

سیستم مکان‌یابی داخلی مبتنی بر Wi-Fi برای مدیریت انرژی در ساختمان‌های هوشمند

محسن برهانی افوسی^۱، محمدرضا ذوقی^{۲*}

^۱ کارشناسی ارشد دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران

mohsenborhani20@gmail.com

^۲ استادیار دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران

zoghi@kashanu.ac.ir

چکیده: ارائه خدمات ویژه به ساکنین در ساختمان‌های هوشمند به منظور بهره‌وری انرژی، مستلزم آگاهی از اطلاعات هویتی، محل سکونت و نیز مکان لحظه‌ای افراد در داخل ساختمان است. در این مقاله، به طراحی یک سیستم مکان‌یابی داخل ساختمان مبتنی بر اثرانگشت Wi-Fi تعبیه شده روی گوشی‌های هوشمند می‌پردازیم. سیستم مکان‌یابی داخل ساختمان از دو بخش برخط و برون خط تشکیل شده است. در مرحله برون خط، یک بستر گردآوری اطلاعات نقشه رادیویی و پردازش قدرت سیگنال‌های دریافتی معرفی می‌شود. در مرحله برخط، خوشه‌بندی لایه برخط و روش K همسایه نزدیک مبتنی بر وزن‌دهی آماری و مختصات تفاضلی ارائه می‌شود. این سیستم پیشنهادی در مقایسه با سایر سیستم‌ها دقت مکان‌یابی را بهبود می‌دهد. همچنین الگوریتم پیشنهادی از نظر پیچیدگی محاسباتی با الگوریتم‌های دیگر قابل مقایسه است. در این مقاله، ارزیابی سیستم مکان‌یابی پیشنهادی با استفاده از اطلاعات واقعی یک طبقه صورت می‌گیرد.

واژه‌های کلیدی: مکان‌یابی داخلی، بهره‌وری انرژی، نقشه رادیویی، نزدیک‌ترین همسایگی، قدرت سیگنال دریافتی.

خارجی میسر می‌سازد. با این حال، اکثر این سیستم‌ها به دلیل محدودیت در خط دید^۵ (LOS)، برای کاربران داخلی کارایی نخواهند داشت. بنابراین راه‌حل‌های دیگری برای محیط‌های داخلی پیشنهاد می‌شود [۹-۱۳]. امروزه، استفاده از گوشی‌های هوشمند رشد فزاینده‌ای داشته است، به نحوی که ۷۰ درصد مردم دستگاه تلفن همراه دارند و ۸۰ درصد آن‌ها از بسته‌های داده در داخل ساختمان استفاده می‌کنند. بر این اساس، ارائه روش‌های مکان‌یابی داخلی ساختمان با استفاده از تجهیزات ارتباطی بی‌سیم و گوشی‌های هوشمند همچون فناوری Wi-Fi و روش‌های مبتنی بر قدرت سیگنال دریافت شده، مورد توجه قرار گرفته است.

روش‌های مکان‌یابی مبتنی بر اندازه‌گیری قدرت سیگنال Wi-Fi به دو دسته تقسیم می‌شوند. دسته اول، که موقعیت کاربر بر اساس مدل‌سازی ریاضی تشخیص داده می‌شود. در روش مدل‌سازی ریاضی، برای تعیین موقعیت مکانی کاربر از اندازه‌گیری فاصله یا اطلاعات زاویه بین گره‌ها و دستگاه تلفن همراه استفاده می‌شود. در این روش، برای اندازه‌گیری قدرت سیگنال و زاویه بین گره‌ها^۶ و دستگاه تلفن همراه به تجهیزات اضافی نیاز است.

روش‌های مبتنی بر ریاضیات، شامل تقسیم یک ناحیه به مثلث‌های همسایه و روش‌های ماکزیمم احتمال می‌باشد. از جمله روش‌های مبتنی بر ریاضیات می‌توان به زمان ورود سیگنال، تفاضل زمان ورود سیگنال و زاویه ورود سیگنال اشاره کرد [۱۴]. روش دوم، فناوری مکان‌یابی داخلی ساختمان مبتنی بر اثرانگشت^۷ نام دارد که عمدتاً از قدرت سیگنال دریافتی در محل مشخص (که به‌عنوان اثرانگشت در پایگاه داده ذخیره می‌شود) برای مطابقت با قدرت سیگنال اندازه‌گیری توسط کاربر استفاده می‌کند و سپس به تخمین مکان کاربر می‌پردازد. سیستم‌های مکان‌یابی اثرانگشت، اولین بار در مرجع [۱۵] پیشنهاد شده است و به دلیل هزینه توسعه پایین و دقت مکان‌یابی بالا، توجه محققان زیادی را به خود جلب کرده است. قبل از شروع عملیات سیستم مکان‌یابی، اطلاعات نقشه رادیویی^۸ ساختمان به‌صورت برون‌خط گردآوری می‌شود. در این روش‌ها، اطلاعات گردآوری شده درجه‌بندی شده و برای مکان‌یابی کاربر از اثرانگشت یا نقشه رادیویی استفاده می‌شود [۱۶، ۱۷].

بهره‌وری انرژی در ساختمان‌ها یکی از حوزه‌های مهم تحقیقاتی به شمار می‌رود. طی دهه‌ی گذشته مشخص شده است که یکی از مهم‌ترین بخش‌های مصرف انرژی در جهان ساختمان‌ها هستند [۱، ۲]. ساکنین بر اساس تحقیقات صورت گرفته [۳]، حدود ۸۰ تا ۹۰ درصد اوقات خود را در داخل ساختمان‌ها می‌گذرانند. بنابراین در بخش مصرف، با سوق دادن خدمات از سمت عمومی به سمت خدمات اختصاصی و هوشمند، می‌توان از هدر دادن انرژی از طریق مصرف بی‌رویه جلوگیری نمود. سیستم‌های هوشمند مدیریت ساختمان^۱ (BMS) قادر به ارائه چنین خدماتی در محیط‌هایی هستند که مردم زمان زیادی را در طول روز در آن به سر می‌برند. برای تحقق این امر، لازم است هویت و مکان افراد مستقر در ساختمان مشخص باشد تا در نتیجه امکان تخمین دقیق انرژی موردنیاز برای ساکنین فراهم گردد.

سیستم‌های اتوماسیون نقش اساسی در بهبود بهره‌وری انرژی در ساختمان‌های هوشمند بازی می‌کنند [۴]. این سیستم‌ها از حسگرهای نصب شده در راهروها و اتاق‌ها (به منظور سنجش حضور افراد، نور، دما و ...) اطلاعاتی را دریافت نموده [۵]؛ و از این داده‌ها برای کنترل بعضی زیرسیستم‌های رفاهی یا امنیتی ساختمان استفاده می‌نمایند. سیستم مدیریت هوشمند باید سازگاری مناسبی بین محیط و افراد فراهم آورد تا در عین بهره‌وری انرژی بتواند خدمات مناسب رفاهی را نیز محقق نماید [۶]. توسعه سیستم‌های مبتنی بر فناوری اطلاعات و ارتباطات^۲ (ICT) [۷]، و به‌طور ویژه اینترنت اشیا^۳ (IoT) [۸]، تحقق طیف گسترده‌ای از برنامه‌های کاربردی در ساختمان‌های هوشمند را فراهم نموده است.

اطلاعات مکانی کاربران نقش مهمی در این برنامه‌های کاربردی بازی می‌کنند. ارائه خدمات مختلف در ساختمان‌های هوشمند نیازمند اطلاع از تعداد و مکان ساکنین و حتی میزان تحرک و فعالیتشان می‌باشد زیرا که بسته به این اطلاعات، نوع خدمات رفاهی موردنیاز نیز متفاوت می‌گردد. علاوه بر این، به منظور ارائه خدماتی مبتنی بر سلیقه‌های مختلف، اطلاعات هویتی افراد نیز موردنیاز می‌شوند.

طی سال‌های اخیر سیستم‌های مکان‌یابی پیشرفت‌های بسیاری داشته است. برای مثال، سیستم مکان‌یابی جهانی^۴ (GPS) از جمله سیستم‌های مکان‌یابی گسترده می‌باشد که مکان‌یابی را برای محیط‌های

5. Line of Sight
6. Nodes
7. Fingerprint
8. Radio Map

1. Building Management Systems
2. Information and Communications Technology
3. Internet of Things
4. Global Positioning System

شده است. بر این اساس، استفاده از داده‌های با فراوانی بیشتر، کاهش خطای تخمین و کاهش محاسبات را به دنبال خواهد داشت.

ساختار مقاله بدین صورت است که در ادامه، در بخش ۲ طراحی سیستم مکان‌یابی ارائه می‌گردد و مختصری در مورد گردآوری اطلاعات، نقشه رادیویی و مکان‌یابی برخط بیان می‌شود. بخش ۳، شامل مکان‌یابی برخط مبتنی بر روش پیشنهادی WDCP-KNN^۵ و نیز استفاده از خوشه‌بندی لایه آنلاین است. نهایتاً، در بخش‌های ۴ و ۵ به ترتیب نتایج شبیه‌سازی در محیط واقعی و نتیجه‌گیری مقاله آورده شده است.

۲. طراحی سیستم مکان‌یابی

این سیستم دارای سه بخش اصلی: گردآوری اطلاعات RSS، ساخت نقشه رادیویی و مکان‌یابی برخط می‌باشد. در زیر اشاره مختصری به سه بخش اصلی شده است.

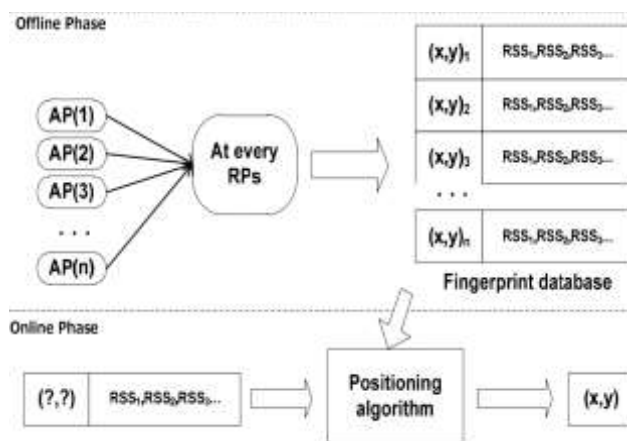
الف) گردآوری اطلاعات: در این تحقیق برای گردآوری اطلاعات از توسعه سیستم عدم مداخله در نظارت و حسگری مبتنی بر Wi-Fi (WinSMS) [۱۹] استفاده شده است. مقادیر RSS اندازه‌گیری شده بدون نیاز به سخت‌افزار اضافی، از بسته‌های ارسالی جدا می‌شوند و همه اطلاعات برای ساخت نقشه رادیویی و مکان‌یابی به سرور ارسال می‌شوند.

ب) ساخت نقشه رادیویی: این بخش در دو فاز برون‌خط و برخط انجام می‌شود. در فاز برون‌خط، از فیلترهای گوسی^۶ و کالمن برای کاهش تغییرات ناگهانی نمونه‌های RSS متغیری که از APها در هر RP دریافت می‌شوند، استفاده شده است و در فاز برخط، از روش خوشه‌بندی لایه جداسازی RPهایی که بیشترین شباهت به مقدار RSS دارند، استفاده می‌شود.

ج) مکان‌یابی برخط: برای مکان‌یابی دستگاه تلفن همراه (MD)^۷ روش DC-KNN^۸ [۲۰] را تعمیم داده، با روش P-KNN^۹ مبتنی بر وزن‌دهی آماری ترکیب کرده، روش پیشنهادی WDCP-KNN^{۱۰} برای تخمین مکان MD را ارائه می‌کنیم که ضمن پرهیز از پیچیدگی محاسباتی بالا، دارای دقت مکان‌یابی بهتری می‌باشد.

شکل (۲) دیاگرام کلی سیستم پیشنهادی را نشان می‌دهد. در ادامه هر بخش توضیح داده می‌شود.

زیرساخت‌های مختلفی برای مکان‌یابی اثرانگشت می‌توان در نظر گرفت که در این مقاله، تمرکز روی فناوری مکان‌یابی اثرانگشت مبتنی بر Wi-Fi است. ساختار کلی مکان‌یابی داخلی اثرانگشت مبتنی بر Wi-Fi در شکل (۱) آورده شده است. همان‌طور که در شکل (۱) مشخص است در فاز برون‌خط قدرت سیگنال‌های دریافتی^۱ (RSS) گردآوری شده از نقاط دسترسی^۲ (AP) مختلف داخل ساختمان همراه با مختصات جغرافیایی هر نقطه مرجع^۳ (RP) گردآوری شده از نقاط دسترسی مختلف داخل ساختمان همراه با مختصات جغرافیایی هر نقطه مرجع در پایگاه داده اثرانگشت ذخیره می‌شوند. در فاز برخط، توسط یک الگوریتم مکان‌یابی از تطبیق ورودی RSSهای گردآوری شده توسط گوشی هوشمند با اطلاعات پایگاه داده اثرانگشت، مکان کاربر تخمین زده می‌شود.



شکل (۱): تئوری فناوری مکان‌یابی مبتنی بر Wi-Fi [۱۸].

در این مقاله، مبتنی بر روش‌های توسعه‌یافته نزدیک‌ترین K همسایه، یک سیستم کامل مکان‌یابی داخل ساختمان ارائه می‌شود. سیستم مکان‌یابی، از اجزای گردآوری اطلاعات داخل ساختمان، نقشه رادیویی و مکان‌یابی برخط تشکیل شده است. در مکان‌یابی داخل ساختمان علاوه بر تمرکز روی بهبود دقت مکان‌یابی بایستی به میزان پیچیدگی نیز توجه شود که در این مقاله، برای کاهش حجم محاسبات از خوشه‌بندی^۴ لایه برخط استفاده می‌شود. در خوشه‌بندی لایه برخط، مکان‌یابی روی تعداد محدودی از نقاط مرجع که دارای بیشترین وزن خوشه‌بندی هستند، انجام می‌شود و نسبت به روش‌هایی که تمام نقاط مرجع را در مکان‌یابی شرکت می‌دهند، حجم محاسبات کم‌تری دارد. برای افزایش دقت مکان‌یابی نیز از وزن‌دهی آماری همسایه‌ها استفاده

5. Weighted Differential Coordinate Probabilistic-KNN

6. Gaussian

7. Mobile Device

8. Differential Coordinate -KNN

9. Probabilistic-KNN

10. Weighted Differential Coordinate Probabilistic-KNN

1. Received Signal Strength

2. Access Point

3. Reference Points

4. Clustering

در این مقاله، ضعیف‌ترین سیگنال -95dBm در نظر گرفته شده است. اگر RP تنها از یک AP سیگنال دریافت کند، مقدار RSS بقیه APها -95dBm قرار می‌گیرد. اطلاعات به همراه آدرس فیزیکی (MAC Address) به سمت سرور ارسال می‌شود و سرور وظیفه تجزیه و تحلیل اطلاعات و ساخت نقشه رادیویی را خواهد داشت.

هر AP، علاوه بر ارسال و دریافت بسته‌ها با MD، می‌تواند بسته‌های مربوط به دیگر APها را دریافت و برای ساخت نقشه رادیویی به سرور ارسال کند. با توجه به جدول (۱) همه APها می‌توانند از RSSهای مربوط به RPها برای ساخت و به روزرسانی نقشه رادیویی استفاده کنند.

جدول (۱): مشاهدات برخط RSS از APهای مختلف توسط سیستم

WinSMS

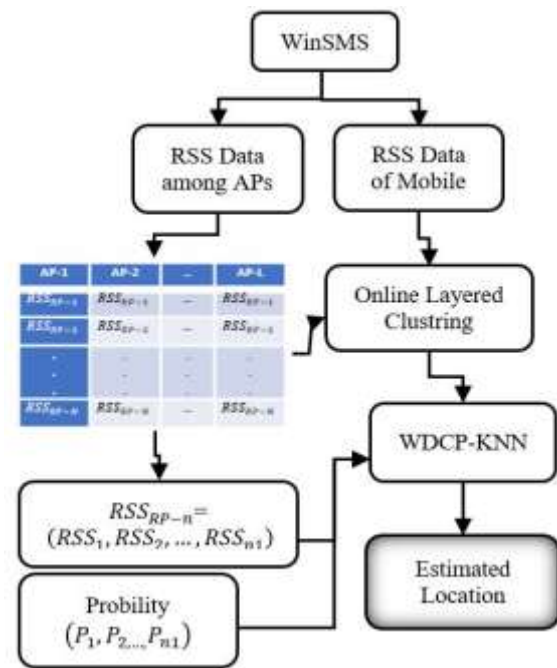
	AP_1	AP_2	...	AP_L
AP_1	$RSS_{AP(1,1)}$	$RSS_{AP(1,2)}$...	$RSS_{AP(1,L)}$
AP_2	$RSS_{AP(2,1)}$	$RSS_{AP(2,2)}$...	$RSS_{AP(2,L)}$
...
AP_L	$RSS_{AP(L,1)}$	$RSS_{AP(L,2)}$...	$RSS_{AP(L,L)}$

۲.۲. ساخت نقشه رادیویی

در شبکه Wi-Fi، قدرت سیگنال دریافتی از AP در فضای آزاد نوعاً بصورت نمایی با فاصله کاهش می‌یابد. لیکن، در محیط‌های داخلی پیچیده به خاطر وجود مبل، دیوار و جابجایی افراد، مدل نمایی دقیق نیست و بنابراین، با توزیع متفاوت و غیرعادی از مقادیر RSS مواجه هستیم. در این تحقیق، برای کاهش تاثیرات ناشی از محیط، پیش‌پردازش‌هایی در فازهای برون‌خط و برخط در ساخت نقشه رادیویی، انجام می‌شود.

۱.۲.۲. تعریف نقشه رادیویی

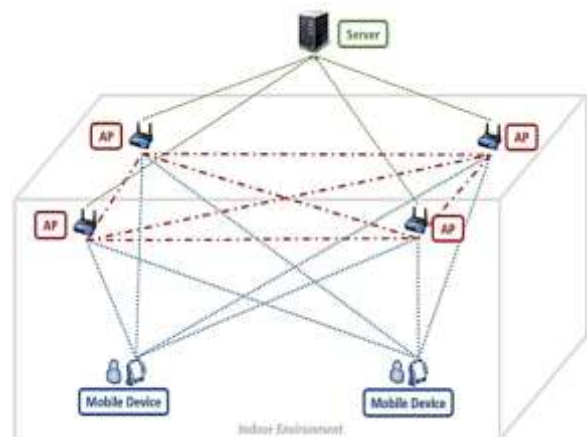
فضای مورد نظر از مجموعه‌ای از RPها به صورت $p = \{p_j = (x_j, y_j) | \forall j = 1, \dots, N\}$ تشکیل شده است، که N تعداد نقاط مرجع است. هر RP، اثر انگشت RSS را در لحظه t_m ثبت می‌کند و به صورت $r_j^i(t_1), \dots, r_j^i(t_M)$ می‌باشد که M تعداد نمونه‌های RSS دریافتی در RP است و i اندیس AP از مجموعه $P_{AP} = \{AP^1, \dots, AP^L\}$ که L تعداد APها.



شکل (۲): دیاگرام کلی سیستم مکان‌یابی پیشنهادی.

۱.۲. سیستم WinSMS برای گردآوری اطلاعات RSS

شکل (۳) معماری WinSMS^۱ را نشان می‌دهد که شامل Wi-COTs، APs، سرور، ارتباط بین AP و MD می‌باشد. در معماری WinSMS به اینصورت کار می‌کنند که: بسته‌های اطلاعاتی را توسط استاندارد شبکه بی‌سیم IEEE 802.11n (در این استاندارد به منظور افزایش نرخ اطلاعات از آنتن‌های متعدد استفاده می‌شود) از شبکه گرفته، اطلاعات را از بسته‌ها استخراج نموده، فرمت اطلاعات را مرتب و در نهایت اطلاعات را به سمت سرور ارسال می‌کنند.



شکل (۳): سیستم WinSMS برای گردآوری اطلاعات RSS بین APها

و دستگاه‌های تلفن همراه همراه [۱۹].

3. Media Access Control Address

1. WiFi-based non-intrusive Sensing and Monitoring System
2. Commercial Off-The-shelf WiFi APs

به محیط داخلی است. معادلات فرآیند و اندازه‌گیری فیلتر کالمن به صورت زیر است:

$$\begin{aligned} x_k &= F_k x_{k-1} + w_k \quad w_k \sim N(0, Q) \\ z_k &= H_k x_k + v_k \quad v_k \sim N(0, R) \\ x(0) &\sim N(X(0), V(0)) \end{aligned} \quad (3)$$

نویز اندازه‌گیری و فرآیند را مستقل در نظر گرفته، با کواریانس^۱ R و Q تعریف می‌کنیم. این پارامترها با توجه به محیط‌های آزمایشی اندازه‌گیری شده، سپس برای تمام آزمایشات مورد استفاده قرار می‌گیرند. با توجه به این فرضیات، معادله ساده شده فیلتر کالمن به صورت زیر می‌شود [۲۱]:

$$\hat{x}_k^- = \hat{x}_{k-1} \quad (4)$$

$$P_k^- = P_{k-1} + Q \quad (5)$$

معادله به‌روزرسانی اندازه‌گیری به صورت زیر می‌شود:

$$K_k = P_k^- (P_k^- + R)^{-1} \quad (6)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - \hat{x}_k^-) \quad (7)$$

$$P_k = (1 - K_k) P_k^- \quad (8)$$

که k زمان لحظه‌ای و \hat{x}_k و \hat{x}_k^- به ترتیب مقدار RSS در حالت تخمینی قبلی و بعدی است. P_k و P_k^- به ترتیب خطای واریانس حالت قبلی و بعدی می‌باشد و z_k نمونه RSS کم و K_k ضریب کالمن و Q واریانس نویز (در اینجا e^{-4}) می‌باشد. R کواریانس نویز اندازه‌گیری (در اینجا ۴) است. سپس میانگین RSS های تخمین زده شده را به دست آورده، به‌عنوان نماینده RSS یک RP نسبت به یک AP قرار می‌گیرد.

۳.۲.۲. فاز برخط

در این بخش، با توجه به مقادیر اندازه‌گیری برخط برای به‌روزرسانی ساختار نقشه رادیویی از روش خوشه‌بندی لایه برخط ارائه شده در مرجع [۲۲] استفاده می‌شود. در این روش، با مقادیر RSS برخطی که توسط MD به دست می‌آید، RP ها به گروه‌هایی تقسیم شده، و هر گروه بر اساس وزن داده شده به آن در مکان‌یابی برخط شرکت خواهد کرد.

در ابتدا یک بردار پوششی AP به صورت $I_j = [I_j^1, \dots, I_j^L]$ که L تعداد AP ها و j نشان‌دهنده RP می‌باشد، تعریف می‌شود. بردار I_j فقط شامل مقادیر ۰ یا ۱ خواهد بود. در صورتی $I_j^i = 1$ می‌شود که AP نام به‌صورت پیوسته مکان RP نام را تحت پوشش

تمام اثرانگشت‌های RSS از همه AP ها در مکان p_j و زمان t_m به صورت بردار $r_j(t_m) = [r_j^1(t_1), \dots, r_j^L(t_m)]^T$ نمایش داده می‌شود. پس از مرتب‌سازی تمام اثرانگشت‌ها یک ساختار ماتریسی $L \times N \times M$ ایجاد می‌شود که به آن نقشه رادیویی گویند. نقشه رادیویی را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$\psi = (\psi_1, \dots, \psi_N) = \begin{pmatrix} \psi_1^1 & \dots & \psi_N^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \psi_1^L & \dots & \psi_N^L \end{pmatrix} \quad (1)$$

که $\psi_j = [\psi_j^1, \dots, \psi_j^L]^T$ و $\psi_j^i = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M r_j^i(t_m)$ که ψ_j^i نشان‌دهنده مقدار RSS نقطه‌ای مرجع j ام نسبت به نقطه‌ی دسترسی i ام است. حال، قدرت سیگنال‌های دریافتی از AP ها توسط MD مستقر در مکانی با مختصات مجهول اندازه‌گیری شده و در بردار $y = (y^1, y^2, \dots, y^L)$ ذخیره می‌گردد. هدف تخمین مختصات مکانی MD است.

۲.۲.۲. فاز برون خط

برای ساخت نقشه رادیویی در فاز برون خط، هر RP در یک بازه زمانی مشخص نمونه‌های RSS ناشی از هر AP را دریافت می‌کند. در روش‌های سنتی میانگین همه نمونه‌های جمع‌آوری شده را نمایانگر قدرت سیگنال دریافتی RP مورد نظر از هر AP در نظر می‌گرفتند. لیکن در این مقاله، استفاده از فیلتر گوسی یا فیلتر کالمن برای کاهش تغییرات ناگهانی نمونه‌های RSS ناشی از اغتشاشات محیط پیشنهاد می‌گردد.

فیلتر گوسی: در این روش ابتدا انحراف معیار نمونه‌های RSS یک RP نسبت به یک AP ، توسط معادله زیر به دست می‌آید:

$$S_j^i = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |r_j^i(t_m) - \mu|^2} \quad ; \begin{cases} \forall i = 1, \dots, L \\ \forall j = 1, \dots, N \end{cases} \quad (2)$$

که μ میانگین نمونه‌های موجود است. سپس بازه‌ای به صورت $[\mu - S_j^i, \mu + S_j^i]$ ایجاد کرده و نمونه‌هایی که خارج از این بازه باشند حذف و از نمونه‌های باقی‌مانده میانگین‌گیری می‌شود. مقدار میانگین به‌عنوان نماینده RSS یک RP نسبت به یک AP در نظر گرفته می‌شود.

فیلتر کالمن: به دلیل وجود نویزهای محیط، همواره قدرت سیگنال دریافتی در MD نسبت به قدرت سیگنال ارسال شده، متفاوت است. در این تحقیق، فرض می‌شود اکثر نویزهای سیگنال ارسال شده مربوط

در این تحقیق از RP‌هایی که داخل گروه با بیشترین وزن باشد، استفاده می‌شود که منجر به کاهش محاسبات در مکان‌یابی برخط خواهد شد.

۳. مکان‌یابی برخط

نقشه رادیویی شامل اطلاعات اثرانگشتی L عدد AP و N تا RP می‌باشد و RSS برحسب dBm ذخیره می‌شود. مجموعه اطلاعات اثرانگشت به صورت Ψ می‌باشد که:

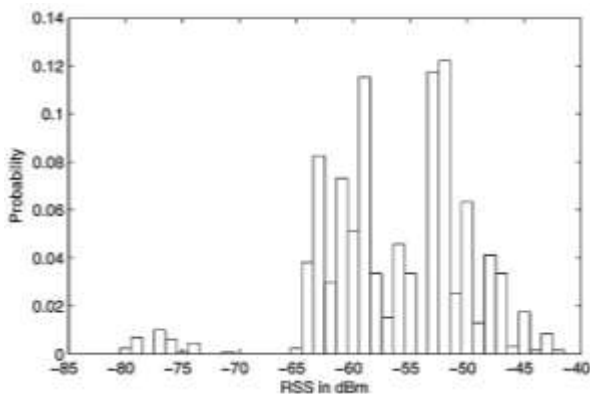
$$\Psi = \{\psi_j^i\} \rightarrow \begin{cases} 1 \leq i \leq L \\ 1 \leq j \leq N \end{cases} \quad (17)$$

که i و j به ترتیب اندیس AP و RP است.

هدف، تخمین مکان کاربر MD به صورت $(\hat{x}_{MD}, \hat{y}_{MD})$ ، با استفاده از بردار برخط دریافت شده و نقشه رادیویی می‌باشد.

۱.۳ روش پیشنهادی WDCP-KNN

در ابتدا، مکان اولیه کاربر MD، $(\hat{x}_{ini}, \hat{y}_{ini})$ با روش پیشنهادی WP-KNN تخمین زده می‌شود. تخمین مکان با روش WP-KNN در روش‌های مبتنی بر KNN عموماً از میانگین نمونه‌های RSS گردآوری شده برای مکان‌یابی، استفاده می‌کردند. حال آنکه نمونه‌های خام RSS در نقشه رادیویی دارای توزیع نرمالی نیستند. الگوریتم احتمالی KNN (P-KNN) [۲۴]، احتمال نمونه‌های RSS گردآوری شده در پایگاه داده و الگوریتم KNN را با یکدیگر ترکیب می‌کند. در این روش احتمالی، برای محاسبه فاصله اقلیدسی از مقدار میانگین استفاده نمی‌گردد. بلکه از نمونه‌های RSS گردآوری شده و احتمال P_m آن‌ها، استفاده شده است. همانطور که در شکل (۴) مشاهده می‌شود، مجموعه مقادیر نمونه‌های RSS یک RP نسبت به یک AP صحیح منفی می‌باشند و همچنین دارای توزیع گسسته‌ای هستند.



شکل (۴): هیستوگرام RSS آماری یک RP نسبت به AP مشخص [۲۴].

قرار دهد و در غیر اینصورت ۰ می‌شود. در شرایطی AP پوشش پیوسته‌ای در مکان RP زام می‌دهد که در ۹۰ درصد زمان‌ها مقدار RSS اثرانگشت بیشتر از آستانه γ باشد [۲۳].

در این آزمایش، مقدار آستانه بر اساس اینکه الگوریتم عملکرد بهینه‌ای داشته باشد به صورت تجربی مقدار ۴۵- دسی‌بل انتخاب شده است. به همین ترتیب برای بردار برخط y ، شامل RSS‌های مکان نامعلوم، نیز بردار پوشش $I_y = [I_y^1, \dots, I_y^L]$ تعریف می‌شود. حال برای تعیین تعداد AP‌های با پوشش متفاوت، فاصله همینگ^۱ بین دو بردار باینری I_y و I_j به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$d_H(I_y, I_j) = \sum_{i=1}^L |I_y^i - I_j^i| \quad \forall j \in \{1, \dots, N\} \quad (9)$$

که N تعداد RP‌های موجود در محیط است.

ماکزیمم و مینیمم فاصله همینگ روی محیط به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$d_H^{min} = \min d_H(I_y, I_j) \quad \forall j = 1, \dots, N \quad (10)$$

$$d_H^{max} = \max d_H(I_y, I_j) \quad \forall j = 1, \dots, N \quad (11)$$

سپس به ترتیب محدوده تفاضلی همینگ کل محیط و محدوده همینگ هر گروه به صورت زیر به دست می‌آید:

$$R_H = d_H^{max} - d_H^{min} \quad (12)$$

$$r = \frac{R_H}{K} \quad (13)$$

که K تعداد گروه‌ها (خوشه‌ها) است. همانطور که مشاهده شد، RP‌ها با توجه به فاصله همینگ مقادیر برخط، خوشه‌بندی می‌شوند. مشخصاً محدوده فاصله $[d_H^{min}, d_H^{max}]$ به K گروه تقسیم شده و مجموعه D تشکیل می‌گردد:

$$D = \{(d_{k-1}, d_k) \mid d_k = d_H^{min} + kr, k = 1, \dots, K\} \quad (14)$$

RP زام متعلق به k امین گروه است، اگر و فقط اگر:

$$d_{k-1} \leq d_H(I_y, I_j) \leq d_k \quad \forall k = 1, \dots, K \quad (15)$$

توجه شود که RP زام نمی‌تواند به بیش از یک گروه تعلق داشته باشد. وزن‌های متناظر برای هر گروه، معکوس میانگین فاصله همینگ گروه می‌باشد:

$$d_{k-hamming} = \frac{2}{d_{k-1} + d_k} \quad (16)$$

1. Hamming

$$(\hat{x}_{MD}, \hat{y}_{MD}) = (\hat{x}_{ini}, \hat{y}_{ini}) - \bar{E}_S \quad (23)$$

$$= (\hat{x}_{ini} - \overline{\Delta x}, \hat{y}_{ini} - \overline{\Delta y})$$

که \bar{E}_S میانگین خطای مکانیابی RP های عضو گروه خوشه بندی لایه برخط است:

$$\bar{E}_S = \frac{e_1 + e_2 + \dots + e_S}{S} = (\overline{\Delta x}, \overline{\Delta y}) \quad (24)$$

که S تعداد اعضای گروه است. در جدول (۲) گام های روش پیشنهادی به طور خلاصه آورده شده است.

جدول (۲): گام های روش پیشنهادی.

گام اول: به دست آوردن احتمال نمونه های RSS گردآوری شده

داخل نقشه رادیویی P_m

گام دوم: تخمین مکان اولیه دستگاه $(\hat{x}_{ini}, \hat{y}_{ini})$ ، جایگذاری RSS

گردآوری شده از دستگاه MD در گام های سوم تا پنجم

گام سوم: محاسبه فاصله اقلیدسی با در نظر گرفتن مقدار وزن احتمالی

D_j

گام چهارم: مرتب سازی فاصله ها به صورت صعودی

گام پنجم: انتخاب K نمونه اول و مکانیابی وزنی احتمالی WP-

KNN

گام ششم: تخمین مکان RP ها (\hat{x}_s, \hat{y}_s) ، تکرار گام های سوم تا پنجم

با جایگذاری RSS مربوط به RP های جدا شده به وسیله خوشه بندی

لایه برخط

گام هفتم: محاسبه میانگین خطای بین مکان RP های تخمین زده شده

(\hat{x}_s, \hat{y}_s) و مکان واقعی RP ها (x_s, y_s)

گام هشتم: کالیبره کردن مکان اولیه دستگاه $(\hat{x}_{ini}, \hat{y}_{ini})$ با میانگین

خطای به دست آمده از گام هفتم $(\overline{\Delta x}, \overline{\Delta y})$ و به دست آوردن مکان

دستگاه تلفن همراه $(\hat{x}_{MD}, \hat{y}_{MD})$

۴. نتایج آزمایش

برای مقایسه بهتر و دقیق تر سیستم پیشنهادی، روش مکانیابی بر پایه WDCP-KNN در محیط واقعی مورد ارزیابی قرار گرفته است. اثرانگشت های گردآوری شده به وسیله تبلت^۱ سامسونگ (galaxy Tab A) و نرم افزار توسعه یافته اندروید صورت گرفته و مقادیر نمونه های RSS به همراه آدرس MAC هر AP ثبت می شود.

اثرانگشت ها از یک فروشگاه با مساحت $69m \times 45m$ با الگوهای انتشار بی سیم پیچیده که ناشی از آب نما، مبیل، دیوار و اشیاء

برای توزیع احتمال گسسته، تخمین احتمال هر نمونه RSS را می توان به صورت زیر به دست آورد:

$$P_m = \frac{N_{r_{ssm}}}{N_{total}} \quad (18)$$

که P_m تخمین احتمال m امین نمونه از مجموعه RSS های دریافتی می باشد. N_{total} نشان دهنده تعداد تمام RSS های ذخیره شده یک RP نسبت به یک AP در فاصله زمانی مشخص است و $N_{r_{ssm}}$ تعداد RSS مشخص در داخل نمونه های گردآوری شده در نقشه رادیویی است. معادله Kernel از الگوریتم P-KNN به صورت زیر است:

$$D_j = \sqrt{\sum_{i=1}^L \sum_{m=1}^M P_m (y^i - r_j^i(t_m))^2} \quad \forall j = 1, \dots, N \quad (19)$$

که L تعداد AP ها و M تعداد نمونه های RSS گردآوری شده یک RP نسبت به یک AP است. معادله (۱۹)، احتمال نمونه های RSS را با وزن P_m برای محاسبه فاصله اقلیدسی نمایش می دهد. سپس RP ها را بر اساس مقدار D_j به صورت صعودی مرتب کرده و K تای اول برای محاسبه مکان اولیه انتخاب می شود:

$$(\hat{x}_{ini}, \hat{y}_{ini}) = \left(\sum_{k=1}^K w_k x_k, \sum_{k=1}^K w_k y_k \right) \quad (20)$$

که وزن w_k به صورت زیر محاسبه می شود:

$$w_k = \frac{1}{D_k} \quad \forall k = 1, \dots, K \quad (21)$$

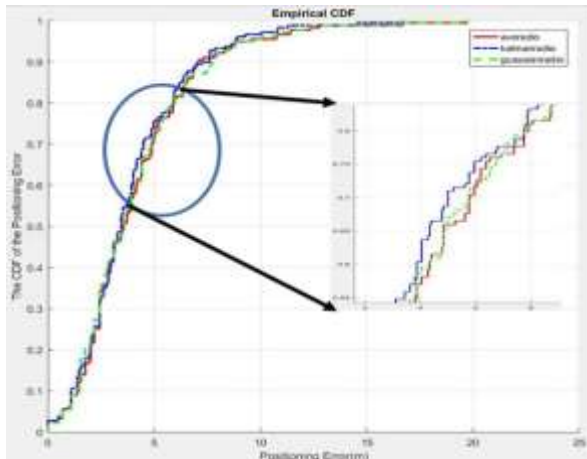
$$\sum_{k=1}^K \frac{1}{D_k}$$

در مرحله بعدی روش پیشنهادی WP-KNN برای مکانیابی RP های عضو گروه با بیشترین وزن که با روش خوشه بندی لایه برخط مشخص شده اند، استفاده می شود. به جای مقدار RSS برخط معادله (۱۹) مقادیری از نمونه های RSS، RP انتخاب می شود که دارای بیشترین احتمال P_m باشد. سپس با مقدار جدید RSS با روش پیشنهادی WP-KNN تخمین مکان RP، (\hat{x}_s, \hat{y}_s) صورت می گیرد و با توجه به اینکه مکان واقعی RP (x_s, y_s) در دسترس است، می توان بردار خطای مکانیابی روش WP-KNN را برای هر RP به صورت زیر بیان کرد:

$$e_s = (x_s - \hat{x}_s, y_s - \hat{y}_s) \quad (22)$$

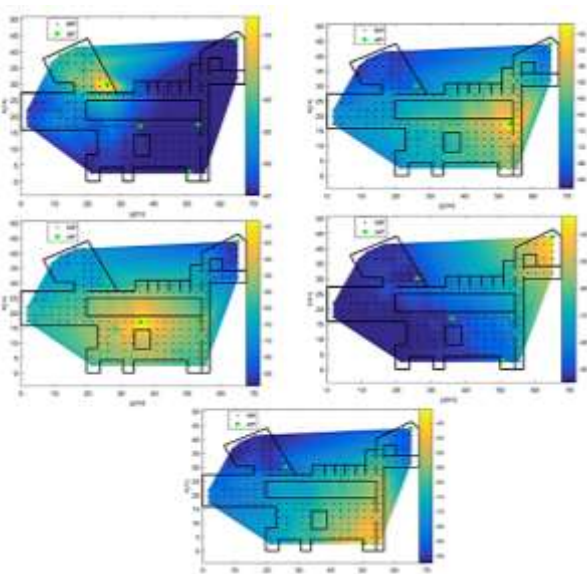
این مراحل برای تمامی RP های عضو گروه انجام می شود. سپس از خطای مکانیابی ایجاد شده از RP ها، میانگین گرفته و مکان اولیه تخمین زده شده، با مقدار تفاضلی کالیبره می گردد. در نهایت:

در خطاهای بالاتر عملکرد نسبتاً مناسب‌تری در مقایسه با سایر فیلترها دارد.



شکل (۷): تابع توزیع تجمعی^۱ خطای مکان‌یابی نقشه رادیویی مختلف تحت تاثیر فیلترها با روش KNN.

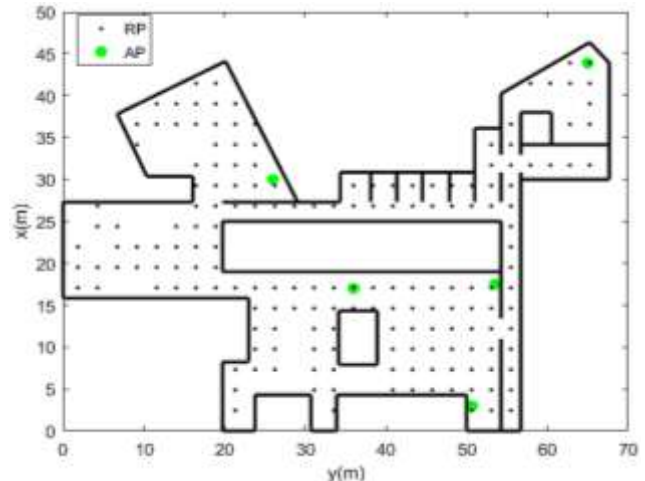
شکل (۸)، توزیع مقادیر RSS اندازه‌گیری شده از ۵ عدد AP را به صورت مجزا نشان می‌دهد.



شکل (۸): مقدار میانگین RSS اندازه‌گیری شده از ۵ نقطه دسترسی.

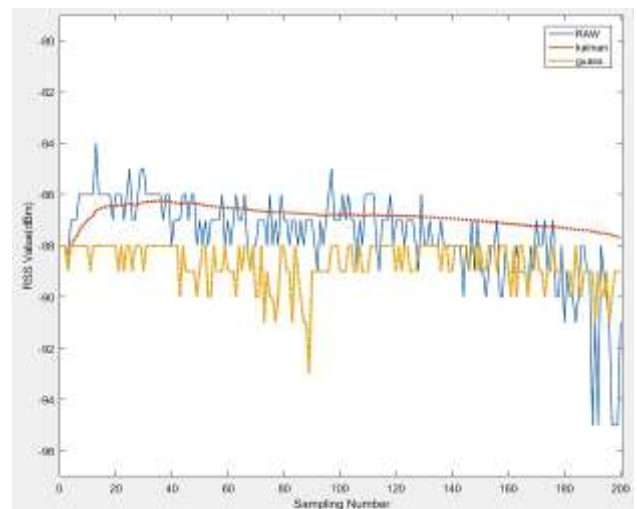
در ادامه برای اندازه‌گیری خطای مکان‌یابی، هر بار یکی از نقاط مرجع را مجهول فرض کرده و برای RSS دستگاه تلفن همراه، یکی از نمونه‌های RSS گردآوری شده در آن RP به تصادف انتخاب می‌شود. نتایج خطای توزیع تجمعی از تکرار ۱۷۹ آزمایش (به تعداد RPها) به دست آمده است. شکل (۹-الف) نشان می‌دهد که روش پیشنهادی WDCP-KNN نسبت به روش‌های KNN [۲۵]، W-KNN [۲۶] و SPEARMAN-KNN [۲۷] به خصوص در خطای‌های مکان‌یابی پایین‌تر دارای عملکرد بهتری است. همان‌طور که از شکل (۹-ب)

می‌باشد، گردآوری شده است. محیط داخلی شامل ۵ عدد AP، ۱۷۹ نقطه RP و تعداد ۳۴۳۴۵۸ نمونه RSS از تمام APها می‌باشد. شکل (۵) نقشه محیط مورد آزمایش را به همراه مکان RPها و APها نشان می‌دهد.



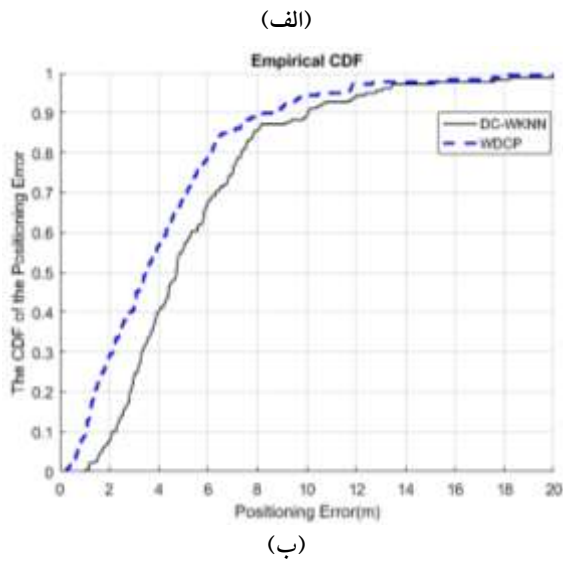
شکل (۵): نقشه طبقه به همراه RPها و APها.

در شکل (۶) به صورت تصادفی ۲۰۰ نمونه از پنجاهمین RP انتخاب شده است و مقادیر RSS، AP اول آن توسط فیلتر کالمن و فیلتر گوسی مورد مقایسه قرار گرفته است. همان‌طور که از شکل (۶) مشخص است فیلتر کالمن تغییرات لحظه‌ای RSS ناشی از تغییرات محیطی را متعادل‌تر می‌کند و نسبت به فیلتر گوسی ترجیح داده می‌شود.



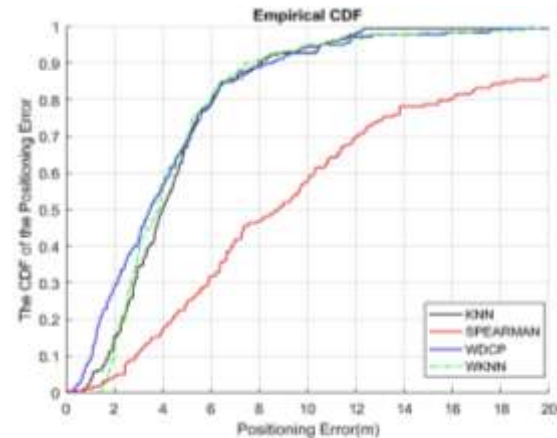
شکل (۶): تاثیر فیلترهای مختلف روی ۲۰۰ نمونه RSS از یک AP.

در شکل (۷) تاثیر فیلترهای گفته شده به تنهایی روی نقشه رادیویی مشاهده می‌شود لازم به ذکر است که مکان‌یابی با روش KNN انجام گرفته است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، فیلتر کالمن



شکل (۹): CDF خطای مکان‌یابی بین روش‌های مختلف (الف): مقایسه بین روش‌های KNN، W-KNN، SPEARMAN-KNN و روش پیشنهادی WDCP-KNN. (ب): مقایسه بین دو روش DC-WKNN و روش پیشنهادی WDCP-KNN.

مشخص است روش مکان‌یابی پیشنهادی WDCP-KNN دارای مشخصات CDF مطلوبی نسبت به روش DC-KNN [۲۰] است، به طوری که ۳۰ درصد خطاها کمتر از ۲ متر است که برای روش‌ها این درصد به کمتر از مقدار میانگین ۱۱ درصد برای خطاهای کمتر از ۲ متر می‌رسد. برای خطاهای کمتر از ۴ متر که در مکان‌یابی داخل ساختمان اهمیت زیادی دارد، بهبود ۱۰ درصدی میانگین دقت نسبت به سایر روش‌ها وجود دارد.



۵. نتیجه‌گیری

مکان‌یابی برخط استفاده می‌شود که منجر به کاهش پیچیدگی سیستم مکان‌یابی پیشنهادی می‌شود. برای تخمین مکان کاربر، از روش پیشنهادی WDCP-KNN که از تعمیم روش DC-KNN و بهبود الگوریتم P-KNN می‌باشد، استفاده شد. نتایج شبیه‌سازی در یک محیط پیچیده واقعی نشان می‌دهد که ۳۰ درصد از مکان‌یابی‌ها با خطای کمتر از ۲ متر تخمین زده شده که نسبت به روش‌های KNN، W-KNN، SPEARMAN و DC-KNN عملکرد بهتری از خود نشان داده است.

در این مقاله، برای گردآوری اطلاعات RSS از یک سیستم هوشمند جدید به نام WinSMS استفاده شده است که توانایی دریافت بسته‌های داده در بستر Wi-Fi و استخراج RSS و مک آدرس‌های APها و MDها در سیستم مکان‌یابی داخل ساختمان مبتنی بر اثرانگشت را دارد. همچنین در این مقاله، برای ساخت نقشه رادیویی به جای استفاده از مقدار میانگین نمونه‌های خام RSS، از فیلتر کالمن استفاده شده است. ساختار نقشه رادیویی با روش خوشه‌بندی لایه برخط به‌روزرسانی شده است و تنها از RPهایی با بیشترین وزن برای

مراجع

- [1] Petersen, D., Steele, J., Wilkerson, J., "WattBot: A Residential Electricity Monitoring and Feedback System", in Proc. 27th Int. Conf. Extended Abstracts Human Factors Comput. Syst., pp. 2847–2852, 2009.
- [۲] خداکرمی، جمال؛ قبادی، پریسا، «بهبودسازی مصرف انرژی در یک ساختمان اداری مجهز به سیستم مدیریت هوشمند»، نشریه مهندسی و مدیریت انرژی، جلد ۶، شماره ۲، صفحه ۱۲–۲۳، ۱۳۹۵.
- [3] Sithole, G., Zlatanova, S., "Position, Location, Place and Area: An Indoor Perspective", In Proceedings of the ISPRS Annals of Photogrammetry Remote Sensing & Spatial Information Sciences, Prague, Czech Republic, pp. 89–96, 2016.
- [4] Hazas, M., Friday, A., Scott, J., "Look Back Before Leaping Forward: Four Decades of Domestic Energy Inquiry", IEEE Pervasive Comput., Vol. 10, No. 1, pp. 13–19, Jan./Mar. 2011.
- [5] Pargfrieder, J., Jorgl, H. P., "An Integrated Control System for Optimizing the Energy Consumption and User Comfort in Buildings", in Proc. IEEE Int. Symp. Comput. Aided Control Syst. Design, pp. 127–132, Sep. 2002.

- [6] Dounis, A. I., Carascos, C., "Advanced Control Systems Engineering for Energy and Comfort Management in a Building Environment— A Review", *Renew. Sustain. Energy Rev.*, Vol. 13, No. 6–7, pp. 1246–1261, 2009.
- [7] Jones, A., "The future of EU research: The innovation Union and European Innovation Partnerships", *Res. Support Blog, Univ. Lincoln, Brayford Pool, Lincoln, U.K.*, Tech. Rep. LN6 7TS, 2011.
- [8] Atzori, L., Iera, A., Morabito, G., "The Internet of Things: A Survey", *Comput. Netw.*, Vol. 54, No. 15, pp. 2787–2805, 2010.
- [9] Zhang, L., Valaee, S., Zhang, L., Xu, Y., Ma, L., "Signal Propagation-Based Outlier Reduction Technique (SPORT) for Crowdsourcing in Indoor Localization Using Fingerprints", *IEEE 26th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, pp. 2008–2013, 2015.
- [10] Feng, C., Valaee, S., Tan, Z., "Localization of Wireless Sensors Using Compressive Sensing for Manifold Learning", *IEEE 20th International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications*, pp. 2715–2719, 2009.
- [11] Gu, Y., Lo, A., Niemegeers, I., "A Survey of Indoor Positioning Systems for Wireless Personal Networks", in *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol. 11, No. 1, pp. 13–32, First Quarter 2009.
- [12] Feng, C., Au, W. S. A., Valaee, S., Tan, Z., "Received-Signal-Strength Based Indoor Positioning Using Compressive Sensing", in *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol. 11, No. 12, pp. 1983–1993, Dec. 2012.
- [13] Harle, R., "A Survey of Indoor Inertial Positioning Systems for Pedestrians", in *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol. 15, No. 3, pp. 1281–1293, Third Quarter 2013.
- [14] Zegeye, W. K., Amsalu, S. B., Astatke, Y., Moazzami, F., "WiFi RSS Fingerprinting Indoor Localization for Mobile Devices", *IEEE 7th Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON)*, pp. 1–6, 2016.
- [15] Bahl, P., Padmanabhan, V. N., "RADAR: An In-Building RF-Based User Location and Tracking System", *Proceedings IEEE INFOCOM 2000. Conference on Computer Communications. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (Cat. No.00CH37064)*, Vol. 2, pp. 775–784, 2000.
- [16] Battiti, R., Thang Le, N., Villani, A., "Location Aware Computing: A Neural Network Model for Determining Location in Wireless LANs", *University of Trento*, 2002.
- [17] Ahmad, U., Gavrilo, A., Nasir, U., Iqbal, M., Cho, S. J., Lee, S., "In-Building Localization Using Neural Networks", *IEEE International Conference on Engineering of Intelligent Systems*, pp. 1–6, 2006.
- [18] Xia, S., "Indoor Fingerprint Positioning Based on Wi-Fi: An Overview", *ISPRS Int*, 2017.
- [19] Zou, H., Jin, M., Jiang, H., Xie, L., Spanos, C. J., "WinIPS: WiFi-Based Non-Intrusive Indoor Positioning System With Online Radio Map Construction and Adaptation", in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 16, No. 12, pp. 8118–8130, Dec. 2017.
- [20] Yen, L., Yan, C. H., Renu, S., Belay, A., Lin, H. P., Ye, Y. S., "A modified WKNN Indoor Wi-Fi Localization Method with Differential Coordinates", *International Conference on Applied System Innovation (ICASI)*, pp. 1822–1824, 2017.
- [21] Kumar, R. K., Apte, V., Powar, Y. A., "Improving the Accuracy of Wireless Lan Based Location Determination Systems Using Kalman Filter and Multiple Observers", *IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, pp. 463–468, 2006.
- [22] Khalajmehrabadi, A., Gatsis, N., Akopian, D., "Indoor WLAN Localization Using Group Sparsity Optimization Technique", *IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, pp. 584–588, 2016.
- [23] Kushki, A., Plataniotis, K. N., Venetsanopoulos, A. N., "Kernel-Based Positioning in Wireless Local Area Networks", in *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol. 6, No. 6, pp. 689–705, June 2007.
- [24] Yang, L., Chen, H., Cui, Q., Fu, X., Zhang, Y., "Probabilistic-KNN: A Novel Algorithm for Passive Indoor-Localization Scenario", *IEEE 81st Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, pp. 1–5, 2015.
- [25] Ge, X., Qu, Z., "Optimization Wi-Fi Indoor Positioning KNN Algorithm Location-Based Fingerprint", *7th IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS)*, pp. 135–137, 2016.
- [26] Gholoobi, A., Stavrou, S., "RSS Based Localization Using a New WKNN Approach", *7th International Conference on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks*, pp. 27–30, 2015.
- [27] Xie, Y., Wang, Y., Nallanathan, A., Wang, L., "An Improved K-Nearest-Neighbor Indoor Localization Method Based on Spearman Distance", in *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 23, No. 3, pp. 351–355, March 2016.