Archive of SID

نشریه علمی - پژوهشی علوم و فنون نقشه برداری، دوره هشتم، شماره ۱، شهریور ماه ۱۳۹۷

# بهبود دقت تعیین موقعیت در مکان‌های سرپوشیده با استفاده از شبکه بی‌سیم با روش اثر مکانی محل

**علی خسروی[۱]، بهزاد وثوقی*[۲]، میر رضا غفاری رزین[۳]**

[۱] کارشناس ارشد ژئودزی - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
alikhosravi@mail.kntu.ac.ir

[۲]دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
vosoghi@mail.kntu.ac.ir

[۳]استادیار گروه مهندسی عمران و نقشه‌برداری - دانشکده فنی و مهندسی - دانشگاه صنعتی اراک
mr.ghafari@arakut.ac.ir

(تاریخ دریافت مرداد ۱۳۹۶، تاریخ تصویب اسفند ۱۳۹۶)

## چکیده

امروزه سیستم‌های تعیین موقعیت جهانی، در مواقعی که دید مستقیم بین کاربر و ماهواره‌های آن‌ها وجود ندارد، در درون ساختمان‌ها و در ناحیه‌های شهری متراکم کارایی چندانی ندارند. از این رو در سال‌های اخیر سیستم تعیین موقعیت داخلی به‌طور قابل‌توجهی مورداستفاده قرارگرفته است. هدف اصلی این تحقیق تعیین موقعیت در داخل ساختمان با شبکه بی‌سیم می‌باشد. الگوریتم تعیین موقعیت داخلی شبکه بی‌سیم می‌تواند به چند روش انجام شود که به‌طورمعمول از روش اثر مکانی استفاده می‌کنند. در این تحقیق سیستم تعیین موقعیت داخلی برپایه دو روش نزدیک‌ترین همسایه و شبکه عصبی مصنوعی در سه سناریو پیاده‌سازی شده است. به‌منظور افزایش دقت مکانی و کاهش زمان محاسبه، انتخاب فرستنده‌های مناسب و افزایش نقاط مرجع مورد توجه قرار گرفت. در روش نزدیک‌ترین همسایگی با افزایش نقاط به میزان دو برابر با روش درون‌یابی میانگین، میزان دقت هم به میزان تقریباً دو برابر بهبود یافته است که در محیط‌های مختلف با تعداد مختلف نقاط مرجع و پراکندگی مختلف این نتیجه حاصل شده است. در محیط‌هایی همانند سناریو ۳ که نقاط مرجع به تعداد بالاتر و با پراکندگی یکسان‌تری پخش شده‌اند دقت تعیین موقعیت در روش نزدیک‌ترین همسایگی بهبود یافته بهتر از شبکه عصبی بهبود یافته است و این دقت برای نزدیک‌ترین همسایگی در ۸۵ درصد موارد زیر ۱ متر بوده که در شبکه عصبی در ۷۵ درصد موارد زیر ۱ متر می‌باشد؛ اما در محیط‌های که نقاط مرجع دارای تعداد کمتر می‌باشد و پراکندگی یکسانی ندارد روش شبکه عصبی بهبود یافته نتایج بهتری را نسبت به روش نزدیک‌ترین همسایگی خواهد داشت. به‌طوری که دقت نزدیک‌ترین همسایگی بهبود یافته در سناریو ۲ در ۷۲ درصد موارد زیر ۲ متر بوده که در شبکه عصبی بهبود یافته در ۸۴ درصد موارد زیر دقت ۲ متر می‌باشد.

**واژگان کلیدی:** تعیین موقعیت داخلی، شبکه محلی بی سیم، اثر مکانی محل، نزدیک‌ترین همسایگی، شبکه عصبی مصنوعی

* نویسنده رابط

www.SID.ir

Archive of SID



## ۱- مقدمه

سیستم تعیین موقعیت جهانی به دلیل تعیین موقعیت در فضای باز دارای کاربردهای زیادی است ولی در درون ساختمان و در ناحیه‌های شهری متراکم به علت تضعیف سیگنال زمانی که خط دید مستقیم[۱] از یک کاربر به حداقل سه ماهواره این سیستم وجود ندارد نمی‌تواند به‌طور مؤثری مورد استفاده قرار گیرد؛ که این امر یک انگیزه‌ای را جهت تحقیق و گسترش سیستم تعیین موقعیت داخلی ایجاد می‌کند. به‌طور کلی و عمومی، سیستم تعیین موقعیت جهانی استاندارد بالفعل برای تعیین موقعیت در محیط خارجی است، اما برای تعیین موقعیت داخلی استاندارد پذیرفته شده‌ای وجود ندارد[۱].

سیگنال‌های فروسرخ[۲]، فرکانس رادیویی[۳] و فراصوت[۴] امواج مهمی هستند که برای سیستم تعیین موقعیت استفاده شده‌اند. پردازش سیگنال، این سیگنال‌ها را به مقادیر قابل اندازه‌گیری همانند فاصله یا زاویه برای به دست آوردن مکان تبدیل می‌کند. سپس آن مقدار قابل اندازه‌گیری پردازش شده به‌وسیله یک الگوریتم تعیین موقعیت، موقعیت کاربر را تخمین می‌زند [۲]. برعکس ناحیه‌های باز، محیط سرپوشیده مشکلات مختلف را در کشف محل مجهول ناشی از اثرات چندمسیری و اثرات پخش ناشی از مصالح ساختمانی به همراه دارد. بنابراین یک درک عمیق از توزیع سیگنال‌های رادیویی داخلی برای تعیین موقعیت خوب بسیار سخت است [۳].

گسترش شبکه محلی بی‌سیم[۵] که برپایه فناوری سیگنال‌های رادیویی می‌باشد یک فرصت جدیدی را برای سرویس مکان‌مبنا[۶] به وجود آورده است. ساختار شبکه محلی بی‌سیم می‌تواند برای تولید سرویس مکان‌مبنا بکار برده شود بدون اینکه تجهیزات اضافی مورد نیاز باشد. هدف سیستم تعیین موقعیت داخلی برآورد موقعیت برای ابزار بی‌سیم همانند لپ تاب و گوشی‌های همراه درون ساختمان و محیط‌های نزدیک همانند بیمارستان، انبار، فضای باز، هتل و فرودگاه می‌باشد [۲].

۱ lines-of-sight
۲ Infrared
۳ Radio Frequency,RF
٤ ultra sound
٥ WLANs
٦ location-based

تعیین موقعیت داخلی برپایه چهار روش، زمان رسیدن[۷][۴]، زاویه رسیدن[۸] ، اختلاف زمان رسیدن[۹][۵] قدرت سیگنال دریافت شده[۱۰][۶] می‌باشد [۳]. استفاده از قدرت سیگنال دریافت شده توسط کاربر رایج‌ترین روش برای تعیین موقعیت داخلی است. مادیگن[۱۱] و همکاران در سال ۲۰۰۵ از شاخص قدرت سیگنال رادیویی که از نقاط مرجع[۱۲] ثابت دریافت شده استفاده کرده است. از جمله روش‌های تعیین موقعیت بر پایه قدرت سیگنال دریافت شده، استفاده از سیگنال شبکه بی سیم می‌باشد که امروزه به‌طور فراگیر در یک شبکه محلی گسترش داده شده است. وای فای بر پایه استاندارد IEEE802.11 بوده و به‌طور اولیه یک روش شبکه محلی است که برای گسترش درون ساختمان طراحی شده است. الگوریتم تعیین موقعیت داخلی به کمک شبکه بی سیم می‌تواند به سه قید تقسیم شود: الگوریتم مجاورت[۱۳]، الگوریتم مثلث‌بندی[۱۴] و الگوریتم آنالیز وقوع [۱۵][۴].

الگوریتم مجاورت نسبت به دو الگوریتم دیگر ساده‌تر بوده و بیشتر برای تعیین موقعیت در فضاهای باز استفاده شده و برای تعیین موقعیت داخلی مناسب نیست. الگوریتم مثلث‌بندی به محل فرستنده نیاز دارد، بنابراین حوزه کاربرد آن محدود می‌شود. الگوریتم مثلث بندی، موقعیت هدف را برپایه ویژگی‌های هندسی مثلث تخمین می‌زند. زمانی که گوشی همراه در نقطه هدف سیگنال را از یک یا تعداد بیشتری فرستنده دریافت می‌کند زمان رسیدن سیگنال، زاویه رسیدن سیگنال و قدرت سیگنال دریافت شده از فرستنده برای محاسبه فاصله بین نقطه هدف و فرستنده استفاده خواهد شد. با موقعیت معلوم سه نقطه فرستنده یا بیشتر می‌توان موقعیت هدف را به‌وسیله مثلث بندی تخمین زد.

همچنین برای اکثر محیط‌های مسقف به ندرت دید مستقیم بین فرستنده ثابت و گیرنده فراهم است؛ بنابراین در این روش‌ها زمان و زاویه دریافت سیگنال می‌توانند تحت تأثیر پدیده چندمسیری قرار گیرند و باعث تولید

۷ Time of Arrival (TOA)
۸ Angle of Arrival (AOA)
۹ Time Diference of Arrival (TDOA)
۱۰ Received Signal Strength(RSS)
۱۲ Refrence Point(RP)
۱۳ Proximity
۱٤ Triangulation
۱٥ Scene analysis

www.SID.ir

Archive of SID



خطا شوند. همچنین سنجش دقیق زمان و زاویه رسیدن سیگنال دریافتی نیاز به ابزارهای خاص دارند که در بیشتر مواقع گران و پرهزینه است؛ بنابراین در الگوریتم آنالیز وقوع معمولاً از روش اثر مکانی[۱] بر مبنای قدرت سیگنال دریافتی استفاده می‌شود که نیاز به دید مستقیم ندارد. الگوریتم آنالیز از نظر دقت به بقیه روش‌ها مزیت داشته و نیاز به محل نقاط گیرنده وای فای ندارد؛ بنابراین نقش مهمی را در تعیین موقعیت داخلی ایفا می‌کند.

آنالیز وقوع بر مبنای فرکانس رادیویی به نوعی از الگوریتم اطلاق می‌شود که ابتدا خصوصیات آن شی را اندازه‌گیری می‌کند و سپس موقعیت آن شی را با تطبیق آنی اندازه‌گیری‌ها با خصوصیاتی که قبلاً به دست آمده است تخمین می‌زند. در روش آنالیز وقوع معمولاً از روش اثر مکانی بر مبنای قدرت سیگنال دریافتی استفاده می‌شود. اثر مکانی به روشی اطلاق می‌شود که اثر انگشت بعضی از خصوصیات سیگنال را که وابسته به مکان است انطباق می‌دهد [۶].

برای روش اثر مکانی دو مرحله آفلاین و آنلاین وجود دارد. در طول مرحله آفلاین مختصات هر نقطه مرجع و قدرت سیگنال دریافتی از فرستنده‌های مختلف مربوط به آن‌ها اندازه‌گیری و در پایگاه داده ذخیره می‌شود. در طول مرحله آنلاین، روش‌های موقعیت‌یابی از قدرت سیگنال‌های ثبت شده در پایگاه داده استفاده می‌نماید تا موقعیت نقطه هدف موجود را با توجه به انطباق آن با قدرت سیگنال دریافتی از نقطه هدف به دست آورد. تاکنون حداقل ۵ الگوریتم تعیین موقعیت بر مبنای اثر مکانی وجود دارد که از روش آنالیز وقوع استفاده می‌نمایند: روش‌های احتمال، نزدیک‌ترین همسایگی[۲]، شبکه‌های عصبی[۳]، ماشین بردار پشتیبانی[۴] از این جمله‌اند که در فصل بعدی روش‌های نزدیک ترین همسایگی و شبکه عصبی با جزئیات شرح داده خواهد شد.

اثر مکانی به سخت افزارهای اضافی و گران قیمت نیازی ندارد و روش کم هزینه ای محسوب می‌شود. با وجود مزیت‌ها، روش اثر مکانی بعضی مشکلات را نیز دارد. مشکل اصلی اثر مکانی این است که با افزایش محدوده تعیین موقعیت برای مکان‌یابی با دقت خوب بایستی نقاط مرجع را نیز افزایش دهیم که هزینه این روش را بالا می‌برد. در واقع ناحیه‌های بزرگ‌تر، تعداد بیشتری از نقاط مرجع را ایجاب می‌کند که به دنبال آن جمع‌آوری و آموزش داده‌های زیاد برای اثر مکانی می‌تواند بسیار پرهزینه باشد؛ بنابراین کمینه کردن تعداد مشاهدات آموزش در کاهش هزینه و بالا بردن سرعت روش اثر مکانی بسیار مهم است.

محققان به‌طور عمده روی گام آفلاین متمرکز شده‌اند تا کیفیت پایگاه داده اثر مکانی را پیشرفت دهند. برای مثال هسین[۵] پیشنهاد کرد جهت گیرنده باید زمانی که قدرت سیگنال فرستنده جمع‌آوری می‌شود، بررسی شود [۷]. مدیریت و به‌کارگیری پایگاه داده در مطالعه شده است [۸]، [۹]. آتیا[۶] و یون[۷] راهی برای بروزآوری اثر مکانی به‌طور اتوماتیک ارائه دادند [۸]،[۱۰]. کورانگ[۸] و جانگ[۹] در دو روش درباره‌ی چگونگی سازمان‌دهی پایگاه داده اثر مکانی پیشنهاد کرده‌اند [۱۱]. بعلاوه آمپای[۱۰] برای گام آنلاین محققان به‌طور عمده روی اینکه چگونه دقت تعیین موقعیت را پیشرفت دهند، متمرکز شده‌اند [۱۲]،[۱۳]. سانچز رودریگز[۱۱] و چن[۱۲] سانگ[۱۳] یک تقریب اثر مکانی وزن‌دار را بر پایه ارتباط بین مقدار متوسط و انحراف معیار قدرت سیگنال فرستنده را پیشنهاد کرد [۱۴]،[۱۵]. روش ترکیب داده‌ها در تعیین موقعیت با وای فای در [۱۶] به کار برده شده است. یانگ[۱۴] و لیو[۱۵] هردو الگوریتم جدیدی که الگوریتم‌های مرسوم را ترکیب می‌کنند، پیشنهاد کردند [۱۷]،[۱۸]. تحقیق‌ها در گام آنلاین بسیار زیاد است اما بعضی از آن‌ها ممکن است زمان و محاسبات خیلی زیادی را در بر بگیرند.

اگر چه محققان ذکر شده در بالا پیشرفت‌های زیادی را به وجود آوردند اما هنوز جنبه‌های منفی زیادی وجود دارد:

۱) کمبود تحقیق روی ویژگی‌های سیگنال

۱ Fingerprinting
۲ K Nearest Neighbor(KNN)
۳ Artificial Neural Network(ANN)
۴ Support Vector Machine(SVM)

۵ Husen
۶ Atia
۷ Yoon
۸ Koweerawong nd
۹ Jung
۱۰ Aomumpai
۱۱ Sánchez-Rodríguez
۱۲ Chen
۱۳ Song
۱۴ Yang
۱۵ Liu

www.SID.ir

Archive of SID



۲) کمبود در کاستن خطای گام آفلاین

۳) زمان و محاسبات خیلی زیاد در طول گام آنلاین

در این مقاله جنبه‌های دوم و سوم که در بالا بیان شده مورد بررسی و بهبود قرار گرفته و سیستم تعیین موقعیت برپایه روش نزدیک‌ترین همسایگی و شبکه عصبی با سه پایگاه داده متفاوت از سه مکان مختلف پیاده سازی شده و دقت خروجی آن‌ها با یکدیگر مقایسه شده است. در هریک از این روش‌ها برای پیشرفت دقت و زمان محاسبات کمتر به انتخاب وای فای مناسب و حذف وای فای نامناسب و همین‌طور افزایش نقاط مرجع با روش‌های مختلف پرداخته و دقت آن‌ها با روش‌های تعیین موقعیت در حالت معمول مقایسه شده است. در واقع مهم‌ترین هدف در این مقاله به دست آوردن بهترین دقت تعیین موقعیت با روش اثرمکانی با استفاده از الگوریتم شبکه عصبی می‌باشد که در ادامه توضیح داده می‌شود.

## ۲- تعیین موقعیت به‌وسیله وای فای (Wifi)

وای فای یک شبکه بی سیم محلی می‌باشد که به‌طور عمومی گسترش یافته و در دسترس است که برای تعیین موقعیت در مکان‌های سرپوشیده بسیار مورد توجه قرار گرفته است. در تعیین موقعیت به‌وسیله وای فای، زیرساختارهای موجود درون ساختمان و فناوری در دسترس در دستگاه گوشی همراه شخصی برای محاسبه تعیین موقعیت داخلی بکار گرفته می‌شود. شبکه وای فای به‌طور معمول جهت ایجاد اینترنت در دسترس برای کاربران در یک محیط داخلی (بخش، بیمارستان، فرودگاه، خانه) استفاده شده است. بیشتر دستگاه‌های بی سیم، اطلاعات قدرت سیگنال دریافت شده توسط نقاط گیرنده (گوشی همراه) همانند اندازه گیری قدرت یا نرخ سیگنال به نویز (SNR) را به عنوان کیفیت ارتباط دریافت می‌کنند. این قدرت سیگنال معمولاً محدوده‌هایی بین [dbm]۱۰۰- و [dbm]۲۰- را در بر می‌گیرد. اطلاعات متنوعی می‌تواند از سیگنال دریافتی استخراج شود. از این اطلاعات، قدرت سیگنال و نرخ سیگنال به نویز اهمیت بیشتری دارند. به دلیل اینکه قدرت سیگنال، همبستگی بهتری را با محل نسبت به پارامتر نرخ سیگنال به نویز نشان می‌دهد، در نتیجه سیستم تعیین موقعیت wifi بیشتر قدرت سیگنال را نسبت به نرخ سیگنال به نویز بکار می‌گیرد. سیستم وای فای بر مبنای استاندارد IEEE 802.11. است.IEEE 802.11 یک مجموعه‌ای از پیاده سازی شبکه محلی بی سیم (WLAN) در باند فرکانسی ۵،۴،۳،۲ و ۶ گیگا هرتز می‌باشد. Wifi برای ایجاد ارتباط بی سیم در یک ناحیه محلی طراحی شده است و هر وای فای می‌تواند پوشش ۳۰۰ متری در فضای باز ایجاد کند.

بنابراین سیگنال رادیویی می‌تواند جهت مکان‌یابی موقعیت یک سیستم گیرنده امواج وای فای همانند گوشی استفاده شود. این امر می‌تواند به‌وسیله مدل کردن توزیع سیگنال درون فضا انجام گیرد. مدل کردن توزیع سیگنال برمبنای متغیر پیش‌بینی کننده سیگنال است جایی که متغیر مستقل (مشاهده شده) قدرت سیگنال (dBm)، متغیر وابسته (پیشگویی کننده) فاصله از ایستگاه منبع است و پارامتر تخمین اصلی ان توان α است که میزان اتلاف قدرت سیگنال را نشان می‌دهد. تحت آن فرض که قدرت سیگنال فقط به فاصله بین فرستنده و گیرنده مرتبط است پیرو مدل توزیع Motley-Keenan، قدرت سیگنال دریافت شده توسط گیرنده پس از طی کردن مسافت r از رابطه زیر به دست می‌آید.

$$P(r) = P(r_0) - 10\alpha \log(\frac{r}{r_0}) \qquad (۱)$$

جایی که $p(r)$ [dBm] قدرت سیگنال دریافت شده به‌وسیله گوشی همراه است که فاصله آن از یک فرستنده معین، $r$ (متر) است. $r_0$ فاصله مرجع از فرستنده و $P(r_0)$ قدرت سیگنال در نقطه مرجع می‌باشد. پارامتر α میزان اتلاف قدرت سیگنال را به نسبت افزایش فاصله نمایش می‌دهد.

بعلاوه، در عمل فعالیت‌های انسانی و موانع، سیگنال‌ها را مسدود می‌کند و نویزهایی را به اندازه گیری قدرت سیگنال دریافتی اضافه می‌کنند. درنتیجه به دست آوردن یک مدل کاربردی برای یک محیط داخلی و توزیع سیگنال الکترومغناطیسی بشدت پیچیده است. معادله ۱ موانعی همانند دیوارها را که در محیط داخلی، قرار دارد بررسی نمی‌کند. با درنظر گرفتن پارامتر دیوار یک مدل تجربی جدید به‌صورت زیر می‌تواند بیان شود:

$$P(r) = P(r_0) - 10\alpha \log(\frac{r}{r_0}) - L.WAF \qquad (۲)$$

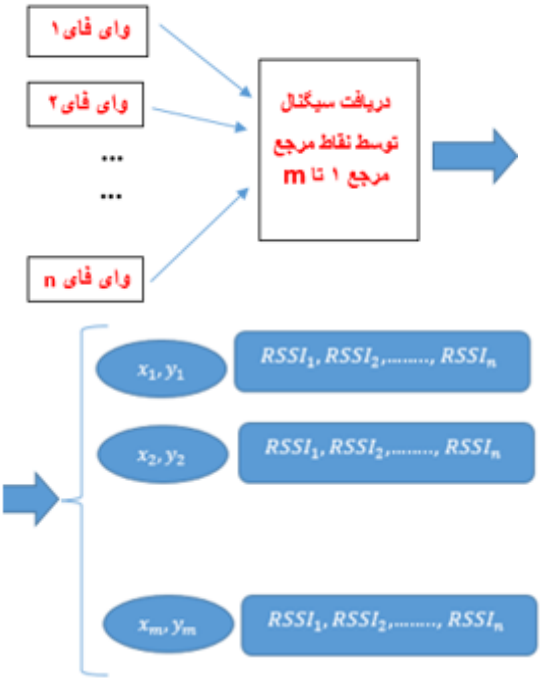
www.SID.ir

Archive of SID

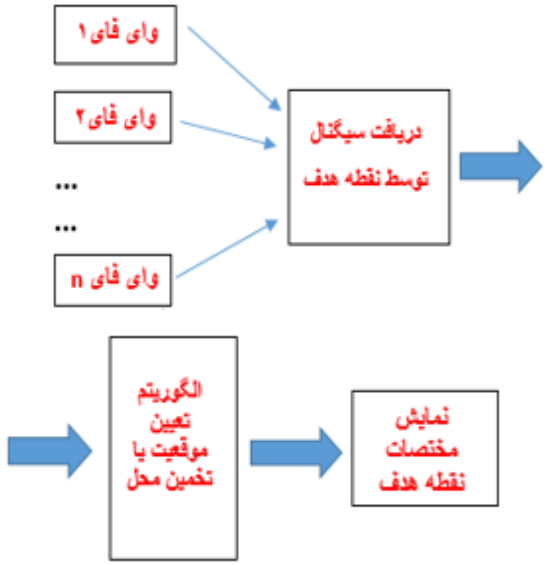


که در ان پارامتر L تعداد دیوار و پارامتر WAF میرای دیوار می‌باشد.

اثر مکانی محل یک روش برای تعیین موقعیت نقطه هدف است که سیگنال‌های شبکه‌های محلی بی سیم را با استفاده از کارت شبکه بی سیم مناسب و یا نرم افزارهای مناسب و بدون نیاز به سخت افزارهای اضافی دریافت می‌کند. گسترش سیستم تعیین موقعیت برپایه اثر مکانی می‌تواند به دو بخش اصلی تقسیم گردد. اول اجرای یک نقشه سایت با m نقطه مرجع و جمع آوری قدرت سیگنال از n فرستنده مختلف در هر نقطه مرجع و ذخیره کردن آن‌ها در پایگاه داده (بخش آفلاین). دوم گزارش دادن قدرت سیگنال ذخیره شده در گام آفلاین از یک دستگاه موبایل به یک سرور برای به دست آوردن محل دستگاه موبایل برمبنای مقایسه قدرت سیگنال اندازه گیری شده در نقطه هدف با اطلاعات ثبت شده در پایگاه داده (بخش آنلاین). در شکل‌های ۱ و ۲ به ترتیب فاز آفلاین و آنلاین تشریح شده است. اصلی ترین مسئله در تفاوت سیستم‌های تعیین موقعیت برمبنای اثر مکانی استفاده از الگوریتم‌های مختلف برای تعیین موقعیت در بخش آنلاین می‌باشد که در این بخش دو روش نزدیک‌ترین همسایگی و شبکه عصبی مورد بررسی قرار خواهد گرفت.




شکل۱- فاز آفلاین شامل دریافت سیگنال توسط نقاط مرجع از فرستنده‌های مختلف و تشکیل پایگاه داده




شکل۲- فاز آنلاین شامل دریافت سیگنال توسط نقطه هدف و تعیین موقعیت با الگوریتم‌های تخمین محل

## ۲-۲- نزدیک‌ترین همسایگی

K نزدیک‌ترین همسایگی یک روشی برای کلاس‌بندی است. برای یک مورد اثر مکانی محل یک شبکه از نقاط مرجع (با موقعیت معلوم) همراه با اطلاعات قدرت سیگنال جمع آوری شده از فرستنده‌های رؤیت شده استفاده شده است و ترکیب مجموعه داده آموزش با مکان نقاط مرجع یک نقشه رادیویی نامیده می‌شود. یک نقشه رادیویی (اثر مکانی رادیویی) یک پایگاه داده‌ای از مختصات نقاط مرجع به همراه RSSI های جمع آوری شده در هریک از این نقاط می‌باشد. در این روش فاصله بین بردار قدرت سیگنال دریافتی در یک نقطه مجهول و نقاط در مجموعه داده محاسبه می‌شوند. این فاصله یک فاصله هندسی نیست بلکه یک فاصله در فضای سیگنال می‌باشد. K نزدیک‌ترین نقطه از مجموعه داده کالیبره، کمترین فاصله سیگنال را از نقاط مجهول دارد. موقعیت نقطه مجهول همانند یک بسط و یا وزن دار نمودن یا متوسط موقعیت K نقطه انتخاب شده است.

اگر دستگاه آموزش از N نمونه (نقطه مرجع) تشکیل شود، به‌منظور محاسبه موقعیت مربوط به نقطه هدف از قدرت سیگنال، پردازش طبق مراحل زیر انجام می‌گیرد:

۱- برای هر $i \in 1,..,N$ فاصله $d_i$ بین $(RSS_1^u, RSS_2^u, \ldots, RSS_m^u)$ و $(RSS_1^i, RSS_2^i, \ldots, RSS_m^i)$ را محاسبه می‌کند درجایی که $RSS^i{}_j$ مشاهده قدرت سیگنال از فرستنده j در نقطه مرجع i و $RSS^u{}_j$ مشاهده قدرت

www.SID.ir

Archive of SID



سیگنال از فرستنده j در نقطه هدف u است. $d_i$ به‌وسیله معادله‌های زیر می‌تواند محاسبه شود:

$$d_i = \sqrt{\sum (RSS^i - RSS^u)^2} \qquad (۳)$$

$$d_i = \sum \left| RSS^i - RSS^u \right| \qquad (۴)$$

۲- پیدا کردن k کوچک‌ترین فاصله: $d_i^1, d_i^2, \ldots, d_i^k$ جایی که $d_i^j$ آن $j^{th}$ نزدیک‌ترین فاصله از یک بردار در مجموعه داده آموزش با نقاط نا مجهول است. بایستی اشاره شود که هر نقطه در مجموعه داده کالیبره یک موقعیت معلوم با جفت مختصات (x,y) دارد.

۳- محاسبه موقعیت تخمین زده شده همانند متوسط موقعیت ثبت شده برای k نمونه انتخاب شده در گام‌های قبلی

$$x = \sum \frac{x_i^j}{k}$$
$$y = \sum \frac{y_i^j}{k} \qquad (۵)$$

## ۲-۳- شبکه عصبی مصنوعی

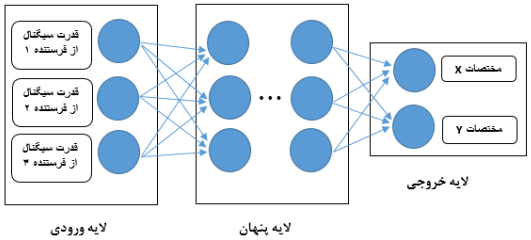
پیچیدگی محیط و مدل‌های ناقصی که از ارتباط قدرت سیگنال و فیزیک محیط وجود دارد دقت تعیین موقعیت به دست آمده به‌وسیله قدرت سیگنال را کاهش داده که منجر به‌کارگیری یک مدل مناسب برپایه یک شبکه از توابع (شبکه عصبی) می‌شود. در حقیقت ANN برای پیدا کردن ارتباط تابعی بین متغیرهای کمکی (متغیر ورودی) همانند RSSI های نقاط مرجع و متغیر پاسخ (متغییر خروجی) همانند موقعیت نقاط مرجع تلاش می‌کند. مفهوم ANN برپایه شبکه عصبی که در نورون‌ها (سلول‌های عصبی) در سرتاسر شبکه با هم مرتبط شده‌اند می‌باشد. ANN یک مفهوم مشابه شناخته شده همانند پرسپترون چندلایه (MLP) بکار می‌گیرد. MLP یک ساختار گراف جهت دار می‌باشد که از راس‌ها (نورون‌ها) و لبه جهت دار (محل اتصال) تشکیل می‌شود. ANN از سه لایه اصلی شامل: لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی تشکیل می‌شود. لایه‌ها از نورون‌هایی تشکیل می‌شوند که با پارامتر وزن باهم ارتباط پیدا می‌کنند.

روش ANN از دو گام تشکیل می‌شود: آموزش و پیش‌بینی. در بخش آموزش یک دستگاه از نمونه داده‌ها داده ورودی (قدرت سیگنال در هر نقطه مرجع) و داده خروجی (موقعیت هر نقطه مرجع) را که به ANN تغذیه می‌شوند تشکیل می‌دهد. شبکه عصبی روی داده مشاهداتی در پایگاه داده‌ای که از قدرت سیگنال‌های مربوط به موقعیت نقاط مرجع تشکیل می‌شود آموزش می‌بینند. هدف از الگوریتم آموزش ایجاد یک مدل با توانایی عمومی برای پیش‌بینی/آموزش مقادیر دستگاه است.

فرض کنید که لایه ورودی N نورون $x = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$، لایه پنهان M نورون $h = (h_1, h_2, \ldots, h_m)$ و لایه خروجی K نورون دارد $o = (o_1, o_2, \ldots, o_k)$، ANN تلاش می‌کند که یک تابع خطی بین نورون هر لایه برای تولید کردن خروجی مشابه از ورودی‌های مربوطه برقرار کند. این تابع خطی می‌تواند به‌صورت زیر در نظر گرفته شود:

$$o_j = f_i(\omega_{0j} + \sum_{i=1}^{n} \omega_{ij} h_i) \qquad (۶)$$
$$1 \le j \le k$$

به عبارت دیگر ANN تلاش می‌کند که مقادیر W (که به آن وزن / مقدار هر اتصال منسوب می‌شود) را در سرتاسر شبکه پردازش پیدا کند. در اثر مکانی محل، شبکه‌های عصبی مستعد به ساختن یک ارتباط بین قدرت سیگنال و موقعیت، با به‌کارگیری تبدیل خطی و غیرخطی و یک تعداد زیادی از پارامترهای آزاد هستند. این تابع خطی یا غیر خطی به تابع آموزش یا تابع فعال‌سازی معروف می‌باشند. برای طراحی شبکه باید تعداد نورون‌ها، تعداد لایه‌های پنهان و تابع فعال‌سازی تعریف شوند. توابع فعال‌سازی مختلفی برای شبکه‌های عصبی معرفی شده‌اند که هرکدام به‌منظور خاصی به کار برده می‌شوند؛ اما معمولاً برای مواقعی که شرایط غیرخطی باشد از تابع سیگموید و تانژانت هایپربولیک استفاده می‌گردد.




شکل۳- مدل تعیین موقعیت با شبکه عصبی با ۳ ورودی (۳ فرستنده) و ۲ خروجی (مختصات) برای هر نقطه مرجع

www.SID.ir

Archive of SID



## ۳- انتخاب فرستنده مناسب

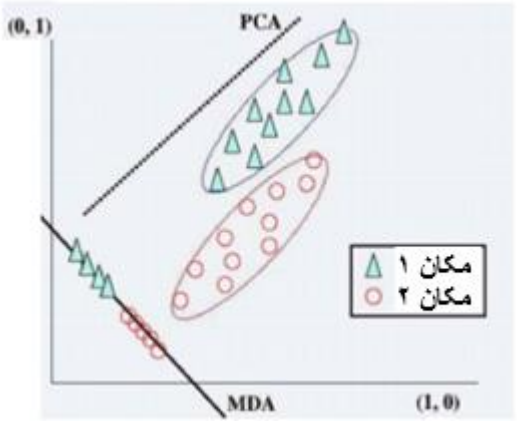
انتخاب فرستنده در تخمین موقعیت برپایه اثر مکانی می‌تواند یک موضوع چالش برانگیز باشد. تخمین موقعیت در فضای دو بعدی به اندازه گیری از حداقل سه فرستنده نیاز دارد. به علت توسعه وسیع فرستنده‌ها، بعد اندازه‌گیری‌ها به‌طور کلی بزرگ‌تر از سه است جایی که پیچیدگی الگوریتم‌های تعیین موقعیت برپایه شبکه بی سیم محلی را افزایش می‌دهد. کاهش دادن تعداد فرستنده‌های مورد نیاز علاوه بر اینکه سرعت را افزایش می‌دهد همچنین فضای ذخیره سازی را نیز کاهش می‌دهد؛ بنابراین زیرمجموعه‌ای از فرستنده‌های کشف شده ممکن است اندازه‌گیری‌های همبسته و تکراری را گزارش دهند.

به‌طور واضح ما می‌توانیم فرستنده‌هایی را انتخاب کنیم که کمترین همبستگی را داشته باشند. این امر ما را بر می‌انگیزد که به انتخاب فرستنده در مرحله پردازش بپردازیم. روش انتخاب فرستنده که انجام شده است روش آنالیز تفکیک کننده چندگانه می‌باشد (MDA) که هدف آن پیدا کردن تصویر بهینه‌ای است که می‌تواند الگوی RSS را در میان محل‌های مختلف جدا کند.

### ۳-۱- روش آنالیز تفکیک کننده چندگانه (MDA)

MDA تعمیم یافته تفکیک کننده‌های خطی فیشر است. MDA زمانی که دو کلاس یا بیشتر وجود دارد استفاده شده است. در مورد ما کلاس‌ها می‌تواند محل‌های مرجع متفاوت درنظرگرفته شود و هدف MDA پیدا کردن جمع آوری فرستنده‌ها با ورودی‌های کافی است که برای تمایز قائل شدن بین RSS مکان‌های مختلف مفید هستند.

یک مثال ساده در شکل ۴ تولید شده است. در این شکل دو توزیع مختلف RSS اندازه گیری شده از دو فرستنده مختلف در دو محل را بیان می‌کند. اگر هدف کاهش بعد باشد یک روش انتخاب کلی این است که فقط محور x دوران داده شده و یا فقط محور y دوران داده شود. هردو توزیع اصلی RSS یا روی محور x و یا روی محور y هم پوشانی دارند؛ اما این دو توزیع RSS به آسانی توسط تصویر RSS در جهت خط به دست آمده توسط MDA می‌تواند کلاس بندی شود. فرض کنید که $\vec{r}$ ان RSS اصلی را نشان می‌دهد، مؤلفه جداکننده (DCs) با ماتریس تصویر MDA، A که به‌صورت زیر به دست می‌آید استخراج می‌شود:




شکل۴- انتخاب فرستنده برپایه MDA. دو مجموعه داده قدرت سیگنال به ترتیب در محل ۱ و ۲ جمع‌آوری شده است درجایی که دو فرستنده به ترتیب در موقعیت (۰ و ۱) و (۱ و ۰) قرار دارند

$$Y = A^T \vec{r} \qquad (۷)$$

که $Y=[y_1, y_2, \ldots\ldots, y_D]$ داده تصویر شده است A ماتریس تصویر MDA را بیان می‌کند، D به تعداد DC انتخاب شده منسوب می‌شود و 'r بردار rss اندازه گیری شده را بیان می‌کند. در MDA دو ماتریس وجود دارد که " بین کلاس " (SB) و "درون کلاس"(SW) نامیده می‌شوند.

$$S_W = \sum_{r=1}^{L} \sum_{X \in l} (X - \mu_r)(X - \mu)^T$$
$$S_B = \sum_{r=1}^{L} n_r \left(\mu_r - \overline{\mu}\right)\left(\mu_r - \overline{\mu}\right)^T \qquad (۸)$$

جایی که X، RSS اندازه گیری شده در طول زمان L در نظر گرفته می‌شود و $\overline{\mu}=\frac{1}{L^*}\sum_{r=1}^{L^*}\mu_r$ متوسط RSS از $L^*$ وای فای در محل r ام است، $\overline{\mu}=\frac{1}{L^*}\sum_{r=1}^{L^*}\mu_r$ متوسط جهانی است و $n_r$ تعداد نمونه در محل مرجع r ام است. همانند آنچه که در (۸) تعریف شده $S_W$ نزدیک‌ترین نمونه‌ها درون محل را اندازه می‌گیرد در حالی که $S_B$ جدایی بین محل را اندازه می‌گیرد. یک راه به‌منظور بیشینه کردن بین کلاس اندازه گیری شده و کمینه کردن درون کلاس اندازه گیری شده، بیشینه کردن نرخ زیر می‌باشد:

$$\hat{A}_{MDA} = \arg\min_{A} \frac{|A^T S_B A|}{|A^T S_W A|} \Rightarrow (S_B - \lambda_i S_W) A_i^* = 0 \qquad (۹)$$

که $A_i^*$ ستون‌های $\hat{A}_{MDA}$ بردارهای ویژه تعمیم یافته که به مقادیر ویژه $\lambda_i$ منسوب می‌شوند. یک مقدار مناسب D یا همان تعداد DCs می‌تواند یک توازن خوبی بین دقت و

www.SID.ir

Archive of SID



پیچیدگی ایجاد کند. درواقع ما می‌توانیم تعداد DCs مناسب را با محاسبه درصد انباشتگی مقادیر ویژه به دست آمده در MDA طبق زیر به دست آوریم:

$$\frac{\sum_{i=1}^{D}\lambda_i}{\sum_{l=1}^{L^*}} \geq \eta \qquad (۱۰)$$

## ۴- فیلتر قدرت سیگنال

قدرت سیگنال دریافت شده با انواع مختلف نویز همانند دسته سیگنال‌های فرستنده‌های مختلف و حرکات اشخاصی که پیاده در ساختمان حرکت می‌کند و یا پنجره و یا دری رو باز و بسته می‌کند و غیره تداخل پیدا می‌کند. توزیع رندم قدرت سیگنال دریافتی به‌طورجدی دقت سیستم تعیین موقعیت را کاهش می‌دهد؛ بنابراین سه روش فیلتر کردن متفاوت که فیلتر ماکزیمم، فیلتر محدود و فیلتر میانگین برای بهبود تعیین موقعیت می‌باشند که با جزییات در ادامه این مقاله شرح داده شده است

### ۴-۱- فیلتر ماکزیمم

قدرت سیگنال دریافتی با نویزهای گوناگون همانند شخصی که پیاده می‌رود و یا در یا پنجره‌ای رو باز و بسته می‌کند مداخله می‌شود. نویز همیشه مقدار RSS را کاهش می‌دهد؛ بنابراین ما می‌توانیم مقدار ماکزیمم RSS از N نمونه پیوسته را بجای RSS های پایین‌تر که با نویز مداخله شده‌اند استفاده کنیم.

### ۴-۲- فیلتر میانگین

فیلتر میانگین، متوسط مقدار نمونه‌ها می‌باشد درواقع در یک محل که در m زمان نمونه برداری شده است میانگین این m نمونه قدرت سیگنال به عنوان قدرت سیگنال نهایی در هر مکان استفاده خواهد شد.

### ۴-۳- فیلتر محدود

مقدار اولیه متوسط مقدار نمونه‌ها است. اگر تغییرات بین نمونه جدید و نمونه جاری از ماکزیمم حد تجاوز کند نمونه جدید بی‌اعتبار است. در غیر این صورت نمونه جدید معتبر است.

## ۵- افزایش توزیع سیگنال

روش افزایش توزیع سیگنال به تولید نمونه‌های قدرت سیگنال مفید بیشتری کمک می‌کند. ناشی از ابعاد بالای محیط داخلی و همین‌طور قدرت سیگنال‌های غیر صحیح، تعداد نمونه‌های آموزش قدرت سیگنال که شامل نمونه‌های مفید می‌باشد کافی نیست حتی برای نمونه‌های که بیشترین مقدار قدرت سیگنال را از وای فای ها دریافت می‌کنند.

همه $N_S$ نمونه قدرت سیگنال جمع آوری شده در هر نقطه مرجع به‌صورت $C=\{x_1,x_2,...,x_{N_S}\}$ نمایش داده می‌شود، جایی که اگر $x_i=[x_i^1,x_i^2,...,x_i^m]^T$ بردار نمونه با مقادیر قدرت سیگنال جمع‌آوری شده از m وای فای باشد و $i=1,2,.....,N_S$ فاصله زمانی جمع آوری قدرت سیگنال در هر نقطه مرجع باشد آنگاه مقادیر قدرت سیگنال از j امین وای‌فای شامل مجموعه $C^j=[x_1^j,x_2^j,....,x_{N_S}^j]^T$ خواهد بود. فرض کنید احتمال بیشترین قدرت سیگنال دریافت شده از j امین وای فای $p_{\max}^j$ آنگاه احتمال بیشترین نمونه قدرت سیگنال نماینده که در مجموعه C انفاق می‌افتد به‌وسیله زیر به دست می‌آید:

$$p_{\max}=1-(1-\prod_{j=1}^{m}p_{\max}^j)^{N_S} \qquad (۱۱)$$

افزایش نمونه‌های سیگنال به دو صورت انجام می‌شود: ۱- افزایش نمونه‌های سیگنال در یک نقطه به‌صورت تصادفی و یا آشفته ۲-افزایش نقاط با روش‌های میانگین‌گیری و درون‌یابی. در پردازش روش اول از مراحل زیر پیروی می‌شود: در ابتدا ما یک مقدار قدرت سیگنال را از مجموعه $C^j$ به‌طور تصادفی انتخاب می‌کنیم و به‌طور تکراری برای همه m وای فای این کار را انجام می‌دهیم. در دومین مرحله پردازش بالا را تکرار نموده و نمونه‌های بیشتری از هر نقطه مرجع رو تولید می‌کنیم. سرانجام با ترکیب نمونه‌های تولید شده جدید با نمونه اصلی یک نقشه رادیویی تولید شده و می‌تواند کارایی تعیین موقعیت را افزایش دهد... از آنجایی که محاسبات این افزایش در طول فاز آفلاین صورت می‌گیرد و محاسبات اضافی در طول گام آنلاین روی گوشی همراه صورت نمی‌گیرد.

در روش درون‌یابی قدرت سیگنال در مکان‌های جدید به دست آورده شده است. در این مقاله برای به دست

www.SID.ir

Archive of SID



آوردن قدرت سیگنال نقطه مجهول از دو قدرت سیگنالی نزدیک‌ترین نقاط به این نقطه مجهول میانگیری شده و به این ترتیب تعداد نقاط مرجع را افزایش پیدا کرده است.

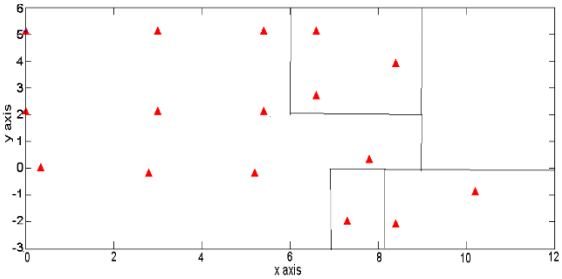
## ۶- آنالیز توزیع سیگنال

اکثر وای فای در دسترس و قابل رؤیت، استاندارد IEEE 802.11/b/g/n و فرکانس رادیویی 2.4 GHz را استفاده می‌کنند؛ و به دلیل اینکه بیشتر ابزارها که در ساختمان‌ها موجود است با یک فرکانس کار می‌کنند بنابراین سیگنال‌ها باهم تداخل پیدا کرده و دچار نویز می‌شوند.

همچنین این سیگنال‌ها ممکن است تضعیف شده و یا بر اثر برخورد با موانعی همچون دیوار یا انسان ضعیف‌تر شده و یا به‌صورت چندمسیری ناشی از بازتاب، انکسار، پراکندگی و جذب امواج رادیویی به‌وسیله‌ی ساختارهای درون ساختمان به گیرنده برسد. فاکتورهای بالا همچنین باعث می‌شود تا قدرت سیگنال در هر زمان متفاوت باشد و بعلاوه نشان می‌دهد که حرکات انسان و فاکتورهای غیرقابل کنترل همانند دما و هوا اثرات تصادفی را در توزیع سیگنال درون ساختمان ایجاد می‌کند؛ بنابراین تعیین موقعیت برپایه قدرت سیگنال دریافت شده بسیار مشکل است.

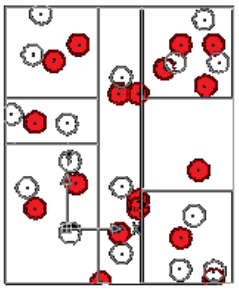
## ۷- پیاده سازی

در این بخش سه سناریو برای پیاده سازی در نظر گرفته شده است که مشخصات هریک از این سناریوها در جداول مربوطه بیان شده است. در سناریو اول ۱۶ نقطه اثر مکانی با پراکندگی تقریباً یکسان در یک واحد در طبقه اول آپارتمان قرار گرفته شده است. این طبقه شامل یک اتاق پذیرایی، دو اتاق خواب و یک سرویس بهداشتی می‌باشد ابعاد تقریبی محیط مورد مطالعه ۱۰ در ۸ متر می‌باشد. نقشه ناحیه مطالعه اول در شکل ۵ نشان داده شده است. تعداد وای فای شناسایی شده در لپ تاب در این ناحیه ۶ عدد می‌باشد.



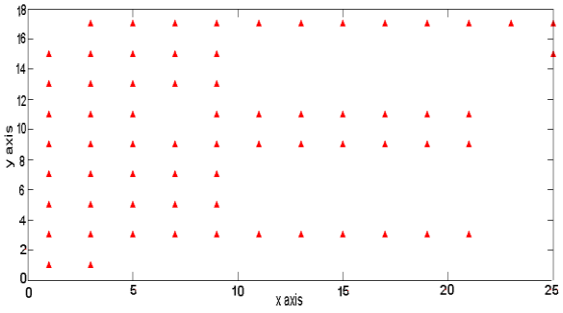

شکل۵- نقشه ساختمان و نحوه‌ی توزیع نقاط مرجع در ساختمان در سناریو ۱

در سناریو دوم ۳۵ نقطه با پراکندگی متفاوت در خوابگاه دانشگاه صنعتی بابل در دو طبقه و در ۱۲ اتاق برداشت شده است. ابعاد تقریبی این ناحیه ۱۲ در ۱۵ متر می‌باشد. نقشه ناحیه مطالعه دوم در شکل ۶ نشان داده شده است. تعداد وای فای شناسایی شده در لپ تاب در این ناحیه ۸ عدد می‌باشد.



شکل۶- نقشه ساختمان و نحوه‌ی توزیع ۳۵ نقاط مرجع در ساختمان در سناریو ۲. برداشت. نقاط طبقه دو با دایره قرمز و طبقه اول با دایره سفید نمایش داده شده است

در سناریو سوم ۶۷ نقطه با پراکندگی یکسان و با فاصله‌های منظم از هم در دانشگاه تهران در یک طبقه و دریک اتاق برداشت شده است. ابعاد تقریبی این ناحیه ۱۲ در ۱۵ متر می‌باشد. نقشه ناحیه مطالعه دوم در شکل ۷ نشان داده شده است. تعداد وای فای شناسایی شده در لپ تاب در این ناحیه ۲۹ عدد می‌باشد.




شکل۷- نقشه ساختمان و نحوه‌ی توزیع ۶۷ نقطه مرجع در ساختمان در سناریو ۳

جدول۱- مشخصات هر سناریو

| | تعداد نقاط مرجع | فاصله نقاط مجاور | تعداد وای فای | ابعاد منطقه (متر) | تعداد اتاق و طبقات |
|---|---|---|---|---|---|
| سناریو ۱ | ۱۶ | ۳ – ۴ متر | ۷ | ۸ * ۱۰ | ۱ طبقه ۴ اتاق |
| سناریو ۲ | ۳۵ | ۱ -۶ متر | ۸ | ۱۲*۱۵ | ۲ طبقه ۱۰ اتاق |
| سناریو ۳ | ۶۷ | ۸۰ سانتیمتر | ۲۹ | ۸ * ۱۰ | ۱ طبقه ۱ اتاق |

www.SID.ir

Archive of SID



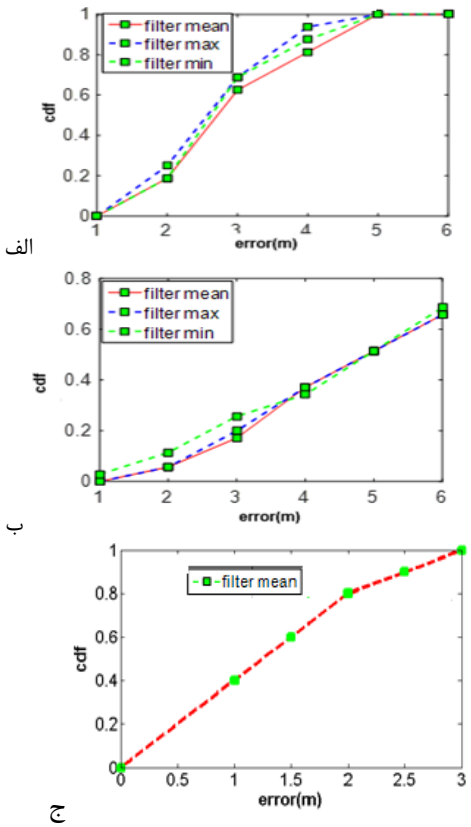
برای اندازه‌گیری rss یک لپ تاب lenevo z510 با ویندوز ۸ استفاده شده است. نرم‌افزار مورد استفاده برای جمع آوری rss، نرم‌افزار inssider می‌باشد. جایی که یک نرم‌افزار رایگان و قفل باز می‌باشد. نرم‌افزار inssider وای فای‌های را که آنتن وای فای رایانه شناسایی کرده را اسکن می‌کند و قدرت سیگنال دریافت شده از هر وای فای را در هر زمان نشان می‌دهد و ویژگی‌ها امنیتی (که آیا دارای رمز هستند یا بدون رمز) به همراه آدرس وای فای ها در اختیار ما قرار می‌دهد.

## ۸- نتایج عددی

همان‌طور که در بخش‌های قبل بیان شد، سیستم تعیین موقعیت جهانی در مکان‌های سرپوشیده به‌خوبی جواب نداده به همین دلیل از روش‌های تعیین موقعیت داخلی برای بهبود دقت تعیین موقعیت استفاده می‌شود. در این مقاله برای بهبود دقت تعیین موقعیت داخلی و کاهش هزینه و زمان تعیین موقعیت از روش‌های افزایش نقاط مرجع در نزدیک‌ترین همسایه، روش تصادفی افزایش سیگنال در شبکه عصبی و همین‌طور روش حذف وای فای نامناسب برای بهبود دقت تعیین موقعیت در مکان‌های سرپوشیده استفاده شده است. نتایج عددی دو الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی و شبکه عصبی برای سه سناریو در سه محیط مختلف که مشخصات آن در جدول ۱ آورده شده است به دست آمده است؛ و سپس نتایج عددی نزدیک‌ترین همسایگی و شبکه عصبی با نتایج عددی نزدیک ترین همسایگی بهبود یافته و شبکه عصبی بهبودیافته که در بخش‌های قبل تشریح شده‌اند مقایسه و مورد بررسی قرار گرفته‌اند. همین‌طور نتیجه تعیین موقعیت با روش انتخاب وای فای مناسب نیز مورد بررسی قرار گرفته و با نتایج روش‌های ذکر شده مقایسه شده است.

### ۸-۱- نزدیک‌ترین همسایگی

در این روش KNN برای مقادیر k از ۲ تا ۱۴ با سه فیلتر متوسط، ماکزیمم و مینیمم قدرت سیگنال به دست آورده شده است. برای محاسبات سریع‌تر KNN بهترین مؤلفه آستانه برای انتخاب فرستنده مناسب تعیین شده و برای مؤلفه‌های آستانه مختلف دقت تعیین موقعیت با روش KNN به دست آمده است. در شکل ۸. (الف) روش KNN را برای k=3 که بهترین نتیجه رو برای سناریو ۱ داشته به دست آمده است و همه نقاط مورد تست واقع شده و نرم خطای نقاط به دست آمده است که همان‌طور از شکل که واضح است ۱۰۰ درصد نقاط دارای دقت ۵ متر ۸۰ درصد نقاط دارای دقت ۴ متر و ۶۰ درصد نقاط دارای دقت ۳ متر می‌باشد. شکل ۸. (ب) روش KNN را برای k=5 که بهترین نتیجه رو برای سناریو ۲ داشته به دست آورده و همه نقاط در این فضا مورد تست واقع شده است در این سناریو ۷۰ درصد نقاط دارای دقت زیر ۶ متر، ۵۰ درصد نقاط دارای دقت زیر ۵ متر و تقریباً ۳۵ درصد نقاط دارای دقت زیر ۴ متر می‌باشد. در شکل ۸. (ج) که مربوط به سناریو ۳ می‌شود روش KNN برای k=8 که بهترین نتیجه را داشته به دست آمده که در ۱۰۰ درصد موارد دقت زیر ۳ متر، در ۷۸ درصد موارد دقت زیر ۲ متر و در ۶۰ درصد موارد دقت زیر ۱,۵ متر می‌باشد. همین‌طور باید به این نکته توجه داشت که در فیلترهای مختلف نتایج تفاوت چندانی باهم نداشته و در کل فیلتر ماکزیمم دقت تعیین موقعیت نسبتاً بهتری را تولید می‌کند.



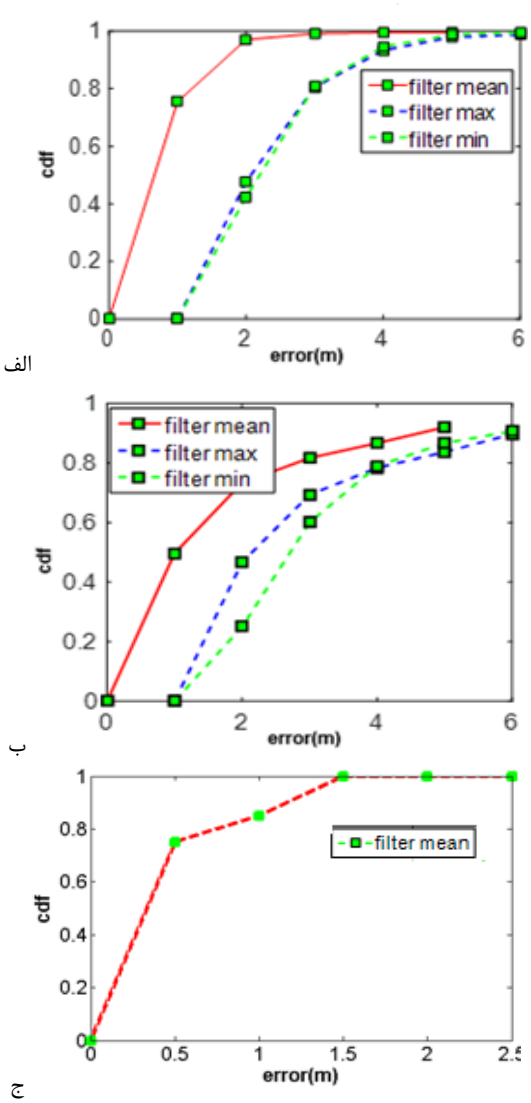

شکل۸- روش knn الف)سناریو ۱ ب) سناریو ۲ ج)سناریو ۳

این روش وابستگی شدیدی به تعداد نقاط کالیبره دارد؛ بنابراین در این قسمت با روش‌های افزایش نقاط که در بخش‌های قبل توضیح داده شده دقت روش KNN را بالا برده شده و با روش‌های قبل مقایسه شده است.

www.SID.ir

Archive of SID



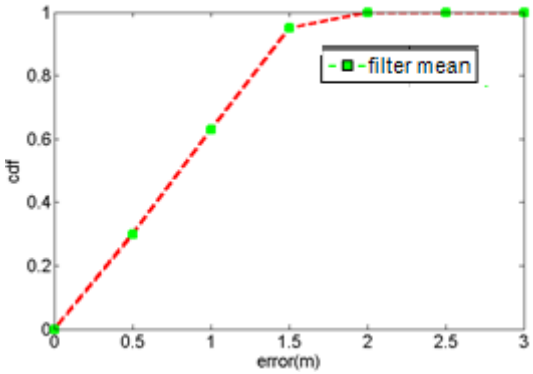



شکل۹- روش knn با افزایش نقاط الف) سناریو ۱ ب) سناریو ۲ ج) سناریو ۳

در شکل ۹. (الف) در سناریو ۱ روش KNN برای حالتی که نقاط با روش میانگیری افزایش یافته و دو برابر شده و در حالت فیلتر متوسط دارای دقت بهتری بوده و در ۱۰۰ درصد نقاط دارای دقت زیر ۳ متر، ۹۸ درصد نقاط دارای دقت زیر ۲ متر و ۷۵ درصد نقاط دارای دقت زیر ۱ متر می‌باشد. شکل ۹. (ب) در سناریو ۲ در حالت افزایش نقاط در ۹۰ درصد نقاط دارای دقت زیر ۵ متر، ۸۸ درصد نقاط دارای دقت زیر ۴ متر و تقریباً ۸۲ درصد نقاط دارای دقت زیر ۳ متر، در ۷۲ درصد نقاط دارای دقت زیر ۲ متر می‌باشد. در شکل ۹. (ج) که مربوط به سناریو ۳ می در ۱۰۰ درصد موارد دقت زیر ۱,۵ متر، در ۸۵ درصد موارد دقت زیر ۱ متر و در ۷۲ درصد موارد دقت زیر ۰,۵ متر می‌باشد. الگوریتم KNN به موقعیت نقاط کالیبره نیاز دارد بنابراین این روش فقط برای استفاده با مدل فاصله هندسی می‌باشد و برای مدل‌های فاصله‌ای دیگر سازگار نیست.

## ۸-۲- انتخاب بهترین وای فای

با انتخاب بهترین وای فای در روش KNN که کمترین همبستگی را دارند هم دقت تعیین موقعیت افزایش داده می‌شود و هم سرعت محاسبات کاهش پیدا خواهد کرد. ما مقدار آستانه را ۰,۹۵ قرار داده و تعداد وای فای هایی که از مقدار آستانه بیشتر باشد و کمترین تعداد وای فای را شامل شود مدنظر قرار می‌گیرد. برای مثال در سناریو سوم از بین ۲۹ وای فای به ازای وای فای یک و دو، حد آستانه ۰,۹۸ می‌شود.




شکل۱۰- روش knn با بهترین وای فای و حذف وای فای های نامناسب

در شکل ۱۰ در ۱۰۰ درصد موارد دقت زیر ۲ متر در ۹۸ درصد موارد دقت زیر ۱,۵ متر و در ۶۲ درصد موارد دقت زیر ۱ متر می‌باشد.

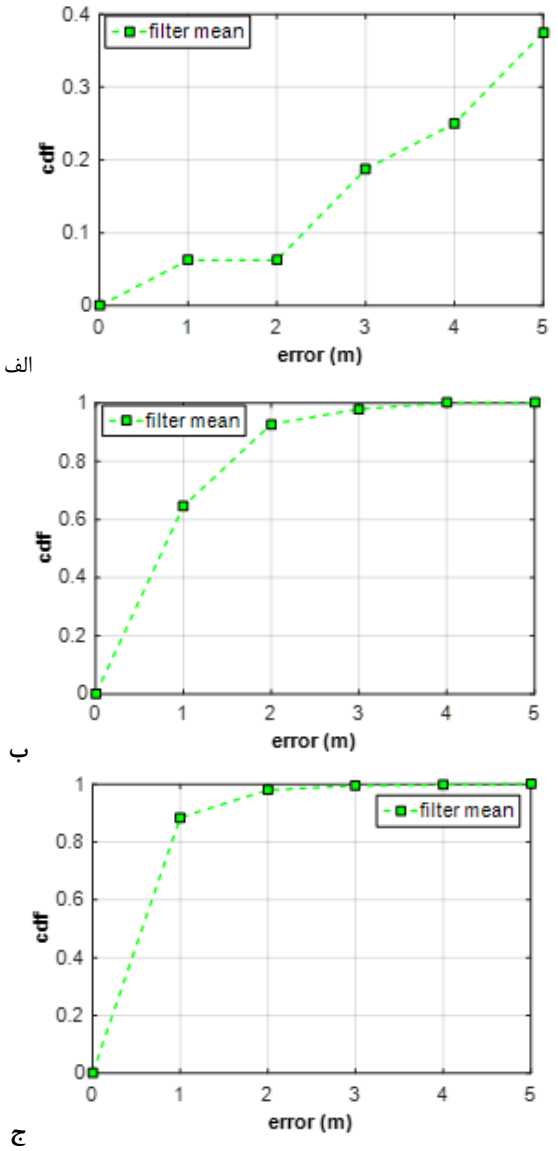
## ۸-۳- شبکه عصبی

در این روش از قدرت سیگنال‌ها به عنوان ورودی شبکه و مختصات‌های نقاط مرجع به عنوان خروجی استفاده شده تا شبکه آموزش ببیند. در این مقاله از شبکه عصبی لونبرگ مارکوارت استفاده شده است. برای افزایش دقت شبکه عصبی دو روش وجود دارد: ۱- افزایش نمونه داده‌های قدرت سیگنال در هر نقطه با استفاده از روش رندم ۲- نرمالیزه کردن نمونه‌های داده قدرت سیگنال و همین‌طور مختصات آن‌ها (داده‌های ورودی و خروجی) با استفاده از روش‌های بالا دقت ۱ شبکه رو بالا برده که نتایج آن را در شکل‌های زیر ملاحظه می‌کنید.

www.SID.ir

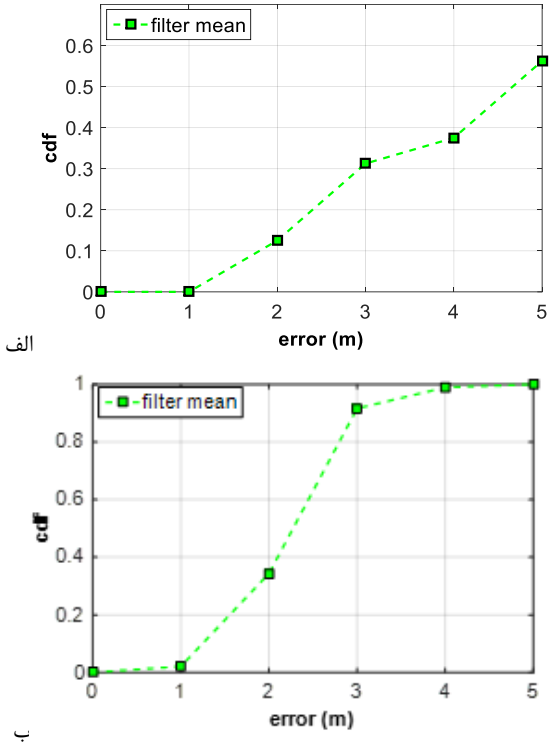
Archive of SID






شکل۱۱- روش شبکه عصبی برای سناریو ۱ الف)۱۶ ورودی با میانگین‌گیری از نمونه‌ها در هر نقطه ب)۹۶ ورودی و ۶ نمونه در هر نقطه ج) ۱۶۰۰ ورودی و ۱۰۰ نمونه در هر نقطه

شکل‌های ۱۱ برای سناریو ۱ و برای روش شبکه عصبی می‌باشد. در شکل الف شبکه عصبی برای حالتی است که از نمونه‌های سیگنال در یک نقطه میانگین گرفته شده و به عنوان ورودی وارد شبکه شده است یعنی ۱۶ داده ورودی و ۱۶ خروجی که در ان در ۳۸ درصد موارد دقت زیر ۵ متر و در ۲۵ درصد موارد دقت زیر ۴ متر می‌باشد. شکل ب برای حالت معمول بوده و ما به تعداد نمونه‌های سیگنال گرفته شده یعنی برای هر نقطه ۶ نمونه و در کل ۹۶ ورودی برای شبکه عصبی خواهیم داشت که در ان در ۱۰۰ موارد دقت زیر ۴ متر و در ۹۸ درصد موارد دقت زیر ۳ متر و در ۹۲ درصد موارد دقت زیر ۲ متر و در ۶۵ درصد موارد دقت زیر ۱ متر می‌باشد در شکل ج نیز ما نمونه‌های سیگنال برای هر نقطه رو را با روش تصادفی افزایش داده و به تعداد ۱۰۰ نمونه برای هر نقطه و در مجموع ۱۶۰۰ داده ورودی برای شبکه عصبی خواهیم داشت که در ان در ۱۰۰ درصد موارد دقت زیر ۳ متر، در ۹۸ درصد موارد دقت زیر ۲ متر و در ۹۰ درصد موارد دقت زیر ۱ متر می‌باشد.



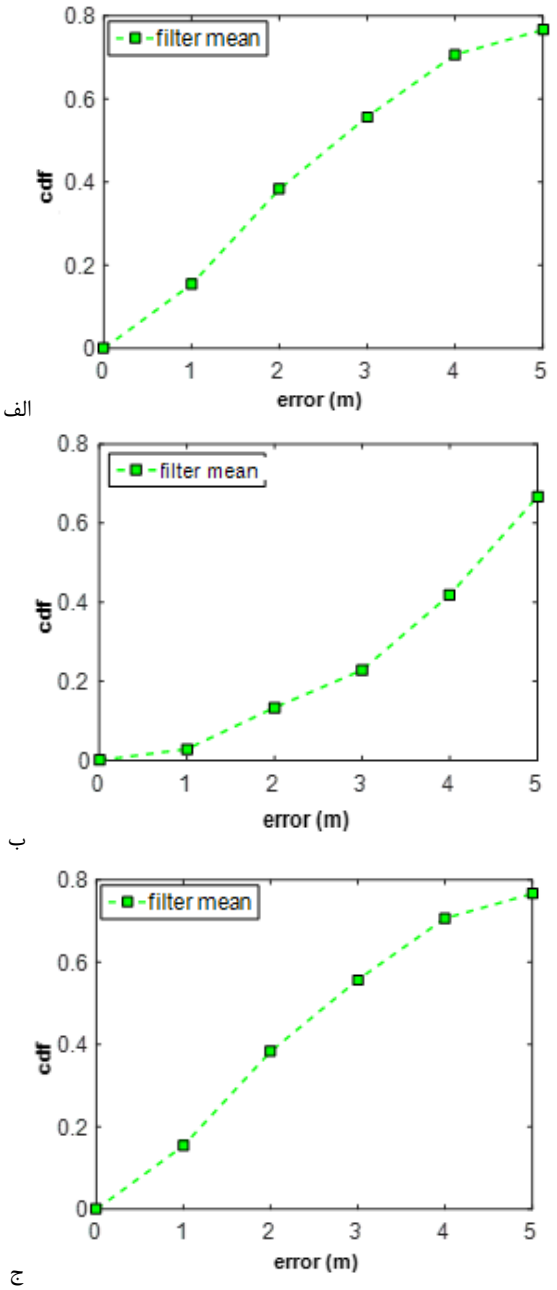

شکل۱۲- روش شبکه عصبی برای سناریو ۱ با داده‌های نرمالیزه. الف(۱۶ ورودی با میانگین‌گیری از نمونه‌ها در هر نقطه به‌صورت نرمالیزه. ب)۹۶ ورودی و ۶ نمونه در هر نقطه به‌صورت نرمالیزه

شکل ۱۲-الف برای حالت متوسط نمونه‌های سیگنال برای هر نقطه بوده و همین‌طور نرمالیزه کردن داده‌های ورودی و مختصات‌های خروجی می‌باشد یعنی ۱۶ ورودی نرمالیزه شده و ۱۶ خروجی نرمالیزه شده که در ان در ۵۷ درصد موارد دقت زیر ۵ متر و در ۳۸ درصد موارد دقت زیر ۴ متر می‌باشد. شکل ۱۴-ب نیز مربوط به حالت معمول بوده یعنی ۹۶ داده ورودی نرمالیزه و ۹۶ خروجی نرمالیزه شده است که در ان در ۱۰۰ موارد دقت زیر ۴ متر و در ۹۰ درصد موارد دقت زیر ۳ متر و در ۳۵ درصد موارد دقت زیر ۲ متر می‌باشد.

www.SID.ir

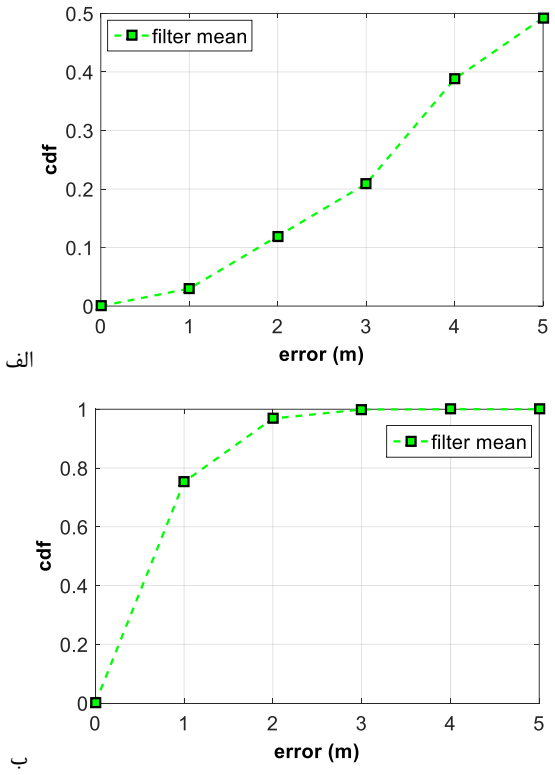
Archive of SID






شکل۱۳- روش شبکه عصبی برای سناریو ۲. الف)۳۵ ورودی با میانگین‌گیری از نمونه‌ها در هر نقطه ب)۱۰۵ ورودی و ۳ نمونه در هر نقطه ج ۳۵۰۰ ورودی و ۱۰۰ نمونه در هر نقطه

شکل‌های ۱۳ برای سناریو ۲ بوده که در ان شکل ۱۵. الف برای حالت متوسط سیگنال و ۳۵ داده ورودی و خروجی بوده که در ان در ۷۴ درصد موارد دقت زیر ۵ متر، در ۶۸ درصد موارد دقت زیر ۴ متر و در ۵۰ درصد موارد دقت زیر ۲ متر می‌باشد و شکل ۱۳. ب برای حالت معمول سناریو که شامل سه نمونه در هر زمان می‌باشد یعنی ۱۰۵ ورودی و خروجی که در ان ۶۸ درصد موارد دقت زیر ۵ متر و در ۴۵ درصد موارد دقت زیر ۴ متر و در ۲۳ درصد موارد دقت درون ۲ متر می‌باشد و شکل ۱۳. ج شامل نمونه‌های افزایش داده و ۳۵۰۰ ورودی و خروجی است که در ان در ۱۰۰ موارد دقت زیر ۵ متر، در ۹۸ درصد موارد دقت زیر ۴ متر، در ۹۵ درصد موارد دقت درون ۳ متر و در ۸۴ درصد موارد دقت زیر ۲ متر و در ۴۸ درصد موارد دقت زیر ۱ متر می‌باشد



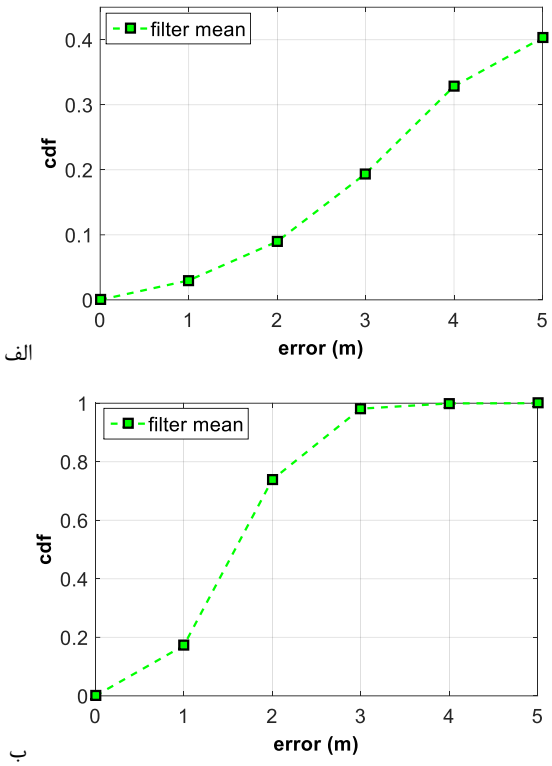

شکل۱۴- روش شبکه عصبی برای سناریو ۳. الف)۶۷ ورودی با میانگین‌گیری از نمونه‌ها در هر نقطه ب) ۶۷۰۰ ورودی و ۱۰۰ نمونه در هر نقطه

نتایج بالا مربوط به اشکال ۱۴ خطای تعیین موقعیت برای سناریو ۳ می‌باشد شکل ۱۴. الف مربوط به شبکه عصبی با ۶۷ ورودی و ۶۷ خروجی هست که در ان در ۵۰ درصد موارد دقت زیر ۵ متر و در ۳۸ درصد موارد دقت زیر ۴ متر شکل ۱۴. ب مربوط به افزایش نقاط نمونه بوده به‌طوری که ما نمونه‌های سیگنال در یک نقطه رو از یک به ۱۰۰ افزایش داده به این ترتیب داده‌های ورودی شبکه عصبی ما ۶۷۰۰ و خروجی ما نیز ۶۷۰۰ خواهد بود تا شبکه بهتر آموزش ببیند که در ان در ۱۰۰ درصد موارد دقت زیر ۳ متر و در ۹۸ درصد موارد دقت زیر ۲ متر و در ۷۵ درصد موارد دقت زیر ۱ متر می‌باشد.

www.SID.ir

Archive of SID






شکل۱۵- روش شبکه عصبی برای سناریو ۳ با داده‌های نرمالیزه الف)۶۷ ورودی با میانگین‌گیری از نمونه‌ها در هر نقطه به‌صورت نرمالیزه ب)۶۷۰۰ ورودی و ۱۰۰ نمونه در هر نقطه به‌صورت نرمالیزه

در شکل‌های ۱۵ نتایج مربوط به روش نرمالیزه کردن داده‌های شبکه عصبی برای بهبود دقت برای سناریو ۳ ملاحظه شده است.

در شکل ۱۵. الف خطای تعیین موقعیت شبکه عصبی را برای ۶۷ ورودی نرمالیزه شده با ۶۷ خروجی نرمالیزه شده به دست آورده که در ان در ۴۰ درصد موارد دقت زیر ۵ متر و در ۳۳ درصد موارد دقت زیر ۴ متر می‌باشد و در شکل ۱۵. ب با افزایش نمونه‌های سیگنال از یک به ۱۰۰ ما نتایج مربوط به شبکه عصبی با ۶۷۰۰ ورودی نرمالیزه شده و ۶۷۰۰ خروجی را به دست آورده‌ایم که در ان در ۱۰۰ موارد دقت زیر ۴ متر و در ۹۹ درصد موارد دقت زیر ۳ متر و درون ۷۲ درصد موارد دقت زیر ۲ متر می‌باشد.

با مقایسه نتایج ملاحظه می‌کنیم که هردو روش هم افزایش نمونه‌های سیگنال در یک نقطه و هم نرمالیزه کردن داده‌های ورودی و خروجی باعث افزایش دقت تعیین موقعیت در شبکه عصبی می‌شود که افزایش نمونه سیگنال به‌طور بسزایی دقت تعیین موقعیت را بهبود می‌بخشد.

## ۹- نتیجه گیری

با توجه به اهمیت تعیین موقعیت در محیط‌های بسته، در این مقاله سعی شده تا با روش‌هایی که در بخش‌های قبل بیان شده است این دقت بهبود بخشیده شود. در روش نزدیک‌ترین همسایگی در سناریو ۱، ۱۰۰ درصد نقاط دارای دقت ۵ متر ۸۰ درصد نقاط دارای دقت ۴ متر و ۶۰ درصد نقاط دارای دقت ۳ متر می‌باشد. در سناریو ۲، ۷۰ درصد نقاط دارای دقت ۶ متر، ۵۰ درصد نقاط دارای دقت ۵ متر و تقریباً ۳۵ درصد نقاط دارای دقت ۴ متر می‌باشد. در سناریو ۳، ۱۰۰ درصد موارد دقت درون ۳ متر، در ۷۸ درصد موارد دقت درون ۲ متر و در ۶۰ درصد موارد دقت درون ۱,۵ متر می‌باشد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود در سناریو ۳ با زیاد بودن نقاط مرجع در یک منطقه و پراکندگی مناسب این نقاط دقت تعیین موقعیت در این روش به‌طور قابل توجهی افزایش پیدا کرده است. در حالت افزایش نقاط در روش نزدیک همسایگی (به میزان دو برابر) در سناریو ۱ در ۱۰۰ درصد نقاط دارای دقت ۳ متر ۹۸ درصد نقاط دارای دقت ۲ متر و ۷۵ درصد نقاط دارای دقت ۱ متر می‌باشد. در سناریو ۲ در حالت افزایش نقاط در ۹۰ درصد نقاط دارای دقت ۵ متر، ۸۸ درصد نقاط دارای دقت ۴ متر و تقریباً ۸۲ درصد نقاط دارای دقت ۳ متر. در ۷۲ درصد نقاط دارای دقت ۲ متر می‌باشد. در سناریو ۳ در ۱۰۰ درصد موارد دقت زیر ۱,۵ متر، در ۸۵ درصد موارد دقت زیر ۱ متر و در ۷۲ درصد موارد دقت زیر ۰,۵ متر می‌باشد.

این نشان می‌دهد که با افزایش نقاط به میزان دو برابر با روش درون‌یابی میانگین در روش knn میزان دقت هم به میزان تقریباً دو برابر بهبود یافته است که در هر سه سناریو با تعداد مختلف نقاط و پراکندگی مختلف این نتیجه حاصل شده است.

همین‌طور در سناریو ۳ روش knn که در ان با روش mda از دو وای فای بجای ۲۹ وای فای استفاده شده نیز در ۱۰۰ موارد دقت درون ۲ متر در ۹۸ درصد موارد دقت درون ۱,۵ متر و در ۶۲ درصد موارد دقت درون ۱ متر می‌باشد؛ که نسبت به حالت معمول روش knn دارای بهبود دقت بسزایی می‌باشد.

در روش شبکه عصبی نیز در سناریو ۱ نمونه‌های سیگنال برای هر نقطه با روش رندم افزایش داده شده و به

www.SID.ir

Archive of SID



تعداد ۱۰۰ نمونه برای هر نقطه و در مجموع ۱۶۰۰ داده ورودی برای شبکه عصبی وجود خواهد داشت که در ان در ۱۰۰ درصد موارد دقت درون ۳ متر، در ۹۸ درصد موارد دقت درون ۲ متر و در ۹۰ درصد موارد دقت درون ۱ متر می‌باشد. در سناریو ۲ شامل نمونه‌های افزایش داده و ۳۵۰۰ ورودی و خروجی است که در ان در ۱۰۰ موارد دقت درون ۵ متر، در ۹۸ درصد موارد دقت درون ۴ متر، در ۹۵ درصد موارد دقت درون ۳ متر و در ۸۴ درصد موارد دقت درون ۲ متر و در ۴۸ درصد موارد دقت درون ۱ متر می‌باشد. در سناریو ۳ ما نمونه‌های سیگنال در یک نقطه رو از یک به ۱۰۰ افزایش داده به این ترتیب داده‌های ورودی شبکه عصبی ما ۶۷۰۰ و خروجی ما نیز ۶۷۰۰ خواهد بود تا شبکه بهتر آموزش ببیند که در ان در ۱۰۰ درصد موارد دقت درون ۳ متر و در ۹۸ درصد موارد دقت درون ۲ متر و در ۷۵ درصد موارد دقت درون ۱ متر می‌باشد.

به این ترتیب به وضوح از نتایج معلوم است که شبکه عصبی با افزایش تصادفی نمونه سیگنال در سناریو ۱ و ۲ بهتر از knn با افزایش نقطه بوده و در سناریو ۳ تقریباً برابر است. درواقع این نتیجه این امر را نشان می‌دهد که در محیط‌هایی که نقاط مرجع به تعداد بالاتر و با پراکندگی یکسان‌تری پخش شده‌اند دقت تعیین موقعیت در روش نزدیک‌ترین همسایگی بهبود یافته بهتر از شبکه عصبی بهبود یافته بوده اما در محیط‌های که این نقاط دارای تعداد کمتر می‌باشد و پراکندگی یکسانی ندارد روش شبکه عصبی نتایج بهتری را نسبت به روش نزدیک‌ترین همسایگی خواهد داشت.

## مراجع


[1] Madigan, D., et al. Bayesian indoor positioning systems. in Proceedings IEEE 24th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. 2005. IEEE.

[2] Liu, H. et al. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2007. 37(6): p. 1067-1080.

[3] Pahlavan, K. X. Li, and J.P. Makela, Indoor geolocation science and technology. IEEE Communications Magazine, 2002. 40(2): p. 112-118.

[4] Guvenc, I. and C.C. Chong, A survey on TOA based wireless localization and NLOS mitigation techniques. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2009. 11.(۳)

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

[6] Leu, J.S. 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, 2015. 91: p. 329-340.

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

[8] Atia, M.M. A. Noureldin, and M.J. Korenberg, Dynamic online-calibrated radio maps for indoor positioning in wireless local area networks. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2013. 12(9): p. 1774-1787.

[9] Jung, J.I. et al. Efficient construction of database by indexing and correcting algorithms for personal computed indoor positioning system. in 2013 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE). 2013. IEEE.

[10] Lim, J.S. et al. Radio map update automation for WiFi positioning systems. IEEE Communications Letters, 201 :(٤)١٧ .٣p. 693-696.

[11] Koweerawong, C. K. Wipusitwarakun, and K. Kaemarungsi. Indoor localization improvement via adaptive RSS fingerprinting database. in The International Conference on Information Networking 2013 (ICOIN). 2013. IEEE.

[12] Aomumpai, S .et al. Optimal placement of reference nodes for wireless indoor positioning systems. in Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), 2014 11th International Conference on. 2014. IEEE.

[13] Sánchez-Rodríguez, D. et al. A low complexity system based on multiple weighted decision trees for indoor localization. Sensors, 2015. 15(6): p. 14809-14829.


www.SID.ir

Archive of SID

[14] Chen, Z. et al. Fusion of WiFi, smartphone sensors and landmarks using the Kalman filter for indoor localization. Sensors, 2015. 15(1): p. 715-732.

[15] Song, X. et al. Weight adjust algorithm in indoor fingerprint localization. in Signal Processing and Communication Systems (ICSPCS), 2012 6th International Conference on. 2012. IEEE.

[16] Rodionov ,D. G. Kolev, and K. Bushminkin. A hybrid localization technique for patient tracking. in 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). 2013. IEEE.

[17] Yang, Z. et al. An area zoning based WLAN location system. in Wireless Mobile and Computing (CCWMC 2009), IET International Communication Conference on. 2009. IET.

[18] Liu, H.H. and Y.N. Yang. WiFi-based indoor positioning for multi-floor environment. in TENCON 2011-2011 IEEE Region 10 Conference. 2011. IEEE.



www.SID.ir