیکی برآورد می‌شود. همچنین برای مطالعه بهتر و دقیق‌تر، نتایج حاصل با شبکه عصبی مصنوعی نیز مورد مقایسه قرار گرفته است. نوع و تعداد ایستگاه‌های آزمون و آموزش در شبکه عصبی همانند شبکه فازی در نظر گرفته شده است.

در روش شبکه فازی میانگین خطای نسبی تولید شده در نقاط آزمون $10/12+$ برای مؤلفه شمالی و $13/57+$ برای مؤلفه شرقی میدان سرعت به‌دست آمد. برای مدل شبکه عصبی مصنوعی خطای نسبی تولید شده در نقاط آزمون $18/10+$ برای مؤلفه شمالی و $18/53+$ برای مؤلفه شرقی تعیین شد. مقایسه نتایج هر دو روش حاکی از برتری نسبی مدل‌سازی به‌روش شبکه فازی در برآورد میدان سرعت در منطقه ایران بوده است. البته ذکر این نکته ضروری است که در هر دو روش شبکه فازی و شبکه عصبی مصنوعی، تعداد و پراکندگی نقاط در نتایج می‌تواند تأثیر به‌سزایی داشته باشد.

مراجع

آزموده اردلان، ع.، وثوقی، ب. و روفیان نایینی، م.، ۱۳۹۰، آنالیز تغییر شکل زمین بر مبنای هندسه ذاتی رویه، تحقیق موردی: آنالیز تغییر شکل شبکه ژئودینامیک کشور در فاصله زمانی ۱۹۹۹ تا ۲۰۰۵، م. فیزیک زمین و فضا، ۳۷(۴)، ۱۲۵-۱۴۶.

این قسمت‌ها مقدار بردار جابه‌جایی محاسبه شده نسبت به سایر بخش‌های کشور کوچک‌تر است. طبق نتایج حاصل از مطالعات ورنانت و همکاران (۲۰۰۴b)، بر اساس نتایج حاصل از پردازش مشاهدات سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۰۲، نرخ کوتاه‌شدگی در البرز مرکزی حدود ۵ میلی‌متر در سال در طول ۱۰۰ کیلومتر است. این مقدار حدود ۴۰ درصد کوتاه‌شدگی بین بلوک ایران مرکزی و صفحه اوراسیا را تشکیل می‌دهد. کوتاه‌شدگی باقیمانده باید در شمال البرز اتفاق بیفتد (در منطقه تنگه خزر جنوبی ۶ میلی‌متر در سال) و جنوب البرز (احتمالاً در حاشیه‌های بلوک ایران مرکزی ۳ میلی‌متر در سال)، همچنین یک برش چپ لغزش در سراسر این کمربند کوهستانی با سرعت ۴ میلی‌متر در سال وجود دارد که این مقدار با مشاهدات زمین‌شناسی مطابقت دارد. تنگه خزر جنوبی یک بلوک نسبتاً کم زلزله است که در ناحیه بین صفحه‌های عربی و اوراسیا قرار گرفته است. انتظار می‌رود که این بلوک یک بلوک صلب باشد. در واقع تغییر شکل و بالا آمدگی در کوهستان‌های احاطه‌کننده این بلوک رخ داده است. در شرق این بخش، کوه‌های کپه داغ در اثر فشردگی بین صفحه توران در شمال و لوت در ایران مرکزی به‌وجود آمده‌اند. با فرض اینکه پوسته توران بخشی از صفحه اوراسیا باشد حرکت راستالغز روی گسل اشک‌آباد با استفاده از ایستگاه‌های نزدیک بایستی کمتر از ۱ میلی‌متر در سال باشد. بسیاری از سرعت‌های ایستگاه‌های GPS واقع شده در این بخش معرف کوتاه‌شدگی بسیار کمتر از ۱۵ میلی‌متر در سال هستند. نتایج حاصل از شکل ۸ نیز نمایش‌دهنده چنین تفسیر در بردارهای سرعت در آن منطقه است.

۶. نتیجه‌گیری

هدف اصلی و اساسی این مقاله استفاده از مدل شبکه فازی جهت مدل‌سازی میدان جابه‌جایی پوسته زمین به‌صورت سطحی در منطقه ایران بود. برای انجام این کار از مشاهدات GPS مربوط به ایستگاه‌های شبکه ژئودینامیک

غفاری رزین، م. ر. و وثوقی، ب.، ۱۳۹۵، برآورد میدان سرعت پوسته زمین با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و درون‌یابی کریژینگ فراگیر (منطقه مورد مطالعه: شبکه ژئودینامیک کشور ایران)، م. فیزیک زمین و فضا، ۴۲(۱)، ۸۹-۹۸.

فیضی، ر.، و وثوقی، ب. و غفاری رزین، م. ر.، ۱۳۹۸، مدل‌سازی سری‌های زمانی تغییرات محتوای الکترون کلی یونسفر با به‌کارگیری روش عددی سیستم استنتاج عصبی-فازی سازگار مطالعه خاص: ایستگاه دائمی GPS تهران. نشریه علمی پژوهشی علوم و فنون نقشه برداری، ۸(۴)، ۱۰۹-۱۱۹.

کردی، ک.، ۱۳۸۷، آنالیز دوبعدی شبکه ژئودینامیک ایران به‌روش آنالیز رباستنس، پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.

معماریان، ا. و جموری، ی.، ۱۳۹۲، بررسی کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین سرعت نقاط ژئودیتیک، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر، زمستان ۱۳۹۲.

Akyilmaz, O. and Arslan, N., 2008, An experiment of predicting Total Electron Content (TEC) by fuzzy inference systems, *Earth, planets and space*, 60(9), 967-972.

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.

Djamour, Y., Mousavi, Z., Nankaly, H. and Seddighi, M., 2007, Initial estimates of the velocity field and strains tensor by using Iranian Permanent GPS Network for Geodynamics purposes, The first conferences of the earthquake precursors.

Djamour, Y., Vernant, P., Nankali, H. and Tavakoli, F., 2011, NW Iran-eastern Turkey present-day kinematics: results from the Iranian permanent GPS network. *Earth. Planet. Sci. Lett.* 307 (1), 27-34.

Fortier, N., Sheppard, J. and Pillai, K., 2012, DOSI: Training artificial neural networks using overlapping swarm intelligence with local credit assignment. In: *Soft computing and intelligent systems (SCIS) and 13th international symposium*

آزموده اردلان، ع. و روفیان نایینی، م.، ۱۳۸۸، پیشنهادی برای محاسبه مستقیم تانسور کرنش از طریق تغییر در طولها و زوایا، بررسی موردی: محاسبه تغییر شکل شبکه ژئودینامیک کشور، م. فیزیک زمین و فضا، ۳۵(۲)، ۳۷-۶۰.

آزموده اردلان، ع. و روفیان نایینی، م.، ۱۳۸۶، برآورد تانسور کرنش در شبکه ژئودینامیک کشور، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران.

راست‌بود، ا. و وثوقی، ب.، ۱۳۹۰، مدل‌سازی تغییر شکل سطحی زمین در منطقه برخورد مایل اوراسیا-عربستان در محدوده فلات ایران بر اساس روش المان‌های مرزی، رساله دکتری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران.

روفیان نایینی، م. و ملک‌شاهیان، ز.، ۱۳۹۶، آنالیز هندسی تغییر شکل، با استفاده از تلفیق مشاهدات GPS و روش المان محدود غیرخطی بر مبنای درون‌یابی پیوسته بزیر کوپیک، نشریه علمی پژوهشی علوم و فنون نقشه برداری، ۶(۴)، ۲۹-۳۹.

on advanced intelligent systems (ISIS), 1420-1425, doi:10.1109/SCIS-ISIS.2012.6505078.

Grafarend, E. W. and Voosoghi, B., 2003, Intrinsic deformation analysis of the earth's surface based on displacement fields derived from space geodetic measurements. Case studies: present-day deformation patterns of Europe and of the Mediterranean area (ITRF data sets). *J. Geodesy* 77(5), 303-326.

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.

Jang, J. S., 1993, ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3), 665-685.

Malekshahian, Z. and Raoofian Naeni, M., 2018, Deformation analysis of Iran Plateau using intrinsic geometry approach and C1 finite element interpolation of GPS observations, *Journal of Geodynamics*, 119, 47-61.

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.

- Moghtased-Azar, K. and Grafarend, E. W., 2009, Surface deformation analysis of dense GPS networks based on intrinsic geometry: deterministic and stochastic aspects. *J. Geodesy* 83(5), 431-454.
- 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.
- Mashhadi Hossainali, M., 2006, A comprehensive approach to the analysis of the 3D kinematics of deformation, Ph.D. thesis, Geodesy, Darmstadt, University of Darmstadt.
- Ratnam, D. V., Vindhya, G. and Dabbakuti, J. K., 2017, Ionospheric forecasting model using fuzzy logic-based gradient descent method, *Geodesy and Geodynamics*, 8(5), 305-310.
- Schalkoff, R. J., 1997, *Artificial neural networks*. Vol. 1. New York: McGraw-Hill.
- Segal, P. and Matthews, M. V., 1988, Displacement calculations from geodetic data and the testing of geophysical deformation models, *Journal of Geophysical Research*, 93, 14954-14966.
- Takagi, T. and Sugeno, M., 1985, Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 15(1), 116-132.
- Terada, T. and Miyabe, N., 1929, Deformation of earth crust in Kiranasai District and its relation to the orographic feature. *Bull Earth Res Inst* 7, 223-241.
- Van Gorp, 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.
- Vernant, Ph., Nilforoushan, F., Chery, J., Bayera, R., Djamour, Y., Massona, F., Nankali, H., Ritza, J.F., Sedighi, M. and Tavakoli, F. 2004a, Deciphering oblique shortening of central Alborz in Iran using geodetic data." *Earth and Planetary Science Letters* 223, 177-185.
- Vernant, Ph., Nilforoushan, F., Hatzfeld, D., Abassi, M.R., Vigny, C., Masson, F., Nankali, H. R., Martinod, J., Ashtiani, A., Bayer, R., Tavakoli, F. and Chery, J., 2004b, Present-day crustal deformation and plate kinematics in the Middle East constrained by GPS measurements in Iran and northern Oman. *Geophys. J. Int.*, 157, 381-398.
- 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.
- Yakubu, I., Ziggah, Y. Y. and Asafo-Agyei, D., 2017, Appraisal of ANN and ANFIS for Predicting Vertical Total Electron Content (VTEC) in the Ionosphere for GPS Observations, *Ghana Mining Journal*, 17(2), 12-16.
- Yilmaz, M., 2013, Artificial neural networks pruning approach for geodetic velocity field determination, *BCG-Boletim de Ciências Geodésicas*.
- Zadeh, L. A., 1996, Fuzzy sets". *Information and control*. 8, 338-353.
- Zarifi, Z., Nilfouroushan, F. and Raeesi, M., 2013, Crustal stress Map of Iran: insight from seismic and geodetic computations, *Pure and Applied Geophysics*, 171(7), 1219-1236.
- Zhang, J. R., Zhang, J., Lok, T. and Lyu, M., 2007, A hybrid particle swarm optimization-back-propagation algorithm for feed forward neural network training, *Applied Mathematics and Computation*, 185, 1026-1037.

Using fuzzy inference system to model the Earth's displacement field

Ghaffari Razin, M. R.^{1*} and Mohseni, M.²

1. Assistant Professor, Department of Geoscience Engineering, Faculty of surveying, Arak University of Technology, Arak, Iran

2. M.Sc. Student, Department of engineering, Faculty of surveying, Azad University, Ahar branch, Ahar, Iran

(Received: 5 Aug 2019, Accepted: 21 Jan 2020)

Summary

Today, by the expansion of geodetic networks and the creation of base points for geodetic applications, the study of the motion of the earth's crust and the study of the activity of faults are the most important tasks of geodesic. With the establishment of satellite positioning systems, the creation of base points in geodetic networks has been substantial. The basic point in creating base points is the estimation and obtaining the velocity field and the displacement of these points in a reference framework. Determining velocity field with the high precision and the displacement of the base points in geodetic networks is of great importance. With the availability of information on the velocity of GPS stations in a geodetic network, one can model the kinematics and dynamics of the earth's crust in that area. In this regard, extensive research on these problems has been conducted around the world.

The main objective of this paper is the use of Fuzzy Inference System (FIS) for modeling the surface displacement field in Iran. The concept and study of fuzzy logic began in 1920, but the fuzzy logic was first used by Lotfizadeh (1921-2017) in 1965 at Berkeley University. FIS can formulate the behavior of a phenomenon in terms of the use of descriptive and empirical rules without the need for an accurate analytical model. The fuzzy inference system is the tool for formulating a process with the help of rules as if-then. The set of these fuzzy rules is called the fuzzy rules base. Argumentation is done using a fuzzy inference system. The fuzzy inference system is generally made up of the following components:

1. Fuzzy, 2. Base rules, 3. Fuzzy Inference Engine, 4. Diffusion.

The process of converting explicit variables into linguistic variables is called fuzzyfication. The inference engine evaluates and deduces the rules using inference algorithms, and after the rules are combined, the output is converted by the divisible unit into an explicit or numerical value. The most common type of fuzzy inference system is the Takagi-Sugeno fuzzy system.

In this paper, the FIS is used to model the surface displacement field of the Earth's crust in Iran. A fuzzy inference system is a system that uses the rules of the if-then-fuzzy rules to recognize the properties of the phenomenon. Since this system is capable of modeling nonlinear phenomena, in this paper it is used to model the surface variations. For better and more accurate evaluation, the results of the fuzzy inference system were compared with the results of GPS velocity field observations as well as the results of the artificial neural network (ANNs). To do this, 5 test stations have been considered and observations of these 5 stations have not been used in fuzzy network and neural network training. Based on the analysis, the maximum relative error calculated at the 5 test stations for the fuzzy network and the neural network in the eastern component were calculated to be 20.02% and 29.74%, respectively. The results indicate that the fuzzy network has more accuracy than the artificial neural network in speed field modeling.

Keywords: Fuzzy logic, artificial neural network, displacement field, GPS, Iran.

* Corresponding author:

mr.ghafari@arakut.ac.ir