

مدل سازی میدان سرعت پوسته زمین با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ANNs

(بررسی موردی: شبکه ژئودینامیک ایران)

میررضا غفاری رزین و علی محمدزاده*

دانشکده مهندسی نقشه برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

(تاریخ دریافت: ۹۳/۰۸/۰۳، تاریخ پذیرش: ۹۴/۰۲/۲۱)

چکیده

در این مقاله از یک شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون ۳ لایه با ۲۸ نورون در لایه مخفی به منظور مدل سازی مولفه شرقی (V_E) و ۲۷ نورون در لایه مخفی برای مدل سازی مولفه شمالی (V_N) میدان سرعت پوسته زمین در منطقه ایران استفاده شده است. ارزیابی نتایج به دست آمده از شبکه عصبی مدل سازی شده در ۱۱ ایستگاه آزمون GPS که بردارهای سرعت آنها نسبت به صفحه اوراسیا مشخص بوده، صورت گرفته است. کمینه خطای نسبی به دست آمده از این ارزیابی $-۳/۵۷$ درصد برای مولفه شرقی و $+۰/۱۶$ درصد برای مولفه شمالی و بیشینه خطای نسبی برای مولفه شرقی $+۳۸/۱$ درصد و برای مولفه شمالی $+۹۵/۳$ درصد است. همچنین به منظور ارزیابی کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد سرعت نقاط ژئودتیکی، در این مقاله از یک چندجمله‌ای مرتبه ۵ با ۱۸ ضریب برای مدل سازی مولفه شرقی و شمالی استفاده شده است. مقایسه مقادیر خطای نسبی محاسبه شده برای مدل چندجمله‌ای با مقادیر خطای نسبی به دست آمده برای شبکه عصبی، حاکی از برتری این روش نسبت به مدل چندجمله‌ای در برآورد سرعت نقاط ژئودتیکی در این منطقه است.

واژه‌های کلیدی: شبکه‌های عصبی مصنوعی، میدان سرعت، پسا انتشار خطا، مدل چندجمله‌ای

Modeling crustal velocity using Artificial Neural Networks (Case study: Iran Geodynamic GPS Network)

Mir Reza Ghaffari Razin and Ali Mohammadzadeh

Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N.Toosi University of Technology, Tehran, Iran

(Received: October 25, 2014, accepted: May 11, 2015)

*Corresponding author:

a_mohammadzadeh@kntu.ac.ir

*نگارنده رابط:

Summary

Artificial neural network (ANN) is an information processing system that is formed by a large number of simple processing elements, known as artificial nerves. It is formed by a number of nodes and weights connecting the nodes. The input data are multiplied by the corresponding weights, and the summation are entered into neurons. Each neuron has an activation function. Inputs are passed to the activation function, and the output of the neurons is determined. The number of neurons and layers could be obtained through trial and error according to a specific problem. The behavior of a neural network depends on the communication between nodes. Using the trained data, the designed ANN can be adjusted in an iterative procedure to determine optimal parameters of ANN. Then for an unknown input, we can compute corresponding output using the trained ANN.

One of the simplest and effective methods to use in the modeling of real neurons is the multi-layer perceptron neural network. This model consists of one input layer, one or more hidden layers, and one output layer. In this structure, all the neurons in one layer are connected to all neurons in the next layer. An important issue in multi-layer artificial neural networks is the number of neurons. The neurons of input and output layers are determined according to the number of input and output parameters. The number of neurons in the hidden layer can be determined by trial and error through minimizing the total error of the ANN. For this minimization, each ANN parameter's share in the total error should be computed which can be achieved by a back-propagating algorithm.

There are many methods for training the network and modifications of the weights. One of the most famous and simplest methods is a back-propagation algorithm that trains the network in two stages: feed-forward and feed-backward. In the feed-forward process, the input parameters are moved to the output layer. In this stage, the output parameters are compared with known parameters and the errors are identified. The next stage is done feed-backward. In this stage, the errors are moved from the output layer to the input layer. Again, the input weights are calculated. These two stages are repeated until the errors reach a threshold expected for the output parameters.

In this study, a 3-layer perceptron neural network was used with 28 neurons in a hidden layer for modeling the eastern component (V_E) and 27 neurons in a hidden layer for modeling the northern component (V_N) velocity field of the earth's crust in Iran. Evaluation of the neural network model has been applied using 11 stations of GPS, and the velocity fields are defined with respect to the Eurasian plate. The minimum relative error obtained from this evaluation for the eastern component was -3.57% and for the northern component was +0.16%: also the maximum relative error for the eastern component was +38.1% and for the northern component was +95.3%. In this study, a polynomial of degree 5 with 18 coefficients was used to model the east and north components for the evaluation of artificial neural networks in estimating the velocity rate of geodetic points. A comparison of the relative error from the polynomial model and the relative error from the neural network illustrated the superiority of the neural model with respect to the polynomial model in this region.

Keywords: Artificial neural network, crustal velocity, back-propagation algorithm, polynomial modeling

۱ مقدمه

امروزه گسترش شبکه‌های ژئودزی و ایجاد نقاط مبنا با تراکم مناسب به منظور کاربردهای ژئودتیکی، بررسی حرکت پوسته زمین، بررسی چگونگی فعالیت گسل‌ها و نظیر آن، یکی از مهم‌ترین وظایف ژئودزی‌شناسان است. با وجود آمدن سامانه‌های موقعیت‌یاب ماهواره‌ای، ایجاد نقاط مبنا در شبکه‌های ژئودزی سرعت زیادی پیدا کرده است. نکته اساسی در ایجاد نقاط مبنا برآورد و به‌دست آوردن میدان سرعت و جابه‌جایی این نقاط در یک چهارچوب مرجع است. تعیین دقیق میدان سرعت و جابه‌جایی نقاط مبنا در شبکه‌های ژئودزی اهمیت زیادی دارد. با در دسترس بودن اطلاعات مربوط به میدان سرعت ایستگاه‌های GPS در یک شبکه ژئودزی می‌توان سینماتیک و دینامیک پوسته زمین در آن منطقه را مدل‌سازی کرد (مقتصدآذر و همکاران، ۲۰۰۹).

در سالیان اخیر تلاش‌های گسترده‌ای برای تعیین میدان سرعت پوسته زمین با استفاده از ایستگاه‌های مبنای شبکه‌های ژئودزی صورت گرفته است. زایسر (۱۹۶۸) میدان جابه‌جایی سه‌بعدی را با استفاده از داده‌های شبکه ژئودینامیک و نیز روش عنصر متناهی مدل‌سازی کرد. ارن (۱۹۸۲) از یک تقریب چندجمله‌ای برای مدل‌سازی میدان جابه‌جایی پوسته استفاده کرد. وثوقی (۲۰۰۰) از محاسبات تانسوری برای به‌دست آوردن تانسور خمش و میدان جابه‌جایی پوسته زمین به‌صورت سه‌بعدی استفاده کرد. مشهدی حسینعلی (۲۰۰۶) برای محاسبه میدان جابه‌جایی از روش‌های ایزوپارامتریک و لاگرانژ سه‌بعدی استفاده کرد. غفاری (۲۰۱۴) از روش ایزوپارامتریک دو‌بعدی در محاسبه میدان جابه‌جایی دو‌بعدی در منطقه ایران استفاده کرد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی یا به زبان ساده‌تر شبکه‌های عصبی، سامانه‌ها و روش‌های محاسباتی نوینی هستند که برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال

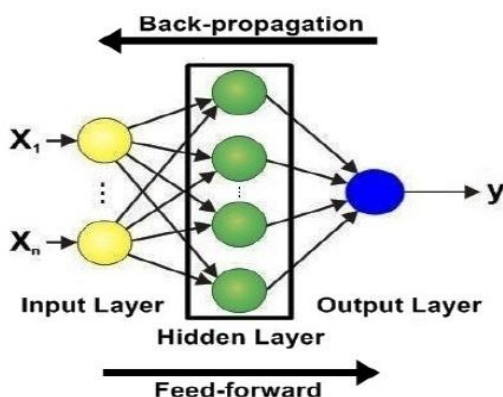
دانش به‌دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی یک سامانه طراحی شده‌اند. این شبکه‌ها برای برآورد و تقریب‌زنی، کارایی بسیار مناسبی آشکار ساخته‌اند (گولو و همکاران، ۲۰۱۱). ایده اصلی این گونه شبکه‌ها برگرفته از شیوه کارکرد سامانه عصبی زیستی انسان است. عنصر کلیدی این ایده، ایجاد ساختارهایی جدید برای سامانه پردازش اطلاعات است. این سامانه از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق‌العاده به‌هم پیوسته با نام نورون تشکیل شده است که برای حل یک مسئله با هم هماهنگ عمل می‌کنند و از راه سیناپس‌ها اطلاعات را منتقل می‌کنند (گولو و همکاران، ۲۰۱۱). این شبکه‌ها قادر به یادگیری‌اند. یادگیری در این سامانه‌ها به‌صورت تطبیقی صورت می‌گیرد، یعنی با استفاده از مثال‌ها، وزن سیناپس‌ها به گونه‌ای تغییر می‌کند که در صورت دادن ورودی‌های جدید، سامانه پاسخ درستی تولید کند.

استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در ژئودزی و به‌خصوص در برآورد میدان جابه‌جایی و سرعت ایستگاه‌های شبکه‌های ژئودزی به چند سال اخیر بر می‌گردد. مقتصدآذر (۲۰۰۹) قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی را در برآورد میدان سرعت ایستگاه‌های GPS مورد بررسی قرار داد. گولو (۲۰۱۱) یک روش درون‌یابی را بر مبنای شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌منظور برآورد میدان سرعت مورد بررسی قرار داد. در کشور ایران استفاده از مدل‌سازی به روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و نیز استفاده از آن به منزله یک برآوردگر مکانی و یا زمانی به چند سال اخیر بر می‌گردد. بیشتر روش‌های برآورد مکانی به کار گرفته شده، براساس روش‌های گوناگون و متفاوت درون‌یابی صورت می‌پذیرند که بعضاً دقت بسیار کمی دارند. همچنین به علت پراکندگی ایستگاه‌های شبکه ژئودینامیک که به فاصله تقریبی ۳۰۰ کیلومتر از هم قرار دارند، استفاده از روشی که بتواند با

فعال‌سازی عبور می‌کند و مقدار خروجی نرون را مشخص می‌سازد (بیل و همکاران، ۲۰۱۰). تعداد نورون‌ها و لایه‌های شبکه عصبی متناسب با مسئله موردنظر و با روش سعی و خطا به دست می‌آید. یک شبکه عصبی شامل اجزای سازنده لایه‌ها و وزن‌ها است. رفتار شبکه نیز وابسته به ارتباط بین اعضا است.

در حالت کلی در شبکه‌های عصبی سه نوع لایه نورونی وجود دارد:

- ✓ لایه ورودی: محل دریافت اطلاعات خامی که به شبکه تغذیه شده است.
- ✓ 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.



شکل ۱. ساختار یک شبکه عصبی چندلایه.

سرعت و دقت زیاد، سرعت نقاط ژئودتیکی را برآورد کند، امری ضروری و اجتناب ناپذیر است.

در بخش دوم این تحقیق، نخست نگاهی اجمالی به شبکه‌های عصبی مصنوعی خواهیم داشت و در مورد قابلیت و کارایی این شبکه‌ها بحث خواهد شد. همچنین به شبکه‌های عصبی چندلایه پرسپترون و نحوه استفاده از آنها به صورت کامل صحبت خواهد شد. در ادامه این بخش در مورد الگوریتم پس‌انتشار خطا در شبکه‌های عصبی مصنوعی و نحوه کارکرد آن به بررسی خواهیم پرداخت. در بخش سوم داده‌های مورد استفاده در این تحقیق و نتایج و تحلیل آنها آورده شده است و سرانجام در بخش چهارم در مورد مزایا و معایب این نوع از مدل‌سازی‌ها صحبت خواهد شد.

۲ شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی تقریباً جدید برای تقریب زدن تابع‌ها و پیش‌بینی حالت آینده سامانه‌های گوناگون هستند. این شبکه‌ها برای حالتی که بین ورودی و خروجی سامانه روابط غیرخطی برقرار است، به نتایج قابل قبول منجر می‌شوند و از این رو در بسیاری از حوزه‌های علمی مورد استفاده قرار می‌گیرند. شبکه‌های عصبی نسبت به روش‌های رایج همانند کمترین مربعات، دارای سرعت عمل و دقت بیشتری هستند و حساسیت آنها نسبت به نوفه‌ها بسیار پایین‌تر است (احمدی و همکاران، ۱۳۹۱). شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش روی داده‌های تجربی، قانون نهفته در آنها را کشف می‌کنند 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 را به نورون‌ها وارد می‌کنند. هر نورون دارای یک تابع فعال‌سازی است. این مقدار ورودی از تابع

مدل مورد استفاده برای محاسبه پارامترهای لایه خروجی به صورت رابطه زیر است:

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

W_j وزن بین j امین عصب لایه پنهان و خروجی، $w_{j,l}$ وزن بین l امین عصب ورودی و j امین عصب پنهان، x_l l امین پارامتر ورودی، $w_{j,0}$ آریبی مربوط به عصب‌های بین لایه‌های ورودی و پنهان و W_0 آریبی مربوط به عصب‌های لایه‌های پنهان و خروجی است. برای ارتباط بین لایه‌های پنهان و خروجی به یک تابع فعال‌سازی مناسب نیاز است. یکی از مناسب‌ترین تابع‌های فعال‌سازی تابع سیگموئید است که به صورت تابع ریاضی زیر تعریف می‌شود:

(۲)

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

که z اطلاعات ورودی نورون و $f(z) \in [0,1]$ است. چگونگی آموزش شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در این مقاله با الگوریتم پس‌انتشار خطا صورت گرفته است.

۲-۲ الگوریتم پس‌انتشار خطا

این الگوریتم که روملهارت و مک‌کلیلاند (۱۹۸۶) پیشنهاد دادند، در شبکه‌های عصبی پیش‌سو مورد استفاده قرار می‌گیرد. پیش‌سو بودن به این معنا است که نورون‌های مصنوعی در لایه‌های متوالی قرار گرفته‌اند و خروجی خود را رو به جلو می‌فرستند. واژه پس‌انتشار نیز به معنای این است 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 کند. روش پس‌انتشار خطا از روش‌های باسرپرست است به این مفهوم که نمونه‌های ورودی برچسب خورده‌اند و

در شبکه‌های چندلایه، واحدها براساس لایه‌ها شماره‌گذاری می‌شوند. هر دو لایه از یک شبکه از راه وزن‌ها و در واقع اتصالات با هم ارتباط می‌یابند. اطلاعات ورودی برای هر لایه از راه وزن‌های معرفی شده در یک فرایند سرشکنی تکراری محاسبه می‌شوند که به این مرحله، گام آموزشی شبکه عصبی گفته می‌شود. پس از مرحله فوق اطلاعات خروجی با کمک تابع فعال‌سازی برای لایه خروجی تولید می‌شود (بیل و همکاران، ۲۰۱۰).

۱-۲ شبکه‌های عصبی چندلایه پرسپترون

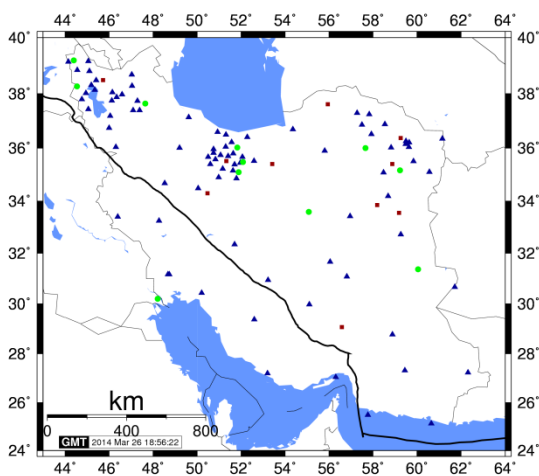
در اواخر دهه ۱۹۵۰ رزنبلات و همکاران یک رده از شبکه‌های عصبی تحت عنوان شبکه‌های عصبی پرسپترون را معرفی کردند. مزیت شبکه‌های عصبی پرسپترون در نوع یادگیری و آموزش سریع آنها است. این نوع از شبکه‌ها حتی با شروع از مقادیر تصادفی وزن‌ها و آریبی‌ها قادر به یادگیری و حل مسئله هستند (گولو و همکاران، ۲۰۱۱). قاعده یادگیری پرسپترون از نوع قواعد یادگیری نظارت شده است. برای تعیین رفتار شبکه به روال آموزش از زوج‌های ورودی/هدف استفاده می‌شود. با اِعمال هر یک از ورودی‌ها به شبکه، نتیجه حاصل با هدف متناظر مقایسه می‌شود و سپس قاعده یادگیری برای تنظیم وزن‌ها و آریبی‌های شبکه با قصد نزدیک کردن آنها به بردار هدف به کار گرفته می‌شوند (یلماز، ۲۰۱۳). شبکه‌های عصبی چندلایه پرسپترون با تابع‌های فعال‌سازی گوناگون قادر به تقریب زدن تابع‌ها با هر درجه تقریب خواهند بود.

در این مقاله به منظور مدل‌سازی میدان سرعت از یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده می‌شود. حسن این کار در تسریع عملیات برآورد پارامترها و نوع یادگیری و آموزش شبکه است. شبکه عصبی پرسپترون چندلایه مورد استفاده دارای یک لایه ورودی با N مشاهده ورودی، چندین لایه پنهان و یک لایه خروجی با n پارامتر است.

۳ منطقه تحقیقاتی، داده‌های مورد استفاده و تحلیل

نتایج

تحقیقات ژئودینامیک در ایران از ۱۳۷۷ به منظور پایش تغییرات پوسته زمین و حرکات زمین ساختی مربوط به آن آغاز شده است. در این راستا شبکه دائمی ژئودینامیک سراسری در ۱۳۸۳ به منظور بررسی سازوکارهای حرکات گسل‌های ایران طراحی و به تدریج اجرا شد. در حال حاضر این شبکه دارای ۱۰۶ ایستگاه دائمی GPS است. در این مقاله هدف برآورد سرعت نقاط ژئودتیکی در محدوده ژئودینامیکی ایران است. این محدوده در عرض جغرافیایی $24^{\circ}N < \varphi < 40^{\circ}N$ و طول جغرافیایی $42^{\circ}E < \lambda < 64^{\circ}E$ قرار گرفته است. شکل ۲ چگونگی توزیع مکانی این ۱۰۶ ایستگاه را نشان می‌دهد.



شکل ۲. چگونگی توزیع مکانی ایستگاه‌های مورد استفاده در این تحقیق (مثلث‌ها نشان‌دهنده ایستگاه‌های مورد استفاده در آموزش شبکه، دایره‌ها نشان‌دهنده ایستگاه‌های مورد استفاده در ارزیابی شبکه عصبی و مربع‌ها نشان‌دهنده ایستگاه‌های آزمون هستند)

ایستگاه‌های مورد استفاده در این تحقیق به سه گروه تقسیم‌بندی شده است: از ۸۵ ایستگاه برای آموزش شبکه به روش پس‌انتشار خطا، ۱۰ ایستگاه برای ارزیابی خطای شبکه و ۱۱ ایستگاه برای آزمون نتایج به‌دست آمده از

خروجی مورد انتظار هریک از آنها از پیش دانسته است (گولو و همکاران، ۲۰۱۱). در نتیجه خروجی شبکه با این خروجی‌های آرمانی مقایسه شده و خطای شبکه محاسبه می‌شود. در این الگوریتم ابتدا فرض بر این است که وزن‌های شبکه به‌طور تصادفی انتخاب شده‌اند. در هر گام خروجی شبکه محاسبه و برحسب میزان اختلاف آن با خروجی مطلوب، وزن‌ها تصحیح می‌شوند تا در نهایت خطا کمینه شود.

در این مقاله، به‌منظور استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه و نیز آموزش به روش پس‌انتشار خطا از یک لایه ورودی، از 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 تاثیر بسزایی روی نتایج آن خواهد داشت. معمولاً تعداد این نورون‌ها براساس سعی و خطا به‌دست می‌آید. البته باید به این مورد نیز توجه داشت که تعداد بسیار زیاد نورون‌های پنهان در لایه مخفی منجر به مسئله برازش بیش از حد می‌شود 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 ساختار شبکه بهینه، داده‌های ورودی به سه دسته مجزا از هم تقسیم می‌شوند: مجموعه آموزش، مجموعه آزمون و مجموعه ارزیابی. در هر سه دسته به‌منظور ارزیابی خطا از مفهوم میانگین مربع خطا به‌صورت زیر استفاده می‌شود:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum (y_i^{Actual} - y_i^{Predict})^2 \quad (3)$$

که y_i^{Actual} نشان‌دهنده مقادیر خروجی واقعی و $y_i^{Predict}$ بیانگر خروجی‌های شبکه عصبی هستند.

مشاهدات GPS درحکم پارامتر خروجی برای آموزش شبکه معرفی شده‌اند.

در این مقاله از دو شبکه عصبی مصنوعی مجزا برای برآورد بردارهای سرعت نقاط ژئودتیکی استفاده شده است. تعداد نوروهای لایه مخفی در هر دو شبکه براساس معیار RMSE تعیین شده است. برای برآورد سرعت مولفه شرقی با کمینه خطا ۲۸ نورو برای لایه مخفی در نظر گرفته شده است، درحالی‌که برای برآورد سرعت مولفه شمالی با کمینه خطا، از ۲۷ نورو در لایه مخفی استفاده شده است. در هر دو شبکه برای آموزش از ۸۵ ایستگاه استفاده شده است. بعد از مرحله آموزش و تعیین تعداد نوروهای لایه پنهان براساس کمترین خطا، شبکه موردنظر با مشاهدات ۱۰ ایستگاه ارزیابی شد و درنهایت برای ارزیابی نتایج و نیز خطاهای تولید شده شبکه عصبی از داده‌های ۱۱ ایستگاه در آزمون استفاده شده است.

منحنی خطای مربوط به هر دو مولفه شمالی و شرقی میدان سرعت در شکل ۳ آورده شده است. در هر دو شکل محور افقی تعداد دورهای صورت گرفته برای رسیدن به کمترین مقدار خطا و محور قائم مقدار میانگین مربع خطا (MSE) را برای هر دور نشان می‌دهد. با توجه به نتایج شکل ۳ برای مولفه شمالی میدان سرعت از دور ۹ به بعد و برای مولفه شرقی از دور ۵ به بعد مقدار خطای مربعی میانگین به مقدار بهینه خود می‌رسد.

نتایج پردازش‌های صورت گرفته به منظور برآورد میدان سرعت برای شبکه ژئودینامیک ایران در شکل ۴ نشان داده شده است. بردارهای سرعت به‌دست آمده از مشاهدات GPS و نیز بردارهای سرعت برآورد شده با شبکه عصبی در شکل ۴ آورده شده‌اند. با مقایسه این دو شکل و جهت بردارهای سرعت برآورد شده می‌توان به کارایی زیاد این شبکه‌ها در کاربردهای ژئودزی و ژئودینامیکی پی برد.

شبکه عصبی مصنوعی مدل‌سازی شده استفاده شده است. مشخصات داده‌های آماری مورد استفاده برای شبکه موردنظر در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۱. مشخصات آماری داده‌های ورودی.

V_x (mm/yr)	V_y (mm/yr)	V_z (mm/yr)	
-۰/۰۷۱	-۰/۰۵۸۹	-۰/۰۶	کمینه
۰/۱۹۸۴	۰/۴۱۷۲	۰/۲۴۸	بیشینه
-۰/۰۱۹۶	۰/۰۱۵۲	۰/۰۱۹۸	میانگین
۰/۰۳۸۹	۰/۰۶۹۶	۰/۰۴۲۱	انحراف معیار

ارزیابی نتایج به‌دست آمده به‌صورت مقایسه آن با بردارهای سرعت به‌دست آمده از پردازش‌های GPS نسبت به صفحه اوراسیا است. این ارزیابی به‌صورت زیر صورت گرفته است:

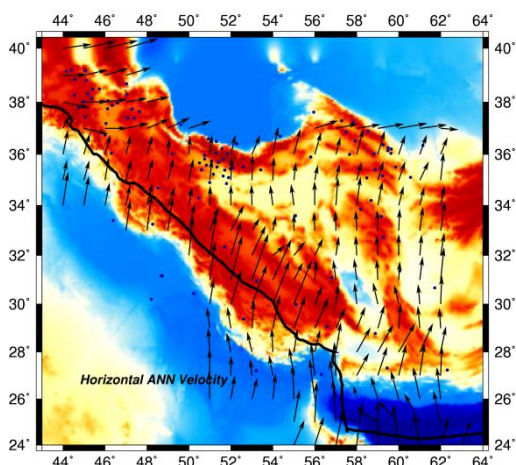
(۴)

$$\Delta V_{E,N} = V_{(Known)} - V_{(Estimated)}$$

که در آن $\Delta V_{E,N}$ مقادیر خطای به‌دست آمده برای بردارهای سرعت برآورد شده، $V_{(Known)}$ مقادیر سرعت به‌دست آمده از مشاهدات GPS و $V_{(Estimated)}$ مقادیر سرعت برآورد شده از شبکه عصبی مصنوعی است. جذر میانگین مربع خطا (RMSE) بهترین معیار برای ارزیابی مقادیر خطای به‌دست آمده از مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی است. این معیار به‌صورت زیر تعریف شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\Delta V_{iE,N})^2}. \quad (5)$$

مختصات جغرافیایی هر ایستگاه در شبکه موردنظر درحکم ورودی شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفته شده و بردارهای سرعت به‌دست آمده از پردازش‌های



(ب)

شکل ۴: (الف) بردارهای سرعت به دست آمده از داده‌های GPS. (ب) بردارهای سرعت برآورد زده شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نسبت به صفحه اوراسیا.

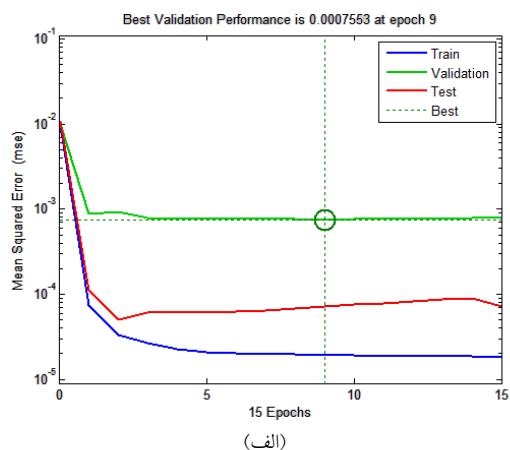
برای ارزیابی کارایی و یا کارا نبودن شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد سرعت نقاط ژئودتیکی از یک چندجمله‌ای مرتبه ۵ با ۱۸ ضریب در مدل‌سازی میدان سرعت در این منطقه استفاده شده است. شکل کلی چندجمله‌ای استفاده شده به صورت زیر است:

(۶)

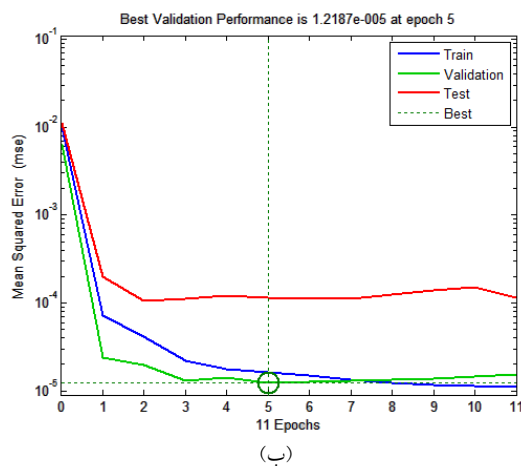
$$f(x, y) = p_{00} + p_{10}x + p_{01}y + p_{20}x^2 + p_{11}xy + p_{02}y^2 + p_{30}x^3 + p_{21}x^2y + p_{12}xy^2 + p_{03}y^3 + p_{40}x^4 + p_{31}x^3y + p_{22}x^2y^2 + p_{13}xy^3 + p_{50}x^5 + p_{41}x^4y + p_{32}x^3y^2 + p_{23}x^2y^3.$$

برای مدل‌سازی مولفه‌های شرقی و شمالی میدان سرعت مختصات ایستگاه‌های GPS درحکم ورودی چندجمله‌ای در نظر گرفته می‌شود. برای تعیین پارامترهای مدل فوق از روش سرشکنی کمترین مربعات استفاده شده است. حداقل تعداد نقاط موردنیاز برای محاسبات مربوط به یک چندجمله‌ای، از رابطه زیر حاصل می‌شود:

$$p = \frac{(r+2)(r+1)}{2}. \quad (۷)$$

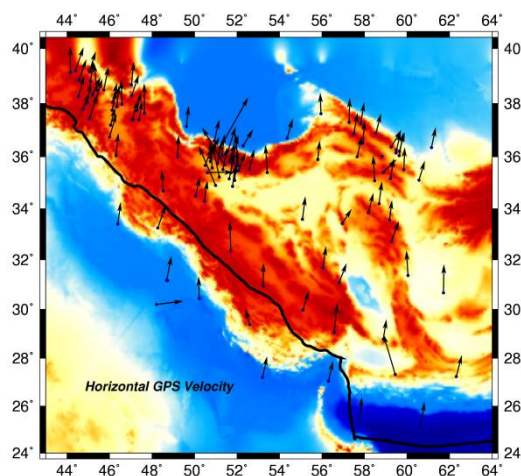


(الف)



(ب)

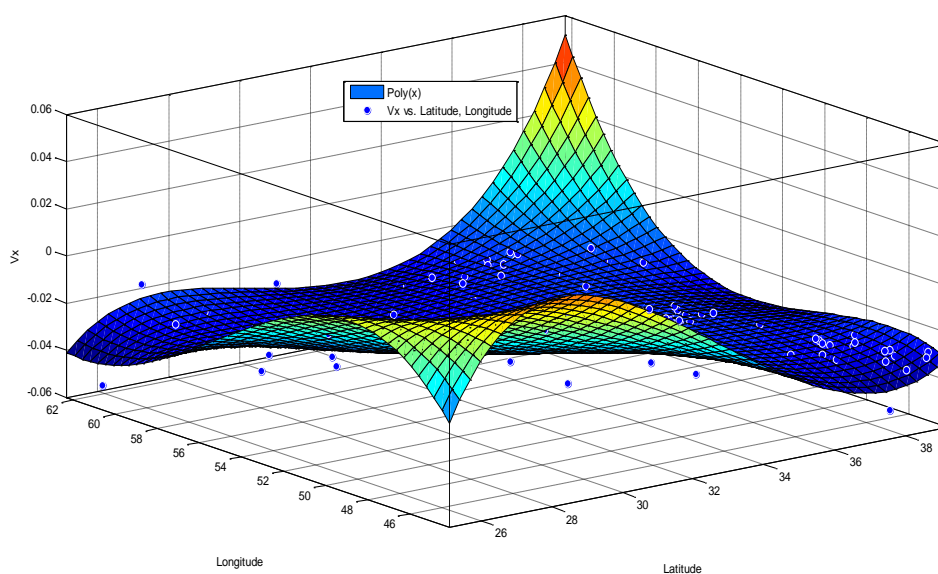
شکل ۳: منحنی خطای آموزش، آزمون و ارزیابی به دست آمده از شبکه عصبی مصنوعی برای هر دو مولفه شمالی و شرقی میدان سرعت، (الف) منحنی خطا برای مولفه شمالی، (ب) منحنی خطا برای مولفه شرقی.



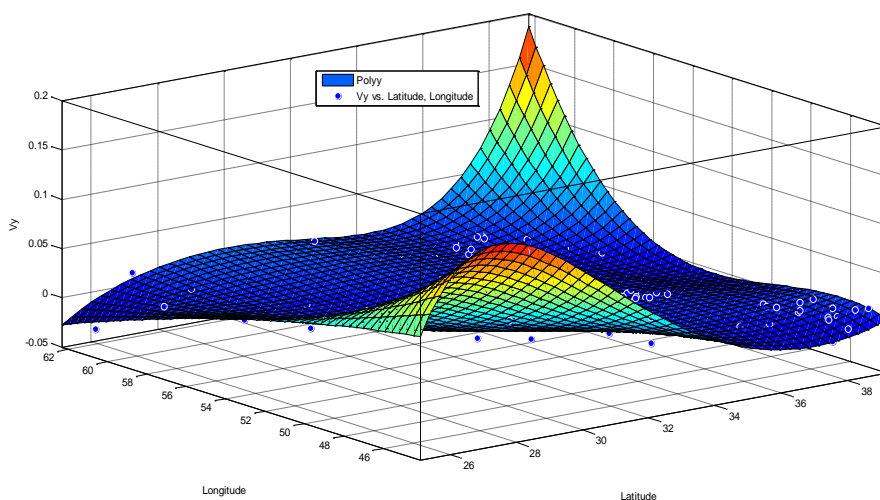
(الف)

شرقی و غربی شبکه ژئودینامیک کشور ایران را با استفاده از چندجمله‌ای مرتبه ۵ نشان می‌دهد. نتایج مقایسه صورت گرفته بین دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل چندجمله‌ای از مرتبه ۵ در جدول‌های ۲ و ۳ آورده شده است. با توجه به این نتایج می‌توان دید که تقریباً اختلاف فاحشی بین دو مدل فوق در برآورد سرعت نقاط ژئودتیکی وجود دارد. ارزیابی‌های صورت گرفته روی نقاط آزمون در هر دو مدل بیانگر این موضوع است که مقادیر خطا در چندجمله‌ای مرتبه ۵ دو تا سه برابر بیشتر از مقادیر خطا در شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد سرعت نقاط ژئودتیکی است. این موضوع می‌تواند به وجود مسئله برازش بیش از حد در مدل چندجمله‌ای مربوط شود. شکل ۶ نشان‌دهنده این موضوع است.

که در آن ۲ مرتبه چندجمله‌ای مورد استفاده است. با توجه به رابطه فوق برای یک چندجمله‌ای از مرتبه ۵ وجود حداقل ۲۱ نقطه ضروری است. در این مقاله از مجموع ۱۰۶ ایستگاه GPS موجود، ۹۵ ایستگاه برای تعیین پارامترهای چندجمله‌ای فوق و ۱۱ ایستگاه در آزمون نتایج به‌دست آمده از آن استفاده شده است. باید به این نکته توجه داشت که مرتبه چندجمله‌ای براساس خطای به‌دست آمده از اختلاف بین سرعت به‌دست آمده از مشاهدات GPS و سرعت برآورد شده با مدل چندجمله‌ای تعیین شده است. در منطقه مورد بررسی این مقاله، چندجمله‌ای از مرتبه ۵ با ۱۸ ضریب دارای کمینه خطا در برآورد سرعت مولفه‌های شرقی و شمالی است. شکل ۵ مدل‌های سرعت به‌دست آمده برای مولفه‌های



(الف)



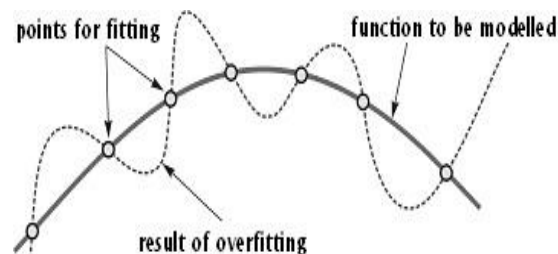
(ب)

شکل ۵. میدان سرعت به دست آمده از مدل چندجمله‌ای (الف) برای مولفه شرقی (V_E) میدان سرعت از چندجمله‌ای مرتبه ۵ با ۱۸ ضریب، (ب) برای مولفه شمالی (V_N) میدان سرعت از چندجمله‌ای مرتبه ۵ با ۱۸ ضریب.

نسبی بزرگ در این مدل (جدول‌های ۲ و ۳) پراکندگی نامناسب ایستگاه‌ها در شبکه مورد نظر باشد.

۴ نتیجه‌گیری

استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی تقریباً جدید برای تقریب زدن تابع‌ها و پیش‌بینی حالت آینده سامانه‌های گوناگون هستند. این شبکه‌ها قابلیت بسیار مهم یادگیری و آموزش دارند. همین ویژگی مهم امکان استفاده از آنها را در مدل‌سازی و پیش‌بینی پدیده‌های غیرخطی همچون میدان سرعت پوسته زمین فراهم می‌کند. در این مقاله از یک شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون ۳ لایه و نیز چندجمله‌ای مرتبه ۵ در مدل‌سازی میدان سرعت نقاط ژئودتیکی (مولفه‌های شرقی و شمالی میدان سرعت) در شبکه ژئودینامیک کشور ایران استفاده شده است.



شکل ۶. مسئله برازش بیش از حد و نحوه تولید خطا در نتایج.

این مسئله به‌خصوص زمانی که تعداد نقاط مورد استفاده در محاسبه پارامترهای مدل کم باشد و یا گستردگی نقاط در منطقه مورد بررسی مناسب نباشد، بیشتر اثرگذار خواهد بود. با توجه به منطقه مورد بررسی این مقاله و نیز تعداد داده‌های مورد استفاده در محاسبه چندجمله‌ای، به نظر می‌رسد علت اصلی در تولید خطاهای

جدول ۲. مقادیر سرعت و خطای نسبی به‌دست آمده از مدل‌های GPS, ANN, Polynomial برای مولفه شرقی (V_E) در ۱۱ ایستگاه آزمون.

	Latitude (deg)	Longitude (deg)	GPS Velocity (mm/yr)	ANN Velocity (mm/yr)	Poly. Velocity (mm/yr)	Relative Error (GPS-ANN)	Relative Error (GPS-Poly)
1	30.21	48.21	-0.00003	-9.34E-05	-15.546E-06	-67.9	+93.1
2	37.64	47.65	-0.029	-0.027	-0.045	+7.41	-35.6
3	39.19	44.39	-0.037	-0.032	-0.044	+15.6	-15.9
4	33.59	55.08	-0.030	-0.032	-0.027	-6.25	+11.1
5	31.37	60.03	-0.050	-0.055	-0.066	-9.09	-24.2
6	36.00	57.65	-0.027	-0.028	-0.021	-3.57	+28.6
7	35.16	59.21	-0.024	-0.021	-0.032	+14.3	-25.0
8	38.25	44.54	-0.031	-0.036	-0.047	-13.9	-34.0
9	35.47	52.09	-0.024	-0.029	-0.038	-17.2	-36.8
10	36.02	51.82	-0.029	-0.021	0.012	+38.1	-98.6
11	35.09	51.88	-0.025	-0.020	0.007	+25.0	-45.6

وزن‌ها طوری تغییر داده می‌شوند که مقادیر جذر میانگین مربع خطا (RMSE) به کمینه مقدار خود در هر ایستگاه برسد. برای ارزیابی نتایج به‌دست آمده از هر دو مدل ۱۱ ایستگاه درحکم آزمون انتخاب، و بردارهای سرعت به‌دست آمده از دو مدل با بردارهای سرعت تعیین شده از مشاهدات GPS (نسبت به صفحه اوراسیا) مقایسه شده است. ایستگاه‌های آزمون طوری انتخاب شده است که توانایی و قابلیت هر دو مدل در پیش‌بینی میدان سرعت

برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی، از داده‌های برجسب‌دار استفاده شد، بدین معنی که ۸۵ ایستگاه از شبکه ژئودینامیک کشور ایران که بردارهای سرعت آنها از مشاهدات GPS مشخص بود در آموزش استفاده شد. موقعیت جغرافیایی این ۸۵ ایستگاه درحکم ورودی شبکه و بردارهای سرعت آنها به منزله خروجی شبکه عصبی در نظر گرفته شد. از الگوریتم پس‌انتشار خطا برای تعیین وزن‌های بهینه نورون‌ها استفاده شده است. در این مرحله

مدل چندجمله‌ای دارند. مهم‌ترین مزیت شبکه‌های عصبی مصنوعی یادگیری شبکه، پردازش موازی، سرعت و انعطاف‌پذیری در محاسبات است. در مقابل، مزیت مدل چندجمله‌ای در عرضه یک رابطه تحلیلی برای میدان سرعت است. با کمک این معادله تحلیلی می‌توان مقادیر کرنش (استرین) را نیز برای منطقه مورد نظر محاسبه کرد. اگر تعداد مشاهدات مورد استفاده در آموزش شبکه عصبی از مقدار معینی کمتر باشد، ممکن است در این مواقع شبکه عصبی نتایج نامطمئنی به دست دهد که این امر می‌تواند از معایب مدل‌سازی با شبکه‌های عصبی باشد. در مدل‌سازی به روش چندجمله‌ای نیز مسئله برازش بیش از حد می‌تواند نتایج را دستخوش تغییرات زیادی کند. در هر دو مدل پراکندگی نامناسب داده‌های مشاهداتی در مرحله آموزش ممکن است منجر به خطاهای نسبی زیاد در نقاط آزمون شود.

به‌درستی سنجیده شود. کمینه خطای نسبی به‌دست آمده از این ارزیابی برای شبکه عصبی در مولفه شرقی میدان سرعت $3/57$ - درصد و برای مولفه شمالی $0/16$ + درصد است. همچنین کمینه خطای نسبی به‌دست آمده از چندجمله‌ای درجه ۵ برای مولفه شرقی $11/1$ + درصد و در مولفه شمالی $7/78$ + درصد است. میانگین خطاهای نسبی به‌دست آمده از شبکه عصبی مصنوعی برای مولفه شرقی $21/84$ درصد و برای مولفه شمالی $31/27$ درصد است. نتایج نشان‌دهنده این موضوع است که شبکه عصبی تا 80 درصد قابلیت مدل‌سازی و پیش‌بینی میدان سرعت پوسته زمین را دارد. مشابه همین ارزیابی برای مدل چندجمله‌ای حاکی از مدل‌سازی و پیش‌بینی میدان سرعت تا 60 درصد است.

محاسبه خطای نسبی برای دو مدل بیانگر این موضوع بود که شبکه‌های عصبی چندلایه قابلیت و توانایی زیادی در برآورد سرعت نقاط ژئودتیکی در این منطقه نسبت به

جدول ۳. مقادیر سرعت و خطای نسبی به‌دست آمده از مدل‌های Polynomial, ANN, GPS برای مولفه شمالی (V_N) در ۱۱ ایستگاه آزمون.

	Latitude (deg)	Longitude (deg)	GPS Velocity (mm/yr)	ANN Velocity (mm/yr)	Poly. Velocity (mm/yr)	Relative Error (GPS-ANN)	Relative Error (GPS-Poly)
1	30.21	48.21	0.03409	0.037	0.0423	-7.86	-19.4
2	37.64	47.65	0.00904	0.002	0.0127	35.2	-28.8
3	39.19	44.39	0.00534	0.005	0.0032	6.80	66.9
4	33.59	55.08	-0.00302	-0.006	-0.0042	-49.7	-28.1
5	31.37	60.03	0.01308	0.016	0.0193	-18.3	-32.2
6	36.00	57.65	0.00293	0.0015	0.0036	95.3	-18.6
7	35.16	59.21	0.00143	0.002	0.0032	-28.5	-55.3
8	38.25	44.54	0.00582	0.005	0.0054	16.4	7.78
9	35.47	52.09	0.01202	0.012	0.017	0.16	-29.3
10	36.02	51.82	0.00743	0.006	0.0087	23.8	-14.6
11	35.09	51.88	0.01039	0.015	0.023	-30.7	-54.8

data: In: Tehran, International Geosciences Congress, 2, pp. 88-102.

Hossainali, M. M., 2006, A Comprehensive Approach to the Analysis of the 3D Kinematics of Deformation: Ph.D. Thesis, Geodesy. Darmstadt, University of Darmstadt.

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, pp. 809–816.

Voosoghi, B., 2000, Intrinsic Deformation Analysis of the Earth Surface Based on 3-D Displacement Fields Derived from Space Geodetic Measurements: Ph.D. 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.

منابع

احمدی، م.، و موسوی، س.، م.، ۱۳۹۱، حل دقیق معادلات موقعیت در گیرنده های GPS با استفاده از شبکه های عصبی: مجله علمی و پژوهشی رایانش نرم و فناوری اطلاعات، ۱ (۲۶-۳۹)

Beale, M. H., Hagan, M. T., and Demuth, H. B., 2010, Neural Network Toolbox 7 User's Guide: The MathWorks Inc., Natick, MA, 951 pp.

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, M. R., and Vosooghi, B., 2014, 2D crustal deformation analysis with using IPGN