

تحلیل شبکه عصبی مبتنی بر موجک آموزش یافته با الگوریتم PSO برای پیش بینی بلادرنگ خطاها در گیرنده های تک فرکانسه GPS

سید محمد رضا موسوی^۱ و محمد دیوبند^۲

چکیده

دقت گیرنده های تک فرکانسه GPS به علت منابع خطاهای موجود در آن از قبیل خطاهای ناشی از اثر یونسفر و تروپوسفر، خطای ساعت ماهواره، خطای حاصله از اطلاعات مداری، خطاهای گیرنده و نیز خطای ناشی از پدیده چندمسیری، کم می باشد. وجود منابع خطاهای بیان شده در فوق سبب می گردد دقت گیرنده های ارزان قیمت GPS، پایین و کاربردهای آن محدود شود. بنابراین کاهش خطا در سیستم موقعیت یاب جهانی GPS از اهمیت بسزایی برخوردار است. الگوریتم بهینه سازی گروهی ذرات (PSO) یک الگوریتم جستجوی اجتماعی می باشد که از روی رفتار اجتماعی دسته های پرندگان مدل شده است. این الگوریتم از دیدگاه محاسباتی بسیار ساده، دارای سرعت بالا و حافظه ای کم هزینه می باشد. در این مقاله یک شبکه عصبی مبتنی بر موجک آموزش یافته با الگوریتم بهینه سازی گروهی ذرات برای پیش بینی بلادرنگ خطاها در گیرنده های تک فرکانسه GPS پیشنهاد می شود. این مقاله از جمع آوری داده های واقعی برای ارزیابی کارایی روش پیشنهادی استفاده می نماید. نتایج آزمایشگاهی در آزمون های میدانی، پتانسیل قوی این روش مدل سازی خطا را جهت دسترسی به مکان سنجی دقیق تضمین می کنند. نتایج به دست آمده نشان می دهند که می توان موثر خطاهای مکانی در گیرنده های ارزان قیمت GPS را به حدود ۱ متر کاهش داد.

کلمات کلیدی

شبکه عصبی مبتنی بر موجک، الگوریتم بهینه سازی گروهی ذرات، پیش بینی خطاها، گیرنده های تک فرکانسه GPS

Errors Prediction in GPS Low Cost Users using Wavelet Neural Network Trained by a PSO Algorithm

M. R. Mosavi and M. Divband

Department of Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology

Narmak, Tehran ۱۶۸۴۶-۱۳۱۱۴, Iran

Email: M_Mosavi@iust.ac.ir

ABSTRACT

GPS positioning errors occur from the cumulative effects of receiver, satellite and atmosphere, and also due to the U.S. military intentionally such as Selective Availability (S/A). In this paper, a new approach is presented for corrections prediction in single-frequency GPS receivers using Wavelet Neural Network (WNN) trained by a Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm. Experimental results for the errors real-time prediction show the feasibility and effectiveness of the proposed method. The results are analyzed. The experimental results show that WNN, trained by the PSO algorithm, is able to reduce RMS errors to ۱.۰۲ meters with S/A on and ۰.۶۱ meters with S/A off.

KEYWORDS

Wavelet neural network, Particle swarm optimization, Errors prediction, and Single-frequency GPS users

۱. مقدمه

سیستم موقعیت یاب جهانی GPS^۱، یک سیستم راهبری و مسیریابی ماهواره ای می باشد که از شبکه ای با ۲۴ ماهواره تشکیل شده است. خدمات این مجموعه در هر شرایط آب و هوایی و در هر نقطه از کره زمین در تمام ساعت شبانه روز در دسترس است. ماهواره های این

۱- دانشیار دانشکده مهندسی برق دانشگاه علم و صنعت ایران، نارمک، تهران ۱۶۸۴۶-۱۳۱۱۴، ایران، Email: M_Mosavi@iust.ac.ir

۲- دانشجوی کارشناسی دانشگاه علم و صنعت ایران

۳- Global Positioning System

سیستم، روزی دو بار در مداراتی دقیق به دور زمین می گردند و اطلاعاتی را به زمین مخابره می کنند. گیرنده های GPS این اطلاعات را دریافت و با انجام محاسبات هندسی، محل دقیق گیرنده را نسبت به زمین محاسبه می نمایند [۱]. در مراحل مختلف از جمله ارسال سیگنال، انتقال، دریافت و تحلیل آن، خطاهای متعددی بر روند کار تاثیرگذار خواهند بود. منابع عمده خطاهایی که موجب کاهش دقت محاسبات در GPS را فراهم می سازند، عبارتند از: خطای عمدی S/A، خطای ساعت ماهواره، خطای مربوط به جایگاه دقیق ماهواره نسبت به زمین، تاخیرهای ناشی از لایه های مختلف اتمسفر (یونسفر و تروپوسفر)، پدیده چندمسیری، ساعت گیرنده و غیره [۲-۴]. جدول (۱)، متوسط خطای معمول هر ماهواره سیستم GPS را بر حسب متر نمایش می دهد.

جدول (۱) متوسط خطای معمول هر ماهواره سیستم GPS بر حسب متر

مولفه خطا	مقدار متوسط خطا (متر)
ساعت ماهواره	۱/۵
مدار ماهواره	۲/۵
یونسفر	۵/۰
تروپوسفر	۰/۵
نویز گیرنده	۰/۴
چندمسیری	۰/۶
S/A	۳۰

با توجه به جدول (۱) ملاحظه می شود که دقت نهایی گیرنده های تجاری GPS محدود است. در برخی از کاربردها از قبیل مکان سنجی های دقیق نیاز به دقت های بیشتری می باشد. هدف از این مقاله پیش بینی بلادرنگ خطاهای مولفه های موقعیت گیرنده های ارزان قیمت GPS با استفاده از شبکه عصبی مبتنی بر موجک آموزش یافته با الگوریتم بهینه سازی گروهی ذرات می باشد. در این روش، ابتدا با اندازه گیری خطاهای مولفه های موقعیت، مدلی واقعی و پویا از خطاها ایجاد شده و به شبکه عصبی اعمال می گردد. شبکه عصبی با این داده های واقعی آموزش می یابد و قادر می شود تا خطای موقعیت را در لحظات بعدی پیش بینی نماید. با پیش بینی خطاهای مولفه های موقعیت می توان موقعیت دقیق را تعیین نمود.

در این روش، ساختار شبکه عصبی پیشنهادی به منظور بهبود خطاهای مولفه های موقعیت به گونه ای است که نمونه های خطاهای مولفه های موقعیت به صورت $E(n), E(n-1), \dots, E(n-p)$ به عنوان ورودی های شبکه عصبی اعمال شده و خروجی شبکه مقدار تخمین زده شده این خطاها در لحظه بعدی (یعنی $E(n+1)$) می باشد. به عبارت دیگر می خواهیم تابع $f(\cdot)$ را به صورت زیر با استفاده از شبکه عصبی محقق کنیم:

$$E(n+1) = f(E(n), E(n-1), \dots, E(n-p)) \quad (1)$$

که در آن p مبین تعداد نمونه ها از سیگنال ورودی جهت تعلیم شبکه عصبی می باشد.

این مقاله به شرح زیر سازمان دهی شده است. در بخش دوم الگوریتم بهینه سازی گروهی ذرات معرفی می شود. در بخش سوم معماری شبکه های عصبی مبتنی بر موجک آموزش یافته با الگوریتم بهینه سازی گروهی ذرات مورد بررسی قرار خواهند گرفت. در بخش چهارم نتایج حاصل از آزمون ها با داده های واقعی گزارش می شود. در پایان نیز نتیجه گیری آمده است.

۲. الگوریتم بهینه سازی گروهی ذرات^۱

الگوریتم اجتماع ذرات یک الگوریتم تقلیدی از رفتارهای جوامع جانوری در پردازش دانش جامعه می باشد. این الگوریتم از دو زمینه زندگی طبیعی (مانند دسته پرندگان و ماهی ها) و نیز محاسبات تکاملی ریشه گرفته است. در الگوریتم PSO، ذرات در یک فضای n بعدی پرواز کرده و مسیر حرکت خود را در فضای جستجو بر اساس تجارب گذشته خود و همسایگانشان تغییر می دهند. خلاصه الگوریتم یادگیری مذکور به شرح زیر می باشد [۵]:

ابتدا کلیه وزن های الگوریتم به صورت تصادفی با توزیع یکنواخت و با اعداد کوچک مقداردهی اولیه می شوند. در دسته بندی متشکل از n جزء، موقعیت جزء i ام تحت اثر یک بردار مکانی n بعدی به صورت $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in})^T \in S$ قرار دارد که در آن S مبین فضای جستجو است. این جزء همچنین دارای یک بردار سرعت به صورت $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{in})^T \in S$ می باشد. بهترین موقعیت

قبلی بدست آمده برای جزء i ام، به صورت $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, \dots, p_{in})^T$ نمایش داده می شود. در نهایت موقعیت جدید اجزای دسته با استفاده از معادلات (۲) و (۳) به دست می آید.

$$V_i(t+1) = wV_i(t) + c_1 r_1 (P_i(t) - X_i(t)) + c_2 r_2 (P_g(t) - X_i(t)) \quad (2)$$

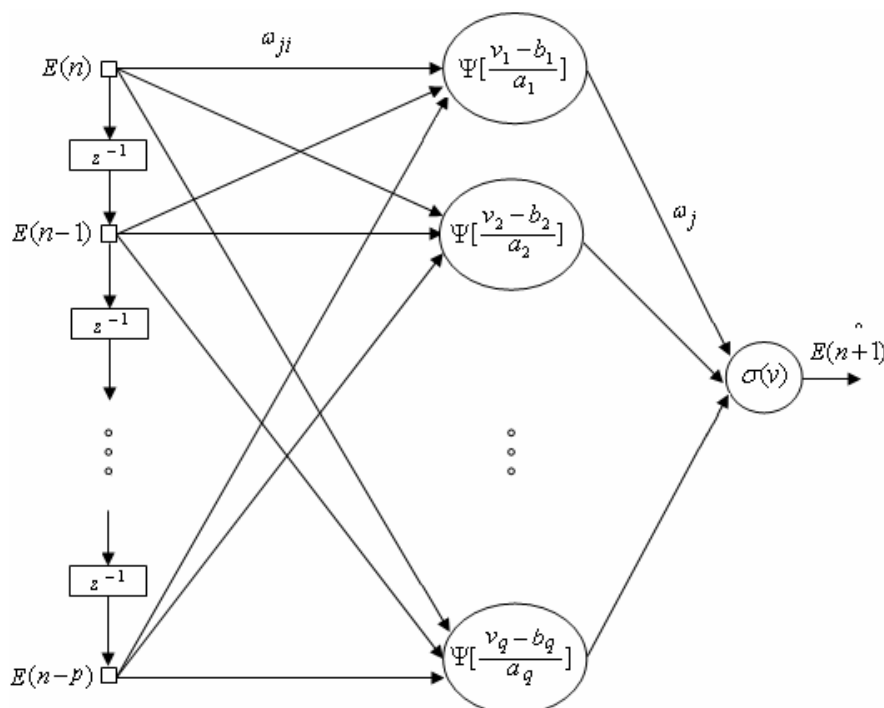
$$X_i(t+1) = X(t) + V_i(t+1) \quad (3)$$

در معادلات فوق، g شاخص به کار رفته برای ذره ای است که بهترین موقعیت را دارد، t نمایانگر تعداد تکرارها، c_1 مبین پارامتر شناختی، c_2 بیانگر پارامتر اجتماعی، r_1 و r_2 اعدادی تصادفی در بازه $[0, 1]$ می باشند. سرعت هر یک از ذرات دارای مقدار حداکثری است که توسط کاربر تعیین می شود. این عامل باعث می گردد که اندازه سرعت دسته کنترل شده و از انفجار دسته جلوگیری شود. استفاده از پارامتر وزن اینرسی w باعث می شود که مصالحه ای بین توانایی اکتشافات عمومی و محلی دسته ایجاد گردد. وزن اینرسی بزرگ، محرکی برای اکتشافات در سراسر ناحیه (حرکت به سمت مناطقی از فضای جستجو که پیشتر تجربه نشده اند) بوده، در حالیکه یک وزن کمتر مشوقی برای اکتشاف در نواحی محلی می باشد. در واقع وزن کمتر باعث می شود که جستجو در مناطقی که در گذشته تجربه شده اند، با دقت بیشتری ادامه پیدا نماید. انتخاب اندازه مناسب برای w ، متضمن برقراری تعادل مطلوب بین توانایی اکتشاف محلی و عمومی بوده و در نتیجه باعث افزایش کارایی الگوریتم می گردد. نتایج تجربی نشان می دهند که انتخاب مقادیر بزرگ برای w در آغاز جستجو باعث می شود که اولویت اکتشافات عمومی بالاتر رود و با کاهش تدریجی w ، جستجو در فضاهای محلی با جدیت بیشتری دنبال گردد. در نتیجه مقدار w در ابتدای جستجو برابر ۱ انتخاب می گردد و تدریجاً به صفر میل می کند [۶].

با توجه به قابلیت الگوریتم PSO در یافتن جواب بهینه عمومی با احتمال بسیار بالا و نرخ همگرایی زیاد، از این الگوریتم برای آموزش شبکه های عصبی استفاده شده است.

۳. شبکه های عصبی مبتنی بر موجک آموزش یافته با الگوریتم بهینه سازی گروهی ذرات

شکل (۱) معماری یک شبکه عصبی مبتنی بر موجک را نشان می دهد. این شبکه از سه لایه ورودی، مخفی و خروجی تشکیل شده است. لایه ورودی شامل p گره، لایه مخفی شامل q نرون و لایه خروجی شامل یک نرون می باشد [۷].



شکل (۱) معماری یک شبکه عصبی مبتنی بر موجک با ساختار $(p, q, 1)$

شبکه های عصبی مبتنی بر موجک دارای چهار دسته وزن می باشند که به ترتیب عبارتند از: وزن لایه ورودی به لایه مخفی (w_{ji}) ، وزن های لایه مخفی به خروجی (w_j) ، تأخیر و ضریب انتقال در لایه مخفی که با نمادهای a_j و b_j نشان داده می شوند. خلاصه مراحل تعلیم شبکه عصبی شکل (۱) به شرح زیر می باشد:

گام ۱- مقداردهی اولیه: کلیه وزن های شبکه به صورت تصادفی با توزیع یکنواخت و با اعداد کوچک مقدار دهی اولیه می گردند.

گام ۲- محاسبات پیشرو: فرض کنید $E(k)$ مبین بردار ورودی است، آنگاه ورودی به j امین نرون لایه مخفی به صورت زیر محاسبه می گردد [۷]:

$$v_j(k) = \sum_{i=1}^{i=p} w_{ji}(k) E_i(k) \quad (۴)$$

و خروجی نرون j ام در لایه مخفی از رابطه زیر به دست می آید:

$$y_{a,b}[v_j(k)] = y \left(\frac{v_j(k) - b_j(k)}{a_j(k)} \right) \quad (۵)$$

که در آن عموماً از دو تابع $y(x)$ به صورت های $y(x) = -x.e^{-0.5x^2}$ یا $y(x) = (1-x^2).e^{-0.5x^2}$ استفاده می گردد. خروجی نرون لایه خروجی به صورت زیر محاسبه می شود:

$$y(k) = s[v(k)] = s \left(\sum_{j=1}^{j=q} w_j(k) y_{a,b}(v_j(k)) \right) \quad (۶)$$

که در آن $S(.)$ تابع تصمیم گیری می باشد و به صورت زیر بیان می گردد:

$$s(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (۷)$$

گام ۳- محاسبات پسرو: پس از مرحله محاسبات پیشرو نوبت به محاسبات پسرو یا فرآیند یادگیری می رسد که در این مرحله تمام وزن های شبکه عصبی بروز رسانی می شوند [۸و۹].

بردار پارامترهای همه لایه های شبکه عصبی، بردار متغیرهای بهینه سازی را تشکیل می دهد. در واقع این بردار همان بردار موقعیت است که مقدار بهینه آرگومان های آن با استفاده از الگوریتم PSO محاسبه خواهد شد. روند کار بدین ترتیب است که ابتدا N بردار موقعیت $X_i (i=1, 2, \dots, N)$ که N برابر با تعداد اعضای دسته می باشد، به صورت تصادفی تولید می گردد. جمعیت دسته نیز معمولاً ۴ تا ۵ برابر تعداد متغیرهای بهینه سازی انتخاب می شود. شبکه عصبی به ازای پارامترهایی برابر با متغیرهای این بردارها اجرا شده و خطای به دست آمده از هر اجرا به عنوان میزان برازندگی بردار متغیرهای آن شبکه در نظر گرفته می شود. در این مرحله بردارهای P_i و P_g با توجه به برازندگی های به دست آمده محاسبه گردیده و N بردار موقعیت جدید با استفاده از روابط (۲) و (۳) تولید می شوند. این روند آنقدر تکرار می گردد تا همگرایی نهایی حاصل شود. منظور از همگرایی نهایی، رسیدن به بردار موقعیت بهینه به نحوی است که خطای آموزش به ازای آن کمینه گردد. در اجرای الگوریتم PSO، ضرایب c_1 و c_2 برابر با ۲ انتخاب می شوند. ضریب اینرسی w نیز در ابتدا برابر با ۱ در نظر گرفته شده که در طول تکرارها تدریجاً به سمت صفر میل می کند.

گام ۴- تکرار: در این مرحله باید عملیات را از قسمت محاسبات رو به جلو برای الگوهای آموزشی جدید دوباره تکرار نماییم.

۴. نتایج آزمایشگاهی حاصل از پردازش ها

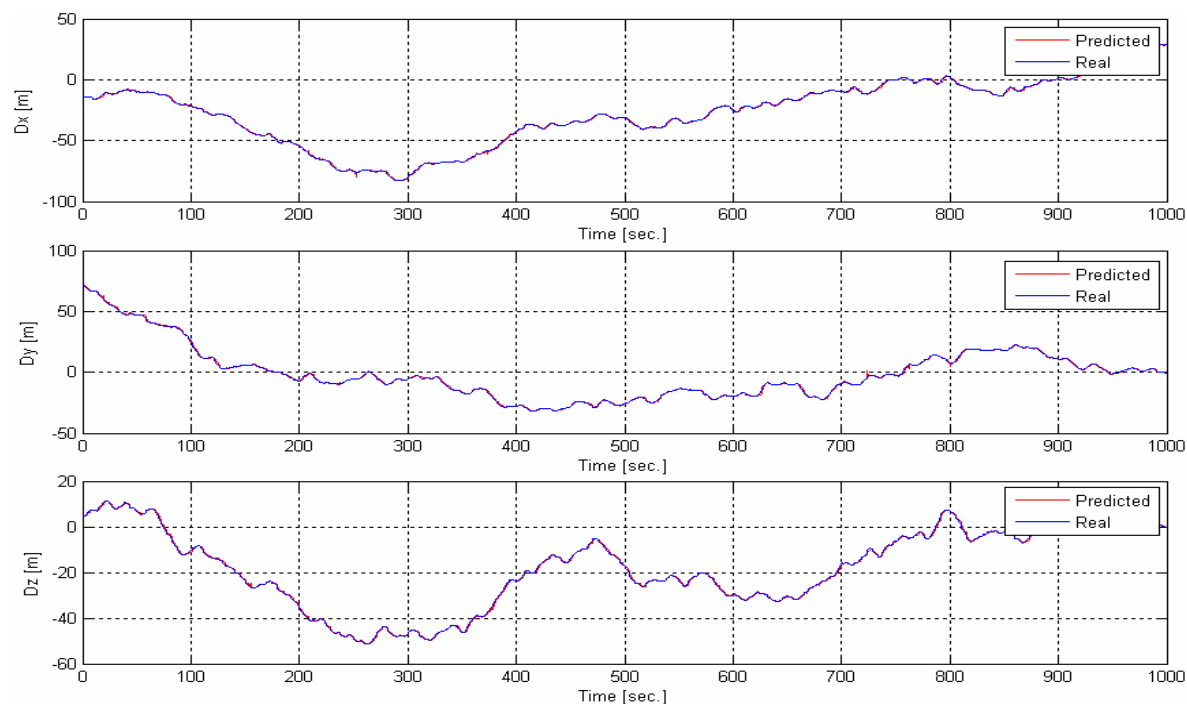
به منظور جمع آوری داده های واقعی برای ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهادی، موتور GPS ارزان قیمت ساخت کارخانه Rockwell انتخاب گردید. مهم ترین ویژگی ها و مشخصات فنی گیرنده GPS مورد استفاده در این تحقیق در جدول (۲) آمده است.

جدول (۲) مهم ترین ویژگی ها و مشخصات فنی گیرنده GPS مورد استفاده در این تحقیق [۱۰]

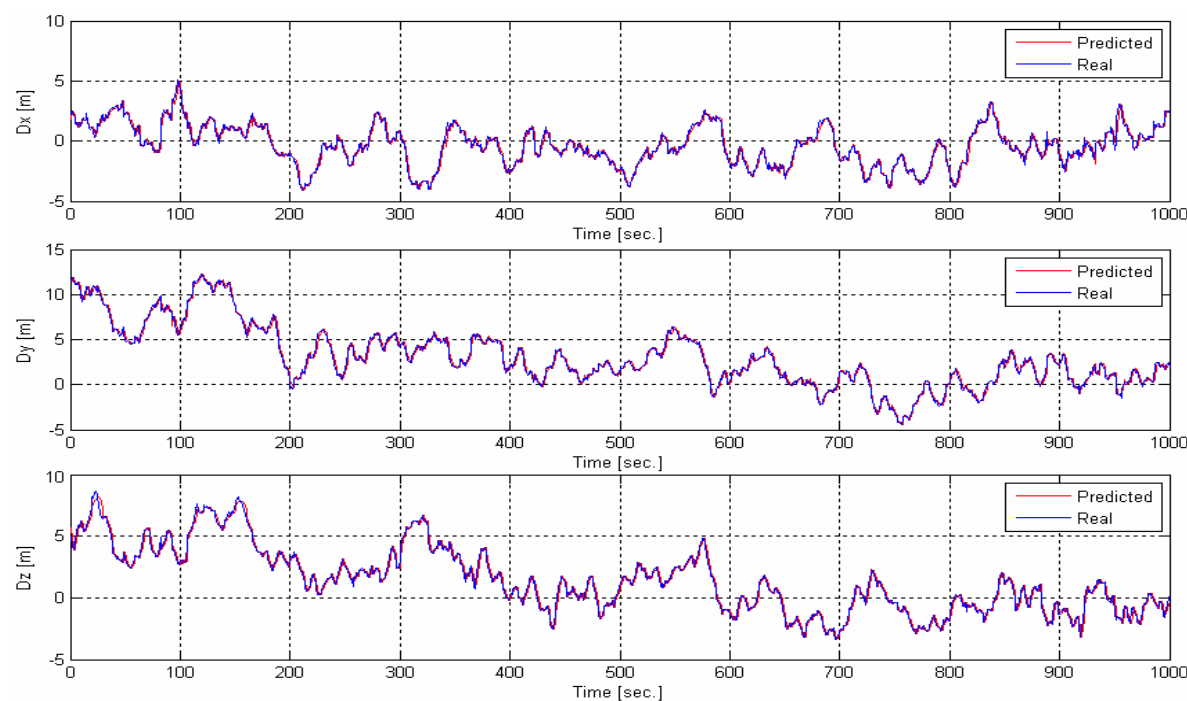
ابعاد	۵۱ × ۷۱ × ۹/۱ میلیمتر
تعداد کانال های موازی	۵
دقت اندازه گیری	در جهت افقی ۱۰۰ متر و در جهت عمودی ۱۸۸ متر
سرعت تازه سازی داده	۱ ثانیه
پروتکل خروجی سریال	باینری یا NMEA
سرعت خروجی سریال	۴۸۰۰ یا ۹۶۰۰ بیت بر ثانیه

ابتدا با طراحی و ساخت سخت افزار مورد نیاز، این گیرنده راه اندازی و اطلاعات خروجی آن دریافت و ذخیره گردید. سپس داده های خام دریافت شده آشکار و اطلاعات مورد نیاز از آن استخراج شد. مطالعات اولیه نشان داد که داده های موقعیت در حضور و عدم حضور خطای عمدی S/A، به ترتیب دارای خطاهایی تا دامنه ۳۵۰ متر و ۷۵ متر بودند. در ادامه نتایج آزمایشگاهی حاصل از آزمون های مختلف با داده های واقعی بیان می گردند.

اشکال (۲) و (۳) مقادیر واقعی و پیش بینی شده خطاهای مولفه های موقعیت را برای ۱۰۰۰ داده آزمون با استفاده الگوریتم پیشنهادی، به ترتیب با و بدون حضور خطای عمدی S/A، نشان می دهند. نتایج حاصل از اعمال ۱۰۰۰ داده آزمون روی تخمینگر پیشنهادی برای حالات S/A روشن و خاموش در جداول (۳) و (۴) آمده است.



شکل (۲) پیش بینی برای خطای مولفه های موقعیت با استفاده از الگوریتم پیشنهادی (S/A on)



شکل (۳) پیش بینی برای خطای مولفه های موقعیت با استفاده از الگوریتم پیشنهادی (S/A off)

جدول (۳) : حداکثر، حداقل، متوسط و موثر خطاها در پیش بینی مولفه های موقعیت برای ۱۰۰۰ آزمون با الگوریتم پیشنهادی (S/A on)

پارامترها	مولفه موقعیت X	مولفه موقعیت Y	مولفه موقعیت Z
حداکثر	۳/۷۸۸۱	۳/۶۲۱۵	۲/۴۸۳۱
حداقل	-۴/۴۲۳۳	-۵/۰۷۸۲	-۱/۸۷۶۴
متوسط	۰/۰۴۷۹	-۰/۰۸۶۱	-۰/۰۰۲۳
موثر	۰/۶۲۰۴	۰/۶۲۶۵	۰/۵۰۹۳
موثر کل	۱/۰۱۸۲		

جدول (۴) : حداکثر، حداقل، متوسط و موثر خطاها در پیش بینی مولفه های موقعیت برای ۱۰۰۰ آزمون با الگوریتم پیشنهادی (S/A off)

پارامترها	مولفه موقعیت X	مولفه موقعیت Y	مولفه موقعیت Z
حداکثر	۱/۸۹۵۳	۱/۶۱۳۴	۱/۴۳۳۱
حداقل	-۱/۴۷۸۶	-۱/۵۷۹۵	-۲/۲۵۸۷
متوسط	۰/۰۰۴۶	-۰/۰۰۶۳	-۰/۰۰۶۴
موثر	۰/۳۴۲۰	۰/۳۷۰۶	۰/۳۳۹۳
موثر کل	۰/۶۰۷۸		

از جداول (۳) و (۴) مشاهده می شود که مقدار موثر خطا در پیش بینی خطاهای مولفه های موقعیت با استفاده الگوریتم پیشنهادی با حضور خطای عمدی S/A به ۱/۰۲ متر و بدون حضور خطای عمدی S/A به ۰/۶۱ متر تقلیل پیدا می کند.

۵. نتیجه گیری

نظر به اینکه اندازه گیری های مکانی گیرنده های تک فرکانسه GPS دارای خطاهای متغیر با زمان می باشند، لذا مدل سازی و تخمین بلادرنگ خطاها در آنان ضروری است تا مکان سنجی دقیق حاصل شود. در این مقاله یک شبکه عصبی مبتنی بر موجک آموزش یافته با الگوریتم بهینه سازی ذرات برای پیش بینی بلادرنگ خطاها در گیرنده های تک فرکانسه GPS پیشنهاد گردید. نتایج آزمایشگاهی در آزمون ها با داده های جمع آوری شده واقعی نشان می دهد که می توان موثر خطاهای مکانی در گیرنده های ارزان قیمت GPS را به حدود ۱ متر کاهش داد.

۶. مراجع

- [۱] K. D. McDonald, "The Modernization of GPS: Plans, New Capabilities and the Future Relationship to Galileo", Journal of Global Positioning System, Vol.۱, No.۱, pp.۱-۱۷, ۲۰۰۲.
- [۲] M. R. Mosavi, "A Practical Approach for Accurate Positioning with L₁ GPS Receivers using Neural Networks", Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, Vol.۱۷, No.۲, pp.۱۵۹-۱۷۱, ۲۰۰۶.
- [۳] O. Øvstedal, "Absolute Positioning with Single-Frequency GPS Receivers", Journal of GPS Solutions, Vol.۵, No.۴, pp.۳۳-۴۴, ۲۰۰۲.
- [۴] M. R. Mosavi, "Precise Real-Time Positioning with a Low Cost GPS Engine using Neural Networks", Journal of Survey Review, Vol.۳۹, No.۳۰۶, pp.۳۱۶-۳۲۷, ۲۰۰۷.
- [۵] W. Sun, Y. X. Zhang, and F. T. Li, "The Neural Network Model based on PSO for Short-Term Load Forecasting", IEEE Conference on Machine Learning and Cybernetics, pp.۳۰۶۹-۳۰۷۲, ۲۰۰۶.
- [۶] M. Clerc and J. Kennedy, "The Particle Swarm Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space", IEEE Transaction on Evolutionary Computer, Vol.۶, No.۱, pp.۸-۷۳, ۲۰۰۲.
- [۷] M. R. Mosavi, "GPS Receivers Timing Data Processing using Neural Networks: Optimal Estimation and Errors Modeling", Journal of Neural Systems, Vol.۱۷, No.۵, pp.۳۸۳-۳۹۳, ۲۰۰۷.
- [۸] علی کاشفی کاویانی، سید علی پورموسوی کانی و علی جهانبانی اردکانی، "آموزش شبکه های عصبی چندلایه با به کارگیری الگوریتم PSO"، هشتمین کنفرانس سیستم های هوشمند دانشگاه فردوسی مشهد، ۱۳۸۶.
- [۹] X. Cai, N. Zhang, G. K. Venayagamoorthy, and D. C. Wunsch II, "Time Series Prediction with Recurrent Neural Networks Trained by a Hybrid PSO-EA Algorithm", Journal of Neurocomputing, pp.۲۳۴۲-۲۳۵۳, ۲۰۰۷.
- [۱۰] "MicroTracker LP Designer's Guide", Rockwell International Corporation, GPS-۲۲, ۱۹۹۵.