

افزایش دقت مکان یابی در سامانه های مخابراتی بدون سیم مبتنی بر شبکه عصبی

زهرا امیرخانی^{۱*}، محمدحسین مدنی^۲، سعیده سادات سدیدیپور^۳، امیرحسین مومنی ازندریانی^۴

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی مالک اشتر

۲- دانشیار، دانشگاه صنعتی مالک اشتر

۳- دانشجوی دکتری، دانشگاه صنعتی مالک اشتر

۴- دانشجوی دکتری، دانشگاه صنعتی مالک اشتر

(دریافت: ۹۳/۰۶/۰۸؛ پذیرش: ۹۴/۱۰/۲۲)

چکیده

مکان یابی دقیق هدف در سامانه های مخابراتی بدون سیمیکی از مسائل مهم در کاربردهای نظامی و غیرنظامی می باشد. در شبکه های مخابراتی بدون سیم مکان کاربر با استفاده از اندازه گیری زمان ورود سیگنال (TOA) از MS به BS های مجاور انجام می شود. یکی از روش های دقیق برای تعیین مکان در سامانه های مبتنی بر TOA استفاده از شبکه های عصبی می باشد. در این مقاله الگوریتم جدیدی برای افزایش دقت مکان یابی بر اساس شبکه عصبی BPNN ارائه شده است. در الگوریتم جدید ارائه شده، به جای استفاده از نقاط تقاطع احتمالی دوایر TOA به عنوان ورودی شبکه عصبی، از شعاع دوایر TOA استفاده شده که نسبت به روش قبلی از پیچیدگی بسیار کمتری برخوردار بوده و باعث افزایش دقت می گردد. نتایج تحلیل و شبیه سازی ها نیز کاهش خطای مکان یابی به میزان بیشتر از نصف در الگوریتم جدید نسبت به روش قبلی و لذا افزایش قابل توجه دقت مکان یابی را نشان می دهد.

واژه های کلیدی: دقت مکان یابی، سامانه های مخابراتی بی سیم، شبکه های عصبی

روشی بسیار کارآمد برای غلبه بر این مشکلات می باشد. اخیراً انواع مختلفی از شبکه های عصبی برای تعیین موقعیت مکانی به کار گرفته شده اند [۱۵]. شبکه عصبی، بدون نیاز به انتخاب مدل ریاضی، یک مجموعه از توابع فعالیت و ورودی و خروجی های الگوهای نمونه را جهت حل مسئله به کار می بندد. شبکه عصبی پس خور (BPNN)^۱، یکی از تکنیک های مرسوم برای آموزش شبکه عصبی است. شبکه عصبی پس خور (BPNN) دارای بیشترین استفاده برای تخمین موقعیت مکانی در شبکه های سنسوری بی سیم^۵ (WSN) می باشد [۱۶]. در سامانه های تعیین موقعیت مکانی مبتنی بر زمان، سیگنال انتشاری با مسیر طولانی تر از مسیر واقعی از BS به MS می رسد و فاصله اضافی متناظر با خطای مثبت در محدوده بین MS و BS است. از دیدگاه هندسی در صورت وجود اندازه گیری های TOA متناظر با فاصله سه ایستگاه BS تا MS، موقعیت مکانی MS به منطقه حاصل از تقاطع سه دایره محدود می شود. با وجود خطای NLOS این منطقه یک نقطه نیست و منطقه ای حاصل از همپوشانی سه دایره است. بنابراین لازم است مکان MS تخمین زده شود. بدین منظور در روش قدیمی از نقاط تقاطع سه دایره به عنوان ورودی شبکه عصبی

۱- مقدمه

در یک شبکه مخابراتی بدون سیم منظور از مکان یابی، تخمین مکان ایستگاه موبایل می باشد. نیاز به مکان یابی دقیق از سال ۱۹۹۶ با اعلام لزوم ایجاد سرویس اضطراری ۹۱۱ از سوی کمیته مخابرات فدرال در کاربردهای تجاری و نظامی رو به افزایش بوده است [۱]. اکنون روش های مختلفی برای تعیین مکان بر اساس توان، زاویه ورود^۱ (AOA)، زمان ورود (TOA) و اختلاف زمان ورود^۲ (TDOA) سیگنال دریافتی به کار گرفته شده است [۵-۲]. همچنین تحقیقات بسیاری در زمینه مقایسه روش های مختلف مکان یابی انجام گرفته است [۱۱-۲]. یکی از منابع خطا در مکان یابی، انتشار^۳ NLOS در شبکه مخابراتی بوده که باعث ایجاد خطا در اندازه گیری زمان ورود سیگنال و متعاقباً در تخمین موقعیت مکانی MS می شود [۱۲]. به منظور افزایش دقت مکان یابی بایستی از روش های مناسبی برای کاهش خطای اندازه گیری استفاده شود [۱۴-۱۳]. استفاده از شبکه عصبی

رپانامه نویسنده پاسخگو: z.amirkhani@chmail.ir

1-Angel of arrival

2-Time difference of arrival

3-None line of sight

4-Backpropagation neural network

5-Wireless sensor network

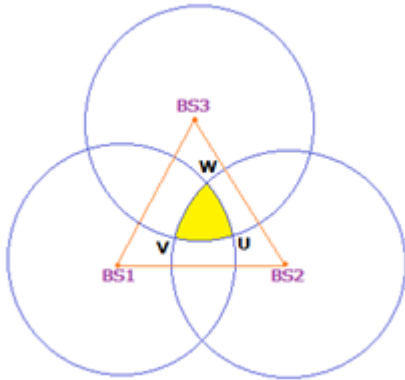
$$z = \begin{bmatrix} r_1 - r_{v1} \\ r_2 - r_{v2} \\ r_3 - r_{v3} \end{bmatrix}, \delta = \begin{bmatrix} \delta_x \\ \delta_y \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{bmatrix}$$

$$r_{vi} = ct_i = \sqrt{(x - X_i)^2 + (y - Y_i)^2}, i = 1, 2, 3 \quad (4)$$

تخمین least-square (LS) با رابطه زیر حل می‌شود:

$$\delta = (A^T A)^{-1} A^T z \quad (5)$$

همان‌طور که در شکل (۱) مشخص شده است، نقاط w, v, u محل تقاطع دایره TOA با وجود خطای NLOS هستند.



شکل (۱). تعیین منطقه احتمالی MS با استفاده از دایره حاصل از اندازه‌گیری‌های دقیق TOA با وجود خطای NLOS

فرآیند بازگشتی با یک حدس اولیه برای مکان MS شروع می‌شود و سپس محاسبات در از سرگیری تکرار می‌شود. چون همگرایی به تخمین مکان MS در اولین بار بستگی دارد، پس الزاماً همگرایی نخواهیم داشت.

۲-۲- الگوریتم خطوط مکان (LLOP)

در این الگوریتم به جای به کار بردن معادلات فاصله غیرخطی از معادلات خطی استفاده می‌شود. LLOP، معادلات خطی هستند که از فصل مشترک دو دایره مربوط به اندازه‌گیری‌های TOA به دست می‌آیند. معادلات خطی با مربع‌سازی و کم کردن معادله اول از فواصل به دست می‌آیند و بر این اساس مکان MS معین می‌شود [۱۹]:

$$G\phi = h \quad (6)$$

که در آن، $\phi = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$ مکان MS را مشخص می‌کند.

$$h = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} r_1^2 - r_2^2 + X_2^2 \\ r_1^2 - r_3^2 + X_3^2 + Y_3^2 \end{bmatrix} \text{ و } G = \begin{bmatrix} X_2 & 0 \\ X_3 & Y_3 \end{bmatrix}$$

جواب LS معادله (۴) به صورت زیر خواهد بود:

استفاده شده است [۱۷]. در این مقاله و به‌عنوان یک روش پیشنهادی جدید، در شروع آموزش، شعاع‌های متناظر با اندازه‌گیری‌های TOA مربوط به سه ایستگاه در لایه ورودی به شبکه تغذیه می‌شوند. در طول دوره آموزش شبکه عصبی برای برقرار کردن ارتباط‌های تابعی بین شعاع‌های متناظر با TOA و موقعیت مکانی MS به کار گرفته می‌شوند. بعد از آموزش شبکه عصبی، داده آزمودن حاصل از شعاع‌های متناظر با اندازه‌گیری‌های TOA به‌عنوان ورودی به شبکه اعمال می‌شود. این داده‌های تست از شبکه عصبی، عبور داده می‌شود. سپس خروجی موقعیت مکانی MS پیشگویی می‌شود. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی تخمین موقعیت مکانی بهتری نسبت به روش قبلی ارائه می‌دهد.

در این مقاله و در ادامه، ابتدا در بخش ۲، شیوه‌های تعیین مکان هدف با استفاده از روش‌های مختلف معرفی می‌گردد. شرح الگوریتم BPNN در بخش ۳ آمده است. در بخش ۴، ابتدا الگوریتم قدیمی مکان‌یابی مبتنی بر شبکه عصبی توضیح داده می‌شود و سپس الگوریتم پیشنهادی جدید بر اساس شبکه عصبی برای تخمین مکان MS مطرح می‌گردد. در بخش ۵ به تحلیل شبیه‌سازی‌های انجام‌شده و مقایسه آن با سایر الگوریتم‌ها از نظر میزان خطای مکان‌یابی پرداخته می‌شود و در نهایت جمع‌بندی در بخش ۶ ارائه می‌گردد.

۲- روش‌های مختلف مکان‌یابی بر اساس اندازه‌گیری TOA

۱-۲- الگوریتم سری‌های تیلور (TSA)

با توجه به آنچه در شکل (۱) نشان داده شده است، فاصله بین BS و MS با در نظر گرفتن مختصات برای BS1، BS2 و BS3 به صورت $(X_1, Y_1) = (0, 0), (X_2, Y_2) = (X_2, 0), (X_3, Y_3)$ به شکل زیر نشان داده می‌شود:

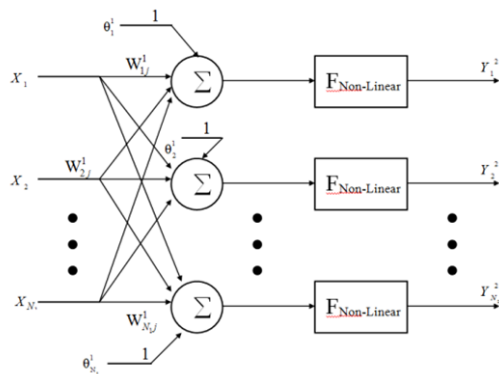
$$r_1 = ct_1 = \sqrt{(x - X_1)^2 + (y - Y_1)^2} \quad (1)$$

که در آن، C سرعت انتشار سیگنال، (x, y) و (X_i, Y_i) به ترتیب مکان MS و BS_i هستند. اگر مکان تخمین زده شده اولیه باشند، $x = x_v + \delta_x, y = y_v + \delta_y$ فرض می‌شود. به وسیله خطی‌سازی معادلات TOA با استفاده از بسط سری تیلور [۱۸] و نگاه داشتن دو جمله اول خواهیم داشت:

$$A\delta \approx z \quad (2)$$

$$a_{i1} = \left. \frac{\partial r_i}{\partial x} \right|_{x_v, y_v}, a_{i2} = \left. \frac{\partial r_i}{\partial y} \right|_{x_v, y_v} \quad (3)$$

می‌گردند که متوسط مجذور خطای خروجی برای تمامی ورودی‌ها در طی فرآیند یادگیری حداقل گردد.



شکل (۲). شبکه عصبی پیش‌خور پس‌انتشار با یک‌لایه مخفی [۲۱]

این کار با گام برداشتن در جهت سرازیری روی ابر سطح خطا و با استفاده از قاعده شیب نزولی^۳ انجام می‌پذیرد و در نهایت وزن‌های اتصالات بین گره‌ها به‌دست خواهد آمد. ضریب سیناپتیک عصبی طوری تنظیم شده است که بتوان تخمینی به‌صورت ایده‌آل از پردازش به روش خطای پس‌خور^۴ به‌دست آورد. این الگوریتم بر پایه روش حداقل مربعات^۵ به‌دست می‌آید. برای لایه‌های خروجی k پرسپترون، تابع خطا e در تکرار m برابر است با:

$$e(n) = \frac{1}{2} [T_i - O_i(n)]^2 \quad (۸)$$

که O و T به ترتیب مقدار هدف و مقدار خروجی واقعی است. کاهش خطا با تنظیم هر وزن مستقل (n+1) به دست می‌آید. جهت کاهش خطا از روش Gradient descent در مراحل آموزش استفاده می‌گردد.

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \Delta W_{ij}(n) \quad (۹)$$

$$\Delta W_{ij}(n) = -\eta [\delta e(n) / \delta W_{ij}(n)] \quad (۱۰)$$

n: تعداد تکرار (Iterations)

η : نرخ آموزش (Learning Rate)

در روش پردازش روبه‌جلو، ارتباط وزن‌های W_{ij} توسط رابطه زیر به‌دست می‌آید.

$$O(n) = \sum_{i=1}^J W_{ij}(n) y_i(n) \quad (۱۱)$$

$$O_i(n) = f(O_i(n)) \quad (۱۲)$$

$$\theta = (G^T G)^{-1} G^T h \quad (۷)$$

۳-۲- الگوریتم RSA^۱:

این الگوریتم بر اساس یک الگوریتم غیرخطی، برای حل یک مسئله بهینه‌سازی با در نظر گرفتن اندازه‌گیری‌های TOA [۲۰] پیشنهاد می‌شود. در این الگوریتم از ارتباط BSها و محدوده روی خطای NLOS برای محاسبه فاکتورهای مقیاس استفاده می‌شود. محاسبه فاکتور مقیاس بر اساس محدوده اندازه‌گیری‌های NLOS، برای نزدیک‌تر شدن به مقدار صحیح TOA است.

۳- الگوریتم شبکه عصبی

یک شبکه عصبی، یک سامانه پردازش اطلاعات با استفاده از توانایی ذهن انسان برای یادگیری از مشاهدات و تعمیم به‌وسیله تجرید و انتزاع است. این سامانه، یک مجموعه از توابع فعالیت و ورودی و خروجی‌های الگوهای نمونه را در حل مسئله به‌کار می‌بندد و نیازی به انتخاب مدل ریاضی نیست. شبکه عصبی دارای لایه ورودی، پنهان و خروجی است که لایه پنهان می‌تواند بیش از یک‌لایه باشد. ارتباط گره‌های شبکه و روش‌های آموزش وزن‌ها، الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی را ایجاد می‌کند.

۳-۱- الگوریتم BPNN

اساساً، BPNN یک شبکه عصبی است که از شیوه‌های آموزش تحت نظارت و ساختار پیشرو (feed-forward) برای مدل‌سازی و یادگیری کامپیوتری استفاده می‌کند. BPNN شامل یک‌لایه ورودی، یک‌لایه خروجی و معمولاً یک‌لایه یا بیشتر لایه پنهان است. تحقیقات انجام‌شده، نشان داده است، تک لایه پنهان برای تقریب زدن یک تابع با دقت دلخواه کافی است. الگوریتم‌های مختلفی برای تعیین وزن‌های شبکه، که همان فرآیند یادگیری می‌باشد وجود دارند. معروف‌ترین و کاربردی‌ترین آن‌ها، الگوریتم پس‌انتشار خطا^۲ می‌باشد. که پرسپترون چندلایه هم نامیده می‌شود [۲۱]. ساده‌ترین نوع شبکه عصبی، هنگامی است که فقط یک‌لایه مخفی وجود داشته باشد (شکل ۲).

ابتدای آموزش، مجموعه داده‌های آموزش به لایه ورودی شبکه اعمال می‌شود. در مسیر مستقیم، نمونه آموزش در لایه ورودی به‌کار برده می‌شود و تأثیرات آن در کل شبکه انتشار داده می‌شود. در طول مسیر مستقیم وزن‌های سیناپسی شبکه همگی ثابت می‌شوند و خروجی واقعی شبکه از مقدار خروجی مطلوب کم می‌شود و سیگنال خطا به‌دست می‌آید. سپس این سیگنال خطا به‌صورت برگشتی در طول شبکه در خلاف جهت وزن‌های سیناپسی منتشر می‌شود و وزن‌های اتصالات مجدداً طوری تنظیم

3-Gradient Descent Rule

4-Error back Propagation

5-Least square

1-Range-Scaling Algorithm

2-Backpropagation Algorithm

(U,V,W) به عنوان نقاط تقاطع احتمالی تعریف می‌شوند. جزئیات مرحله‌های فرآیند آموزش روش قدیمی به این صورت است که مجموعه‌ای از سه نقطه تقاطع احتمالی برای ساختن یک مجموعه داده برای فرآیند آموزش استفاده می‌شود.

هر ورودی شبکه: نقاط تقاطع احتمالی (U,V,W) خواهد بود. هر خروجی شبکه: مکان مطلوب MS متناظر است. هدف مینیمم کردن تفاوت بین مکان واقعی MS و مکان مطلوب MS است [۱۷].

شبکه عصبی پیشنهادی جدید دارای ورودی و خروجی زیر است:

هر ورودی شبکه: شعاع‌های متناظر با نقاط تقاطع احتمالی (R1,R2,R3)
هر خروجی شبکه: مکان مطلوب MS

الگوریتم شبکه عصبی جدید به صورت زیر خواهد بود:
۱- شعاع‌های متناظر با اندازه‌گیری‌های (R1,R2,R3) و TOA مکان MS برای آموزش شبکه تا جایی که یک ارتباط مطلوب ایجاد شود، استفاده می‌شود. منظور از ارتباط مطلوب این است که آنقدر فرآیند آموزش به شبکه عصبی ادامه پیدا می‌کند و وزن‌های شبکه عصبی به‌روزرسانی می‌شوند تا وزن‌های شبکه عصبی در بهترین حالت قرار بگیرند و خطای تست به کمترین مقدار خود برسد و در عین حال overfitting نیز رخ ندهد و به صورت همزمان نیز سرعت و زمان همگرایی نیز در بهترین شرایط ممکن باشد.

۲- در طول آموزش، شبکه عصبی وزن‌های اتصالات در شبکه را تکرار و تنظیم می‌کند، و هدف مینیمم کردن تفاوت بین مکان واقعی MS با مکان مطلوب MS است.
۳- پس از اتمام فرآیند آموزش، داده‌های جدید از شبکه عصبی آموزش داده شده عبور داده می‌شوند و مکان MS جدید تخمین زده می‌شود.

۵- نتایج شبیه‌سازی

برای بررسی کارایی از شبیه‌سازی کامپیوتری الگوریتم مکانی پیشنهاد شده استفاده می‌گردد. مختصات BSها به صورت متناظر برابر با BS3:(866m,1500m) ، BS2:(1732m,0) ، BS1(0,0) در [۲۰] در نظر گرفته می‌شود. همان‌طور که در شکل (۴) دیده می‌شود، مکان MS به صورت تصادفی با توزیع یکنواخت در ناحیه شکل داده شده با نقاط BS1, I, KJ به دست می‌آید.

که در آن، (f) تابع سیگمونید فعال می‌باشد. وزن‌های شبکه عصبی مصنوعی با خاصیت برگشت در تمام لایه‌ها از اولین لایه خروجی تا اولین لایه پنهان به‌روزرسانی می‌شوند [۲۲]. پژوهش‌های تحقیقاتی زیادی برای سرعت بخشیدن به فرآیند یادگیری انجام پذیرفته است. اگر نرخ یادگیری خیلی کوچک باشد، زمان زیادی طول می‌کشد تا الگوریتم همگرا شود و اگر خیلی بزرگ باشد، الگوریتم شروع به نوسان کرده و ناپایدار می‌شود.

۴- الگوریتم مکان‌یابی مبتنی بر شبکه عصبی بر اساس اندازه‌گیری TOA

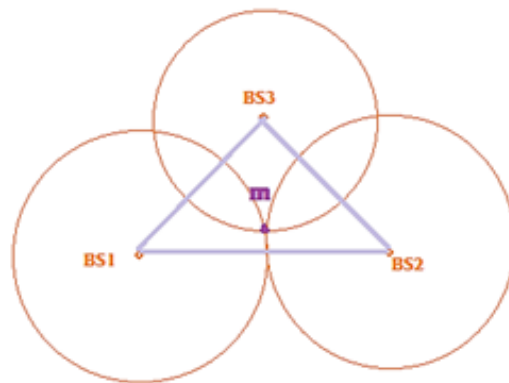
از نظر هندسی، فاصله اندازه‌گیری شده از هر BS می‌تواند یک دایره به مرکز BS ایجاد کند. همانند آنچه در شکل (۱) نشان داده شده است، هر یک از سه معادله زیر یک دایره TOA، را نشان می‌دهد:

$$\text{Circle1: } x^2 + y^2 = r_1^2$$

$$\text{Circle2: } (x - X_2)^2 + y^2 = r_2^2$$

$$\text{Circle3: } (x - X_3)^2 + (y - Y_3)^2 = r_3^2$$

اگر هیچ خطایی در اندازه‌گیری TOA وجود نداشته باشد، طبق شکل (۳) سه دایره در یک نقطه تقاطع پیدا می‌کنند که مکان صحیح MS است.

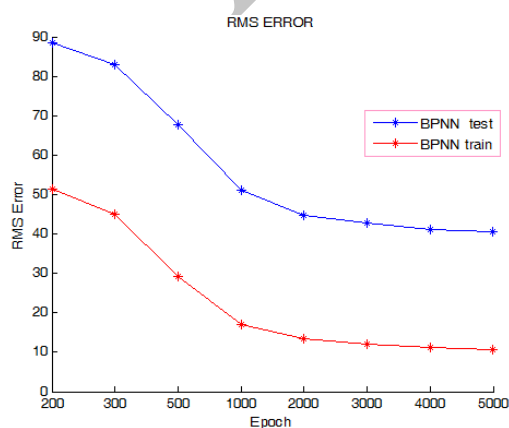


شکل (۳). تعیین مکان MS با استفاده از دایره حاصل از اندازه‌گیری‌های دقیق TOA بدون وجود خطای NLOS

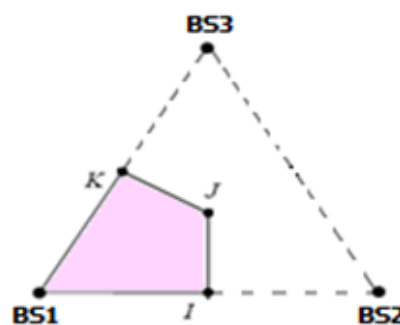
با این وجود، انتشار NLOS ممکن است در بسیاری از محیط‌ها وجود داشته باشد و موجب شود که مانند آنچه در شکل (۱) دیده می‌شود، محل برخورد به جای یک نقطه، در سه نقطه u, v و w باشد. خطای NLOS همیشه مثبت است پس اندازه‌گیری‌های TOA دارای مقادیر بیشتر از مقدار حقیقی است. همان‌طور که در شکل (۱) نشان داده شده است، مکان صحیح MS باید در فضای همپوشانی سه دایره موجود در شکل (۱) باشد. همان‌طور که قبلاً در بخش ۱-۲ اشاره شد، این نقاط تقاطع

محاسباتی می‌شود و نتایج را نیز خراب می‌کند. جهت تعیین پیکربندی بهینه شبکه عصبی، روش‌های آزمون و خطا برای تعیین پارامترهای قابل تنظیم ساختار معماری شبکه استفاده می‌شود. تلاش بر این است که همزمان پیدا کردن بهترین پارامترها و خوب بودن کارایی شبکه وجود داشته باشد.

در حالت Overtraining ممکن است شبکه عصبی کارایی خوبی برای داده آموزشی داشته باشد ولی باعث به وجود آمدن خطای زیادی در داده تست می‌شود و ممکن است برای داده‌های خارج از محدوده مجموعه آموزش مناسب نباشد [۲۱]. اگر شبکه عصبی under trained باشد، خطای زیادی برای هم در مورد داده‌های تست و هم در مورد داده‌های آموزش وجود دارد. فاکتورهای مهم تأثیرگذار شبکه عصبی تعداد تکرارها و تعداد نورون‌های لایه پنهان هستند. برای درون‌یابی و برون‌یابی تست‌های شبکه، هر دوره آزمایش به تعداد M بار تکرار می‌شود. برای این‌که M مناسب تشخیص داده شود، با تغییر محدوده M از ۲۰۰ تا ۵۰۰۰ اثر M بر کارایی شبکه عصبی در شکل (۶) بررسی می‌شود. اگر M زیاد باشد، روی سرعت همگرایی نیز تأثیر می‌گذارد و آن را کم می‌کند. با توجه به شکل (۵)، M مناسب برابر با ۲۰۰۰ در نظر گرفته می‌شود. تعداد نورون‌های پنهان در طول آزمایش معین می‌شود. اگر تعدادشان بسیار کم باشد، موجب ایجاد خطای بزرگ‌تری می‌شوند. با افزایش تعداد نورون‌های لایه پنهان این مشکل کمتر می‌شود، اما به‌طور همزمان این افزایش روی سرعت همگرایی نیز تأثیر می‌گذارد و آن را کم می‌کند و بعد از دست‌یابی به تعداد مشخصی از نورون‌ها، محاسبات نیز کمک زیادی در کاهش خطاهای NLOS نمی‌کند. قاعده‌های عمومی برای انتخاب تعداد نورون در لایه پنهان $0.5(p+q)$ یا $3p+1$ هستند که p و q نورون‌های پنهان ورودی و خروجی هستند [۲۳]. شکل ۶ خطای RMS به‌دست‌آمده با تعداد نورون متفاوت در لایه پنهان را نشان می‌دهد.

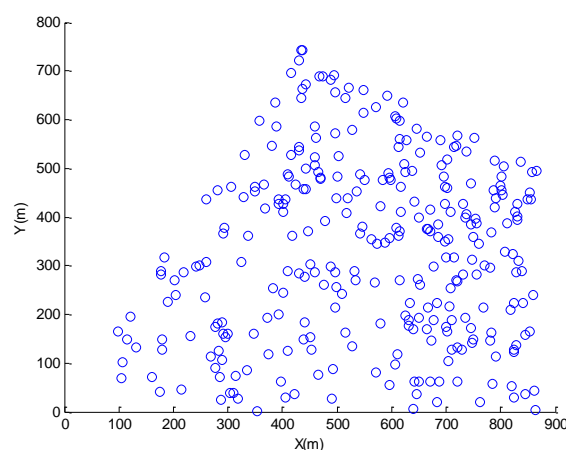


شکل (۶). تغییرات خطای RMS بر اساس تغییر تعداد تکرارها



شکل (۴). ناحیه مورد استفاده برای تولید تصادفی مکان MS

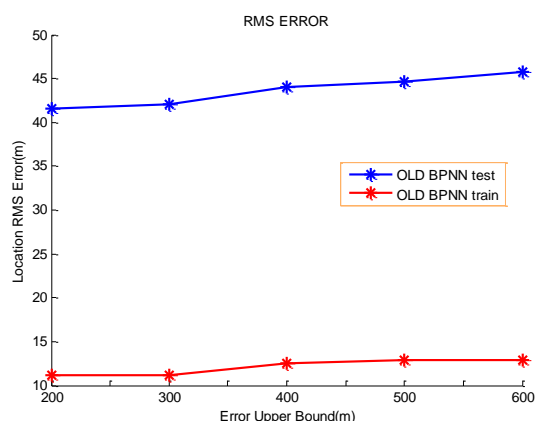
تعداد این نقاط تصادفی برابر با $N=300$ قرار داده می‌شود. شکل (۵) نقاط ایجادشده را نشان می‌دهد. فواصل هریک از این نقاط تصادفی تا هریک از سه ایستگاه محاسبه‌شده، سپس برای تولید نقاط تقاطع احتمالی به هریک از این مقادیر به‌دست‌آمده، مقدار U_i اضافه می‌شود که U_i باند بالایی خط $i=200,300,400,500,600$ است. در هر مرحله افزودن U_i به مقادیر فواصل به‌دست‌آمده، باعث ایجاد منطقه همپوشانی و در نتیجه تولید نقاط تقاطع احتمالی (U,V,W) خواهد شد. از طرف دیگر در هر مرحله افزودن U_i به مقادیر فواصل به‌دست‌آمده، شعاع‌های متناظر با نقاط تقاطع احتمالی $(R1,R2,R3)$ را نیز ایجاد خواهد کرد. این کار برای هریک از ۳۰۰ نقطه MS تکرار می‌شود.



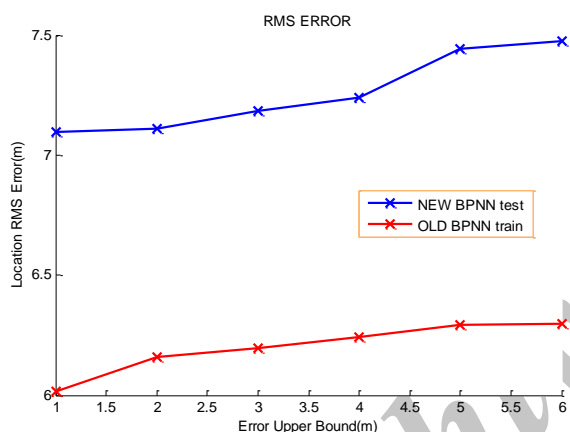
شکل (۵). مختصات مکان‌های MS تصادفی تولیدشده

تابع ارزیابی مورد استفاده، میزان RMS در تخمین موقعیت مکانی می‌باشد که از اختلاف مکان مطلوب برای MS با مکان واقعی MS هدف محاسبه می‌شود. قبل از این‌که شبکه عصبی را برای تخمین مکان MS به‌کار برده شود، باید ابتدا پارامترهای مانند تعداد نورون‌های لایه پنهان، و تعداد تکرارهای آموزش (epochs) را تنظیم نمود. برای اجتناب از ساختن یک شبکه بد ساختار، تنظیم پارامترهای معماری شبکه باید با دقت انجام شود، چون عدم دقت در انجام این کار موجب افزایش هزینه‌های

قدیمی پی برد.



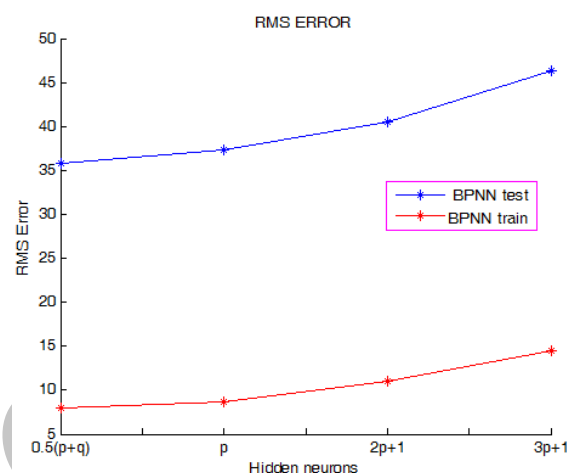
شکل (۸). تغییرات خطای RMS بر اساس تغییرات باند بالایی خطا در شبکه عصبی قدیم



شکل (۹). تغییرات خطای RMS بر اساس تغییرات باند بالایی خطا در شبکه عصبی پیشنهادی جدید

شکل (۱۰) تأثیر استفاده از روش‌های متفاوت در میانگین خطای مکان‌یابی نسبت به تغییرات باند بالایی خطای NLOS را نشان می‌دهد. به دلیل این‌که از مربع تفاضل فواصل استفاده شده است، LLOP می‌تواند خطای NLOS را کاهش دهد. در مقایسه با نتایج LLOP، TSA منجر به نتایج با دقت کمتری می‌شود. در شرایط NLOS شدید، الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر در radiolocation از سایر الگوریتم‌های TSA، RSA و LLOP و روش مبتنی بر شبکه عصبی قدیمی نیز بسیار مؤثرتر است. می‌توان مشاهده نمود که الگوریتم پیشنهادی خطای RMS را به صورت مؤثر کاهش می‌دهد و مکان MS را به صورت دقیق تخمین می‌زند. برای اطمینان از این‌که شبکه دچار مشکل overfitting نشده باشد، در شکل (۱۱) از نمودار performance شبکه عصبی استفاده می‌شود.

چیزی که در شکل (۷) مشاهده می‌شود، این است که خطای RMS برای تعداد نورون‌های متفاوت لایه پنهان در مقادیر متفاوت همگرا می‌شود. برای رسیدن به سطح مناسب در کارایی پیش‌بینی، تعداد نورون‌های لایه پنهان باید برابر با $0.5(p+q)$ در نظر گرفته شود. برای جلوگیری از افزایش بار محاسباتی، در شبیه‌سازی‌های بعدی برای الگوریتم پیشنهادی از تعداد $0.5(p+q)$ نورون در لایه پنهان و تعداد ۲۰۰۰ تکرار برای کل داده‌های تست و آموزش استفاده می‌گردد.



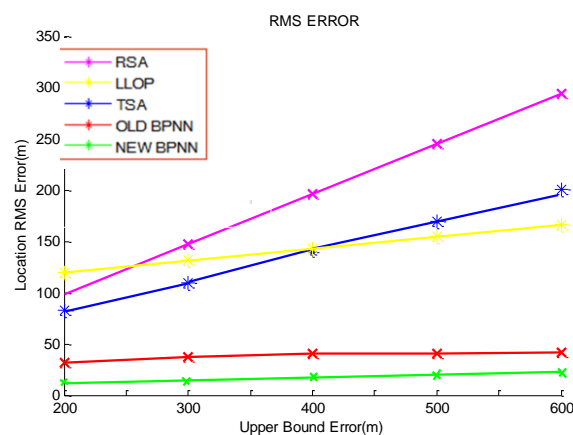
شکل (۷). تغییرات خطای RMS بر اساس تغییر تعداد نورون‌ها لایه پنهان

برای اجتناب از overtraining داده تست برای چک کردن اینکه آیا شبکه به‌وسیله داده‌های آموزش بایاس نشده باشد، استفاده شده است. اولین داده برای داده آموزش شبکه استفاده می‌شود و $N/2$ داده بعدی برای داده تست استفاده می‌شود تا دقت تحلیلی تخمین را افزایش دهد. در این مقاله با توجه به تأثیرات NLOS در شبیه‌سازی، برای انتشار مدل توزیع یکنواخت نویز [۲۰] اتخاذ می‌شود. مدل شکل‌دهنده انتشار NLOS مدل توزیع یکنواخت نویز [۲۰] نام دارد، که در آن خطای اندازه‌گیری با توزیع یکنواخت روی $(0, U_i)$ برای $i=1,2,3$ در نظر گرفته می‌شود که U_i باند بالایی خطاست. دقت مکان‌یابی با اندازه‌گیری (RMS) میان مکان واقعی MS و مکان مطلوب MS اندازه‌گیری می‌شود. شکل‌های (۸) و (۹) به ترتیب خطای مکان‌یابی نسبت به تغییرات باند بالایی خطا و با الگوریتم شبکه عصبی به دو روش قدیمی و الگوریتم جدید پیشنهادی آورده شده است. از مقایسه دو شکل (۸) و (۹) می‌توان مشاهده نمود که خطای مکان‌یابی به صورت قابل توجهی کاهش یافته است. علاوه بر این با توجه به کمتر بودن خطای داده‌های تست و داده‌های آموزش در نمودار مربوط به الگوریتم پیشنهادی، می‌توان به دقت بالاتر این الگوریتم نسبت به الگوریتم

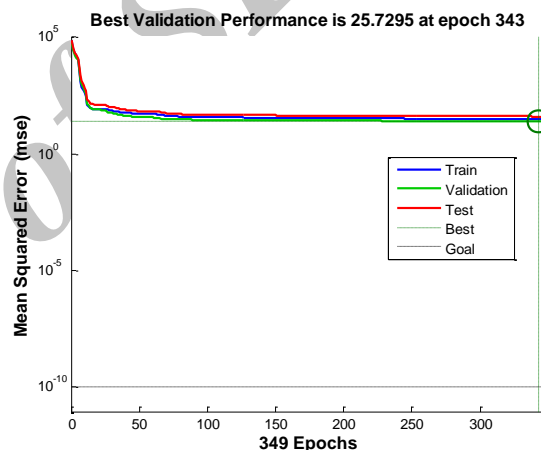
روش‌های مخابراتی قدیمی (RSA, TSA, LLOP) و روش شبکه عصبی قبلی مقاله [۱۷] (که در آن از نقاط تلاقی دایره‌های TOA استفاده می‌کند) با روش پیشنهادی جدید مقایسه شده و نتایج شبیه‌سازی حاکی از برتری روش پیشنهادی در کاهش خطای مکان‌یابی به میزان تقریباً هفتاد درصد نسبت به حالت قبلی می‌باشد.

۷- مراجع

- [1] "Revision of the Commission's Rules to Insure Compatibility with Enhanced 911 Emergency Calling Systems," Fed. Commun. Commission (FCC), Washington, DC, Tech. Rep. RM-8143, 1996.
- [2] H.-L. Song, "Automatic vehicle location in cellular communications systems," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 43, pp. 902-908, 1994.
- [3] M. P. Lotter and P. V. Rooyen, "Space Division Multiple Access for Cellular CDMA," In Proceedings of the IEEE International Symposium on Spread Spectrum Techniques and Applications, Sun City, South Africa, pp. 959-964, 2-4 September 1998.
- [4] S. Al-Jazzar, J. Caffery, and H.-R. You, "A Scattering Model Based Approach to NLOS Mitigation in TOA Location Systems," In Proceedings of the 55th IEEE Vehicular Technology Conference, Dallas, TX, USA, pp. 861-865, 25-28 September 2005.
- [5] J. O. Smith and J. S. Abel, "Closed-form least squares source location estimation from range difference measurements," IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process, ASSP-35, pp. 1661-1669, 1987.
- [6] H.-K. Ko, "NLOS mobile location determination in CDMA cellular systems," M.Sc. Thesis, Toronto University, Toronto, 1999.
- [7] N. J. Thomas and D. G. M. Cruickshank, "A passive mobile location system for UMTS," IEE, Colloquium on UMTS Terminal and Software Radio, pp. 10/1-10/6, 1999.
- [8] J. J. Caffery and G. L. Stuber, "Subscriber location in CDMA cellular networks," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 47, no. 2, pp. 406-416, 1998.
- [9] P. T. Thompson and D. Brooks, "Results of the Tsunami field trials: Position location in macro and micro cell environments," IEE, Colloquium on Novel Methods of Location and Tracking of Cellular Mobile and Their System, pp. 3/1-3/8, 1999.
- [10] R. Estrada, D. M. Rodriguez, C. Molina, and K. Basu, "Cellular position location techniques: a parameter detection approach," 49th IEEE Conf. Veh. Technol., vol. 2, pp. 1166-1171, 1999.
- [11] J. J. Caffery and G. Stuber, "Overview of radiolocation in CDMA cellular systems," IEEE Commun. Mag., vol. 36, pp. 38-45, 1998.
- [12] J. H. Krizman, K. J. Woerner, and B. D. Rappaport, "An overview of the challenges and progress in meeting the E-911 requirement for location service," IEEE Commun. Mag., vol. 36, pp. 30-37, 1998.



شکل (۱۰). تأثیر استفاده روش‌های متفاوت در میانگین خطای مکان‌یابی نسبت به تغییرات باند بالای خطای NLOS



شکل (۱۱). نمودار تغییرات خطای MSE داده‌های test و validation بر اساس تغییرات تعداد تکرارها در شبکه عصبی جدید

همان‌طور که در شکل (۱۰) نشان داده شده است، تغییرات خطا در مورد داده‌های test و validation بسیار شبیه و نزدیک به یکدیگر است. بنابراین امکان وقوع over fitting منتفی است. در شکل (۱۱) خطای مکان‌یابی سایر روش‌های مکان‌یابی با یکدیگر مقایسه می‌گردد.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک الگوریتم جدید در مکان‌یابی مبتنی بر شبکه عصبی برای تعیین مکان MS در محیط NLOS ارائه شد. ایده این مقاله استفاده از شعاع BSها به‌عنوان ورودی شبکه عصبی بوده که کاهش هزینه آموزش شبکه عصبی را به‌همراه داشته است. همچنین این موضوع باعث افزایش دقت مکان‌یابی شده است. به‌منظور ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهادی، خطای RMS

- [18] C.-S. Chen, "Artificial Neural Network for Location Estimation in Wireless Communication Systems," sensors journal, ISSN 1424-8220, Sensors, vol. 12, pp. 2798-2817, 2012. doi:10.3390/s120302798
- [19] W. Foy, "Position-location solutions by Taylor series estimation," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., AES-12, pp. 187-193, 1976.
- [20] J. Caffery, "A New Approach to the Geometry of TOA Location," In Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference, Boston, MA, USA, pp. 1943-1949, 24-28 September 2000.
- [21] S. Venkatraman, J. Caffery, and H.-R. You, "A novel TOA location algorithm using LOS range estimation for NLOS environments," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 53, pp. 1515-1524, 2004.
- [22] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning representations by back-propagating errors," Nature, vol. 323, pp. 533-536, 1986.
- [23] A. R. Venkatachalan and J. E. Sohl, "An intelligent model selection and forecasting system," J. Forecast, vol. 18, pp. 167-180, 1999.
- [24] B. Windrow and M. A. Lehr, "30 years of Adaptive Neural Networks," Preparation, Madeline, and Back propagation, proceedings of the IEEE, special issue on neural network theory and Modeling-I, vol-78, no. 9, pp. 1415-1442, September 1990.
- [13] M. I. Silventoinen and T. Rantalainen, "Mobile station emergency locating in GSM," in Proc. IEEE Int. Conf. Personal Wireless Communications, pp. 232-238, 1996.
- [14] M. P. Wylie and J. Holtzman, "The online of sight problem in mobile location estimation," in Proc. IEEE Int. Conf. Universal Personal Communications (ICUPC'96), vol. 2, pp. 827-831, 1996.
- [15] S.-S. Woo, H. You, and J.-S. Koh, "The NLOS mitigation technique for position location using IS-95 CDMA networks," in Proc. IEEE Vehicular Technology Conf. (VTC'00), vol. 6, pp. 2556-2560, 2000.
- [16] A. Shareef, Y. Zhu, and M. Musavi, "Localization Using Neural Networks in Wireless Sensor Networks," In Proceedings of the International Conference on Mobile Wireless Middle Ware, Operating Systems and Applications, London, UK, pp. 1-7, 22-24 June 2007.
- [17] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning representations by back-propagating errors," Nature, vol. 323, pp. 533-536, 1986.

Archive of SID

Archive of SID

Archive of SID

Increasing the Accuracy of Locating in Wireless Communication Systems Based on Neural Networks

Z. Amirkhani*, M. H. Madani, S. S. Sadidpuor, A. H. Momeni Andarziyani

* Malek-Ashtar University of Technology

(Received: 02/12/2014, Accepted: 12/01/2016)

ABSTRACT

The exact location of wireless communication systems aimed at both military and civilian applications is an important issue. In wireless communication networks, the user's location is done by using the measured signals time of arrival (TOA) from MS to BS. One of the most accurate methods for determining the TOA -based location systems is the use of neural networks.

In this paper, a new algorithm is provided to improve the accuracy of locating based on BP neural network. In the newly proposed algorithm, instead of possible crossing points of TOA circles as neural network input, radius of TOA circle is used that much less than the previous method of complexity and accuracy is increased. Analysis and simulations show reduction positioning errors to a greater extent than half in the new algorithm compared to the previous method and it shows the location carefully.

Keywords: the accuracy of locating , wireless communication systems, neural networks

* Corresponding Author Email: z.amirkhani@chmail.ir