نشریه علمی پژوهشی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال هفتم، شماره چهارم، زمستان ۱۳۹۸

Vol.7, No.4, Winter 2020

۲۱ -۴۰

مقاله پژوهشی

حل مسأله تعیین موقعیت محلی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی چهار لایه

مهرداد کاوه*[۱]، محمد سعدی مسگری[۲]، علی خسروی

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی

۲- دانشیار گروه سیستم اطلاعات مکانی، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه خواجه نصیر الدین طوسی

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد ژئودزی، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه خواجه نصیر الدین طوسی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۶/۱۰/۱۷ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۰۴/۰۹

چکیده

امروزه سیستم تعیین موقعیت جهانی (*GPS*) در درون ساختمان‌ها و در ناحیه‌های شهری متراکم که دید مستقیم بین کاربر و ماهواره‌ها وجود ندارد، کارایی چندانی ندارد. از این رو در سال‌های اخیر سیستم تعیین موقعیت محلی (*LPS*) به‌طور قابل توجهی مورد استفاده قرار گرفته است. هدف اصلی از این تحقیق، ارائه یک شبکه عصبی مصنوعی چهار لایه مبتنی بر حل معادلات غیر خطی (*NLANN*) برای حل مسأله تعیین موقعیت محلی می‌باشد. برای ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی، از سه روش بهینه‌سازی گوس-نیوتون (*GN*)، الگوریتم ژنتیک (*GA*) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی (*HPSO*) استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی از دقت بالایی برخوردار است. دقت شبکه عصبی مصنوعی بر روی داده‌های شبیه‌سازی‌شده، ۰/۰۵ متر حاصل شده است. در حالی‌که بهترین دقت در الگوریتم‌های دیگر حدود ۰/۴۵ متر می‌باشد. در داده‌های شبکه ایستگاه‌های *GPS* ایتالیا، شبکه عصبی مصنوعی در مدت زمان یک دقیقه به دقت زیر ۱۰ سانتی‌متر دست یافته است. همچنین شبکه عصبی مصنوعی، در ابعاد متفاوت از منطقه مطالعاتی و نسبت سیگنال به نویزهای مختلف (*SNR*)، دارای دقت بهتری می‌باشد و با افزایش تعداد ایستگاه‌ها، نتایج خوبی را در زمان‌های کمتری به‌دست آورده است. در حالی که الگوریتم های دیگر از دقت خوبی برخوردار نیستند. با این حال الگوریتم *HPSO* از الگوریتم‌های *GA* و *GN* نتایج بهتری را به دست آورده است.

کلید واژه‌ها : تعیین موقعیت محلی، شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر حل معادلات غیر خطی (*NLANN*)،گوس-نیوتون، الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی (*HPSO*).

* نویسنده مکاتبه کننده: تهران، خیابان ولی عصر، تقاطع میرداماد، دانشکده نقشه برداری دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی

تلفن: ۰۹۱۱۴۶۰۵۳۲۱

Email: M.kaveh11@email.kntu.ac.ir

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]

[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

۱- مقدمه

امروزه سیستم‌های ماهواره‌ای ناوبری جهانی به‌طور گسترده‌ای مورد توجه قرار گرفته‌اند [۱]. اکثر سیستم‌های تعیین موقعیت در محیط‌های داخلی ساختمان‌ها و نواحی شهری به‌خوبی عمل نمی‌کنند و پوشش آن‌ها محدود به فضاهای خارجی است [۲]. یکی از این سیستم‌های تعیین موقعیت، سیستم تعیین موقعیت جهانی[۱] (*GPS*) می‌باشد که اولین بار در ارتش امریکا توسعه یافته است و در حال حاضر به‌طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد [۳]. *GPS* در فضاهای باز دارای دقت بالایی بوده ولی در تعیین موقعیت در داخل محیط‌های بسته دچار مشکل است. بنابراین سیستم تعیین موقعیت جهانی، در مواقعی که دید مستقیم بین کاربر و ماهواره‌های *GPS* وجود ندارد، در درون ساختمان و در ناحیه‌های شهری متراکم نمی‌تواند مورد استفاده قرار بگیرد. از این رو سیستم تعیین موقعیت محلی[۲] (*LPS*) در سال‌های اخیر به‌طور قابل توجهی توسعه یافته است [۴]. از جمله کاربردهای *LPS* می‌توان به تولید سرویس‌های مفید برای راهنمایی تورهای مسافرتی در فضاهای سرپوشیده ازجمله موزه‌ها، فرودگاه‌ها و هتل‌ها و همین‌طور تعیین موقعیت در مغازه‌ها، بیمارستان‌ها و فضاهای باز اشاره نمود. *LPS* در فضاهای شهری که سیگنال از ماهواره‌ها به خوبی به کاربر نمی‌رسد، دقت بهتری را نسبت به سیستم تعیین موقعیت جهانی ارائه می‌دهد [۵].

به‌طور کلی روش‌های تعیین موقعیت به سه بخش اساسی مثلث‌بندی، آنالیز وقوع و مجاورت تقسیم می‌شوند. ساویدس[۳] و همکاران از روش مثلث‌بندی برای تعیین موقعیت استفاده کرده‌اند. در این تکنیک، فاصله بر پایه انتقال سیگنال بین فرستنده و گیرنده محاسبه می‌شود [۶]. آنالیز وقوع، سیگنال هدف را با پایگاه داده بدون اینترنت مقایسه کرده تا نزدیک‌ترین محل را شناسایی کند. هم‌چنین روش مجاورت، یک روش غیر دقیق برای تخمین مختصات نقطه مجهول بوده که موقعیت بهترین نقطه معلوم را به‌عنوان نقطه مجهول در نظر می‌گیرد [۷]. یک فاکتور مهم برای طراحی سیستم‌های مکان‌یابی، پیدا کردن مکانیسمی برای اندازه‌گیری فاصله و یا زاویه می‌باشد. چندین تکنیک در این زمینه ارائه شده است که مهم‌ترین تکنیک‌های موجود در بین این مکانیسم‌ها، زاویه رسیدن سیگنال، قدرت سیگنال دریافت شده، زمان رسیدن سیگنال[۴] (*TOA*) و اختلاف زمان رسیدن سیگنال می‌باشند [۸ و ۹]. تعیین موقعیت محلی بر پایه این تکنیک‌ها، ابتدا فواصل خطادار بین نقطه معلوم و مجهول را تخمین زده و سپس با استفاده از الگوریتم‌های تعیین موقعیت، مختصات نقطه مجهول را به دست می‌آورد. در سیستم‌های تعیین موقعیت محلی، دقت تعیین موقعیت و زمان اجرای الگوریتم‌ها از اهمیت بالایی برای کاربران برخوردار است؛ بنابراین بایستی از الگوریتم‌هایی استفاده شود که هم دقت تعیین موقعیت متناسب با نیاز کاربر را داشته باشند و هم از سرعت اجرای خوبی برخوردار باشند. از این رو استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای حل معادلات غیرخطی در تعیین موقعیت محلی کارآمد خواهد بود [۱۰].

در تحقیقات زیادی از روش‌های حل دقیق برای مسأله تعیین موقعیت استفاده کرده‌اند که با استفاده از روش‌های تکراری توسعه داده شده‌اند. بیشتر این روش‌ها بر پایه مینیمم کردن تابع هدف می‌باشند که توابع اهداف در این مسائل دارای فرم غیرخطی‌اند [۱۱]. چنگ[۵] و همکاران از روش گوس- نیوتون[۶] (*GN*) برای تعیین موقعیت با استفاده از شبک سنسور بی‌سیم

---

[۱] *Global Positioning System*
[۲] *Local Positioning System*
[۳] *Savvides*
[۴] *Time of Arrival*
[۵] *Cheng*
[۶] *Gauss – Newton*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]
[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

استفاده کرده‌اند [۱۲]. یو[۱] و همکاران از مدل *GN* با روش لونبرگ مارکوادرت[۲] در تعیین موقعیت با سیگنال‌های پهنای باند بالا برای شبکه‌های سنسورهای بی‌سیم بهره برده‌اند [۱۳]. هم‌چنین در بسیاری از تحقیقات از الگوریتم‌های فراابتکاری و شبکه عصبی مصنوعی[۳] (*ANN*) ساده برای مسائل تعیین موقعیت، به‌عنوان روش‌های بهینه‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی استفاده کرده‌اند [۱۴،۱۵،۱۶و۱۷]. کلارو[۴] و همکاران از شبکه عصبی مصنوعی برای محاسبه دقت تعیین موقعیت محلی استفاده کردند. نتایج سیستم مکان‌یابی نشان داده است که متوسط دقت تعیین موقعیت آن‌ها زیر دو متر می‌باشد [۱۸]. گروه تحقیقاتی ژو[۵] و همکاران، الگوریتم ژنتیک[۶] (*GA*)، بهینه‌سازی ازدحام ذرات[۷] (*PSO*) و شبکه عصبی مصنوعی بازگشتی را برای مسأله تعیین موقعیت محلی مقایسه کرده‌اند. نتایج نشان داده است که دقت حاصل از شبکه عصبی کمی بهتر از الگوریتم‌های *GA* و *PSO* می‌باشد. هم‌چنین الگوریتم‌های *GA* و *PSO* به نسبت شبکه عصبی، زمان زیادی را برای رسیدن به جواب بهینه صرف کرده‌اند [۱۹]. هم‌چنین در بسیاری از تحقیقات، شبکه عصبی مصنوعی ساده، برای حل مسائل مختلف خطی به خوبی مورد استفاده قرار گرفته است؛ اما برای معادلات و سیستم‌های غیرخطی کمتر مورد استفاده قرار گرفته است [۲۰ و ۲۱]. ماشیا[۸] و سیکس[۹] شبکه عصبی بازگشتی چند لایه را برای حل معادلات غیرخطی به‌کار برده‌اند [۲۲]. میشرا[۱۰] و همکاران از یک شبکه هاپفیلد[۱۱] با یک تابع فعال‌سازی مناسب، جهت حل کردن سیستم غیرخطی جبری از m معادله با n مجهول استفاده کرده‌اند [۲۳]. لی[۱۲] و همکاران، شبکه عصبی برپایه گرادیان نزولی را برای حل کردن سیستم جبری غیرخطی با سرعت همگرایی و دقت بالا مورد استفاده قرار داده‌اند [۲۴]. گروه تحقیقاتی مارگریز[۱۳] ریشه‌های یک معادله جبری غیر خطی را با یک شبکه عصبی برگشت‌پذیر حل کرده‌اند. مزیت اصلی روش آن‌ها استفاده از یک ساختاری است که معادلات غیر خطی را شبیه‌سازی نموده و تمام ریشه‌های آن را حل می‌کند [۲۵].

در هیچ یک از تحقیقات قبلی از شبکه عصبی حل کننده معادلات غیرخطی[۱۴] (*NLANN*) در تعیین موقعیت محلی، استفاده نشده است. از این رو در این تحقیق برای ارتقای دقت تعیین موقعیت محلی و کاهش زمان محاسباتی، از شبکه عصبی مخصوص حل معادلات غیرخطی استفاده می‌شود. برای مقایسه عملکرد *NLANN* از مقایسه آن با سه الگوریتم گوس-نیوتون، الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی[۱۵] (*HPSO*) استفاده شده است. هم‌چنین برای اندازه‌گیری فاصله، روش زمان رسیدن به سیگنال (*TOA*) به‌کار رفته است. بخش‌های دیگر این تحقیق به شرح زیر می‌باشد؛ در بخش دوم اصول اولیه تعیین موقعیت و توابع اهداف بررسی می‌شوند. بخش سوم در ارتباط با روش انجام تحقیق و فرموله‌سازی مسأله می‌باشد. بخش چهارم شامل نتایج، مقایسه و ارزیابی الگوریتم‌ها بر روی دو مجموعه داده شبیه‌سازی و واقعی می‌باشد و در بخش آخر نتیجه‌گیری و پیشنهادهای این تحقیق ارائه شده است.

[۱] *Yu*
[۲] *Levenberg Marquardt*
[۳] *Artificial Neural Network*
[۴] *Claro*
[۵] *Zho*
[۶] *Genetic Algorithm*
[۷] *Particle Swarm Optimization*
[۸] *Mathia*
[۹] *Saeks*
[۱۰] *Mishra*
[۱۱] *Hopfield*
[۱۲] *Li*
[۱۳] *Margaris*
[۱۴] *Non Linear Artificial Neural Network*
[۱۵] *Hybrid Particle Swarm Optimization*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]
[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

۲- اصول اولیه تعیین موقعیت

به‌طور کلی تعیین موقعیت دارای سه مرحله اصلی می‌باشد. مرحله اول تخمین فاصله بین فرستنده و گیرنده است که در این مقاله از روش زمان رسیدن به سیگنال استفاده می‌شود. در مرحله دوم نوع تابع هدف برای مسأله تعیین می‌شود. مرحله سوم هم به‌دست آوردن مختصات نقطه مجهول با استفاده از الگوریتم‌های تعیین موقعیت می‌باشد.

۲-۱- زمان رسیدن به سیگنال

زمان رسیدن به سیگنال یکی از روش‌های تعیین موقعیت است که از تکنیک مثلث‌بندی برای مشخص کردن موقعیت کاربر استفاده می‌نماید. در این روش، فاصله، از مدت زمان حرکت موج بین دریافت کننده و فرستنده محاسبه می‌شود [۲۶]. در سیستم‌های تعیین موقعیت، زمان انتشار به‌طور مستقیم می‌تواند تبدیل به فاصله شود اما دریافت کننده نیاز دارد تا زمان دقیق انتشار را داشته باشد. بنابراین دقت تعیین موقعیت در این روش به خطاهای تأخیر در انتشار و دقت اندازه‌گیری زمان وابسته است. اگر دید مستقیم (*LOS*[1]) بین نقطه مجهول و نقاط معلوم وجود داشته باشد، موقعیت نقطه مجهول می‌تواند به‌دقت محاسبه شود؛ اما خط دید غیر مستقیم باعث می‌شود که سیگنال مسیر بلندتری را از نقطه مجهول تا نقطه معلوم طی کند و *TOA* اندازه‌گیری‌شده در آن عموما خطای بزرگ‌تری را نسبت به سیگنال *LOS* دارد. در چنین شرایطی نیاز به مشخص کردن خطای *NLOS* و تصحیح خطای بایاس در اندازه‌گیری *TOA*، قبل از پردازش می‌باشد [۲۷]. زمانی‌که محدوده اندازه‌گیری به‌دست آمده از زمان رسیدن دارای هیچ گونه خطایی نباشد، آن‌گاه فاصله بین نقاط معلوم و مجهول طبق رابطه (۱) محاسبه می‌شود.

$$r_{TOA} = c\Delta t_{TOA} \qquad \text{رابطه(۱)}$$

که در این رابطه، c سرعت موج الکترومغناطیس، r_{TOA} محدوده و فاصله اندازه‌گیری شده بین فرستنده و دریافت کننده و Δ_{TOA} زمان رسیدن سیگنال در دریافت کننده می‌باشد. اگر محدوده اندازه‌گیری به‌دست آمده از زمان رسیدن سیگنال دارای خطا باشد و هم‌چنین خط دید مستقیم بین نقاط معلوم و مجهول وجود نداشته باشد، آنگاه محدوده اندازه‌گیری می‌تواند توسط رابطه (۲) مدل شود. در رابطه(۲)، m اندیس نقاط معلوم و $m=1,2,...,M$ ،i اندیس نمونه زمانی و $i=0,1,...(k-1)$ ،k تعداد اندازه‌گیری در زمان‌های مختلف t_i ،L_m فاصله واقعی بین نقاط معلوم و مجهول، n_m خطای استاندارد اندازه‌گیری و $NLOS_m$ خطای ناشی از دید غیر مستقیم می‌باشند. اگر مختصات نقطه معلوم برابر با (x_m, y_m) و مختصات نقاط مجهول هم $(x(t_i), y(t_i))$ باشد، فاصله واقعی بین آن‌ها طبق رابطه (۳) محاسبه می‌شود. به‌طور کلی اگر اطلاعات نویز در دسترس نباشد، خطای استاندارد را می‌توان از دو روش شبیه‌سازی نمود. حالت اول استفاده از تابع گوسین می‌باشد و در حالت دوم خطای استاندارد برحسب فاصله (d_l) مشاهده شده بین نقاط معلوم و مجهول و نسبت سیگنال به نویز (*SNR*) تخمین زده می‌شود که در رابطه (۴) آمده است [۲۸].

۲-۲- توابع اهداف

هدف اصلی در این مسأله، رسیدن به دقت مناسب برای مختصات نقطه مجهول می‌باشد. در واقع اختلاف بین فاصله محاسبه شده و فاصله خطا دار به عنوان تابع هدف می‌باشد که هرچقدر این مقدار کمینه شود، مختصات نقطه مجهول با دقت بهتری به‌دست می‌آید. از آن‌جایی‌که این تابع از اختلاف روابط (۱) و (۲) به‌دست می‌آید، یک مسأله غیرخطی می‌باشد که می‌توان از توابع کمترین مربعات غیر خطی[2] (*NLS*) و ماکزیمم احتمال[3] (*ML*) استفاده کرد.

[1] *Lines of Sight*

[2] *Non-linear least squares*

[3] *Maximum likelihood*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]

[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

رابطه (۲) $$r_{TOA} = r_m(t_i) = L_m(t_i) + n_m(t_i) + NLOS_m(t_i)$$

رابطه (۳) $$L_m(t_i) = \sqrt{(x(t_i)-x_m)^2 + (y(t_i)-y_m)^2}$$

رابطه (۴) $$\sigma_{TOA} = d_1 / \sqrt{SNR}$$

۲-۲-۱- کمترین مربعات غیرخطی (*NLS*)

در این تابع هدف برای تعیین دقت مختصات نقطه مجهول از کمینه کردن رابطه (۵) استفاده شده است که در آن به دلیل در دسترس نبودن اطلاعات نویز، رابطه (۴) برای تخمین نویز سیگنال به‌کار رفته است [۲۸].

۲-۲-۲- ماکزیمم احتمال (*ML*)

در این تابع هدف فرض بر این است که اطلاعات مربوط به نویز معلوم می‌باشد. در این تحقیق از توزیع خطای گوسین برای مدل‌سازی خطای استاندارد استفاده شده است. رابطه (۶) تابع هدف *ML* را نشان می‌دهد [۲۸]. ماکزیمم کردن رابطه(۶) هم‌ارز با کمینه کردن ترم دوم آن می‌باشد (رابطه(۷)).

رابطه (۵) $$J_{NLS,TOA}(\tilde{x}) = \sum_{l=1}^{L}\left(r_{TOA,l} - \sqrt{(\tilde{x}-x_l)^2 + (\tilde{y}-y_l)^2}\right)^2 = \left(r_{TOA} - f_{TOA}(\tilde{x})\right)^T \left(r_{TOA} - f_{TOA}(\tilde{x})\right)$$

رابطه (۶) $$\ln\left(p(r_{TOA})\right) = \ln\left(\frac{1}{(2p)^{L/2}\left|C_{TOA}\right|^{1/2}}\right) - \frac{1}{2}\left(r_{TOA}-d\right)^T C_{TOA}^{-1}\left(r_{TOA}-d\right)$$

رابطه (۷) $$\hat{x} = \arg\min_{x}\left(\left(r_{TOA} - f_{TOA}(\tilde{x})\right)\right)^T C_{TOA}^{-1}\left(r_{TOA} - f_{TOA}(\tilde{x})\right)$$

روش‌های غیرخطی تلاش می‌کنند تا موقعیت نقطه معلوم را مستقیماً از معادلات ارائه شده، شامل تخمین زننده‌های *ML* و *NLS* به‌دست آورند. در اکثر مسائل تعیین موقعیت، اطلاعات مربوط به نویز سیگنال موجود نمی‌باشد و یا برازش توابع برای تخمین خطای استاندارد کار دشواری است که به راحتی به‌دست نمی‌آید. زمانی‌که اطلاعات نویز در دسترس است، تخمین‌زننده *ML* می‌تواند به‌عنوان مدل وزن‌دار روش *NLS* با استفاده از کوواریانس نویز بررسی شود. در این تحقیق به دلیل عدم وجود اطلاعات نویز، از تابع هدف *NLS* در الگوریتم‌های ارائه شده به‌کار رفته است و تنها در الگوریتم *GN* از هر دو نوع توابع اهداف استفاده شده است.

۳- روش انجام تحقیق

همان‌طور که در بخش‌های قبلی اشاره شد به‌طور کلی دو روش برای حل کردن معادلات غیرخطی با توابع اهداف *NLS* و *ML* به‌کار رفته است. روش‌های اول مربوط به یافتن کمینه محلی است که این روش‌ها به الگوریتم‌های تکراری نیوتون منسوب می‌شوند. در این مطالعه از روش گوس- نیوتون به عنوان یکی از الگوریتم‌های تکراری نیوتون استفاده شده است. روش‌های دوم استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مبتنی بر جستجو تصادفی همانند الگوریتم‌های ژنتیک و *PSO* و روش‌های هوش مصنوعی مانند شبکه عصبی مصنوعی می‌باشند. در ادامه اصول اولیه و نحوه فرموله‌سازی مسأله در الگوریتم‌ها ارائه شده‌اند.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]

[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

۳-۱- الگوریتم گوس-نیوتون (*GN*)

روش *GN* شامل حل یک دنباله‌ای از تقریب‌های تابع بهینه غیرخطی *NLS* و *ML* است که هر کدام از آن‌ها با یک روند مستقیم یا تکراری حل می‌شوند. در مقایسه با روش نیوتون و انواع مختلف آن، روش *GN* برای حل توابع بهینه *ML* و *NLS* جالب توجه است؛ زیرا احتیاجی به برآورد یا تخمین مشتق مرتبه دوم تابع *F(x)* ندارد و بنابراین از لحاظ عددی خیلی مؤثر است. در این روش ابتدا یک موقعیت اولیه به *GN* داده می‌شود که همان مختصات نقطه مجهول می‌باشد. سپس الگوریتم طبق رابطه (۸) و در تکرارهای مختلف، جواب بهینه را به‌دست می‌آورد [۱۲]. در رابطه(۸)، μ به‌عنوان ثابت مثبت می‌باشد که نرخ همگرایی الگوریتم و پایداری معادله را کنترل می‌کند و با مقادیر بزرگ‌تر آن سرعت همگرایی افزایش پیدا می‌کند. همچنین مقادیر μ باید به اندازه‌ای کافی کوچک باشد تا پایداری معادله حفظ شود. بنابراین این مقدار باید طوری انتخاب شود تا سرعت همگرایی و پایداری الگوریتم مناسب باشد. در *GN* از رابطه (۹) به‌عنوان شرط خاتمه استفاده می‌شود که E توسط کاربر تعیین می‌شود.

$$\hat{x}^{k+1} = \hat{x}^{k} - \mu \tilde{N}\left(J_{NLS,TOA}(\hat{x}^{k})\right) \quad \text{رابطه (۸)}$$

$$\left\| \hat{x}^{k+1} - \hat{x}^{k} \right\|_2 \pounds E \quad \text{رابطه (۹)}$$

۳-۲- الگوریتم ژنتیک (*GA*)

الگوریتم ژنتیک ازجمله روش‌های فرابتکاری در مسائل بهینه‌سازی است که اولین بار در سال ۱۹۷۵ به‌وسیله هالند[۱] مطرح شده است [۲۹]. این الگوریتم یک روش مبتنی بر جمعیت می‌باشد که در هر تکرار محاسباتی روی جمعیتی از کروموزوم‌ها عمل کرده و تغییرات تصادفی بر روی آن‌ها از طریق اعمال عملگرهای انتخاب، ادغام و جهش ایجاد می‌کند [۳۰]. شکل(۱) نحوه تعریف یک کروموزوم در الگوریتم ژنتیک پیوسته را نشان می‌دهد که شامل دو ژن به‌عنوان مختصات نقطه مجهول می‌باشد. مختصات نقطه مجهول به عنوان یک جواب مسأله می‌باشد. در ادامه نحوه مدل‌سازی عملگرهای *GA* بیان می‌شوند.

x	Y

شکل ۱: کدگذاری یک جواب مسأله به عنوان یک کروموزوم

هدف از این بهینه‌سازی کمینه کردن دقت تعیین موقعیت محلی می‌باشد. بنابراین تابع هدف برای *GA* همان رابطه *NLS* می‌باشد. برای انتخاب والدین از روش چرخ گردان[۲] استفاده شده است [۳۱]. برای تولید فرزندان از والدهای انتخاب شده، از ترکیب ریاضی[۳] استفاده شده است؛ به این صورت که یک بردار تصادفی بین صفر و یک (a) انتخاب می‌شود و فرزند اول طبق رابطه (۱۰) و فرزند دوم طبق رابطه (۱۱) ایجاد می‌شوند.

همچنین برای انجام عمل جهش از توزیع‌های احتمال استفاده شده است. در رابطه (۱۲) نحوه جهش برای الگوریتم ژنتیک ارائه شده است که در آن δ_i یکی از توزیع‌های احتمالی یکنواخت و یا نرمال می‌باشد.

[۱] *Holland*

[۲] *Wheel Roulette*

[۳] *Arithmatic*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]

[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

رابطه (۱۰) $Offspring1 = a \times parent1 + (1 - a) \times parent2$

رابطه (۱۱) $Offspring2 = (1 - a) \times parent1 + a \times parent2$

رابطه (۱۲) $X'_i = X_i + (max_i - min_i) \times \delta_i$

۳-۳- الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی (*HPSO*)

الگوریتم *PSO* یک روش بهینه‌سازی سراسری است که اولین بار در سال ۱۹۹۵ توسط راسل ابرهارت و جیمز کندی بر اساس رفتار جمعی پرندگان و ماهی‌ها مطرح شده است [۳۰ و ۳۱]. *PSO* همانند الگوریتم‌های هوش جمعی، مبتنی بر جمعیت می‌باشد که می‌تواند مسائلی که جواب آن‌ها در یک فضای n بعدی است را حل کند. در چنین فضایی، فرضیاتی مطرح می‌شود و یک سرعت ابتدایی به ذرات اختصاص داده می‌شود. سپس این ذرات در فضای پاسخ حرکت می‌کنند. سرعت ذرات طبق رابطه (۱۳) به‌روزرسانی می‌شود [۳۱]. در رابطه(۱۳)، $V_{id}(t)$ سرعت فعلی ذره در بعد d، α ضریب اینرسی، $\beta rand(0,\varphi_1)$ یک عدد تصادفی بین صفر و $\varphi 1$، $P_{id}(t)$ بهترین تجربه شخصی ذره در بعد d، $\beta rand(0,\varphi_2)$ یک عدد تصادفی بین صفر و $\varphi 2$، $P_{gd}(t)$ بهترین تجربه همسایه‌های ذره در بعد d، $X_{id}(t)$ موقعیت فعلی ذره در بعد d و $V_{id}(t+1)$ سرعت جدید ذره در بعد d می‌باشد. درنهایت موقعیت جدید ذره طبق رابطه (۱۴) به‌روزرسانی می‌شود.

رابطه (۱۳) $V_{id}(\mathrm{t}+1) = \alpha V_{id}(\mathrm{t}) + \beta \mathrm{rand}(0,\varphi_1)\big(P_{id}(t) - X_{id}(t)\big) + \beta \mathrm{rand}(0,\varphi_2)(P_{gd}(t) - X_{id}(t))$

رابطه (۱۴) $X_{id}(\mathrm{t}+1) = X_{id}(\mathrm{t}) + V_{id}(\mathrm{t}+1)$

در این تحقیق از یک جستجو همسایگی برای ارتقای بهترین تجربه جهانی ذرات در الگوریتم *PSO* استفاده شده است؛ برای تعریف جستجوی همسایگی در مسأله حاضر از یک فضای بیضوی به مرکز ذره نخبه به‌عنوان فضای جستجو استفاده شده است. منظور از جستجو همسایگی، یافتن ذره‌ای با مختصات جدید در داخل یک بیضوی به مرکز بهترین ذره می‌باشد که اگر تابع بهینگی ذره جدید بهتر شده باشد، جایگزین ذره نخبه خواهد شد. هدف اصلی از این جستجو همسایگی این است که سرعت همگرایی الگوریتم افزایش پیدا کند بدون آن‌که جستجو تصادفی را کم نماید. تعریف یک ذره در الگوریتم *HPSO* همانند تعریف کروموزوم در الگوریتم *GA* می‌باشد. هم‌چنین تعریف تابع بهینگی، تولید جمعیت اولیه و شرط خاتمه نیز همانند الگوریتم ژنتیک اعمال شده است. در هر لحظه از اجرا، موقعیت جدید ذره با بهترین تجربه خود مقایسه می‌شود و اگر بهتر باشد به‌عنوان تجربه شخصی ذخیره خواهد شد. همچنین در هر نسل، ذره با بهترین تابع بهینگی به‌عنوان بهترین ذره عمومی و جواب مسأله انتخاب می‌شود.

۴-۳- شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان سیستم حل‌کننده غیرخطی

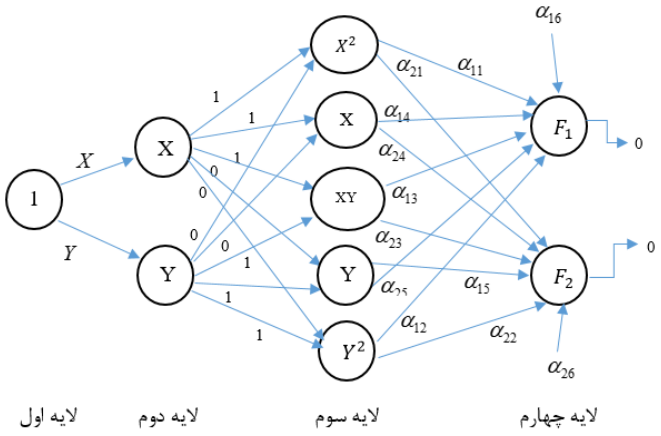
شبکه‌های عصبی مصنوعی از پرکاربردترین و عملی‌ترین روش‌های مدل‌سازی مسائل پیچیده و بزرگ که شامل صدها متغیر هستند، می‌باشند [۳۲،۳۳و۳۴]. شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور برقراری یک

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]
[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

نگاشت بین ورودی‌ها و خروجی‌ها و همچنین در زمینه‌هایی نظیر کلاس‌بندی و پیش‌بینی کاربرد دارند [۳۸و۳۷،۳۶،۳۵]. در این مقاله برای حل کردن یک سیستم جبری غیر خطی همانند رابطه (۱۵)، یک شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر حل آن‌ها مدل‌سازی شده است که ساختار آن در شکل(۲) آمده است.

رابطه (۱۵)

$$\alpha_{11}x^2+\alpha_{13}xy+\alpha_{12}y^2+\alpha_{14}x+\alpha_{15}y=\alpha_{16}$$
$$\alpha_{21}x^2+\alpha_{23}xy+\alpha_{22}y^2+\alpha_{24}x+\alpha_{25}y=\alpha_{26}$$



شکل ۲: یک شبکه عصبی حل کننده معادلات غیرخطی چهار لایه‌ای

مدل پیشنهاد شده در شکل(۲) از یک لایه ورودی، دو لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است. لایه ورودی دارای یک نورون با مقدار ثابت واحد می‌باشد. لایه پنهان اول شامل دو نورون بوده که ترم‌های خطی X و Y را تولید می‌کند. هم‌چنین در لایه پنهان دوم ترم‌های غیرخطی X^2، Y^2 و XY تولید می‌شوند و سرانجام در لایه خروجی اختلاف بین طرفین رابطه (۱۵) محاسبه می‌شود که هرچقدر به صفر نزدیک‌تر باشد جواب مسأله دقیق‌تر خواهد بود. در شبکه عصبی پیشنهاد شده، وزن‌های ارتباط‌دهنده بین لایه دوم و سوم ثابت و برابر با صفر و یک می‌باشند. در حالی‌که وزن‌های ارتباط‌دهنده بین لایه سوم و چهارم برابر با ضرایب معادلات غیرخطی ارائه شده در رابطه (۱۵) می‌باشند. تنها وزن‌هایی متغیر هستند که نورون ورودی را به اولین لایه پنهان متصل می‌کنند که در واقع همان مختصات نقطه مجهول در تعیین موقعیت می‌باشند. در این روش از تابع فعال‌سازی $y = x$ برای تمام نورون‌های لایه ورودی و پنهان استفاده شده است. هم‌چنین از تابع فعال‌سازی تانژانت هایپربولیک برای نورون‌های لایه خروجی به‌کار گرفته شده است. اگر ورودی تابع تانژانت هیپرپولیک صفر باشد خروجی آن هم صفر خواهد بود. بنابراین اگر نورون‌های لایه دوم همان ریشه‌های معادله غیرخطی باشند، خروجی شبکه برابر با صفر خواهد بود. ترم‌های ثابت a_{16} و a_{26} به‌عنوان بایاس نورون خروجی می‌باشند که در واقع نقش فواصل خطادار مشاهداتی مسأله را ایفا می‌کنند. زمانی *NLANN* می‌تواند معادلات غیر خطی مسأله را به خوبی حل کند که با الگوریتم پس انتشار خطا آموزش دیده شود. در این شبکه، شیوه آموزش طبق رابطه(۱۶) می‌باشد که بر طبق روش نزول گرادیان است و طی آن وزن‌های لایه ورودی به‌روزرسانی شده و شبکه رو به اصلاح خواهد رفت.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]
[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

$$lr_i = alr / (norm(F'_i)^2)$$
$$d_i = \sum F_k . F'^k_i \qquad \text{رابطه (۱۶)}$$
$$x_i = lr_i . d_i$$

در این روابط F همان تابع بهینگی، F' مشتق تابع بهینگی، alr نرخ آموزش و اندیس‌های k و i به ترتیب نشان‌دهنده تعداد معادلات و تعداد تکرار می‌باشند. X_i نیز مختصات مجهول به‌روزرسانی شده است. به دلیل آن‌که تنها وزن‌های ارتباط‌دهنده بین لایه‌های اول و دوم متغیر می‌باشد، لذا در آموزش شبکه فقط این وزن‌ها به‌روزرسانی می‌شوند. در هر مرحله از تکرار، تابع بهینگی در شرط شبکه قرار گرفته و اگر به یک مقدار قابل قبولی رسیده باشد، شبکه متوقف می‌شود. هم‌چنین اگر در شرط شبکه صدق نکند مقدار مختصات مجهول یا همان وزن شبکه در روند اجرای شبکه با رابطه (۱۶) به‌روز رسانی شده تا مقدار تابع بهینگی جدید تولید شود. مهم‌ترین پارامتر در قسمت به‌روزرسانی وزن شبکه، نرخ آموزش می‌باشد که در این شبکه مقدار ۰/۴ بهترین دقت تعیین موقعیت را برآورد می‌کند. با روند مراحل بالا شبکه پیشنهاد شده قادر است معادلات غیر خطی درجه دو را حل کند.

۴- بحث و نتایج

همان‌طور که در بخش معرفی ذکر شده است، در این پژوهش از دو سری داده شبیه‌سازی و واقعی برای محاسبه دقت تعیین موقعیت استفاده شده است. ابتدا چهار روش بهینه‌سازی در مجموعه داده‌های شبیه‌سازی به‌کار گرفته شده‌اند. در جدول(۱) داده‌های شبیه‌سازی آمده است که شامل چهار ایستگاه معلوم در یک محدوده مربعی به ابعاد ۱۰ متر می‌باشند و هدف، به‌دست آوردن دقت تعیین موقعیت محلی یک نقطه در داخل این فضا می‌باشد. از مختصات چهار گوشه این منطقه به‌عنوان نقاط معلوم برای تعیین موقعیت استفاده شده است و میزان خطای فواصل بین نقاط مجهول و معلوم برابر با یک متر اعمال شده است. پس از کالیبراسیون پارامترهای الگوریتم‌ها با استفاده از داده شبیه‌سازی، در مرحله بعد الگوریتم‌ها بر روی داده‌های واقعی در محدوده شبکه ایستگاه‌های GPS ایتالیا با فواصل چند ده کیلومتری که دارای خطای مشاهداتی حداکثر ۱۰۰ متر می‌باشند، پیاده‌سازی شده‌اند.

جدول ۱: مختصات ایستگاه‌های پایه

شماره ایستگاه‌های پایه	مختصات
ایستگاه ۱	(۰،۰)
ایستگاه ۲	(۱۰،۰)
ایستگاه ۳	(۰،۱۰)
ایستگاه ۴	(۱۰،۱۰)

۴-۱- اجرای الگوریتم‌ها بر روی داده‌های شبیه‌سازی

در این قسمت هر چهار روش بر روی داده‌های شبیه‌سازی پیاده‌سازی شده‌اند. از آن‌جایی‌که دقت و زمان اجرای الگوریتم‌ها در مسأله تعیین موقعیت محلی مهم می‌باشد لذا برای الگوریتم‌های مورد استفاده در این تحقیق، این دو پارامتر مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفته است.

۴-۱-۱- اجرای الگوریتم گوس-نیوتون بر روی داده‌های شبیه‌سازی

در جدول(۲) دقت و زمان محاسبه الگوریتم GN با دو تابع هدف مختلف NLS و ML در تکرارهای متفاوت مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج نشان داده است که این الگوریتم با تابع هدف ML دارای دقت بهتری می‌باشد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، GN به مقدار اولیه وابسته است و هرچقدر مقدار اولیه به جواب مسأله نزدیک‌تر باشد الگوریتم دقت بهتری را ارائه می‌دهد. ولی با افزایش تعداد تکرار دقت نتایج تغییر چندانی نمی‌کند. در واقع در این روش دقت تعیین موقعیت به مقدار اولیه مختصات نقطه مجهول و نوع تابع هدف وابسته است و مستقل از تعداد تکرار می‌باشد.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]
[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

جدول ۲: کالیبره کردن تعداد تکرار در *GN* با روش سعی و خطا

مختصات نقاط مجهول	تعداد تکرار	زمان اجرا (ثانیه)	تابع بهینگی *ML* (متر)	تابع بهینگی *NLS* (متر)
(۶ و ۳)	۱	۰٫۵۲	۰٫۵۳	۰٫۶۵
	۵	۰٫۷۶	۰٫۵۰	۰٫۶۴
	۱۰	۱٫۰۹	۰٫۵۴	۰٫۶۳
	۲۰	۱٫۶۵	۰٫۵۳	۰٫۶۸
(۱ و ۴)	۱	۰٫۴۷	۰٫۵۸	۰٫۷۸
	۵	۰٫۷۲	۰٫۵۸	۰٫۷۲
	۱۰	۱٫۱۵	۰٫۵۹	۰٫۷۷
	۲۰	۱٫۶۰	۰٫۵۶	۰٫۷۵
(۲ و ۸)	۱	۰٫۴۸	۰٫۶۵	۰٫۸۸
	۵	۰٫۶۹	۰٫۶۳	۰٫۸۲
	۱۰	۱٫۳	۰٫۶۱	۰٫۸۰
	۲۰	۱٫۵۵	۰٫۶۰	۰٫۸۱

۴-۱-۲- اجرای الگوریتم ژنتیک بر روی داده‌های شبیه‌سازی

نتایج حاصل از اجرای *GA* در مجموعه داده‌های شبیه‌سازی، با استفاده از نقاط مختلف در جدول(۳) بررسی شده است. نرخ جهش ۰٫۱۸، نخبه‌گرایی ۱۱ درصد و همچنین نرخ تقاطع بهینه ۰٫۸۶ بهترین نتایج را تولید کرده است. تغییر تعداد جمعیت از ۱۰۰ به ۱۳۰ و سپس به ۱۵۰ تاثیر چندانی نمی‌گذارد. بنابراین جمعیت اولیه ۱۰۰تایی که منجر به یک پیاده‌سازی سریع‌تر می‌باشد، انتخاب شده است. تعداد تکرار کم مانند ۵۰، نتایج خوبی تولید نمی‌کند. با افزایش تعداد تکرار الگوریتم بهبود یافته است و بعد از یک حد مشخصی از تکرار، بهبود چندانی را نتیجه نمی‌دهد. در اینجا، تعداد تکرار ۵۰۰ انتخاب شده است. جدول(۳) مقادیر مختلف پارامترهای الگوریتم ژنتیک برای یک نقطه به مختصات (۲٫۶ و ۸٫۳) را نشان می‌دهد.

جدول ۳: کالیبره کردن پارامترهای *GA* با روش سعی و خطا بر روی داده شبیه‌سازی

تعداد اجرا	تعداد تکرار	جمعیت اولیه	درصد نخبه‌گرایی	نرخ جهش	نرخ ترکیب	زمان اجرا (ثانیه)	تابع بهینگی (متر)
۱	۵۰	۱۰۰	۱۱	۰٫۱۸	۰٫۸۶	۱٫۳۱	۲٫۴۵
۲	۱۰۰	۱۰۰	۱۱	۰٫۱۸	۰٫۸۶	۱٫۵۴	۱٫۹۵
۳	۱۵۰	۱۰۰	۱۱	۰٫۱۸	۰٫۸۶	۱٫۷۹	۱٫۴۵
۴	۲۰۰	۱۰۰	۱۱	۰٫۱۸	۰٫۸۶	۱٫۹۸	۱٫۱۳
۵	۲۵۰	۱۰۰	۱۱	۰٫۱۸	۰٫۸۶	۲٫۲۳	۱٫۰۱
۶	۳۰۰	۱۰۰	۱۱	۰٫۱۸	۰٫۸۶	۲٫۴۶	۰٫۹۲
۷	۴۰۰	۱۰۰	۱۱	۰٫۱۸	۰٫۸۶	۲٫۹۱	۰٫۹۰
۸	۵۰۰	۱۰۰	۱۱	۰٫۱۸	۰٫۸۶	۳٫۵۱	۰٫۸۹

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]

[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

۴-۱-۳- اجرای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی بر روی داده‌های شبیه‌سازی

نتایج حاصل از اجرای *HPSO* در مجموعه داده های شبیه‌سازی در جدول(۴) آمده است. نرخ حرکت اینرسی برابر با ۰/۱۲ بهترین نتایج را تولید کرده است. نرخ حرکت به سمت بهترین تجربه شخصی بین صفر و ۰/۹۵ و نرخ حرکت به سمت بهترین تجربه همسایگان هم بین صفر و ۰/۸۵ اعمال شده است. تعداد جمعیت اولیه برابر با ۱۰۰ ذره و تعداد تکرار ۵۰۰ انتخاب شده است. جدول(۴) مقادیر مختلف پارامترهای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی برای یک نقطه به مختصات (۲/۶ و ۸/۳) را نشان می‌دهد.

جدول ۴: کالیبره کردن پارامترهای الگوریتم *HPSO* با روش سعی و خطا بر روی داده شبیه‌سازی

تعداد اجرا	تعداد تکرار	جمعیت اولیه	درصد حرکت اینرسی	درصد تجربه شخصی	درصد تجربه همسایگی	زمان اجرا (ثانیه)	تابع بهینگی (متر)
۱	۵۰	۱۰۰	۱۲	[۰ ۰/۹۵]	[۰ ۰/۸۵]	۱/۲۴	۲/۰۴
۲	۱۰۰	۱۰۰	۱۲	[۰ ۰/۹۵]	[۰ ۰/۸۵]	۱/۴۶	۱/۵۲
۳	۱۵۰	۱۰۰	۱۲	[۰ ۰/۹۵]	[۰ ۰/۸۵]	۱/۶۷	۱/۲۷
۴	۲۰۰	۱۰۰	۱۲	[۰ ۰/۹۵]	[۰ ۰/۸۵]	۱/۸۵	۱/۰۷
۵	۲۵۰	۱۰۰	۱۲	[۰ ۰/۹۵]	[۰ ۰/۸۵]	۲/۱۵	۰/۹۳
۶	۳۰۰	۱۰۰	۱۲	[۰ ۰/۹۵]	[۰ ۰/۸۵]	۲/۳۱	۰/۴۱
۷	۴۰۰	۱۰۰	۱۲	[۰ ۰/۹۵]	[۰ ۰/۸۵]	۲/۸۷	۰/۴۱
۸	۵۰۰	۱۰۰	۱۲	[۰ ۰/۹۵]	[۰ ۰/۸۵]	۳/۳۶	۰/۴۱

۴-۱-۴- اجرای شبکه عصبی مصنوعی حل کننده معادلات غیرخطی بر روی داده‌های شبیه‌سازی

نتایج حاصل از اجرای *NLANN* در مجموعه داده‌های شبیه‌سازی، با استفاده از پارامترها و نقاط مختلف در جدول(۵) بررسی شده است. پارامترهای مهم در شبکه عصبی شامل نرخ آموزش، تعداد تکرار، تعداد لایه‌ها و تعداد نورون‌های موجود در هرلایه می‌باشند. در شبکه عصبی پیشنهاد شده دو پارامتر تعداد لایه‌ها و تعداد نورون‌ها طبق ذات این نوع شبکه ثابت می‌باشند. این شبکه شامل چهار لایه می‌باشد که لایه پنهان اول دارای دو نورون و لایه پنهان دوم دارای چهار نورون هستند. پارامتر نرخ آموزش نیز با روش سعی و خطا ۰/۴ به‌دست آمده است که بهترین جواب‌ها را به دنبال داشته است. در جدول(۵) برای تکرارهای مختلف، دقت و زمان اجرای شبکه برای یک نقطه با مختصات (۲/۶ و ۸/۳) مورد بررسی قرار گرفته است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود شبکه توانسته است نتایج خوبی را در تکرارهای پایین ارائه دهد و از یک تکرار به بعد دقت تعیین موقعیت به‌صورت نوسانی می‌باشد. در این‌جا تعداد تکرار برابر با ۲۰۰ در نظر گرفته شده است.

۴-۱-۵- مقایسه الگوریتم‌ها بر روی داده‌های شبیه‌سازی

معمولا برای مقایسه دقت الگوریتم‌ها در بحث‌های تعیین موقعیت از تابع توزیع احتمال[۱] (*CDF*) استفاده می‌شود. در شکل(۳) نمودارهای *CDF* هر چهار الگوریتم بر روی داده‌های شبیه‌سازی مقایسه شده‌اند. نمودار *CDF* الگوریتم *GA* در ۸۰ درصد موارد خطای کمتر از ۱/۵ متر را نتیجه داده است. الگوریتم *HPSO* در ۱۰۰ درصد موارد به دقت زیر ۲ متر و در ۶۰ درصد موارد به دقت زیر یک متر رسیده است. در روش گوس-نیوتون

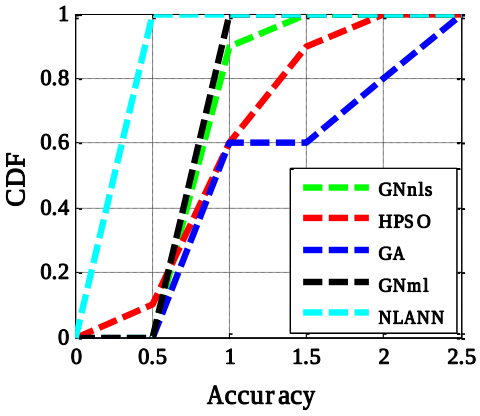
[۱] *Cumulative distribution function*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]
[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

با تابع بهینه کمترین مربعات در ۱۰۰ درصد موارد دقت به زیر ۱٫۵ متر و در ۸۰ درصد موارد دقت به زیر یک متر رسیده است. درحالی‌که در روش گوس-نیوتون با تابع بهینگی بیشینه احتمال، در ۱۰۰ درصد موارد دقت به زیر یک متر و در ۶۰ درصد موارد دقت زیر ۰٫۷۵ متر بهبود یافته است. در شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر حل معادلات غیرخطی در ۱۰۰ درصد موارد دقت به زیر ۰٫۵ و در ۲۰ درصد موارد به دقت ۲۰ سانتی متر رسیده است که در مقایسه با سه الگوریتم دیگر، دقت تعیین موقعیت بهبود قابل ملاحظه‌ای داشته است.

جدول ۵: کالیبره کردن پارامترهای *NLANN* با روش سعی و خطا بر روی داده شبیه‌سازی

تعداد اجرا	تعداد تکرار	نرخ آموزش	زمان اجرا (ثانیه)	تابع بهینگی (متر)
۱	۱	۰٫۴	۰٫۲۸	۲٫۸۴
۲	۲	۰٫۴	۰٫۳۷	۱٫۷۱
۳	۵	۰٫۴	۰٫۶۳	۰٫۵۶
۴	۱۰	۰٫۴	۱٫۱۱	۰٫۲۶
۵	۲۰	۰٫۴	۱٫۹۹	۰٫۱۲
۶	۵۰	۰٫۴	۴٫۶۴	۰٫۱۰
۷	۱۰۰	۰٫۴	۸٫۷۸	۰٫۰۶
۸	۲۰۰	۰٫۴	۱۷٫۵۶	۰٫۰۲



شکل ۳: مقایسه نمودارهای *CDF* بر روی داده‌های شبیه‌سازی

۴-۲- اجرای الگوریتم‌ها بر روی داده‌های واقعی

پس از کالیبره کردن پارامترهای الگوریتم‌ها بر روی داده‌های شبیه‌سازی، در این قسمت هر چهار روش بر روی داده‌های واقعی پیاده‌سازی شده‌اند. به‌طور کلی دقت تعیین موقعیت علاوه بر پارامترهای ذکر شده در هر یک از الگوریتم‌ها، می‌تواند وابسته به تعداد ایستگاه‌های معلوم باشد و یا رابطه‌ای نداشته باشد. به همین دلیل هر چهار الگوریتم با حالت‌های مختلفی از تعدادی ایستگاه‌های معلوم بر روی داده‌های واقعی از *GPS* ایتالیا مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]
[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

۴-۲-۱- اجرای الگوریتم گوس-نیوتون بر روی داده‌های واقعی

اجرای الگوریتم *GN* بر روی داده‌های واقعی نتایج خوبی را حاصل نکرده است. در این الگوریتم با افزایش فواصل بین نقاط معلوم و مجهول، خطای تعیین موقعیت به‌صورت تصاعدی افزایش پیدا می‌کند و در مناطق بسیار بزرگ این روش بسیار نا کارآمد می‌باشد که داری خطای فاحشی است. بنابراین *GN* برای داده‌های *GPS* ایتالیا مناسب نمی‌باشد.

۴-۲-۲- اجرای الگوریتم ژنتیک بر روی داده‌های واقعی

برای اجرای الگوریتم ژنتیک بر روی داده‌های واقعی از پارامترهای کالیبراسیون به‌دست آمده از داده‌های شبیه‌سازی استفاده شده است. جدول(۶) نتایج حاصل از *GA* بر روی شبکه *GPS* ایتالیا را نشان می‌دهد که برای تعیین مختصات نقطه مجهول از حالت‌های مختلف تعداد ایستگاه‌های معلوم استفاده شده است.

همان‌طور که ملاحظه می‌شود، الگوریتم در تعداد فرستنده‌های بیشتر و با تکرارهای بالاتر، دقت بهتری را ارائه داده است. هم‌چنین با تغییر ترکیب فرستنده‌ها، نتایج در دقت برخی از نقاط متفاوت بوده است. بهترین دقت الگوریتم *GA*، ۶٫۴۰ متر می‌باشد.

۴-۲-۳- اجرای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذارت ترکیبی بر روی داده‌های واقعی

جدول(۷) نتایج حاصل از *HPSO* بر روی شبکه مختصات *GPS* ایتالیا را نشان می‌دهد که در آن برای تعیین مختصات نقطه مجهول از حالت‌های مختلف تعداد ایستگاه‌های معلوم استفاده شده است. همانند الگوریتم *GA* در این‌جا نیز با افزایش تعداد فرستنده‌ها دقت بهبود یافته است. هم‌چنین ترکیب متفاوت از فرستنده‌ها در تعداد ثابت آن‌ها برای یک نقطه مجهول نتایج متفاوتی را نشان داده است. بهترین دقت الگوریتم *HPSO*، ۱٫۱۰ متر می‌باشد.

جدول ۶: زمان و دقت تعیین موقعیت *GA* بر روی داده‌های واقعی با فرستنده‌های متفاوت

مختصات نقاط مجهول	تعداد تکرار	۱۰ فرستنده		۲۰ فرستنده		۳۰ فرستنده	
		زمان	دقت	زمان	دقت	زمان	دقت
(۱۲۱۷۳۹۱ و ۴۶۵۲۸۴۵)	۱۰۰	۲۴٫۱۵	۹۵٫۱۰	۳۲٫۵۲	۵۵٫۴۳	۴۲٫۴۸	۳۲٫۸۳
	۵۰۰	۳۱٫۱۷	۳۵٫۱۸	۵۲٫۱۷	۲۸٫۵۴	۷۱٫۸۴	۲۳٫۱۱
	۱۰۰۰	۷۵٫۱۴	۲۰٫۵۲	۱۰۲٫۴۷	۱۱٫۴۳	۱۴۳٫۱۹	۸٫۳۰
(۱۳۱۶۸۰۷ و ۴۶۳۴۸۹۹)	۱۰۰	۲۶٫۵۴	۹۵٫۳۲	۳۴٫۴۳	۶۰٫۴۲	۴۶٫۴۹	۳۶٫۸۳
	۵۰۰	۳۳٫۴۳	۳۷٫۳۷	۵۵٫۵۴	۳۴٫۵۶	۷۵٫۳۱	۲۵٫۸۴
	۱۰۰۰	۷۷٫۴۲	۲۲٫۶۶	۱۰۸٫۴۲	۱۴٫۵۲	۱۵۰٫۶۸	۱۴٫۵۹
(۱۳۴۳۱۸۹ و ۴۶۸۸۶۳۲)	۱۰۰	۲۳٫۱۱	۸۹٫۱۳	۳۰٫۲۹	۵۱٫۴۳	۴۰٫۶۰	۳۰٫۵۱
	۵۰۰	۲۹٫۱۶	۳۰٫۳۲	۴۹٫۱۳	۲۱٫۶۹	۶۹٫۸۱	۲۱٫۹۳
	۱۰۰۰	۷۰٫۱۸	۱۸٫۳۹	۹۸٫۳۷	۹٫۷۸	۱۳۵٫۹۳	۶٫۴۰

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]

[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

جدول ۷: زمان و دقت تعیین موقعیت *HPSO* بر روی داده‌های واقعی با فرستنده‌های متفاوت

مختصات نقاط مجهول	تعداد تکرار	۱۰ فرستنده		۲۰ فرستنده		۳۰ فرستنده	
		زمان	دقت	زمان	دقت	زمان	دقت
(۱۲۱۷۳۹۱ و ۴۶۵۲۸۴۵)	۱۰۰	۱۵٫۲۵	۹۰٫۱۰	۲۸٫۳۲	۵۰٫۴۹	۳۶٫۷۸	۲۴٫۸۳
	۵۰۰	۲۷٫۳۵	۲۵٫۱۸	۴۶٫۸۶	۲۲٫۵۴	۶۲٫۴۴	۱۵٫۱۱
	۱۰۰۰	۷۰٫۸۲	۱۵٫۵۲	۹۴٫۱۶	۵٫۳۶	۱۱۲٫۱۶	۶٫۳۰
(۱۳۱۶۸۰۷ و ۴۶۳۴۸۹۹)	۱۰۰	۱۸٫۹۲	۹۵٫۷۲	۳۱٫۶۳	۵۵٫۶۲	۴۰٫۸۷	۲۶٫۴۵
	۵۰۰	۳۰٫۶۳	۲۷٫۳۲	۵۰٫۱۴	۲۴٫۴۵	۶۵٫۱۳	۱۸٫۳۶
	۱۰۰۰	۷۶٫۸۲	۲۰٫۵۱	۹۸٫۶۳	۶٫۵۸	۱۱۴٫۵۴	۷٫۱۳
(۱۳۴۳۱۸۹ و ۴۶۸۸۶۳۲)	۱۰۰	۱۴٫۶۱	۸۵٫۱۵	۲۷٫۱۱	۴۵٫۷۸	۳۴٫۵۶	۲۰٫۳۷
	۵۰۰	۲۵٫۱۳	۲۲٫۱۵	۴۳٫۲۷	۱۷٫۸۶	۶۰٫۶۱	۵٫۵۷
	۱۰۰۰	۶۷٫۲۳	۱۳٫۴۸	۹۰٫۳۱	۳٫۱۲	۱۱۰٫۶۲	۱٫۱۰

۴-۲-۴- اجرای شبکه عصبی حل کننده معادلات غیر خطی بر روی داده‌های واقعی

در جدول(۸) شبکه عصبی پیشنهاد شده با ۱۰ ، ۲۰ و ۳۰ فرستنده مختلف برای داده‌های شبکه *GPS* ایتالیا مورد آنالیز قرار گرفته است. نتایج در دو پارامتر زمان آموزش و دقت مورد مقایسه قرار گرفته‌اند. *NLANN* در ترکیب‌های متفاوت از فرستنده‌ها، به دقت مناسبی رسیده است. اما باز هم نتایج بهتری در تعداد فرستنده‌های بیشتر و در تکرارهای بالاتر به‌دست آمده‌اند. نتایج اجرای *NLANN* بر روی داده‌های واقعی بسیار محبوب‌تر از سه الگوریتم دیگر می‌باشد و دلیل آن هم می‌تواند فرموله‌سازی مسأله به‌صورت غیر خطی و آموزش شبکه برای مقادیر اولیه باشد. بهترین دقت *NLANN*، ۰٫۰۴ متر می‌باشد.

جدول ۸: زمان و دقت تعیین موقعیت *NLANN* برای داده‌های واقعی با فرستنده‌های متفاوت

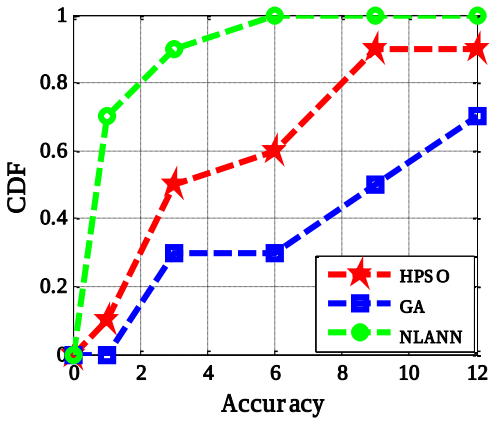
مختصات نقاط مجهول	تعداد تکرار	۱۰ فرستنده		۲۰ فرستنده		۳۰ فرستنده	
		زمان	دقت	زمان	دقت	زمان	دقت
(۱۲۱۷۳۹۱ و ۴۶۵۲۸۴۵)	۵۰	۱۲٫۱۷	۶۰٫۶۸	۲۱٫۵۰	۵۵٫۶۰	۲۵٫۱	۲۲٫۸۴
	۱۰۰	۱۹٫۳۴	۰٫۳۸	۳۶٫۴۸	۰٫۴۵	۶۲٫۷۳	۰٫۰۴
	۲۰۰	۵۵٫۲۶	۰٫۰۹	۹۳٫۰۱	۰٫۲۱	۸۹٫۸۳	۰٫۰۵
(۱۳۱۶۸۰۷ و ۴۶۳۴۸۹۹)	۵۰	۱۳٫۲۷	۵۵٫۳۲	۲۳٫۱۲	۵۱٫۱۲	۲۷٫۳۲	۲۵٫۴۳
	۱۰۰	۲۰٫۱۵	۰٫۲۸	۳۷٫۷۵	۰٫۲۳	۶۴٫۷۵	۰٫۰۶
	۲۰۰	۵۸٫۴۱	۰٫۱۱	۹۴٫۴۰	۰٫۰۸	۹۱٫۰۲	۰٫۰۸
(۱۳۴۳۱۸۹ و ۴۶۸۸۶۳۲)	۵۰	۱۱٫۴۹	۶۲٫۸۴	۲۲٫۱۳	۵۰٫۹۵	۲۴٫۱۴	۲۰٫۴۳
	۱۰۰	۱۸٫۲۸	۰٫۳۴	۳۶٫۱۲	۰٫۱۸	۶۱٫۰۳	۰٫۰۷
	۲۰۰	۵۲٫۵۶	۰٫۰۸	۹۵٫۴۱	۰٫۱۳	۸۸٫۹۲	۰٫۰۴

۴-۲-۵- مقایسه الگوریتم‌ها بر روی داده واقعی

در شکل(۴) نمودارهای *CDF* سه الگوریتم بر روی داده‌های واقعی مورد مقایسه قرار گرفته‌اند. نمودار *CDF* الگوریتم *GA* در ۷۰ درصد موارد خطای کمتر از ۱۲ متر و در ۳۰ درصد موارد خطای کمتر از ۶ متر را نتیجه داده است. الگوریتم *HPSO* در ۸۰ درصد موارد

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]
[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

به دقت زیر ۸ متر و در ۵۰ درصد موارد به دقت زیر ۳ متر رسیده است. در *NLANN* در ۹۰ درصد موارد دقت به زیر ۳ متر و در ۷۰ درصد موارد به زیر ۱ متر رسیده است که در مقایسه با الگوریتم‌های دیگر، دقت، بهبود قابل ملاحظه‌ای داشته است. هم‌چنین شبکه در ۳۰ درصد موارد به دقت زیر نیم متر رسیده است که دقت خوبی می‌باشد. همان‌طور که از نتایج الگوریتم‌ها مشاهده می‌شود، الگوریتم *HPSO* به نسبت *GA* به دقت بهتری دست یافته است که علت آن می‌تواند تعریف جستجو همسایگی برای ذره نخبه باشد. همچنین الگوریتم *HPSO* برای مسائل پیوسته، مدل‌سازی راحت و کاربردی‌تری نسبت به *GA* دارد. *NLANN* برای این مسأله دقت‌های بسیار خوبی را نسبت به سایر روش‌ها ارائه داده که علت آن می‌تواند آموزش شبکه در طی انجام محاسبات باشد.

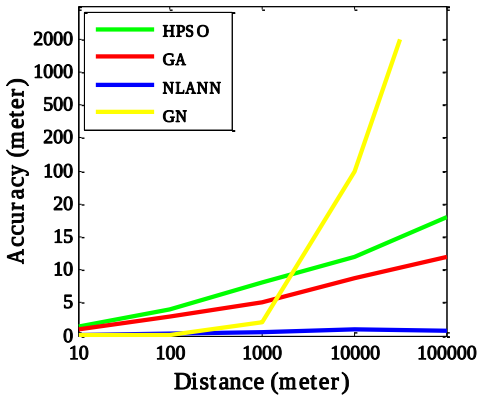


شکل ۴: مقایسه نمودارهای *CDF* الگوریتم‌ها برای داده‌های واقعی

۴-۳- مقایسه دقت الگوریتم‌ها با تغییر ابعاد منطقه مطالعاتی

در این قسمت *SNR* محیط در تمام ابعاد برابر با ۳۰ در نظر گرفته شده است. همان‌طور که شکل(۵) نشان می‌دهد در فضای مربعی به طول ۱۰ متر تمام الگوریتم‌ها به دقت‌های زیر یک متر و شبکه عصبی به دقت زیر ۰٫۱ متر دست یافته‌اند. در فضای ۱۰۰ متری دقت *NLANN* هم‌چنان مناسب و زیر ۰٫۱ متر می‌باشد. *GN* هم دقت زیر یک متر را نتیجه داده است، اما دقت *HPSO* برابر با سه متر و *GA* برابر با چهار متر است. با بزرگ‌تر شدن ابعاد منطقه دقت شبکه عصبی بسیار مناسب مانده است و الگوریتم‌های *GA* و *HPSO* دقت‌های ضعیف‌تری را ارائه داده‌اند. اما دقت *GN* با افزایش ابعاد منطقه به‌صورت تصاعدی افت کرده است. به‌طوری‌که در فضاهای صد هزار متری به دقت بالای دو هزار متر رسیده است. در حالی که دقت *NLANN* زیر یک متر و دقت *GA* و *HPSO* به ترتیب ۱۷ و ۱۲ متر می‌باشد.

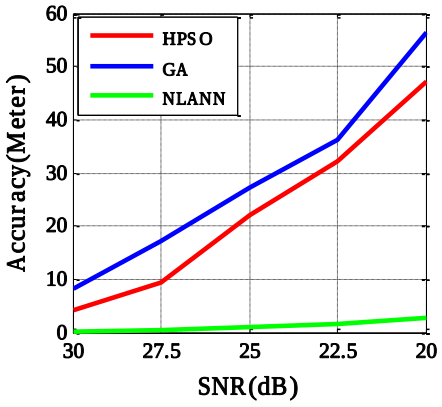
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]
[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]



شکل ۵: مقایسه دقت تعیین موقعیت الگوریتم‌ها در ابعاد مختلف از منطقه مطالعاتی

۴-۴- مقایسه دقت الگوریتم‌ها با *SNR* های مختلف

SNR همان نسبت سیگنال به نویز است که هر چقدر میزان آن بیشتر باشد، سیگنال دارای نویز کمتری بوده و خطای مشاهداتی بین فواصل کمتر است. همان‌طور که در شکل(۶) مشخص می‌باشد در حالت *SNR* برابر با ۳۰ که دارای کمترین خطای مشاهداتی می‌باشد، شبکه عصبی به دقت ۰٫۰۸ متر، *HPSO* به دقت ۴٫۲۳ و *GA* به دقت ۸٫۱۸ متر دست یافته‌اند. در حالت ۲۵ دسی بل، شبکه عصبی هم‌چنان دقت مناسب زیر یک متر را به‌دست آورده است. اما الگوریتم *HPSO* به دقت ۲۲٫۱۲ متر و *GA* به ۲۷٫۱۸ متر رسیده‌اند. با کاهش *SNR* در محیط به ۲۰ دسی بل دقت شبکه عصبی با بالاترین خطای مشاهداتی به ۲٫۷ متر رسیده است. این در حالی است که دقت *HPSO* به ۴۷٫۱۲ متر و *GA* به ۵۶٫۳۱ متر رسیده‌اند. در واقع شبکه عصبی پیشنهاد شده در حالت بیشینه خطاهای مشاهداتی در محیط، باز هم نتایج بسیار بهتری را نسبت به الگوریتم‌های دیگر ارائه می‌دهد.



شکل ۶: مقایسه دقت تعیین موقعیت الگوریتم‌ها در *SNR* های مختلف

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]

[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

۴-۵- مقایسه زمان اجرای الگوریتم‌ها

برای یک مقایسه دقیق‌تر، متوسط زمان ۳۰ اجرای مختلف از الگوریتم‌ها در نظر گرفته شده است. شرط خاتمه برای الگوریتم‌ها، رسیدن به یک مقدار مشخص از تابع بهینگی در برخی اجراهای پی‌درپی از الگوریتم‌ها می‌باشد. مقدار تابع بهینگی متناسب با هر روش برابر با بهترین دقت به‌دست آمده آن‌ها می‌باشد. متوسط زمان اجرا برای چهار الگوریتم در جدول(۹) ارائه شده است که نشان می‌دهد، زمان اجرای *NLANN* از الگوریتم‌های دیگر کمتر است. این اختلاف‌ها بر روی داده‌های واقعی بیشتر هم می‌باشد. در اجرای *NLANN* بر روی داده‌های واقعی، دقت تعیین موقعیت بهتری در مدت زمان بسیار کمتر نسبت به سایر روش‌ها به‌دست آمده است. بنابراین شبکه عصبی مصنوعی برای این مسأله مناسب‌تر از سایر الگوریتم‌ها است.

جدول ۹: میانگین زمان اجرای الگوریتم‌ها

الگوریتم	میانگین زمان اجرای الگوریتم‌ها برای داده‌های شبیه‌سازی (ثانیه)	میانگین زمان اجرای الگوریتم‌ها برای داده‌های واقعی (ثانیه)
GN	۲٫۹۱	۴۳۷٫۳۱
GA	۵٫۰۲	۲۲۶٫۸۳
HPSO	۴٫۶۲	۱۸۰٫۳۷
NLANN	۱٫۰۷	۱۱۲٫۲۶

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

ارائه یک مدل مناسب برای بهبود دقت تعیین موقعیت در محیط‌های بسته و شهری، از جمله اهداف مهم در تعیین موقعیت می‌باشد تا بتواند یک جایگزین مناسب برای سیستم‌های تعیین موقعیت جهانی باشد. در این پژوهش از یک شبکه عصبی مصنوعی حل‌کننده معادلات غیر خطی برای بهبود تعیین موقعیت محلی استفاده شده است. فواصل مشاهداتی برای ورودی الگوریتم‌ها از روش *TOA* به‌دست آمده است و از دو تابع بهینگی *NLS* و *ML* استفاده شده است. برای ارزیابی دقت و سرعت اجرای شبکه عصبی مصنوعی پیشنهاد شده، سه الگوریتم بهینه‌سازی *GN*، *GA* و *HPSO* به کار گرفته شده‌اند. الگوریتم‌ها ابتدا بر روی داده‌های شبیه‌سازی پیاده‌سازی شده‌اند و پس از اطمینان از صحت خروجی آن‌ها، در مرحله دوم بر روی داده‌های واقعی از شبکه *GPS* ایتالیا مدل‌سازی شده‌اند. نتایج نشان داده است که در هر دو نوع داده، مدل *NLANN* دقت تعیین موقعیت خوبی را در مدت زمان معقول به‌دست آورده است. در داده‌های شبیه‌سازی، الگوریتم ژنتیک به دقت زیر ۲٫۵ متر، *HPSO* به دقت زیر دو متر، *GN* به دقت زیر ۱٫۵ متر رسیده‌اند. در حالی‌که *NLANN* به دقت زیر نیم متر رسیده است. هم‌چنین در داده‌های واقعی *GA* در هفتاد درصد موارد به دقت زیر ۱۲ متر، *HPSO* در نود درصد موارد به زیر ۹ متر و *NLANN* در هفتاد درصد موارد به دقت زیر یک متر رسیده است؛ در حالی‌که الگوریتم *GN* نتایج بسیار ضعیفی را در محدوده داده‌های واقعی ارائه داده است. با افزایش تعداد ایستگاه‌ها دقت تعیین موقعیت در تمامی الگوریتم‌ها بهبود پیدا کرده است. اما شبکه عصبی مصنوعی حتی در تعداد ایستگاه‌های کم نیز نتایج بسیار خوبی را حاصل می‌کند. بهترین دقت تعیین موقعیت برای داده‌های واقعی برابر با چهار سانتی‌متر می‌باشد که مربوط به *NLANN* با تعداد ۳۰ ایستگاه فرستنده است. برای ارزیابی دقیق‌تر الگوریتم‌ها، اجرای آن‌ها در ابعاد مختلف منطقه مطالعاتی مورد بررسی قرار گرفته‌اند. نتایج نشان داده‌اند که با افزایش ابعاد منطقه، دقت تعیین موقعیت کاهش پیدا می‌کند؛ اما هم‌چنان دقت *NLANN* زیر یک متر

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]
[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

بوده است. هم‌چنین الگوریتم‌ها با *SNR* های مختلف پیاده‌سازی شده‌اند که با کاهش *SNR* دقت تعیین موقعیت کم می‌شود. در مقادیر پایین *SNR* الگوریتم‌های *GN*، *GA* و *HPSO* نتایج ضعیفی را به‌دست آورده‌اند اما شبکه عصبی هم‌چنان دقت قابل قبولی دارد. البته دقت الگوریتم *GN* بسیار فاحش است و الگوریتم *HPSO* همواره دقت بهتری را نسبت به *GA* نشان می‌دهد که دلیل آن می‌تواند تعریف جستجو همسایگی برای ذره نخبه باشد.

در این تحقیق مدل *NLANN* هم از نظر دقت و زمان انجام محاسبات و هم کاربرد آن در تعیین موقعیت نقاط در فضاهای بزرگ، نسبت به سایر روش‌ها ارجح است. بنابراین کاربران شهری برای توسعه یک مدل مناسب در زمینه بهبود دقت تعیین موقعیت محلی در فضاهای شهری، می‌توانند از شبکه عصبی مصنوعی توسعه داده شده استفاده کنند.

مسأله دیگر در این تحقیق آن است که انتخاب ترکیب‌های متفاوت ۳۰ ایستگاه از ۱۴۰ ایستگاه موجود در شبکه *GPS* ایتالیا، نتایج متفاوت و جالبی را در دقت برخی از نقاط مجهول نشان داده است. علت این موضوع می‌تواند فاصله بین ایستگاه‌های انتخاب شده، توزیع مکانی این ایستگاه‌ها و حتی خاصیت ذاتی توابع اهداف کمترین مربعات و بیشینه احتمال باشد. زیرا در مسائل تعیین موقعیت با تابع هدف کمترین مربعات، این‌که کدام ایستگاه‌ها به‌عنوان نقطه معلوم و حتی نقطه مجهول انتخاب شوند، تأثیر به سزایی در دقت تعیین موقعیت و محاسبات سرشکنی دارند. هم‌چنین تأثیر هندسه و توزیع مکانی خاص از شبکه‌های *GPS* در تعیین موقعیت محلی و کشف الگوهای مکانی برای ترکیب نقاط معلوم هم نیاز به بررسی و تحقیق دارد. بنابراین شناخت این عوامل برای انتخاب نقاط معلوم و مجهول و بررسی علت تأثیر آن‌ها در تعیین موقعیت می‌تواند در موضوعات و تحقیقات آتی بررسی شوند.

مراجع

[1] R. M. Abreu, M. A. de Sousa, and M. R. Santos. A cost-effective local positioning system architecture based on TDoA. In International Conference on Telecommunications, Springer, Berlin, Heidelbergpp, pp 858-865, 2004.

[2] Y. C. Cheng, Y. Chawathe, A. LaMarca, and J. Krumm. Accuracy characterization for metropolitan-scale Wi-Fi localization. In Proceedings of the 3rd international conference on Mobile systems, applications, and services, pp. 233-245, 2005.

[3] H. Mehmood, and N.K. Tripathi. Cascading artificial neural networks optimized by genetic algorithms and integrated with global navigation satellite system to offer accurate ubiquitous positioning in urban environment. Computers, Environment and Urban Systems, 37, 35-44, 2013.

[4] D. Madigan, E. Einahrawy, R. P. Martin, W. H. Ju, P. Krishnan, and A.S. Krishnakumar. Bayesian indoor positioning systems. 24th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Proceedings IEEE, Vol. 2, pp. 1217-1227, 2005.

[5] M. N. Husen, and S. Lee. Indoor human localization with orientation using WiFi fingerprinting. In Proceedings of the 8th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication, pp. 109, 2014.

[6] A. Savvides, C. C. Han, and M. B. Strivastava. Dynamic fine-grained localization in ad-hoc networks of sensors. In Proceedings of the 7th annual international conference on Mobile computing and networking, pp. 166-179, 2001.

[7] C. Y. Cheng. Indoor localization algorithm using clustering on signal and coordination

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]

[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

pattern. Annals of Operations Research, 216(1), 83-99, 2014.

[8] I. Guvenc, and C. C. Chong. A survey on TOA based wireless localization and NLOS mitigation techniques. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 11(3), 107-124, 2009.

[9] J. S. Leu, M. C. Yu, and H. J. Tzeng. Improving indoor positioning precision by using received signal strength fingerprint and footprint based on weighted ambient Wi-Fi signals. Computer Networks, 91, 329-340, 2015.

[10] R. C. Eberhart, and Y. Shi. Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms. In Proceedings of the 2001 congress on evolutionary computation (IEEE Cat. No. 01TH8546), Vol. 1, pp. 94-100, 2001.

[11] A. Chehri, P. Fortier, and P.M. Tardif. UWB-based sensor networks for localization in mining environments. Ad Hoc Networks, 7(5), 987-1000, 2009.

[12] B. H. Cheng, R. E. Hudson, F. Lorenzelli, L. Vandenberghe, and K. Yao. Distributed gauss-newton method for node loclaization in wireless sensor networks. In IEEE 6th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications, pp. 915-919, 2005.

[13] K. Yu, and I. Oppermann. UWB positioning for wireless embedded networks. In Radio and Wireless Conference, pp. 459-462, 2004.

[14] F. Álvarez–Franco, H. González–Velasco, C. García–Orellana, M. Macías–Macías, and R. Gallardo–Caballero. Using GAs to obtain an optimal set of codes for an ultrasonic local positioning system. In International Conference on Computer Aided Systems Theory, Springer, Berlin, Heidelberg pp. 845-852, 2007.

[15] H. Mehmood, and N.K. Tripathi. Optimizing artificial neural network-based indoor positioning system using genetic algorithm. International Journal of Digital Earth, 6(2), 158-184, 2013.

[16] H. Zhu, B. Huang, Y. Tanabe, and T. Baba. Local Positioning with Artificial Neural Network and Time of Arrival Technique. In 2008 3rd International Conference on Innovative Computing Information and Control, pp. 509-509, 2008.

[17] H. Mehmood, and N. K. Tripathi. Cascading artificial neural networks optimized by genetic algorithms and integrated with global navigation satellite system to offer accurate ubiquitous positioning in urban environment. Computers, Environment and Urban Systems, 37, 35-44, 2013.

[18] P. Claro, and N. B. Carvalho. Local positioning system based on artificial neural networks. In International Conference on Artificial Neural Networks, Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 699-708, 2007.

[19] S. Ngah, H. Zhu, K. T. Chen, Y. Tanabe, and T. Baba. Artificial neural network based model for local position systems, 2009.

[20] K. G. Margaritis, M. Adamopoulos, K. Goulianas, and D. J. Evans. Artificial neural networks and iterative linear algebra methods. PARALLEL ALGORITHM AND APPLICATIONS, 3(1-2), 31-44, 1994.

[21] A. Cichocki, and R. Unbehauen. Neural networks for solving systems of linear equations and related problems. IEEE Transactions on Circuits and Systems I Fundamental Theory and Applications, 39(2), 124-138, 1992.

[22] K. Mathia, and R. Saeks. Solving nonlinear equations using recurrent neural networks. In World congress on neural networks, pp. 17-21, 1995.

[23] D. Mishra, and P. K. Kalra. Modified Hopfield Neural Network Approach for Solving Nonlinear Algebraic Equations. Engineering Letters, 14(1), 2007.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]

[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

[24] G. Li, and Z. Zeng. A neural-network algorithm for solving nonlinear equation systems. In 2008 International Conference on Computational Intelligence and Security, Vol. 1, pp. 20-23, 2008.

[25] A. Margaris, and K. Goulianas. Finding all roots of 2× 2 nonlinear algebraic systems using back-propagation neural networks. Neural Computing and Applications, 21(5), 891-904, 2012.

[26] Z. Nemec, and P. Bezousek. The Time Difference of Arrival Estimation of Wi-Fi Signals. Radioengineering, 17(4), 2008.

[27] H. Liu, H. Darabi, P. Banerjee, and J. Liu. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 37(6), 1067-1080, 2007.

[28] R. Zekavat, and R. M. Buehrer. Handbook of position location: Theory, practice and advances. John Wiley & Sons, Vol. 27, 2011.

[۲۹] *M. Kaveh, M. S. Mesgari. Hospital site selection using hybrid PSO algorithm-Case study: District 2 of Tehran. Sepehr, pp. 7-22, 2019.*

[30] M. Kaveh, M. S. Mesgari, and R. S. Paland. Multiple criteria decision-making for hospital location-allocation based on improved genetic algorithm. Applied Geomatics, pp. 1-16, 2020.

[31] M. Kaveh, and M. S. Mesgari. Improved biogeography-based optimization using migration process adjustment: An approach for location-allocation of ambulances. Computers & Industrial Engineering, 135, 800-813, 2019.

[۳۲] *S.M. Mosavi, M Kaveh, M Khisheh, M Aghababaei. Design and implementation a sonar data set classifier using multi-layer perceptron neural network trained by elephant herding optimization. Darya Fonoon, PP. 1-12,2018.*

[33] M. R. Mosavi, M. Kaveh, M. Khishe, and M. Aghababaee. Design and Implementation a Sonar Data Set Classifier by using MLP NN Trained by Improved Biogeography-based Optimization. In Proceedings of the Second National Conference on Marine Technology, pp. 1-6, 2016.

[34] M. R. Mosavi, M. Kaveh, and M. Khishe. Sonar Data Set Classification using MLP Neural Network Trained by Non-linear Migration Rates BBO. In The Fourth Iranian Conference on Engineering Electromagnetic (ICEEM 2016), pp. 1-5, 2016.

[35] M. Khishe, M. R. Mosavi, and M. Kaveh. Improved migration models of biogeography-based optimization for sonar dataset classification by using neural network. Applied Acoustics, 118, 15-29, 2017.

[36] M. Kaveh, M. Khishe, and M. R. Mosavi. Design and implementation of a neighborhood search biogeography-based optimization trainer for classifying sonar dataset using multi-layer perceptron neural network. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 100(2), 405-428, 2019.

[37] A. Lotfy, M. Kaveh, M. R. Mosavi, and A. R. Rahmati. An enhanced fuzzy controller based on improved genetic algorithm for speed control of DC motors. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 1-15, 2020.

[38] A. Lotfy, M. Kaveh, M. R. Mosavi, and A. R. Rahmati. An Enhanced FPGA-based Implementation of Fuzzy Controller using a Personalized Microcontroller. 34th Power System Conference, 2019.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]

[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.7 No.4, Winter 2020

Research Paper

Solving the local positioning problem using a four-layer artificial neural network

Mehrdad Kaveh [1]*, Mohammad Saadi Mesgari [2], Ali Khosravi[3]

1- M.Sc. Student of Geographic Information System in Department of Geodesy and Geomatics, College of Engineering, K.N.Toosi University of Technology.
2- Associate professor in Department of Geodesy and Geomatics, College of Engineering, K.N.Toosi University of Technology.
3- M.S.c student of Geodesy in Department of Geodesy and Geomatics, College of Engineering, K.N.Toosi University of Technology.

Abstract

Today, the global positioning systems (GPS) do not work well in buildings and in dense urban areas when there is no lines of sight between the user and their satellites. Hence, the local positioning system (LPS) has been considerably used in recent years. The main purpose of this research is to provide a four-layer artificial neural network based on nonlinear system solver (NLANN) for local positioning problem. To evaluate the performance of artificial neural network, three methods of gauss-newton (GN), genetic algorithm (GA) and hybrid particle swarm optimization (HPSO) have been used. The results indicate that the proposed model has high accuracy. The accuracy of the artificial neural network on the simulated data is 0.05 m, while the best accuracy in other algorithms is about 0.45 meters. In the data of Italy's GPS network, the artificial neural network has been reached to accuracy below 10 cm in one minute. Also, artificial neural network has better accuracy in different dimensions of study area and different signal to noise ratio (SNR), and by increasing the number of stations, it has achieved good results in less time. Whereas other algorithms have not get well accuracy. However, the HPSO has better results related to GA and GN algorithms.

Key words: *Local positioning system (LPS), artificial neural network based on nonlinear system solver (NLANN), gauss-newton (GN), genetic algorithm (GA), hybrid particle swarm optimization (HPSO).*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-06]

[DOI: 10.29252/jgit.7.4.21]

Correspondence Address: *Geospatial Information System Group, Faculty of Geodesy and Geometric Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran.*
Tel : *+98 9123032566.*
Email : *M.kaveh11@email.kntu.ac.ir*