

ارزیابی روش‌های تعیین موقعیت داخل ساختمان مبتنی بر زیرساخت و مستقل از زیرساخت با تأکید بر پیمایش پیاده

اسماعیل سعادت زاده^۱، علیرضا چهرقان^{۲*}، رحیم علی عباسپور^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد سیستم‌های اطلاعات مکانی - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
es.saadatzaheh@ut.ac.ir

^۲ استادیار دانشکده مهندسی معدن - دانشگاه صنعتی سهند
chehregan@sut.ac.ir

^۳ استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
abaspour@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت دی ۱۳۹۷، تاریخ تصویب بهمن ۱۳۹۸)

چکیده

با توجه به گسترش فعالیت‌های افراد در داخل ساختمان‌های پیچیده نظیر اداره‌ها، بیمارستان‌ها و فروشگاه‌های بزرگ، تعیین موقعیت و هدایت افراد در داخل ساختمان از جمله موضوعات ضروری و مهم مورد بحث و چالش برانگیز در خدمات مکان مینا می‌باشد. روش‌های مختلفی برای تعیین موقعیت در داخل ساختمان وجود دارد. اینکه از چه روش یا روش‌هایی (تلفیق چندین روش تعیین موقعیت) برای تعیین موقعیت داخل ساختمان استفاده شود به عوامل مختلفی مانند هزینه، دقت و صحت، مستقل یا وابسته بودن سیستم به زیرساخت، امنیت و مقیاس‌پذیری سیستم بستگی دارد. در این مقاله سعی شده است با تمرکز بر زیرساخت‌های مورد نیاز جهت تعیین موقعیت افراد بررسی دقیق و جامعی از مطالعات پیشین صورت پذیرد. همچنین در ادامه با تمرکز بر روش تعیین موقعیت Pedestrian Dead Reckoning (PDR) با استفاده از حسگرهای گوشی‌های هوشمند بعنوان روشی مستقل از زیرساخت، جنبه‌های مختلف تأثیرگذار بر دقت و روند تعیین موقعیت آن مورد بررسی قرار می‌گیرد. معیارهای تأثیرگذار مورد بررسی شامل استفاده از انواع فیلتر حذف نویز و فیلتر تلفیقی، معیار الگوریتم طبقه‌بندی داده‌های حسگرها، معیار تعیین نقطه‌ی اولیه، استفاده از Landmarkها بعنوان نقاط چک و نقشه طرح برای تنظیم موقعیت تخمینی، معیار تشخیص و تخمین طول گام و معیار تخمین جهت کاربر با ادغام حسگرهای مختلف گوشی هوشمند می‌باشند. در پایان مزایا و معایب هر یک از روش‌های مبتنی و مستقل از زیرساخت با یکدیگر مقایسه و مورد ارزیابی قرار می‌گیرند.

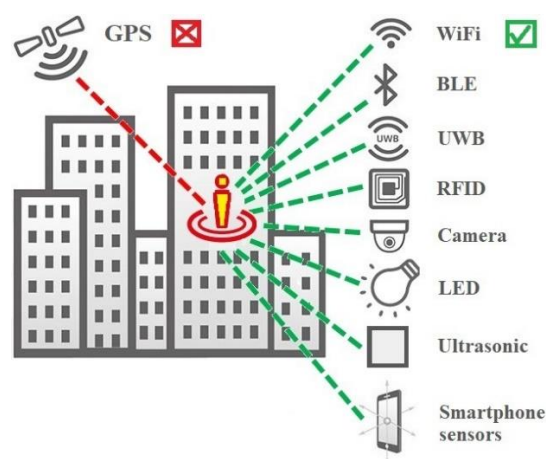
واژگان کلیدی: تعیین موقعیت داخل ساختمان، روش‌های تعیین موقعیت مبتنی بر زیرساخت و مستقل از زیرساخت، Pedestrian

Dead Reckoning، حسگرهای گوشی هوشمند

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

براساس گزارش آژانس حفاظت از محیط زیست آمریکا بیشتر شهروندان تقریباً ۸۰ درصد از وقت خود را در محیط‌های داخل ساختمان مانند بیمارستان‌ها و مراکز خرید بزرگ می‌گذرانند [۱]. بنابراین ایجاد یک سیستم تعیین موقعیت دقیق و قابل اعتماد با قابلیت کارکرد در فضای داخلی مهم است، تا نیازهای عمومی داخل ساختمان را برآورده سازد [۲]. با وجود چندین روش برای تعیین موقعیت داخلی، با توجه به شرایط این محیط و نیازمندی‌های کاربران هنوز چگونگی تعیین موقعیت دقیق و مؤثر یک فرد در داخل ساختمان مسئله چالش برانگیزی می‌باشد.



شکل ۱- روش‌های تعیین موقعیت داخل ساختمان (مبتنی بر مشتری و سرور)

تعیین موقعیت در فضای باز می‌تواند با استفاده از روش‌های مختلف سیستم‌های تعیین موقعیت مبتنی بر ماهواره مانند GPS^۱ یا استفاده از شبکه‌های مخابراتی انجام شود. اما بعلاوه مشکلاتی نظیر انسداد سیگنال‌های GPS در داخل ساختمان تعیین موقعیت با GPS در داخل ساختمان با مشکل مواجه شده و امکان استفاده از این روش در فضای داخلی ممکن نیست [۳].

مطابق شکل (۱) بطور کلی سیستم‌های تعیین موقعیت داخل ساختمان براساس نیاز به زیرساخت به دو دسته‌ی مبتنی بر زیرساخت و مستقل از زیرساخت تقسیم می‌شوند. روش‌های مبتنی بر زیرساخت مانند LED^۲ [۴]،

UWB^۳ [۵]، Ultrasonic [۶]، WLAN^۴ [۷-۹]، Bluetooth و RFID^۵ [۱۰، ۱۱] هستند، که به زیرساخت‌های نظیر شبکه اینترنت و اتصال بی‌سیم به نقاط دسترسی^۶ برای تعیین موقعیت نیاز دارند. روش‌های Laser-based [۱۲]، حسگرهای حرکتی [۱۳-۱۷] و Visual-based [۱۸] نیز بعنوان روش‌های مستقل از زیرساخت شناخته شده‌اند.

از جمله روش‌هایی که در سال‌های اخیر مورد توجه محققین بوده، استفاده از ظرفیت حسگرهای گوشی‌های هوشمند در تعیین موقعیت داخل ساختمان است. مقاله حاضر با تمرکز بر مسئله تعیین موقعیت در داخل ساختمان با استفاده از حسگرهای تعبیه شده در گوشی‌های هوشمند و روش تعیین موقعیت PDR روش‌های ارائه شده در مطالعات پیشین را با توجه به معیارهای تاثیرگذار بر دقت نهایی سیستم تعیین موقعیت ارزیابی می‌کند.

ساختار این تحقیق به شرح ذیل خواهد بود، در بخش ۲ روش‌های مختلف تعیین موقعیت مبتنی بر زیرساخت در داخل ساختمان عنوان شده است. بخش ۳ روش‌های تعیین موقعیت داخلی مستقل از زیرساخت را شرح می‌دهد. در نهایت در بخش ۴ نتیجه‌گیری و بحث بیان می‌شوند.

۲- روش‌های مبتنی بر زیرساخت

این نوع سیستم تعیین موقعیت به نصب زیرساخت‌های اولیه برای تعیین موقعیت داخل ساختمان نیاز دارند. نصب زیرساخت با اینکه معمولاً هزینه‌بر است، اما دقت تعیین موقعیت خوبی را نتیجه می‌دهد. تعدادی از روش‌های پرکاربرد این نوع سیستم مطابق شکل (۲) می‌تواند براساس نوع امواج دسته‌بندی شود.



شکل ۲- روش‌های تعیین موقعیت داخل ساختمان مبتنی بر زیرساخت

^۳ Ultra Wide Band

^۴ Wireless Local Area Network

^۵ Radio-Frequency Identification

^۶ Access points

^۱ Global Positioning System

^۲ Light Emitting Diodes

۱-۲- تعیین موقعیت بر مبنای LED

ارتباط نوری مرئی (VLC^۱) با استفاده از دستگاه‌های روشنایی مانند دیودهای ساطع‌کننده‌ی نور (LED) در شبکه‌های بی‌سیم ناهمگن که می‌توانند با شبکه‌های بی‌سیم فرکانس رادیویی (RF) همکاری کنند، کاندیدای امیدوارکننده‌ای محسوب می‌شود [۴].

LED از ویژگی‌های مهم بسیاری برخوردار است. پهنای باند بالا برای انتقال داده بی‌سیم امن و پر سرعت دارد. برخلاف سایر فناوری‌های تعیین موقعیت سیگنال‌های بی‌سیم موجود، سیستم‌های VLC در اتاق‌های مختلف مستقل و با یکدیگر تداخل ندارند، زیرا نور نمی‌تواند در موانع مات نفوذ کند، که امکان برقراری ارتباط بی‌سیم امن‌تر را فراهم می‌آورد [۱۹]. LEDها همچنین انرژی کمی مصرف می‌کند (فناوری Green). LEDها قابل اطمینان و ردیاب‌های عکس هزینه کمتر از ۱ دلار دارند و مقرون به صرفه هستند [۲۰]. در کنار مزیت عمر طولانی و بهره‌وری انرژی، هزینه‌های نگهداری نیز کم است.

سیستم‌های تعیین موقعیت با استفاده از LEDها (خطای تعیین موقعیت ۰/۱-۰/۳۵ متر) در مقایسه با WiFi (دقت ۱-۱۵ متر)، بلوتوث (۳-۱ متر) و فناوری‌های دیگر دقیق‌تر هستند [۲۰]. شکل (۳) نمونه‌ای از یک سیستم تعیین موقعیت مبتنی بر LED را نمایش می‌دهد.



شکل ۳- معماری کلی سیستم تعیین موقعیت مبتنی بر LED

در مقاله [۴] بررسی دقیقی از سیستم‌های تعیین موقعیت LED ارائه و کل سیستم بصورت گام به گام بررسی شده است. بسیاری از حالات برنامه برای نشان دادن الزامات و امکان محلی‌سازی داخلی با استفاده از LEDها ذکر شده است. ویژگی‌های اصلی سیستم‌های تعیین موقعیت LED، از جمله مدل Channel،

Multipath، Noise، FOV، Multiplexing Protocols و انواع خطاها مورد بحث قرار گرفته است. در این مقاله همچنین الگوریتم‌های تعیین موقعیت LED (RSS^۲، TOA^۳/TDOA^۴ و AOA^۵) که در تحقیقات قبلی استفاده شده‌اند مورد بحث قرار گرفته‌اند.

۲-۲- تعیین موقعیت بر مبنای UWB

ردیابی و تعیین موقعیت در محیط‌های صنعتی اغلب به تعیین موقعیت دقیق نیاز دارند. برای این منظور راه‌حل فناوری رادیویی با برد کوتاه UWB با دقت بهتر از ۳۰ سانتی‌متر ارائه می‌شود. زمان تاخیر بسیار کم با درخواست موقعیت حداکثر ۱۰۰ بار در ثانیه را داراست. در مقایسه با BLE^۶ و WiFi تعیین موقعیت با روش زمان انتقال/پرواز (TOF^۷) بجای اندازه‌گیری قدرت سیگنال انجام می‌شود. برای تعیین موقعیت دقیق یک شیء حداقل ۳ گیرنده لازم می‌باشد. همچنین باید بین گیرنده و فرستنده خط دید مستقیم وجود داشته باشد. این یک سیستم تعیین موقعیت مبتنی بر سرور می‌باشد و برای بصری‌سازی اطلاعات تعیین موقعیت برای Client از کابل‌های USB یا بلوتوث استفاده می‌شود [۲۱]. مقاله [۵] با هدف بهبود الگوریتم تعیین موقعیت TOA سنتی، با استفاده از یک فیلتر کالمن دقت تعیین موقعیت را در فضای ۳ بعدی به حدود ۵-۱۰ cm بهبود می‌دهد. از معایب این سیستم می‌توان به هزینه‌بر بودن زیرساخت و طول عمر کمتر باتری اشاره کرد.

۳-۲- تعیین موقعیت بر مبنای RFID

تعیین موقعیت بر مبنای RFID، ردیابی را براساس تشخیص فرکانس رادیویی سیگنال‌های برچسب‌های RFID انجام می‌دهد. در واقع از امواج رادیویی برای انتقال بی‌سیم شناسه و سایر مشخصات یک شیء یا افراد استفاده می‌کند. از آنجا که RFID محدوده‌ی برد کمتر از یک متر را ارائه می‌دهد، برای محلی‌سازی کامل مناسب نیست، بلکه برای شناسایی شیء انتخابی مناسب است. این باعث می‌شود که

^۲ Received Signal Strength

^۳ Time of Arrival

^۴ Time of Differential Arrival

^۵ Angle of Arrival

^۶ Bluetooth Low Energy

^۷ Time of Flight

^۱ Visible Light Communication

محلی‌سازی از طریق RFID منحصر برای ردیابی در محیط‌های صنعتی مناسب باشد. این سیستم دارای دقت بالا (کمتر از ۱۰ سانتی‌متر) و مصونیت از تداخلات بوده و هیچ نیازی به باتری ندارد. نصب برچسب‌های مربوطه نیاز به برنامه‌ریزی دقیق و هزینه‌ی بالا دارد [۲۱].

از جمله روش‌های محاسبه موقعیت بکار رفته در این روش می‌توان به پژوهش Silva و همکاران [۲۲] اشاره داشت که تعیین موقعیت را با استفاده از قدرت سیگنال دریافتی و زاویه سیگنال RFID و روش محاسبه‌ی موقعیت Proximity انجام می‌دهد. در تحقیق دیگری Fu و همکاران [۲۳] محدوده موقعیت را براساس روش تقاطع دایره‌ای قدرت سیگنال‌های دریافتی بدست آوردند. شکل (۴) ترکیبی از سیستم‌های تعیین موقعیت RFID و UWB برای شناسایی یک هدف در محیط صنعتی را نشان می‌دهد.

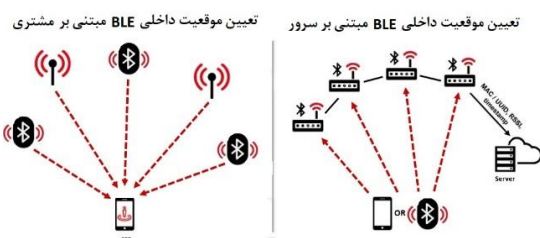


شکل ۴- تعیین موقعیت داخل ساختمان با استفاده از ترکیب روش‌های RFID و UWB

۲-۴- تعیین موقعیت بر مبنای Bluetooth

در این روش Beacon‌ها از طریق بلوتوث قادر به تعیین موقعیت با روش Proximity هستند. جهت تعیین موقعیت بایستی حداقل سه عدد Beacon در فضای سرپوشیده نصب شود. نصب Beacon‌ها ساده و بسیار انعطاف‌پذیر است. تکنولوژی BLE عملکرد باتری را طی ۲ تا ۸ سال بدون نیاز به منبع خارجی امکان‌پذیر می‌کند. Beacon همچنین می‌تواند به منبع تغذیه (مانند Lighting) متصل شود [۲۱]. اگر اطلاعات تعیین موقعیت بصورت مستقیم روی دستگاه‌های موبایل نمایش داده شوند، گوشی هوشمند سیگنال‌های بلوتوث را از Beacon‌های نصب شده در ساختمان دریافت می‌کند و از اندازه‌گیری قدرت سیگنال برای محلی‌سازی استفاده می‌کند. دقت یک روش مبتنی بر مشتری ۱-۳ متر و

دامنه‌ی آن می‌تواند تا ۳۰ متر (بستگی به موقعیت و تعداد Beacon‌های نصب شده دارد) باشد. درباره‌ی تعیین موقعیت مبتنی بر سرور Beacon‌های متصل به دارای سیگنال‌هایی را به Locator Nodes که در ساختمان نصب شده‌اند می‌فرستد و Locator Nodes داده‌های حاصل را پردازش و از طریق (مثلا WiFi) به سیستم عامل ارسال می‌کند. در نهایت موقعیت در نقشه نمایش و تجزیه و تحلیل می‌شوند. دقت روش تخمین موقعیت مبتنی بر سرور کمتر از ۸ متر بوده و دامنه‌ی آن حداکثر ۷۵ متر است [۲۱]. شکل (۵) تعیین موقعیت داخل ساختمان مبتنی بر Client و Server روش BLE را نشان می‌دهد. در این سیستم همچنین نیازی به خط دید مستقیم بین گیرنده و فرستنده نیست [۲۴]. مهم‌ترین عیب این سیستم پوشش محدود و نیاز به Beacon بیشتر برای تعیین موقعیت دقیق‌تر است که هزینه را بالا می‌برد [۲۴]. از تحقیقات در این زمینه می‌توان به تحقیق Yohan و همکاران [۲۵] اشاره کرد. در این تحقیق با استفاده از گوشی‌های هوشمند و فناوری BLE، دستگاه‌های فعال در یک فاصله‌ی محدود برای شناسایی موقعیت مشتری و فرآیند پرداخت حساب تشخیص داده می‌شوند.



شکل ۵- تعیین موقعیت داخل ساختمان مبتنی بر Client و Server روش BLE

۲-۵- تعیین موقعیت بر مبنای Ultrasonic

این روش موقعیت را براساس زمان رسیدن سیگنال (TOA) و اختلاف زمان دریافت سیگنال (TODA) محاسبه می‌کند [۲۴]. یکی از مزیت‌های مهم این روش تداخل نداشتن با امواج الکترومغناطیسی است. در این روش ممکن است که سیگنال‌ها دچار خطای چند مسیری^۱ شوند و در نتیجه سیگنال‌های کاذب زیاد باشند [۲۴]. دقت تعیین موقعیت مطلق در این روش حدود ۱ تا

^۱ Multi-path error

می‌شود. قرائت‌های RSS به آسانی با گوشی‌های هوشمند تحت زیرساخت‌های قابل دسترس فراگیر WiFi جمع‌آوری می‌شوند. روش مورد استفاده برای محلی‌سازی WiFi معماری مبتنی بر Fingerprinting است [۳۱، ۳۲]. اطلاعات RSS از Access Point های روی نقاط مرجع تعیین شده برای ساخت یک پایگاه داده به نام Radio Map در طی مرحله Offline جمع‌آوری می‌شوند و آن را با RSS جمع‌آوری شده در زمان واقعی تطابق می‌دهند تا موقعیت در مرحله Online بدست آید [۳۱، ۳۲].

در حالت کلی دو روش اصلی برای بهبود دقت تعیین موقعیت و Real Time بودن در روش WiFi وجود دارد. اولی بهبود الگوریتم تعیین موقعیت که کار سختی است [۳۳] و دومی افزایش تراکم داده‌ها و نحوه طبقه‌بندی آن‌ها می‌باشد [۳۴]. بنابراین تحقیقات انجام‌شده در این زمینه را می‌توان در دو معیار الگوریتم تعیین موقعیت و الگوریتم طبقه‌بندی داده‌ها بررسی کرد.

در تحقیق [۲۸] برای غلبه بر مشکلات تعیین موقعیت WiFi با روش Fingerprinting [۳۵، ۳۶] مانند، آموزش مجدد در یک محیط جدید، محدودیت منبع برای جمع‌آوری داده، الگوریتم WPL^۳ پیشنهاد می‌شود. این کار برای پیاده‌سازی بهنگام سیستم بسیار مناسب است. در این الگوریتم فرض می‌شود که RSS روتر^۴ i در زمان t بوده که براساس مدل انتشار سیگنال طبق معادله (۱) محاسبه می‌گردد [۳۷].

$$S_t^i = PL_0 + 10\alpha \log(d_t^i) \quad (1)$$

که در آن PL_0 عامل Reference Path Loss، α توان Path Loss و d_t^i فاصله بین روتر i و دستگاه در زمان t است. برای محاسبه موقعیت فرض می‌شود که N تعداد روتر و فاصله بین روترها و دستگاه در بردار $\{d_t^1, d_t^2, \dots, d_t^N\}$ در زمان t بیان می‌شود. سپس موقعیت دستگاه طبق معادله (۲) براساس وزن w_t^i هر روتر محاسبه می‌شود.

$$(x, y) = \sum_{i=1}^N w_t^i (x_i, y_i), \quad w_t^i = \frac{\frac{1}{d_t^i}}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{d_t^i}} \quad (2)$$

^۳ Weighted Path Loss
^۴ Router

۵ سانتی‌متر می‌باشد [۲۴]. در تحقیق Diaz و همکاران [۲۶] از روش TODA برای تعیین موقعیت فعلی کاربر و نمایش آن بر روی گوشی هوشمند استفاده شده است.

۲-۶- تعیین موقعیت بر مبنای WLAN

یکی از کاربردهای WLAN ها یا شبکه‌ی محلی بی سیم که معروف‌ترین انواع آن‌ها WiFi ها هستند، تخمین محل دستگاه تلفن همراه در شبکه‌ی خود است. لازم بذکر است که دستگاه‌های IOS تعیین موقعیت روش WiFi مبتنی بر کاربر یا Client را پشتیبانی نمی‌کند [۲۱]. روش‌های TOA و TODA بطور کمتری در WLAN رایج‌اند و دلیل آن پیچیدگی و دیرکرد اندازه‌گیری زمان می‌باشد. هر نقطه‌ی دسترسی WiFi داده‌های خاصی را منتقل می‌کنند. مطابق شکل (۶) براساس RSSI و MAC^۱ آدرس دستگاه می‌توان یک برنامه‌ی کاربردی تعیین موقعیت مبتنی بر مشتری را ایجاد کرد. دقت WiFi برای تعیین موقعیت داخل ساختمان بطور معمول ۵-۱۵ متر است. این دقت به موانع دیوارها، سقف‌ها، افراد و همچنین تعداد و موقعیت نقاط دسترسی نصبی بستگی دارد. استفاده از حسگرهای تلفن هوشمند می‌تواند نتایج را برای این روش بهبود دهد [۲۱]. بدلیل پرکاربرد بودن این روش تعیین موقعیت و فراگیر بودن WiFi در ادامه به بررسی چند نمونه از تحقیقات پیشین در این زمینه می‌پردازیم.



شکل ۶- تعیین موقعیت داخل ساختمان مبتنی بر WiFi

از مطالعات انجام‌شده با استفاده از این روش می‌توان به مطالعات [۲۷-۳۰] اشاره کرد. سیستم تعیین موقعیت WiFi با استفاده از RSS^۲ بدلیل مقرون بصرفه بودن بعنوان محبوب‌ترین روش محلی‌سازی داخلی حساب

^۱ Media Access Control
^۲ Received Signal Strength

که در آن (x_i, y_i) موقعیت دستگاه حاصل از روتر i است [۲۸]. در این حالت زمانی که محیط تغییر می‌کند این الگوریتم تنها نیاز به تنظیم دو پارامتر PL_0 و α در معادله (۱) دارد و نیازی به جمع‌آوری دستی مجموعه‌ای بزرگ از داده‌های آموزشی و تکنیک یادگیری ماشینی ندارد [۲۸].

در تحقیق [۲۹] بجای ساخت مدل تصادفی برای توصیف روابط RSS-Location از تخمین چگالی کرنلی^۱ استفاده می‌شود که مدل اندازه‌گیری RSS-Location را توسعه می‌دهد. مدل توسعه یافته بطور تطبیقی آمار نویز تعیین موقعیت WiFi را اندازه‌گیری می‌کند. همچنین هزینه محاسباتی با منحصربفرد کردن RSS-Location به مجاورت مکان تخمین زده شده در گام قبلی کاربر نسبتاً کاهش می‌یابد. تعداد نقاط مرجع در تعیین موقعیت WiFi به منطقه‌ای دایره‌ای با مرکز تخمین موقعیت گام قبلی و شعاع طول گام فعلی محدود می‌شوند.

همانطور که می‌دانیم افزایش تراکم داده عملکرد بهنگام بودن سیستم را کاهش می‌دهد، زیرا زمان تطبیق Fingerprinting بیشتر می‌شود. چه براساس تعیین موقعیت با روش درون‌یابی مستقیم [۳۸] یا تعیین موقعیت با روش توزیع احتمال [۳۹] طبقه‌بندی پایگاه داده Fingerprinting [۴۰] یک راه حل خوب برای کنترل مقیاس جستجوی نقاط نمونه است. الگوریتم K-means (خوشه‌بندی از نوع قطعه‌بندی) WiFi Fingerprinting نقاط نمونه را در چند گروه براساس فاصله سیگنال بین هر دو نقطه نمونه طبق معادله (۳) و معادله (۴) افزاز می‌کند [۲۷].

$$SD(l_i, l_j) = \|v_i, v_j\| = \sum_{k=1}^n \sqrt{(v_{i,k} - v_{j,k})^2} \quad (۳)$$

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{l \in C_i} \|l - c_i\| \quad (۴)$$

که در آن c_i مقدار میانگین خوشه‌ی C_i است. براساس نتایج در معادله (۳) و معادله (۴) محیط داخلی به وضوح بر نتیجه خوشه‌بندی اثر می‌گذارد و مرز محیط‌های داخلی مختلف وابسته به مرزهای خوشه‌بندی است. نتایج

نشان می‌دهند که الگوریتم خوشه‌بندی وسعت جستجوی موقعیت را محدود می‌کند و خطای تعیین موقعیت ناشی از ناپایداری سیگنال WiFi را کاهش می‌دهد [۲۷].

مقاله [۲۷] از الگوریتم تعیین موقعیت K-nearest-neighbor (KNN) WiFi Fingerprinting در فضای سیگنال استفاده می‌کند [۷]. این الگوریتم شباهت $Length_i$ را برای هر نقطه نمونه در پایگاه داده Fingerprinting براساس معادله (۵) محاسبه می‌کند.

$$V = [v_1, v_2, \dots, v_n], v_1 (1 \leq i \leq n) \\ Length_i = \|V, v_i\| = \sum_{k=1}^n \sqrt{(v_k - v_{i,k})^2} \quad (۵)$$

تمام مقادیر $Length$ بصورت صعودی مرتب و مختصات $Length$ کمینه k انتخاب می‌شود تا بردار P را شکل دهد. نتیجه نهایی بصورت معادله (۶) می‌شود.

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}, (1 \leq i \leq k) \\ p_i = (x_i, y_i), P = \sum_{j=1}^k w_j p_j \quad (۶)$$

که در آن w_j وزن مختصات z است [۲۷]. با توجه به اینکه معمولاً کاربران گوشی‌های خود را روبه‌روی خودشان حمل می‌کنند. بدلیل خاصیت انسداد بدن انسان بخاطر وجود آب در بدن کاربر سیگنال‌های WiFi مسدود می‌شوند و عملکرد سیستم کاهش می‌یابد [۳۰]. در این راستا در مقاله [۳۰] از قطب‌نمای دیجیتالی برای تشخیص جهت‌گیری کاربر استفاده و براساس این اطلاعات تنها Fingerprinting‌هایی که جهت‌گیری مشابه با جهت‌گیری در مرحله Offline دارند برای تعیین موقعیت استفاده می‌شوند. در این حالت الگوریتم تعیین موقعیت احتمالی تنها از این زیرمجموعه داده Fingerprinting برای تعیین موقعیت استفاده می‌کند [۳۰]. در حالت کلی برای هر نقطه مرجع اغلب بیش از یک کاندیدای مناسب نقاط مرجع وجود دارد و اگر کاربر در بین این نقاط قرار گرفته باشد، میانگین نقاط مرجع محیط با احتمال زیاد در نظر گرفته می‌شوند [۳۰]. جدول (۱) مطالعات پیشین را از منظر ۲ معیار تأثیرگذار بر دقت روش تعیین موقعیت WiFi، یعنی الگوریتم تخمین موقعیت و خوشه‌بندی دسته‌بندی می‌کند.

^۱ Kernel Density Estimation

۳-۲- تعیین موقعیت Visual-based

این روش براساس سازمان‌دهی الگوی تصاویر در پایگاه داده‌ای از تصاویر عمل می‌کند. دقت تعیین موقعیت مطلق آن ۱ الی ۱۰ سانتی‌متر با هزینه نسبتاً کم است [۲۴]. این روش نیاز به خط دید داشته و گاهی همراه‌کننده نیز می‌باشد [۲۴]. در تحقیق Yan و همکاران [۴۲] از دوربین‌های ثابت بعنوان مؤلفه‌ی ردیابی بصری کمکی استفاده شد. Moller و همکاران [۴۳] یک سیستم ناوبری داخل ساختمان مبتنی بر دید طراحی و از رابط ترکیبی از مؤلفه‌های واقعیت مجازی^۱ و واقعیت افزوده^۲ برای تضمین دقت تعیین موقعیت استفاده کردند.

۳-۳- تعیین موقعیت بر مبنای PDR

در این بخش ابتدا روش تعیین موقعیت PDR به اختصار تشریح می‌گردد. سپس توضیح مختصری درباره ی حسگرهای پرکاربرد گوشی هوشمند در تعیین موقعیت ارائه می‌گردد. در ادامه معیارهای تأثیرگذار بر دقت تعیین موقعیت با حسگرهای گوشی هوشمند بررسی می‌شوند.

۳-۳-۱- روش تعیین موقعیت PDR

روش تعیین موقعیت PDR یعنی محاسبه موقعیت فعلی براساس موقعیت قبلی معلوم و بردار سرعت معلوم فعلی است. در این مقاله موقعیت فعلی، موقعیت قبلی، جهت کاربر (یا بردار سرعت کاربر) بترتیب همان موقعیت فعلی گام کاربر، موقعیت قبلی گام کاربر و جهت‌گیری کاربر می‌باشند. بطور کلی روش PDR را می‌توان در معادله (۷) خلاصه کرد.

$$\begin{cases} X_{k+1} = X_k + L_{k,k+1} \cdot \cos(\psi_{k,k+1}) \\ Y_{k+1} = Y_k + L_{k,k+1} \cdot \sin(\psi_{k,k+1}) \end{cases} \quad (7)$$

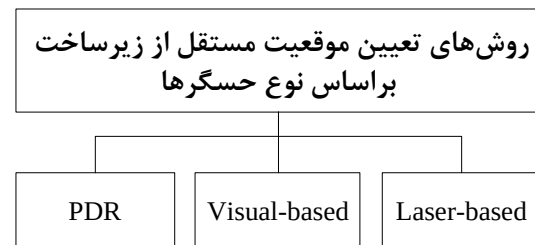
که در آن X و Y مختصات گام کاربر، L طول گام، ψ زاویه‌ی جهت کاربر در یک فاصله‌ی گام‌زنی و k معرف Index گام‌ها می‌باشد.

جدول ۱- دسته‌بندی مطالعات پیشین برای روش تعیین موقعیت

WiFi		
الگوریتم تخمین موقعیت	الگوریتم WPL	[۲۸]
	تخمین چگالی کرنلی	[۲۹]
	نزدیک‌ترین همسایه	[۲۷]
الگوریتم خوشه‌بندی	الگوریتم احتمالی	[۳۰]
	K-means	[۲۷]
	فیلتر فضایی	[۳۰، ۲۹، ۲۷]

۳- روش‌های مستقل از زیرساخت

بعضی شرایط خاص همانند آتش‌سوزی یا قطع برق باعث ناتوانی زیرساخت‌ها در کمک به تعیین موقعیت داخلی می‌شود. یکی دیگر از مشکلات روش‌های مبتنی بر زیرساخت این است که این روش‌ها معمولاً نیاز به جمع‌آوری داده‌های آموزشی دارند که این مسئله باعث کاهش کارایی این روش‌ها در مکان‌های مختلف برای کاربران می‌شود. از اینرو روش‌های مبتنی بر زیرساخت را نمی‌توان در مکان‌هایی که امکان گسترش زیرساخت نیست بکار برد. با توجه به مطالعات پیشین روش‌های مستقل از زیرساخت مطابق شکل (۷) براساس نوع حسگرهای استفاده شده به سه دسته تقسیم می‌شوند.



شکل ۷- روش‌های تعیین موقعیت داخل ساختمان مستقل از زیرساخت

۳-۱- تعیین موقعیت Laser-based

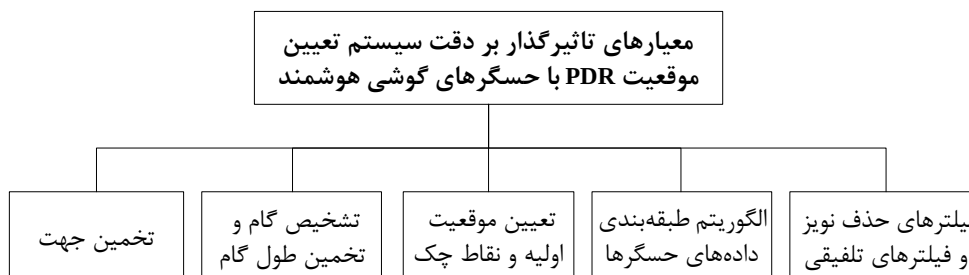
این روش براساس اندازه‌گیری تغییر فاز سیگنال لیزر کار می‌کند. دقت تعیین موقعیت نسبی آن حدود ۱ سانتی‌متر است [۲۴]. از مزیت‌های این نوع سیستم می‌توان به دقت بالا و هزینه کم اشاره کرد. مهم‌ترین معایب آن نیز نیاز به خط دید و پوشش محدود و کاهش دقت در شرایط محیطی بد مانند دود است [۲۴]. Tang و همکاران در [۱۲] به‌نگام بودن سیستم تعیین موقعیت با تلفن همراه را با استفاده از لیزر و الگوریتم حداکثر احتمال بهبود دادند.

^۱ Virtual Reality

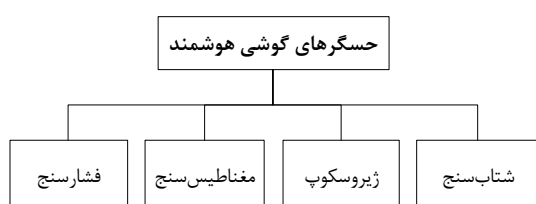
^۲ Augmented Reality

با توجه به معادله‌ی (۷) سیستم Dead Reckoning باعث انباشتگی خطای Drift در طول فاصله پیاپی می‌شود. خطای Dead Reckoning عمدتاً ناشی از خطای تصادفی حسگرهای مختلف است. از اینرو دقت و قابلیت

اطمینان تعیین موقعیت سیستم را می‌توان بطور مؤثری با روش‌های تخمین بهینه بهبود داد. بر همین اساس معیارهای تأثیرگذار بر دقت روش PDR در مطالعات پیشین را می‌توان مطابق شکل (۸) تقسیم‌بندی کرد.



شکل ۸- معیارهای تأثیرگذار بر دقت سیستم تعیین موقعیت PDR



شکل ۹- انواع حسگرهای گوشی هوشمند در مطالعات پیشین

۳-۲-۳- حسگرهای گوشی هوشمند

با پیشرفت گوشی‌های هوشمند حسگرهای مختلفی روزبه‌روز به آن‌ها اضافه می‌شوند. این گوشی‌ها با توجه به محبوبیت خود در بین مردم، شکل و اندازه‌ی فیزیکی کوچک، وزن سبک و قابلیت حمل آسان می‌توانند بعنوان یک Platform ایده‌آل برای بکارگیری در برنامه‌های تعیین موقعیت داخل ساختمان مبتنی بر مشتری استفاده شوند. اکثر تلفن‌های همراه هوشمند دارای حسگرهایی هستند که حرکت، جهت‌گیری و شرایط محیطی مختلف را اندازه‌گیری می‌کنند. این حسگرها قادر به ارائه داده‌های خام با دقت و صحت بالا هستند که برای تعیین جابه‌جایی یا موقعیت‌یابی ۳ بعدی دستگاه مفید هستند. بطور کلی حسگرهای گوشی‌های هوشمند را می‌توان به ۳ دسته کلی تقسیم کرد.

- حسگرهای حرکتی: این حسگرها نیروهای شتاب و نیروهای چرخشی را در طول سه محور سیستم مختصات دستگاهی گوشی اندازه‌گیری می‌کنند. این دسته شامل شتاب‌سنج، حسگر گرانش، ژيروسکوپ و حسگرهای بردار چرخشی است.

- حسگرهای محیطی: این حسگرها پارامترهای محیطی مختلفی نظیر دمای هوا و فشار، نور و رطوبت را اندازه‌گیری می‌کنند. این دسته شامل فشارسنج، نورسنج و دماسنج می‌باشد.

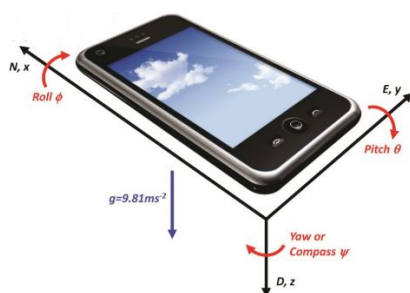
- حسگرهای موقعیت: این حسگرها موقعیت فیزیکی دستگاه را اندازه‌گیری می‌کنند. حسگرهای این دسته شامل حسگرهای جهت و مغناطیس‌سنج هستند. شکل (۹) انواع مختلفی از حسگرها را که در مطالعات پیشین مورد استفاده قرار گرفته‌اند نمایش می‌دهد.

۳-۲-۱- حسگر شتاب‌سنج

حسگر شتاب‌سنج^۱ برای اندازه‌گیری شتاب حرکتی گوشی با واحد اندازه‌گیری متر بر مجذور ثانیه یا g بکار می‌رود. این داده‌ها در امتداد عمود بر سطح زمین تحت تأثیر شتاب گرانش زمین به اندازه‌ی تقریبی ۹/۸ (در مناطق مختلف مقادیر متفاوتی دارد) قرار دارند. داده‌های شتاب‌سنج مطابق شکل (۱۰) در سه جهت محور x، محور y و محور z می‌باشند. اکثر شتاب‌سنج‌ها دارای محدوده قابل انتخابی از نیروها برای اندازه‌گیری هستند، محدوده می‌تواند از 1g تا $\pm 250g$ متغیر باشد. هر چقدر محدوده قرائت داده‌ها کوچک‌تر باشد شتاب‌سنج حساس‌تر و دقیق‌تر می‌شود [۴۴]. با توجه به مطالعات پیشین از مقادیر شتاب‌سنج می‌توان برای تشخیص حالات حرکتی و جهت‌گیری‌های گوشی هوشمند و شمارش گام و تخمین طول گام استفاده کرد. حسگرهای شتاب‌سنج دارای دقت‌های متفاوتی هستند و فرکانس نمونه‌برداری متفاوتی دارند. بنابراین دقت هر شتاب‌سنج در یک موبایل با نمونه دیگر متفاوت می‌باشد.

^۱ Accelerometer

و شمال مغناطیسی را میل مغناطیسی گویند. امروزه برای تعیین شمال حقیقی از حسگرهایی با قطب‌نمای پیشرفته مانند قطب‌نمای ژيروسکوپ استفاده می‌کنند. واحد اندازه‌گیری میدان مغناطیسی میکروتسلا (μT) می‌باشد. مشکل اصلی حسگر مغناطیس‌سنج در تعیین جهت این است که دقت آن تحت تأثیر عناصر مغناطیسی موجود در محیط (Soft Iron Biases) و ساختمان گوشی هوشمند (Hard Iron Biases) است [۴۴].



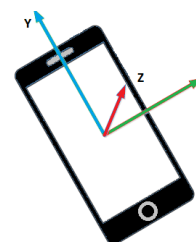
شکل ۱۲- حسگر مغناطیس‌سنج [۴۶]

۳-۲-۳-۴- حسگر فشارسنج

حسگر فشارسنج^۳ وظیفه سنجش فشار جو را بر عهده دارد. این حسگر می‌تواند میزان تغییر ارتفاع و فشار را نسبت به سطح دریا اندازه‌گیری و آن را برای نمایش دقیق‌تر وضعیت محیطی اطراف کاربر در کاربردهای مختلف استفاده کند. واحد اندازه‌گیری حسگر فشارسنج hPa (ارتفاع از سطح دریا در پاسکال) یا mbar (میلی بار) می‌باشد. معمولاً دقت اندازه‌گیری فشار حدود ۰/۱ میلی بار بوده و دقت نسبی و مطلق آن در تخمین ارتفاع حدودی به ترتیب ۰/۵ متر و ۸ تا ۱۲ متر می‌باشد. دقت اندازه‌گیری حسگر شتاب‌سنج به قدرت تعبیه شده در گوشی هوشمند و وضعیت محیط اطراف از لحاظ شرایط آب و هوایی بستگی دارد. از این حسگر می‌توان برای تشخیص سطح طبقه ساختمان استفاده کرد [۴۴].

۳-۳-۳- معیارهای تأثیرگذار بر دقت روش PDR

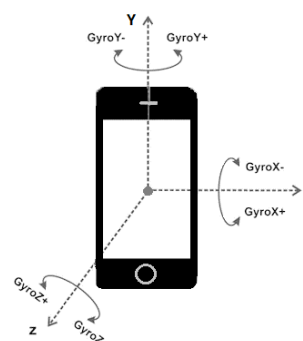
در این بخش معیارهای تأثیرگذار بر دقت روش PDR در مطالعات پیشین مطابق شکل (۸) بررسی می‌شوند. از اینرو در ابتدا پرکاربردترین فیلترهای مورد استفاده تشریح می‌گردند.



شکل ۱۰- سیستم مختصات دستگاهی گوشی هوشمند و محورهای متناظر شتاب [۲]

۳-۲-۳-۲- حسگر ژيروسکوپ

عملکرد حسگر ژيروسکوپ^۱ را می‌توان با حسگر شتاب‌سنج تقریباً یکسان دانست، زیرا هر دو آن‌ها چرخش و حرکت گوشی را تشخیص می‌دهند. البته با این تفاوت که ژيروسکوپ دقت بسیار بالایی دارد. شتاب‌سنج شتاب خطی حرکتی را اندازه‌گیری می‌کند، اما ژيروسکوپ مطابق شکل (۱۱) میزان چرخش زاویه‌ای گوشی را حول سه محور x, y, z با واحد رادیان بر ثانیه (rad/s) اندازه‌گیری می‌کند. در واقع هر تغییری در جهت‌گیری دستگاه توسط ژيروسکوپ اندازه‌گیری می‌شود. ژيروسکوپ می‌تواند با اعلام جهت دستگاه به شتاب‌سنج به این حسگر کمک کند. به عبارت دیگر ژيروسکوپ دقت شتاب‌سنج را به میزان زیادی افزایش می‌دهد [۴۴].



شکل ۱۱- تعیین میزان چرخش گوشی با حسگر ژيروسکوپ [۴۵]

۳-۲-۳-۳- حسگر مغناطیس‌سنج

مطابق شکل (۱۲) مغناطیس‌سنج^۲ وسیله‌ای برای تعیین جهت شمال مغناطیسی است. این حسگر با استفاده از میدان مغناطیسی زمین جهت قطب شمال را نشان می‌دهد که در حقیقت شمال مغناطیسی زمین است که با شمال حقیقی مقداری فاصله دارد. زاویه بین شمال حقیقی

^۳ Barometer

^۱ Gyroscope
^۲ Magnetometer

۳-۳-۱- فیلترهای حذف نویز

داده‌های مشاهداتی حسگرهای گوشی هوشمند معمولاً بصورت ذاتی همراه با نویزهای مختلف ناشی از خود حسگر یا عوامل خارجی هستند. مثلاً در داده‌های شتاب، شتاب گرانش زمین یک مؤلفه سیگنال با فرکانس پایین است که موجب انحراف $9/8$ متر بر مجذور ثانیه در محورهای شتاب‌سنج (بستگی به وضعیت گوشی هوشمند) می‌شود که برای حذف آن باید از یک فیلتر بالاگذر^۱ استفاده شود. نویزهای تصادفی با فرکانس بالا نیز وجود دارند که با اعمال فیلتر پایین‌گذر^۲ تا حدودی از بین می‌روند [۴۴].

در تحقیق [۴۷] پازوکی و همکاران از یک فیلتر پایین‌گذر به نام Butterworth برای تضعیف نویزهای تصادفی استفاده کرده‌اند. در تحقیق [۲۸] یک تابع نرم‌کننده براساس میانگین‌گیری از داده‌های شتاب عمودی در سری‌های زمانی مختلف برای کاهش اثر نویز اعمال می‌شود. تحقیق [۲۹] برای کاهش نویز سیگنال شتاب‌سنج از یک تابع نرم‌کننده طبق مقاله [۴۸] استفاده کرده است.

تحقیق [۴۹] از یک IMU^۳ مجهز به شتاب‌سنج و ژيروسکوپ استفاده می‌کند. این تحقیق ابتدا یک فیلتر پایین‌گذر برای کاهش نویز و سپس یک فیلتر بالاگذر برای حذف سیگنال‌هایی با فرکانس پایین در داده‌های شتاب‌سنج و ژيروسکوپ که دارای بایاس هستند اعمال می‌کند. در تحقیق دیگری [۵۰] برای حذف تأثیر گرانش زمین، سیگنال شتاب با استفاده از فیلتر بالاگذر مشابه در [۵۱] فیلتر و سپس خروجی فیلتر بالاگذر با استفاده از فیلتر میانگین‌پردازش می‌شود [۵۰].

در تحقیق [۴۲] از ترکیب شتاب در سه محور طبق معادله (۱۴) استفاده می‌شود. شتاب گرانشی و نویزهای تصادفی با اعمال یک فیلتر بالاگذر و پایین‌گذر حذف می‌شوند.

در مطالعه [۲] یک فرآیند پیش‌پردازش برای حذف نویز و خطاها قبل از فرآیند تشخیص حالت و تخمین موقعیت کاربر اعمال می‌شود. برای داده‌های شتاب و ژيروسکوپ یک فیلتر پایین‌گذر با فرکانس قطع ۱۵ هرتز با توجه به مقادیر خام داده‌ها و یک فیلتر میانگین‌پرداز اعمال می‌شود.

۳-۳-۲- فیلترهای تلفیقی

تکنیک‌های مجزای تعیین موقعیت ذکرشده دارای نقاط قوت و ضعف‌هایی هستند. برای مثال رویکرد مبتنی بر WiFi بدلیل دگرگونی سیگنال‌های WiFi دارای نوسانات زیادی است. همچنین در یک مسیر کوتاه روش PDR می‌تواند دقت تعیین موقعیت دقیقی تولید کند، اما با بیشتر شدن فاصله پیاده‌روی انحراف از مسیر اصلی زیاد می‌شود.

تخمین سیستم‌های غیرخطی یکی از موضوعات مهم در کاربردهایی مانند ردیابی و موقعیت‌یابی است. از دیدگاه تئوری Bayes مسئله تخمین همان تخمین تابع چگالی احتمال پسین می‌باشد [۵۲]. با دانستن تابع چگالی احتمال پسین می‌توان تخمین بهینه حالت‌ها را نسبت به هر تابع معیاری محاسبه کرد. با توجه به مدل فرآیند و اندازه‌گیری بطور کلی مسئله Bayes را می‌توان به دو صورت پارامتریک و غیرپارامتریک حل کرد. روش‌های پارامتریک مانند فیلترهای گوسین کالمن^۴ و کالمن تعمیم‌یافته^۵ و روش‌های غیر پارامتریک مانند فیلتر ذره‌ای^۶ هستند. در مطالعات پیشین هم از روش‌های پارامتریک [۲۷-۲۹] و هم از روش‌های غیر پارامتریک [۵۳] در تلفیق حسگرهای مختلف و تخمین موقعیت داخل ساختمان استفاده شده است.

در مطالعه‌ی [۵۳] از فیلتر ذره‌ای برای جبران خطای تعیین موقعیت بعنوان یک توزیع احتمالی از نقاط گام‌زنی استفاده می‌شود. این تحقیق با توجه به اندازه‌ی طول گام برای هر گام یک محدوده‌ی خاصی را به عنوان ذره در نظر می‌گیرد. این ذرات با همدیگر ابری را تشکیل می‌دهند که نشان‌دهنده‌ی احتمالی از موقعیت بعدی کاربر با وزن خاص هستند.

مهم‌ترین مشکل فیلتر ذره‌ای این است که این فیلتر نسبت به زمان ناسازگار بوده و با گذشت زمان اندازه ابر ذرات بزرگ‌تر می‌شود که این با محدودیت منبع گوشی در تضاد است. در نتیجه دقت تخمین موقعیت و بهنگامی سیستم کاهش می‌یابد [۵۳]. در این تحقیق برای کاهش این اثر ابتدا از یک مدل‌برداری قطعه‌بندی شده در گریدی ۲ متری برای کاهش تعداد ذرات اضافی و افزایش کارایی

^۴ Kalman filter

^۵ Extended Kalman filter

^۶ Particle filter

^۱ High-pass filter

^۲ Low-pass filter

^۳ Inertial Measurement Unit

سیستم PDR تلفیق دو سیستم با استفاده از فیلتر کالمن تعمیم یافته (EKF) مطرح می شود. در این تحقیق فیلتر کالمن تعمیم یافته طبق معادله (۱۰) بیان می شود.

$$\begin{aligned} X_k &= f(X_{k-1}, u_k) + W_k \\ Z_k &= h(X_k) + V_k \end{aligned} \quad (10)$$

که در آن تابع f و تابع h به ترتیب تابع حالت پیش بینی از تخمین قبلی و تابع مشاهده از حالت هستند. توابع f و h نمی توانند مستقیماً به کوواریانس^۲ اعمال شوند، بلکه باید ماتریسی از مشتقات جزئی (ماتریس ضرایب) آن ها محاسبه شود. در هر بازه زمانی ماتریس ضرایب با استفاده از حالات پیش بینی شده قبلی محاسبه می شود.

این تحقیق مسئله تلفیق غیرخطی تعیین موقعیت WiFi و PDR را با فرض غیرخطی بودن سیستم با نویز سفید گوسی^۳ حل می کند [۲۹]. روش پیشنهادی این مطالعه شامل دو EKF است. اولین EKF برای ادغام ژيروسکوپ با شتابسنج برای تخمین پارامتر جهت PDR است. دومین EKF برای تخمین موقعیت با ترکیب سیستم تعیین موقعیت WiFi و سیستم PDR می باشد. مدل اندازه گیری دومین EKF الگوریتم اثرانگشت RSS تعمیم یافته مبتنی بر EKF است. علاوه بر این یک فرآیند فیلتر فضایی^۴ نیز برای محدود کردن تعیین موقعیت WiFi به یک منطقه فرعی استفاده می شود.

فیلتر کالمن تعمیم یافته یک فرمول بندی ساده و محبوب برای تخمین غیرخطی است [۵۵]. با این وجود این امر باعث خطای مدل در خطی سازی و کاهش دقت تخمین موقعیت می شود. در تحقیق [۲۷] بجای EKF از فیلتر کالمن Unscented برای ترکیب نتایج تعیین موقعیت WiFi و PDR استفاده می شود. UKF^۵ پیشنهادی از روش نمونه گیری قطعی صورت Unscented Transform استفاده می کند تا مجموعه نمونه کمینه از نقاط حول میانگین را جمع آوری کند. سپس این مقدار در تابع غیرخطی وارد شده تا میانگین و کوواریانس جدید بدست آید. در واقع این روش از محاسبه مستقیم ماتریس

سیستم استفاده می شود. همچنین از دو حسگر Ultrasonic نصب شده در دو طرف Platform برای اندازه گیری فاصله دستگاه تا دیوار و تعیین وزن ذرات احتمالی در فیلتر ذره ای استفاده می شود. ذرات باقیمانده معرف مجموعه ای از موقعیت های فرضی با وزن خاص هستند. در نهایت موقعیت کاربر طبق معادله (۸) با استفاده از میانگین وزن دار موقعیت تمام ذرات باقیمانده بدست می آید [۵۳].

$$(\bar{x}_i, \bar{y}_i) = \frac{\sum_{i=0}^v w_i p_i}{\sum_{i=0}^v w_i} \quad (8)$$

که در آن $p_i = (x_i, y_i)$ موقعیت ذره i با وزن متناظر w_i است.

در مقاله ی [۵۴] با یکی از چالش های سیستم های مبتنی بر تلفن هوشمند یعنی Drift جهت که منجر به قطع دیوار می شود، مقابله می شود. در این مقاله سیستم با استفاده گوشی هوشمندی که در جیب کاربر قرار دارد یک الگوریتم تطبیق نقشه با فیلتر ذره ای را برای جلوگیری از مشکل عبور از دیوار را معرفی می کند. فیلتر ذره ای مورد استفاده براساس این واقعیت است که عابر پیاده نمی تواند از طریق یک دیوار قدم بزند و به منطقه ای غیرقابل دسترسی برسد. ذراتی که به ناحیه ی دست نیافتنی می رسند باید ذرات نامعتبر تلقی شوند و وزن آن ها باید صفر شود. برای افزایش سرعت فیلتر ذره ای مطابق معادله ی (۹) در این مقاله وزن ذرات بصورت باینری در نظر گرفته می شوند.

$$w_k^i = \begin{cases} 0 & \text{منطقه غیرقابل دسترسی} \\ 1 & \text{منطقه قابل دسترسی} \end{cases} \quad (9)$$

با توجه به محدودیت منبع گوشی هوشمند در تحقیق دیگری [۲۸] مسئله تلفیق دو روش تعیین موقعیت WiFi و WPL در منظر خطی سازی شده بیان می شود، در حالیکه مسئله تعیین موقعیت یک مسئله غیرخطی است. در این تحقیق [۲۸] از یک فیلتر کالمن که یک روش بهینه برای تخمین سیستم های خطی است استفاده می شود. در آزمایش انجام شده در این تحقیق در حالی که گوشی در حالت Texting قرار دارد، روش های تعیین موقعیت WiFi و WPL، PDR و روش ترکیبی پیشنهادی این دو به ترتیب به میانگین دقت ۳ متر، ۱/۸ متر و ۱ متر می رسند.

در تحقیق دیگری [۲۹] بدلیل عدم دسترسی به معادله تعیین موقعیت دقیق WiFi و آمار نویز آن و محدودیت های

^۱ Extended Kalman Filter
^۲ Covariance
^۳ Gaussian white noise
^۴ Spatial filter
^۵ Unscented Kalman Filter

ضرایب برای سیستم غیرخطی بی‌نیاز است. در این حالت یک مدل سیستم با فرمول‌بندی غیرخطی طبق معادله (۱۱) طراحی می‌شود [۲۷].

$$X_k = \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \\ \psi_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{k-1} + \tilde{L} \cdot \cos \psi_{k-1} \\ y_{k-1} + \tilde{L} \cdot \sin \psi_{k-1} \\ \psi_{k-1} + \tilde{\psi} \end{pmatrix} + V_k \quad (11)$$

که در آن (x_k, y_k) موقعیت کاربر بعد از k گام، ψ_i جهت بعد از k گام، W_{k-1} نویز فرآیند سیستم ۳ بعدی، $\tilde{L}$ طول گام k و $\tilde{\psi}$ تغییر جهت در ۲ گام متوالی است. در نهایت مدل اندازه‌گیری بشرح معادله (۱۲) ارائه می‌شود.

$$Z_k = \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \\ L_k \\ \Delta \psi_k \\ \psi_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \\ \sqrt{(x_k - x_{k-1})^2 + (y_k - y_{k-1})^2} \\ \psi_k - \psi_{k-1} \\ \psi_k \end{pmatrix} + V_k \quad (12)$$

که در آن (x_k, y_k) موقعیت عابر پیاده حاصل از تعیین موقعیت اثرانگشت WiFi، L_k طول گام k حاصل از تعیین موقعیت PDR، $\Delta \psi_k$ تغییر جهت گام k حاصل از ژيروسکوپ، ψ_k جهت گام k حاصل از قطب‌نما و V_k نویز اندازه‌گیری سیستم می‌باشد. جدول (۲) مطالعات پیشین را از منظر معیار فیلترهای حذف نویز و فیلترهای تلفیقی به کاررفته دسته‌بندی می‌کند.

جدول ۲- بررسی مطالعات پیشین از منظر معیار فیلترهای حذف نویز و فیلترهای تلفیقی

فیلترهای حذف نویز	فیلترهای تلفیقی
فیلتر پایین‌گذر	فیلتر ذره‌ای
فیلتر بالاگذر	فیلتر کالمن
فیلتر میانگین	فیلتر EKF
	فیلتر UKF

۳-۳-۳- الگوریتم طبقه‌بندی داده‌های حسگرها

الگوریتم طبقه‌بندی داده‌های حسگرهای گوشی‌های هوشمند معمولاً برای تشخیص حالات حرکتی کاربر بکار

می‌رود. در تحقیق [۵۶] Yim براساس داده‌های شتاب در جهت محور y و تعیین مقدار حدآستانه ثابت انحراف استاندارد داده‌های شتاب در بازه‌های زمانی ثابت حالت حرکتی کاربر را تشخیص می‌دهد. در واقع اگر مقدار انحراف استاندارد داده‌های شتاب در بازه‌های زمانی ثابت بیشتر از حدآستانه باشد در آن صورت کاربر در حال حرکت است. در این تحقیق حرکت کاربر با سرعت معمولی بوده و کاربر گوشی را در دست روبه‌روی خود نگه داشته است.

در تحقیق [۳] Parnandi و همکاران از دو الگوریتم طبقه‌بندی Naive Bayes Classifier [۵۷] و Dynamic Time Warping [۵۸] برای طبقه‌بندی داده‌ها استفاده می‌کنند. گوشی هوشمند بر روی مچ پای کاربر نصب می‌شود و از شتاب در جهت y برای تشخیص فعالیت‌های کاربر (حالات ساکن، پیاده‌روی، بالا و پایین آمدن از پله‌ها و آسانسورها) استفاده می‌شود.

طبقه‌بندی‌کننده Naive Bayes یک روش طبقه‌بندی براساس احتمال وقوع یا عدم وقوع یک پدیده است. بزرگ‌ترین ویژگی این روش حجم آموزشی کم برای شروع کار و تخمین پارامترها است. این طبقه‌بندی‌کننده طبق معادله (۱۳) با ورودی یک بردار ویژگی f (که دقت طبقه‌بندی به انتخاب این بردار بستگی دارد) و متغیر کلاس C با استفاده از قاعده تصمیم‌گیری استنتاج حداکثری داده استفاده می‌گردد [۳].

$$C(f) = \operatorname{argmax}_C \left\{ p(C) \prod_{i=1}^k p(f_i|C) \right\} \quad (13)$$

در اینجا از چهار ویژگی میانگین مقادیر شتاب در امتداد محور y ، واریانس مقادیر شتاب در امتداد محور y ، چولگی مقادیر شتاب در امتداد محور x و Kurtosis یا درجه اوج در یک نمودار آماری در امتداد محور y برای طبقه‌بندی فعالیت‌ها استفاده می‌شوند [۵۹، ۶۰].

روش Naive Bayes نتایج خوبی را برای تشخیص بالا و پایین آمدن از پله‌ها و فعالیت‌های پیاده‌روی می‌دهد. متوسط دقت ۹۷ درصد را برای طبقه‌بندی آموزش‌دیده مخصوص یک کاربر و متوسط دقت ۸۴ درصد را برای طبقه‌بندی آموزش‌دیده عمومی نتیجه می‌دهد. این روش برای تشخیص آسانسور عملکرد خوبی ندارد. برای حل این

مقدار میانگین شتاب: $M_a = [m_{ax}, m_{ay}, m_{az}, a]$

میانگین سرعت زاویه‌ای: $M_w = [m_{wx}, m_{wy}, m_{wz}, W]$

واریانس شتاب: $V_a = [v_{ax}, v_{ay}, v_{az}, v_a]$

واریانس سرعت زاویه‌ای: $V_w = [v_{wx}, v_{wy}, v_{wz}, v_w]$

انرژی شتاب: $E_a = [e_{ax}, e_{ay}, e_{az}, e_a]$

انرژی سرعت زاویه‌ای: $E_w = [e_{wx}, e_{wy}, e_{wz}, e_w]$

در این مقاله از SVM^۱ و DT^۲ برای طبقه‌بندی ۱۶ حالت ترکیبی استفاده کرده‌اند. SVM یک مدل یادگیری نظارت‌شده برای طبقه‌بندی است که می‌تواند مستقیماً ویژگی‌های داده را منعکس کند [۲]. با توجه به اینکه ترکیب‌هایی از حالت حرکتی و حالت تلفن جدا کردن خطی حالات حرکتی مختلف را دشوار ساخته است، بنابراین از طبقه‌بندی‌کننده SVM برای تشخیص حالات حرکتی عابر پیاده استفاده می‌شود [۲]. بردار ویژگی زمان-دامنه‌ای داده‌های حسگرها $f_1 = [M_a, E_a, V_a, M_w, E_w, V_w]$ بعنوان ورودی SVM و خروجی حالت حرکتی فعلی انتخاب شده و DT برای تشخیص حالات تلفن براساس خروجی SVM بکار می‌رود. ۴ مدل (DT1, DT2, DT3, DT4) متناظر با ۴ خروجی SVM شامل پیاده‌روی، دویدن، بالا رفتن از پله‌ها و پائین آمدن از پله‌ها وجود دارد. خروجی‌های SVM متناظر با ورودی‌های DTها انتخاب شدند [۲].

شکل (۱۳) معماری سیستم تشخیص حالات حرکتی و تلفن را نشان می‌دهد. بردار ویژگی $f_2 = [V_a, V_w, S]$ شامل ویژگی فرکانس-دامنه و واریانس‌های شتاب و ژيروسکوپ است. این بردار بعنوان بردار ورودی DT تلقی می‌شود و حالات فعلی گوشی هوشمند است. تمام داده‌های ویژگی در دو گروه تقسیم‌بندی می‌شوند [۲]. گروه مجموعه داده‌ی آموزشی برای آموزش پارامترهای طبقه‌بندی‌کننده و گروه دیگر مجموعه داده آموزشی برای تأیید دقت تشخیص طبقه‌بندی‌کننده آموزش‌دیده است. جدول (۳) مطالعات پیشین را از منظر معیار الگوریتم طبقه‌بندی داده‌های حسگرهای گوشی هوشمند دسته‌بندی می‌کند.

مسئله در این تحقیق از Timestamps بصورت دستی برای جمع‌آوری اطلاعات زمانی جابه‌جایی بین طبقات استفاده می‌شود [۳].

Dynamic Time Warping برای اندازه‌گیری شباهت بین دو سیگنال متناسب با الگوی چرخه‌ای می‌باشد که ممکن است در زمان یا سرعت متفاوت باشند. ابتدا یک سیگنال مرجع به نام الگو برای هر فعالیت مبتنی بر داده‌های آموزشی تولید می‌شود. سپس داده‌های جدید با الگوها مقایسه می‌شوند تا بهترین تطبیق را براساس فاصله Euclidean آنها پیدا کنند [۳]. این روش از لحاظ محاسباتی هزینه‌بر و برای پیاده‌سازی در گوشی هوشمند دارای محدودیت منبع است [۳].

در تحقیق دیگر Wang [۲] ۱۶ حالت حرکتی کاربر که شامل چهار حالت حرکتی خود کاربر (Walking, Running, Upstairs, Downstairs) و چهار حالت مختلف نگهداری گوشی هوشمند (Swinging, Calling, Texting, Pocket) است را براساس مقادیر شتاب و سرعت‌زاویه‌ای تشخیص می‌دهند. الگوریتم طبقه‌بندی شامل حالت حرکت، حالت گوشی، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی آنها است. با توجه به اینکه داده‌های فیلترشده برای تشخیص حالت حرکتی از دیگر حالات نارسا بوده و کافی نیستند، در این تحقیق یک سری اطلاعات از شتاب‌های فیلترشده و سرعت‌زاویه‌ای استخراج می‌شود. مقادیر نرم سیگنال‌های شتاب و سرعت‌زاویه‌ای ابتدا بترتیب با معادله (۱۴) و معادله (۱۵) محاسبه می‌شوند [۲].

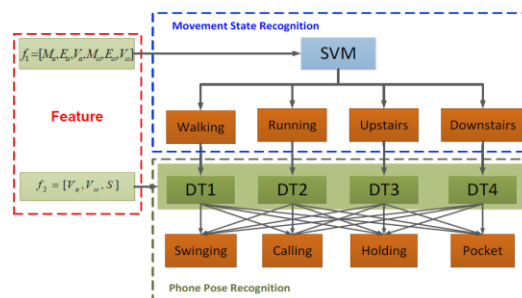
$$a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (14)$$

$$W = \sqrt{w_x^2 + w_y^2 + w_z^2} \quad (15)$$

که در آن a_x , a_y و a_z بترتیب مقادیر شتاب‌سنج و w_x , w_y و w_z مقادیر ژيروسکوپ در سه جهت هستند. ویژگی‌های آماری سیگنال میانگین مقادیر، واریانس مقادیر و انرژی از مقادیر مشاهداتی حسگرها استخراج می‌شوند [۲]. این ویژگی‌های آماری فعالیت‌های کاربر را منعکس می‌کنند. $f_1 = [M_a, E_a, V_a, M_w, E_w, V_w]$ شامل مقادیر متوسط، واریانس و مقادیر انرژی سیگنال‌های ۳ محور و بزرگی شتاب و سرعت‌زاویه‌ای است [۲]. اجزای f_1 به شرح زیر هستند:

^۱ Support Vector Machine

^۲ Decision Tree



شکل ۱۳ - طرح کلی تشخیص حالات حرکتی و حالات تلفن [۲]

جدول ۳- بررسی مطالعات پیشین از منظر معیار الگوریتم طبقه‌بندی داده‌ها

[۳]، [۵۷]	Naive Bayes Classifier
[۳]، [۵۸]	Dynamic Time Warping
[۲]، [۱۶]، [۱۳]	SVM
[۲]، [۱۶]، [۱۳]	DT
[۱۳]، [۵۶]	حد آستانه انحراف معیار داده‌ها

۳-۳-۴- تعیین موقعیت اولیه و نقاط چک

روش PDR موقعیت نسبی کاربر را نتیجه می‌دهد. از طرفی تغییرات موقعیت مبدأ که معمولاً از طریق نشانگرهای معرفی شده به گوشی هوشمند بدست می‌آیند تأثیر زیادی در دقت کل فرایند تعیین موقعیت با توجه به تجمعی بودن خطا در طول مسیر دارد. این نقاط همچنین در طول مسیر بعنوان نقاط چک نیز برای بازنشانی خطاهای تجمعی سیستم تعیین موقعیت استفاده می‌شوند. در نتیجه موقعیت مبدأ باید با بیشترین دقت ممکن تعیین شود. این خود به دقت روش مورد استفاده برای تعیین موقعیت مبدأ و همچنین به اختلاف بین مدل مجازی و حقیقی ساختمان و خطاهای تصادفی دیگر بستگی دارد.

در مطالعات [۳۰، ۴۲، ۴۹، ۵۳، ۵۶، ۶۲] از نقشه طرح ساختمان برای تنظیم موقعیت تخمینی استفاده شده است. در تحقیق [۵۶] یکسری نقاط بعنوان نقاط تماشا برای کاربر تعیین شده است که سیستم در آن موقعیت معلوم، موقعیت تخمینی را تنظیم می‌کند. در مطالعه [۶۲] کاربر با گرفتن عکس از یک بارکد^۱ ژئورفرنس^۲ شده موقعیت اولیه خود را دریافت می‌کند. تحقیق [۴۷] از GPS در ورودی ساختمان برای دریافت

موقعیت اولیه استفاده می‌کند. تحقیق [۴۱] از برجسبها با موقعیت‌های معلوم در موقعیت‌هایی که شامل پیچ در مسیر هستند با توجه به الگوی داده‌ای حسگرهایی مانند ژيروسکوپ استفاده می‌کند. تحقیق [۲۸] هویت نشانگرها را با توجه به موقعیت معلومشان و الگوی داده‌ای حسگرهایی مانند شتاب‌سنج، WiFi، فشارسنج، ژيروسکوپ تشخیص می‌دهد. نشانگرها در این تحقیق شامل پیچ‌ها، آسانسورها، پله‌برقی‌ها، پله‌ها و درها می‌باشند. مطالعات [۲۷، ۲۹] از نقشه طرح ساختمان استفاده نمی‌کنند و موقعیت اولیه و نقاط چک مورد استفاده همان موقعیت اولیه تخمین زده شده بوسیله‌ی روش تعیین موقعیت WiFi است.

۳-۳-۵- تشخیص و تعیین طول گام

تحقیق [۵۶] Yim شمارش گام را با توجه به مقادیر شتاب در محور z و تعیین دو مقدار حدآستانه بالا و حدآستانه پایین در یک دوره زمانی خاص بصورت $\text{Threshold} = \mu \pm \sigma$ انجام می‌دهد [۶۳]. که در آن μ و σ بترتیب میانگین و انحراف معیار مقادیر شتاب عمودی در سری‌های زمانی مختلف هستند. در این مطالعه حرکت کاربر بسیار آرام بوده و طول گام کاربر نیز مقدار ثابت ۰/۵ متر فرض شده است.

Serra و همکاران [۶۲] شمارش گام را براساس ترکیبی از مقادیر شتاب در سه جهت طبق معادله (۱۴) و استفاده از دو مقدار ثابت تجربی حدآستانه بالا و حدآستانه پایین انجام می‌دهند. طول گام در این تحقیق نیز ثابت فرض شده است. شمارش گام در تحقیق [۴۷] از ترکیب مقادیر شتاب در دو جهت z، y به صورت $a = \sqrt{y^2 + z^2}$ و استفاده از دو حدآستانه تجربی ثابت برای مقدار a انجام می‌شود. در این مطالعه دو مقدار ثابت طول گام برای مردان و برای زنان در نظر گرفته شده است.

در مطالعه [۵۳] از روش Zero Velocity Updates برای تشخیص گام استفاده می‌شود. این روش مطابق شکل (۱۴) براساس اینکه در هر گام موقعی که پا زمین را لمس می‌کند سرعت پا نسبت به زمین صفر می‌شود طراحی شده است. بنابراین در این حالت هم شمارش گام و هم تنظیم Drift در هر گام می‌تواند انجام شود. طول گام در این تحقیق نیز مقدار ثابت فرض شده است.

^۱ BarCode

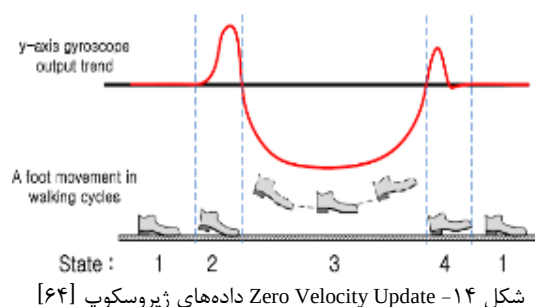
^۲ Georeference

تحقیق [۵۰] از شدت شتاب طبق معادله (۱۴) بجای شتاب عمودی استفاده کرد تا مسئله Tilting بدلیل انحراف ناخواسته گوشی حل شود. برای تشخیص گام، این مقاله از روش تشخیص حدآستانه نسبی مشابه [۶۶] استفاده می‌کند. این طرح یک گام را زمانی که حداکثر قله معتبر شتاب و حداقل دره معتبر شتاب در یک فاصله ی زمانی خاص هستند تشخیص می‌دهد. بیشینه یک قله حداکثری است که بیش از حدآستانه بالایی باشد. درحالی‌که کمینه یک قله حداقلی است که کمتر از حدآستانه پایینی باشد. آستانه بالایی از جمع آخرین کمینه معتبر با یک مقدار $\Delta_{threshold}$ تعیین می‌شود. درحالی‌که حدآستانه پایین از کم کردن مقدار آخرین بیشینه معتبر از مقدار $\Delta_{threshold}$ تعیین می‌شود [۵۰]. در این مقاله $\Delta_{threshold}$ یک مقدار ثابت دارد که به صورت تجربی برابر ۱/۸ برای همه‌ی افراد آزمایشی تعیین می‌شود. برای اطمینان از معتبر بودن گام یک اختلاف زمانی بیشینه و کمینه نیز بصورت تجربی تعیین می‌شود [۵۰].

تا اینجای کار همه‌ی تحقیقات طول گام را ثابت فرض کرده بودند. بطور کلی دو روش تخمین طول گام Static و Dynamic وجود دارد. روش استاتیک فرض می‌کند که هر گام معتبر دارای طول یکسان است که این روش دو حالت دارد. در اولی مقدار طول گام برای کاربران مختلف ثابت است. در دومی برای هر شخص طول گام ثابت براساس ویژگی‌های کاربر و ضریبی تجربی براساس جنسیت کاربر تعیین می‌شود [۵۰].

با توجه به اینکه طول گام افراد مختلف با همدیگر متفاوت است. همچنین نرخ گام‌زنی یک شخص خاص در طول پیاده‌روی ثابت نیست. بر این اساس فرض کردن مقدار ثابت طول گام برای کاربران باعث ایجاد خطا در طول تعیین موقعیت و Drift زیاد در انتهای کار می‌شود. بنابراین برعکس روش استاتیک، روش دینامیک هر گام معتبر را با طول گام‌های مختلف فرض می‌کند که می‌تواند با استفاده از روش‌های خاصی تخمین زده شوند [۵۰]. از روش‌های تخمین طول مورد استفاده در این مورد می‌توان به روش‌های Weinberg، Scarlet و Kim اشاره کرد.

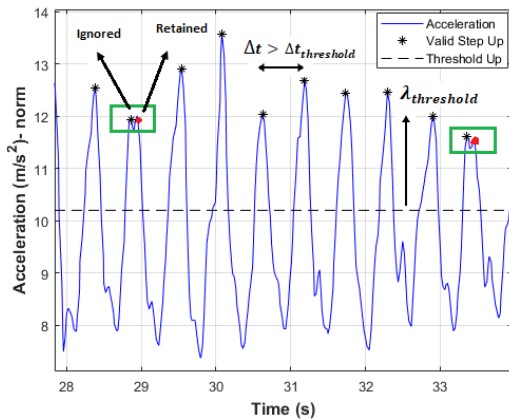
روش Weinberg [۶۷] طول گام را با استفاده از اختلاف قله به قله شتاب در هر گام طبق معادله (۱۷) محاسبه می‌کند.



در تحقیق [۴۱] از الگوی دوره‌ای شتاب برای تشخیص گام استفاده می‌شود. این تحقیق با بررسی پارامترهای تأثیرگذار بر طول گام و ساده‌سازی آن‌ها براساس آنالیز ابعادی اصلی‌ترین پارامترهای تأثیرگذار را شتاب عمودی (A_z)، نرخ گام‌زنی (R)، قد کاربر (H) بیان می‌کند. دوتای اولی براحتی با استفاده از داده‌های شتاب‌سنج بدست می‌آیند، اما پارامتر سوم به ویژگی‌های فیزیکی کاربر بستگی دارد که با توجه به این پارامترها یک تابع مناسب برای طول گام طبق معادله (۱۶) بیان شد [۴۱].

$$L = KH^a R^b A_z^c \quad (16)$$

برای تعیین رابطه بین این پارامترها آزمایش‌هایی روی افراد مختلف در سه سرعت مختلف آهسته، معمولی، سریع انجام شد [۴۱]. در این تحقیق ۴ الگوریتم طول گام روی این افراد مقایسه شدند. الگوریتم Analog Devices، این الگوریتم تنها از داده‌های شتاب و یک پارامتر مقیاس‌گذاری استفاده می‌کند و بدترین عملکرد را دارد. الگوریتم Power، مشابه الگوریتم قبلی [۶۵] است ولی دارای دو پارامتر مقیاس و Power است. عملکرد آن نسبت به الگوریتم Analog Devices اندکی بهتر می‌باشد. الگوریتم Dimensional، این الگوریتم از نرخ گام‌زنی و ارتفاع شخص و همچنین نقاط اوج داده‌های شتاب‌سنج استفاده می‌کند. الگوریتم Dimensional بهبود نسبتاً کمی نسبت به دو الگوریتم قبلی داشت. در نهایت الگوریتم General براساس مناسب‌سازی عمومی داده‌های مورد استفاده چهار پارامتر ذکرشده در الگوریتم آنالیز ابعادی را بکار می‌برد. در حالت کلی الگوریتم General بهبود عملکرد قابل توجهی نسبت به سه الگوریتم دیگر داشت [۴۱]. در این تحقیق Sharp و همکاران طول گام را بعنوان مؤلفه‌ی اصلی خطا در یک مسیر مستقیم معرفی کرده‌اند.



شکل ۱۵- تشخیص قله معتبر با الگوی دوره‌ای نرم شتاب [۱۶]

در مطالعه [۲۷] با توجه به دوره تناوب معلوم از شتاب، الگوریتم تشخیص گام مبتنی بر AutoCorrelation شتاب ارائه می‌شود. این الگوریتم بطور قابل توجهی خطای شمارش گام ناشی از جهت‌گیری‌های مختلف تلفن و حالت‌های حرکت فردی را کاهش می‌دهد. الگوریتم حالت حرکت را به دو مورد ثابت و پیاده‌روی تقسیم می‌کند. وضعیت ثابت شامل حالت ایستادن، نشستن، چرخیدن و فعالیت‌های دیگر بدون تغییر موقعیت است. حالت پیاده‌روی زمانی رخ می‌دهد که موقعیت بدن درحالی‌که گوشی موبایل را حمل می‌کند تغییر کند [۲۷]. در این الگوریتم دو مرحله برای محاسبه هر چرخه گام وجود دارد [۲۷]. اول، محاسبه انحراف معیار داده‌های شتاب نرم طبق معادله (۱۴) است. بدلیل اینکه تعیین حدآستانه برای انحراف معیار سخت است، دومین مرحله براساس تغییر دوره‌ای شتاب محاسبه Autocorrelation بین گام‌های فعلی و قبلی کاربر است. الگوریتم Autocorrelation اثر موقعیت‌های مختلف تلفن همراه و حرکات مختلف عابر پیاده را در مقایسه با الگوریتم تشخیص قله کاهش می‌دهد. از اینرو برای شمارش گام در همه وضعیت‌ها می‌تواند استفاده شود [۲۷].

در مقاله [۲۷] برای تخمین طول گام از مدل فرکانسی بعنوان مدل عمومی گام بصورت $L = a \cdot f_{stride} + b$ استفاده می‌شود که در آن f فرکانس پیاده‌روی و a و b ضرایبی هستند که بصورت تجربی تعیین می‌شوند [۷۰].

در مطالعه [۴۹] روش Zero Velocity Updates براساس صفر شدن انرژی کلی شتاب در نقاط گام‌زنی طبق معادله (۲۱) تشخیص گام را انجام می‌دهد.

$$L = k \cdot \sqrt{a_{\max} - a_{\min}} \quad (۱۷)$$

k ضریب ثابتی که در مقاله [۵۰] برابر با ۰/۴۱ برای همه افراد آزمایشی فرض شده است. Scarlet [۶۸] رابطه‌ای بین مقدار حداکثر، حداقل و متوسط شتاب و طول گام را طبق معادله (۱۸) معرفی می‌کند. این معادله ثابت نبودن طول گام کاربران مختلف و همچنین ثابت نبودن نرخ گام‌زنی یک کاربر خاص را در نظر می‌گیرد.

$$L = k \cdot \frac{\sum_{K=1}^N |a_K| - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}} \quad (۱۸)$$

k ضریب ثابتی که در مقاله [۵۰] برابر ۰/۸۱ برای همه افراد مورد آزمایش فرض شده است. روش Kim [۶۹] معادله (۱۹) را بین طول گام و شتاب میانگین در طول پیاده‌روی ارائه می‌دهد.

$$L = k \cdot \sqrt[3]{\frac{\sum_{K=1}^N |a_K|}{N}} \quad (۱۹)$$

در این مقاله مقدار k برابر ۰/۵۵ فرض می‌شود. مقدار ثابت k بدلیل اختلاف قرارگیری حسگر تغییر می‌کند [۵۰]. در تحقیق [۲۸] از روش الگوی دوره‌ای نرم شتاب عمودی و یک حدآستانه بالا برای شمارش گام و از روش Weinberg برای تعیین طول گام استفاده می‌شود. در مطالعه‌ی [۱۶] و [۲۹] از یک الگوریتم شناسایی گام طبق معادله (۲۰) براساس حدآستانه زمانی و حدآستانه مقادیر نرم شتاب برای فیلتر کردن قله‌های کاذب شناسایی شده استفاده می‌شود.

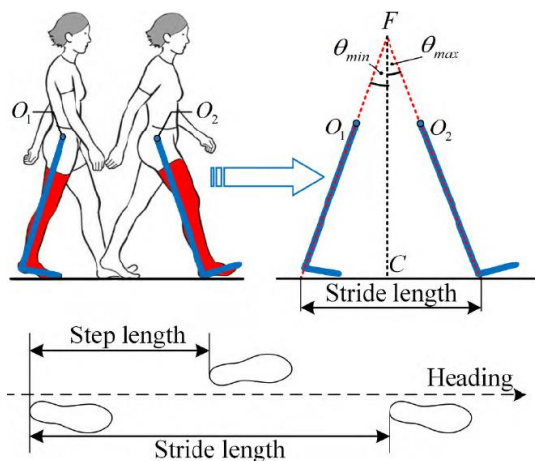
$$\begin{cases} \Delta T \geq T_{Th} \\ |AccNorm| \geq A_{Th} \end{cases} \quad (۲۰)$$

ΔT فاصله زمانی قله‌های مجاور، $AccNorm$ نرم سیگنال شتاب سه‌بعدی، T_{Th} و A_{Th} به ترتیب نشان‌دهنده‌ی آستانه زمانی و آستانه بزرگی برای تشخیص قله شتابند، که بصورت تجربی تعیین می‌شوند. در تحقیق [۲۹] از روش تخمین طول Weinberg استفاده می‌شود. شکل (۱۵) نمونه‌ای از تشخیص گام معتبر و کاذب را براساس الگوی دوره‌ای شتاب نشان می‌دهد.

فرکانس گام زنی و واریانس شتاب هستند. A، B و C پارامترهای شخصی هستند که باید برای هر عابر پیاده تنظیم شوند.

مقاله‌ی [۱۵] روش جدیدی را برای تشخیص گام و تخمین طول گام زنی در حالت حمل گوشی بصورت Texting ارائه می‌دهد. در این مقاله مقادیر Pitch (چرخش گوشی حول محور X) براساس شناسایی مقادیر بیشینه بیشتر از حدآستانه $Pitch_{Max} > Threshold$ بعنوان گام مناسب تشخیص داده می‌شود. طول گام نیز از طریق یک مدل رگرسیون خطی مرتبه‌ی اول روی اختلاف اندازه‌ی زاویه‌ی مقادیر بیشینه و کمینه Pitch در طول یک گام مطابق شکل (۱۶) بصورت $L = A \cdot \Delta\theta + B$ تخمین زده می‌شود. که در آن $\Delta\theta$ اختلاف بین قله‌ی مثبت بیشینه (θ_{max}) و قله‌ی منفی کمینه (θ_{min}) است. ثابت‌های A و B نیز پارامترهای شخصی هستند.

در مقاله‌های [۷۳، ۵۴] کاربر گوشی خود را در جیب حمل می‌کند. تشخیص گام بر اساس نوسان مقادیر زاویه‌ای Pitch (نوسان زاویه‌ی ران پا مطابق شکل (۱۶)) انجام می‌گردد. مدل خطی زاویه‌ای بصورت $L = A \cdot f(\theta) + B$ طول گام را تخمین می‌زند. که در آن L معرف طول گام، $f(\theta) = \tan(\theta_{max}) + \tan(-\theta_{min})$ و A و B پارامترهای مدل خطی هستند که برای هر کاربر بصورت تجربی حاصل می‌شوند.



شکل ۱۶- وضعیت پاها در طول یک رخداد گام زنی [۷۳، ۵۴]

جدول (۴) مطالعات پیشین را از منظر معیار تشخیص گام و تخمین طول گام دسته‌بندی می‌کند. برای اطلاعات بیشتر درباره‌ی مدل‌های تخمین طول گام می‌توان به مقاله‌ی [۷۴] مراجعه کرد.

$$E = \sqrt{A_x^2 + A_y^2 + A_z^2} \quad (20)$$

که A_x ، A_y و A_z نیروی فرکانس متناظر محور x، محور y و محور z می‌باشند. سرعت $V_{(x,y,z)}$ و فاصله $D_{(x,y,z)}$ می‌توانند با استفاده از معادله (۲۲) و معادله (۲۳) محاسبه شوند [۴۹].

$$V_{(x,y,z)} = \int A_{(x,y,z)} dt \quad (22)$$

$$D_{(x,y,z)} = \int V_{(x,y,z)} dt \quad (23)$$

در تحقیق [۴۲] شتاب نرم شده در سه جهت براساس روش حدآستانه ثابت برای تشخیص گام استفاده می‌شود. در این تحقیق روش Weinberg برای تخمین طول گام بکار گرفته می‌شود.

تحقیق [۲] نیز از مقدار نرم شتاب برای جلوگیری از تأثیر حالات مختلف گوشی روی تشخیص جهت استفاده می‌کند. الگوریتم تشخیص گام در این مقاله شامل سه مرحله‌ی، تشخیص قله‌های داوطلب نرم شتاب که از یک حدآستانه $\lambda_{threshold}$ متغیر بیشتر هستند، انتخاب قله‌های مجاور که دارای بیشترین مقدار شتاب می‌باشند، بعد از مراحل بالا فاصله زمانی Δt بین دو قله مجاور داوطلب در نظر گرفته می‌شود. در این مقاله همچنین فرکانس گام زنی کاربر کمتر از ۵ هرتز فرض می‌شود [۷۱]. در نتیجه حداقل حدآستانه فاصله زمانی $\Delta t_{threshold}$ برابر 0.2 ثانیه تنظیم می‌شود. اگر فاصله زمانی Δt مقدار حدآستانه زمانی را داشته باشد، قله بعنوان قله معتبر بوده و یک گام را ارائه می‌دهد. بدلیل اینکه گوشی حرکتی مانند آونگ را در دو حالت Swinging و Pocket دارد، هر قله معتبر دو گام معتبر را ارائه می‌دهد. در واقع اندازه و تعداد گام در ۲ حالت قبلی دو برابر این دو حالت است. مقاله [۲] و [۱۶] از یک معادله خطی [۷۲] طبق معادله (۲۴) برای تخمین طول گام زنی عابر استفاده می‌کند.

$$L = A \cdot f_{Stride} + B \cdot \sigma_a^2 + C \quad (24)$$

که در آن L طول گام، f_{Stride} فرکانس گام زنی، σ_a^2 واریانس شتاب‌ها در بازه زمانی یک گام که برای حالات مختلف گوشی متفاوت بوده و بر تخمین طول گام نیز تأثیر می‌گذارد [۲]، C مقدار ثابت و A، B بترتیب ضرایب

جدول ۴- بررسی مطالعات پیشین از منظر معیار تشخیص گام و تخمین طول گام

معیار شمارش تعداد گام	
الگوی دوره‌ای شتاب و استفاده از دو حد آستانه	[۶۲, ۵۶, ۴۷]
الگوی دوره‌ای شتاب و استفاده از یک حد آستانه	[۴۲, ۴۱, ۲۸]
Zero Velocity Updates	[۵۳, ۴۹]
حد آستانه زمانی گام و حد آستانه مقدار شتاب	[۲۹, ۱۶, ۲]
Auto correlation	[۲۷]
حد آستانه نسبی	[۵۰]
الگوی نوسان زاویه‌ای	[۷۳, ۵۴, ۱۵]
معیار تخمین طول گام	
طول گام ثابت	[۶۲, ۵۶, ۵۳, ۴۷]
طول گام غیر ثابت	[۴۹, ۴۲, ۴۱, ۲۹-۲۷, ۱۶, ۲], [۷۳, ۵۴, ۱۵, ۵۰]

جهت استفاده می‌کنند. با اینکه داده‌های مغناطیس‌سنج دارای دقت کمتری هستند اما از پایداری بیشتری برخوردار می‌باشند. داده‌های ژيروسکوپ دارای یک Drift هستند که این Drift را می‌توان با استفاده از داده‌های مغناطیس‌سنج در یک بازه زمانی مشخص تعیین کرد. قابل ذکر است که مقدار Offset بین جهت گوشی هوشمند و کاربر در این مطالعات با توجه به اینکه حالت گوشی Texting است ثابت فرض می‌شود، درحالی‌که در حالت‌های دیگر گوشی مقدار Offset ثابت نخواهد بود.

تحقیق [۲۸] جهت را از طریق تلفیق حسگر مغناطیس‌سنج و ژيروسکوپ با استفاده از فیلتر کالمن [۷۵] با فرض خطی بودن مسئله در دو مرحله پیش‌بینی و بروزرسانی تعیین می‌کند. در مطالعه‌ی [۲۷] براساس معادله (۲۷) ترکیبی از داده‌های ژيروسکوپ و مغناطیس‌سنج برای تعیین جهت استفاده می‌شود.

$$\psi = (1 - W)\psi_{Gyro} + W\psi_{Mag} \quad (27)$$

که در آن W وزن داده‌های جهت مغناطیس‌سنج [۷۶]، ψ_{Gyro} و ψ_{Mag} بترتیب جهات حاصل از معادلات (۲۵) و (۲۶) هستند.

در تحقیق [۴۲] با توجه به اینکه گوشی در حالت Texting قرار دارد، برای ساده‌سازی، چارچوب بدن کاربر و چارچوب گوشی در جهات Pitch و Roll ثابت در نظر گرفته می‌شوند و تنها تغییر در جهت Yaw خواهد بود. ماتریس تبدیل بین دو چارچوب حول محورهای مختلف طبق معادلات (۲۸ تا ۳۰) می‌باشد و زاویه جهت حرکت کاربر تنها با تغییرات جهت ψ در هر گام مرتبط بوده [۷۷] و می‌تواند با استفاده از معادلات (۳۲ و ۳۳) محاسبه شود.

$$R_x(\theta) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta & \sin\theta \\ 0 & -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$R_y(\varphi) = \begin{bmatrix} \cos\varphi & 0 & -\sin\varphi \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\varphi & 0 & \cos\varphi \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$R_z(\psi) = \begin{bmatrix} \cos\psi & \sin\psi & 0 \\ -\sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$\psi(t) = \arctan2(R_{z,2,1}(t), R_{z,1,1}(t)) \quad (31)$$

۳-۳-۶- تخمین جهت

در تحقیق [۶۲] از حسگر مغناطیس‌سنج طبق معادله‌ی (۲۵) برای تخمین جهت کاربر با فرض اینکه کاربر گوشی را روبه‌روی خود نگه داشته (حالت Texting) استفاده می‌شود. در مطالعات [۴۷, ۴۹, ۵۳] مطابق معادله‌ی (۲۶) از حسگر ژيروسکوپ برای تعیین جهت در حالت Texting گوشی هوشمند استفاده می‌شود.

$$\psi_{Mag} = \tan^{-1}\left(\frac{m_y}{m_x}\right) \quad (25)$$

$$\psi_{Gyro,k} = \psi_{Gyro,k-1} + w_z \cdot dt \quad (26)$$

که m_x و m_y اجزای میدان مغناطیسی در امتداد محورهای x و y هستند. w_z و dt نیز بترتیب معرف سرعت‌زاویه‌ای در امتداد محور z و نرخ نمونه‌برداری می‌باشند.

در آن مطالعات [۲۷, ۲۸, ۴۱, ۵۶] زاویه مطلق جهت را بطور همزمان از مغناطیس‌سنج و ژيروسکوپ تعیین می‌کنند. داده‌های مغناطیس‌سنج بدلیل وجود اشیای فلزی در محیط دچار ناهنجاری‌های مغناطیسی می‌شوند. بهمین دلیل از داده‌های ژيروسکوپ که دارای دقت بهتری در بازه‌های زمانی کوتاه هستند برای تثبیت داده‌های

محاسباتی بالای زوایای اوایلر در این مقاله کوآترنیون (معادله ۳۳) بعنوان بردار حالت انتخاب می‌شود. که با استفاده از کوآترنیون حاصل مقادیر ϕ ، θ و φ تخمین زده می‌شوند. معادله‌ی حالت حاصل از اطلاعات حسگر ژيروسکوپ در حالت گسسته بصورت معادله‌ی (۳۲) بیان می‌شود.

$$C_D^N = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_0q_1 + q_2q_3) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (32)$$

که در q_m کوآترنیون حاصل از تصحیح مرحله‌ی دوم، $\Delta\theta_m$ و $\vec{n}_m$ اختلاف زاویه‌ای و ضرب خارجی بین دو بردار مغناطیسی تخمینی و اندازه‌گیری است. در نهایت کوآترنیون نهایی طبق معادله‌ی (۳۶) حاصل می‌شود.

$$q_{k+1} = \begin{cases} q_m \otimes q_k & \text{اختلالات مغناطیسی} = F \\ q_a \otimes q_k & \text{اختلالات مغناطیسی} = T \end{cases} \quad (36)$$

در این مقاله نتایج نشان می‌دهند که میانگین زمان مصرفی و ریشه‌ی خطای میانگین مربعات (RMSE) تخمینی Pitch و Roll تحت اختلالات مغناطیسی در مقایسه با یک فیلتر استاندارد بترتیب ۴۵/۹ و ۳۳/۸ درصد کاهش می‌یابد.

در مقاله‌ی [۱۵] در مرحله‌ی اول مقادیر Pitch و Roll بر اساس ادغام مقادیر حسگرهای شتاب‌سنج و ژيروسکوپ با استفاده از فیلتر کالمن تخمین زده می‌شوند. ماتریس چرخش بین چارچوب دستگاهی و ناوبری براساس زوایای اوایلر (معادلات ۲۸ تا ۳۰) بصورت $C_D^N = R_Z R_X R_Y$ می‌باشد. در این فیلتر مقادیر کوآترنیون چرخشی حاصل از قرائت‌های ژيروسکوپ (معادله ۳۳) بعنوان مدل حالت استفاده می‌شود. قرائت‌های شتاب‌سنج نیز طبق معادلات (۳۷ و ۳۸) برای محاسبه‌ی مقادیر روزرسانی کوآترنیون استفاده می‌شود.

$$\text{Pitch}(\theta) = \sin^{-1}\left(\frac{a_y}{g}\right) \quad (37)$$

$$\text{Roll}(\phi) = \tan^{-1}\left(\frac{a_x}{a_z}\right) \quad (38)$$

که a معرف مقادیر شتاب ۳ محور و g اندازه‌ی شتاب گرانش محلی است.

مقاله‌ی [۱۴] از یک فیلتر کالمن مبتنی بر Quaternion (معادله ۳۲) برای برآورد حالت Texting گوشی هوشمند استفاده می‌کند. ماتریس چرخش بین چارچوب دستگاهی (DCS) و ناوبری (NCS) طبق معادلات (۲۸ تا ۳۰) زوایای اوایلر $C_D^N = R_Y R_X R_Z$ می‌باشد. بدلیل مشکلات سینگولاریتی و هزینه‌ی

$$q_{k+1} = \left(I_{4 \times 4} + \frac{1}{2} \Omega(w_k) \Delta T \right) q_k + w_k$$

$$\Omega(w_k) = \begin{bmatrix} 0 & -w_k^x & -w_k^y & -w_k^z \\ w_k^x & 0 & w_k^z & -w_k^y \\ w_k^y & -w_k^z & 0 & w_k^x \\ w_k^z & w_k^y & -w_k^x & 0 \end{bmatrix} \quad (33)$$

که در آن q_{k+1} کوآترنیون حاصل از بردار حالت، ΔT نرخ نمونه‌برداری، $w_k = [w_k^x \ w_k^y \ w_k^z]^T$ بردار سرعت زاویه‌ای در لحظه‌ی $k\Delta T$ و w_k معرف نویز فرآیند است.

مدل اندازه‌گیری سیستم $Z_{k+1} = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T$ توسط یک تصحیح ۲ مرحله‌ای انجام می‌شود. در مرحله‌ی اول تصحیح بر اساس اختلاف زاویه‌ای بین بردار تخمین گرانش حاصل از کوآترنیون مدل حالت و بردار گرانش اندازه‌گیری انجام می‌شود. تصحیح مرحله‌ی اول طبق معادله (۳۴) انجام می‌شود.

$$q_{ae} = \cos\left(\frac{\mu_a \Delta\theta_a}{2}\right) + \vec{n}_a \sin\left(\frac{\mu_a \Delta\theta_a}{2}\right) \quad (34)$$

$$q_a = q_{ae} \otimes q_k$$

که در آن q_a و q_k بترتیب کوآترنیون حاصل از تصحیح مرحله‌ی اول و مدل حالت است. $\Delta\theta_a$ و $\vec{n}_a$ اختلاف زاویه‌ای و ضرب خارجی بین دو بردار شتاب گرانش تخمینی و اندازه‌گیری است. پارامتر $0 < \mu_a < 1$ برای کاهش تاثیر شتاب خارجی استفاده می‌شود.

مرحله‌ی دو تصحیح براساس قرائت‌های مغناطیس‌سنج در صورت پایداری شدت میدان مغناطیسی بصورت معادله‌ی (۳۵) انجام می‌شود.

$$q_{me} = \cos\left(\frac{\Delta\theta_m}{2}\right) + \vec{n}_m \sin\left(\frac{\Delta\theta_m}{2}\right) \quad (35)$$

$$q_m = q_{me} \otimes q_a$$

می‌شود، که در آن کوآترینیون‌های حاصل از شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج کالیبره‌شده بترتیب طبق معادلات (۴۱) و (۴۳) حاصل می‌شوند.

$$q_a = \begin{cases} \begin{bmatrix} \lambda_1 & -\frac{a_1}{2\lambda_1} & \frac{a_x}{2\lambda_1} & 0 \end{bmatrix}^T & a_z \geq 0 \\ \begin{bmatrix} -\frac{a_y}{2\lambda_2} & \lambda_2 & 0 & \frac{a_x}{2\lambda_2} \end{bmatrix}^T & a_z < 0 \end{cases} \quad (41)$$

که در آن $\lambda_1 = \sqrt{\frac{a_z+1}{2}}$ و $\lambda_2 = \sqrt{\frac{1-a_z}{2}}$ مقادیر شتاب ۳ محور هستند.

q_m براساس میدان مغناطیسی کالیبره‌شده [۷۸] حاصل می‌شود. بعد از کالیبراسیون مقادیر مغناطیس‌سنج بردار میدان مغناطیسی کالیبره شده با استفاده از کوآترینیون q_a طبق معادله (۴۴) چرخانده می‌شود.

$$l = [l_x \ l_y \ l_z] = C_D^N(q_a) \cdot m, \quad \Gamma = l_x^2 + l_y^2 \quad (42)$$

$$q_m = \begin{cases} \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{\Gamma + l_x \sqrt{\Gamma}}}{\sqrt{2\Gamma}} & 0 & 0 & \frac{l_y}{\sqrt{2\sqrt{\Gamma + l_x \sqrt{\Gamma}}}} \end{bmatrix}^T & l_x \geq 0 \\ \begin{bmatrix} \frac{l_y}{\sqrt{2\sqrt{\Gamma - l_x \sqrt{\Gamma}}}} & 0 & 0 & \frac{\sqrt{\Gamma - l_x \sqrt{\Gamma}}}{\sqrt{2\Gamma}} \end{bmatrix}^T & l_x < 0 \end{cases} \quad (43)$$

مقالات [۲۹، ۱۳، ۶۱] برخلاف اکثر مقالات قبلی ۴ حالت حمل‌گوشی را مورد بررسی قرار می‌دهند. سیستم کلی در این تحقیق دارای توالی تشخیص نوع حرکت، تشخیص حالت حمل‌گوشی هوشمند و در نهایت ارزیابی تخمین جهت است. بدلیل آشفتگی شدید قرائت‌های مغناطیسی در این مقاله از قرائت‌های شتاب‌سنج و ژيروسکوپ براساس فیلتر ادغام EKF برای محاسبه ماتریس چرخش کوآترینیون و تخمین جهت استفاده می‌شود. مدل حالت گسسته‌ی کوآترینیون چرخشی طبق معادله (۳۳) براساس داده‌های ژيروسکوپ حاصل می‌شود. مدل اندازه‌گیری براساس داده‌های گرانش تخمینی و اندازه‌گیری طبق معادله (۴۴) تعریف می‌شود. با خطی‌سازی معادله (۴۴) اطلاعات ژيروسکوپ و شتاب‌سنج برای تخمین کوآترینیون نهایی ادغام می‌شوند.

$$a(k+1) = \left(C_D^N(q(k+1)) \right)^T g + v_{k+1}^a \quad (44)$$

در این مقاله در مرحله‌ی دوم از یک فیلتر کالمن دیگر برای تخمین جهت (ψ) استفاده می‌شود. از اطلاعات حاصل از مرحله‌ی اول قرائت‌های مغناطیس‌سنج طبق معادله (۳۹) افقی می‌شوند و مقدار Yaw برای اطلاعات مغناطیس‌سنج طبق معادله (۴۰) محاسبه می‌شود.

$$\begin{bmatrix} H_x \\ H_y \\ H_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C(\varphi) & S(\theta)S(\varphi) & -C(\theta)S(\varphi) \\ 0 & C(\theta) & S(\theta) \\ S(\varphi) & -C(\varphi)S(\theta) & C(\theta)S(\varphi) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_x \\ m_y \\ m_z \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$\text{Yaw}(\psi) = \tan^{-1} \left(\frac{H_y}{H_x} \right) \quad (40)$$

که در آن H مقادیر افقی مغناطیسی، m معرف مقادیر اندازه‌گیری مغناطیسی ۳ محور، φ و θ مقادیر حاصل از فیلتر کالمن اول می‌باشد.

در این مقاله برای تخمین جهت حرکت کاربر از مقدار زاویه‌ی حاصل از مغناطیس‌سنج طبق معادله (۴۰) بعنوان ورودی سیستم مدل حالت استفاده می‌شود. از اطلاعات زاویه‌ای حاصل حسگر ژيروسکوپ نیز براساس معادله (۴۱) بعنوان مدل اندازه‌گیری استفاده می‌شود.

$$\begin{bmatrix} \varphi \\ \theta \\ \psi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_x + w_y \sin(\varphi) \tan(\theta) + w_z \cos(\varphi) \tan(\theta) \\ w_y \cos(\varphi) - w_z \sin(\varphi) \\ w_y \sin(\varphi) \sec(\theta) + w_z \cos(\varphi) \sec(\theta) \end{bmatrix} \quad (41)$$

که در آن w مقادیر اندازه‌گیری ژيروسکوپ ۳ محور، φ و θ مقادیر حاصل از فیلتر کالمن اول می‌باشد.

میانگین خطای تخمین جهت برای روش مبتنی بر مغناطیس‌سنج ۱۸/۵۵ درجه، برای روش مبتنی بر آزیموت ۷/۴۸ درجه و برای روش پیشنهادی این مقاله ۴/۷۲ درجه است.

مقاله‌ی [۱۷] خروجی حاصل از حسگرهای ژيروسکوپ، شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج را با استفاده از فیلتر کالمن Adaptive ادغام می‌کند. اطلاعات جهت حاصل از اطلاعات شتاب و مغناطیس‌سنج برای تصحیح سرعت زاویه‌ای نسبی استفاده می‌شوند. ماتریس چرخش بین چارچوب دستگاهی و ناوبری براساس زوایای اوپلر (معادلات ۲۸ تا ۳۰) بصورت $C_D^N = C_Z C_X C_Y$ می‌باشد. چرخش کوآترینیون براساس قرائت‌های ژيروسکوپ بعنوان بردار حالت بصورت معادله (۳۳) بدست می‌آید. کوآترینیون تخمینی جهت شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج بصورت $q_{am} = q_a \otimes q_m$ بعنوان مدل اندازه‌گیری حاصل

(۴۷) استفاده می‌شود. در نهایت جهت کاربر با استفاده از معادله‌ی (۴۸) حاصل می‌شود.

$$WD_{جهانی} = C_D^N(q) \cdot WD_{محلی} \quad (47)$$

$$\psi_{کاربر} = \tan^{-1} \left(\frac{WD_{جهانی}^y}{WD_{جهانی}^x} \right) - \frac{\pi}{2} \quad (48)$$

که در آن $C_D^N(q)$ ماتریس چرخش، q کوآترنیون نهایی حاصل از EKF می‌باشد.

نتایج تجربی نشان می‌دهند که روش پیشنهادی در این مقاله میانگین خطای مطلق تخمین جهت را ۲۵/۸٪ (۳/۱ درجه) و ۳۱٪ (۴ درجه) بترتیب در مقایسه با روش‌های PCA [۷۹] و uDirect [۸۰] کاهش می‌دهد.

در مقاله [۲] زاویه سمت‌گیری با استفاده از بردار شرق E و راست-بردار $R = (r_x, r_y, r_z)$ که در آن r_x, r_y و r_z مؤلفه‌های روی سه محور سیستم مختصات دستگاهی است بدست می‌آید. ابتدا بردار R و بردار مغناطیسی روی سطح افقی تصویر می‌شوند. در این تحقیق همچنین از بردار گرانش $G = -(g_x, g_y, g_z)$ که در آن g_x, g_y و g_z میانگین تمام اندازه‌گیری‌های شتاب گرانش در فاصله زمانی یک گام است استفاده می‌شود. سپس طبق معادله (۴۹) بردار تصویر R_v از R بر روی بردار گرانش تخمین زده شده G بدست می‌آید.

$$R_v = \left(\frac{R \cdot G}{G \cdot G} \right), \quad R_h = R - R_v \quad (49)$$

R_h و R_v بترتیب مؤلفه راست-بردار روی سطح عمودی و مؤلفه راست-بردار روی سطح افقی هستند [۲]. بنابراین بردار شرق E می‌تواند طبق معادله (۵۰) با ضرب برداری دو بردار G و $M = (m_x, m_y, m_z)$ بدست آید [۸۱].

$$E = G \times M \quad (50)$$

که در آن m_x, m_y و m_z میانگین تمام اندازه‌گیری‌های مغناطیس‌سنج کالیبره شده [۸۲] در فاصله‌ی زمانی یک گام هستند [۲].

که در آن a بردار شتاب گرانش تخمینی گوشی هوشمند توسط Rotation Quaternion، g بردار گرانش محلی، و v_{k+1}^a نویز اندازه‌گیری سفید گوسین شتاب‌سنج است.

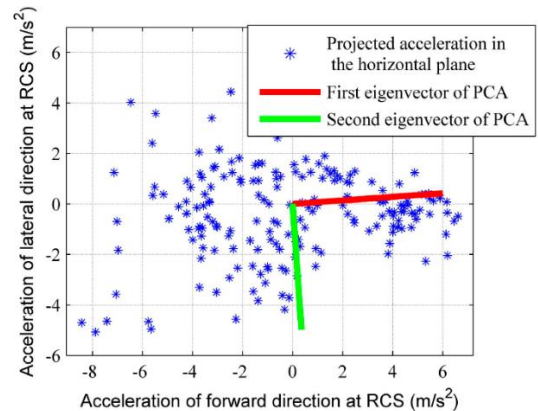
جهت کاربر برای ۲ حالت Texting و Calling بدلیل انحراف تقریباً ثابت بین جهت کاربر و جهت گوشی هوشند طبق معادلات (۴۵ و ۴۶) محاسبه می‌شود.

$$\psi_{دستگاهی} = \tan^{-1} \left(\frac{2(q_0 q_3 - q_1 q_2)}{(q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2)} \right) \quad (45)$$

$$\psi_{کاربر} = \psi_{دستگاهی} + \Delta\psi \quad (46)$$

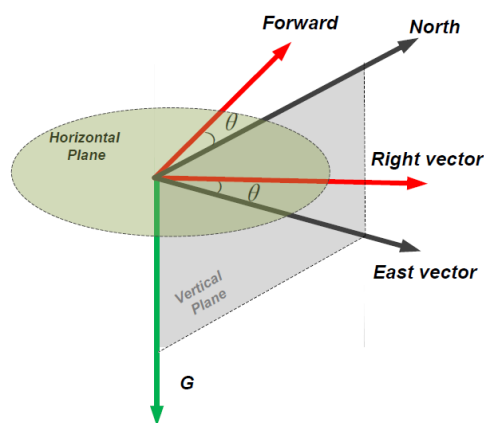
که در آن مقادیر q کوآترنیون نهایی حاصل از EKF و $\Delta\psi$ مقدار ثابت انحراف بین جهت کاربر و گوشی هوشمند است، که در آن مقدار انحراف تا زمان تغییر موقعیت حمل گوشی هوشمند ثابت باقی می‌ماند.

در ۲ حالت دیگر حمل گوشی (Swinging, Pocket) از روش Rotation Matrix PCA (RMPCA) استفاده می‌شود. مطابق شکل (۱۷) اصل اساسی PCA مبتنی بر آن است که بیشترین تغییرات سیگنال شتاب در صفحه‌ی افقی موازی با جهت راه رفتن است. با استفاده از تکنیک PCA جهت پیاده‌روی محلی کاربر در DCS استخراج می‌گردد.



شکل ۱۷- تصویری از PCA برای استخراج Eigenvector (بردار ویژه) روی صفحه‌ی افقی سیگنال‌های شتاب برای استنتاج جهت پیاده‌روی محلی در DCS

جهت قدم زدن کاربر ($WD_{محلی}$) با استخراج اولین مؤلفه‌ی اصلی PCA بروی سیگنال‌های شتاب افقی بدست می‌آید. برای تنظیم جهت پیاده‌روی محلی کاربر در NCS، ماتریس چرخش DCS نسبت به NCS طبق معادله‌ی



شکل ۱۸ - تصویری از تعریف زاویه سمت توسط بردار شرقی و بردار راست [۲]

با توجه به شکل (۱۸) فلش‌های قرمز، فلش‌های سیاه و فلش سبز بترتیب نشان‌دهنده جهت مستقیم و جهت راست کاربر، مؤلفه افقی بردار مغناطیسی و بردار شرقی و بردار گرانش تخمینی می‌باشند. زاویه مربوط به جهت حرکت کاربر، زاویه بین بردار شرقی و راست-بردار R_h طبق معادله (۵۱) بدست می‌آید.

$$\psi = \cos^{-1} \left(\frac{R_h \cdot E}{|R_h| |E|} \right) \quad (51)$$

$$\psi = \begin{cases} \psi - \beta. & (E \times R_h) \cdot G > 0 \\ 2\pi - \psi - \beta. & (E \times R_h) \cdot G < 0 \end{cases}$$

که در آن زمانی که راست بردار در سمت راست (چپ) بردار شرقی است، ضرب خارجی برداری $E \times R_h$ در جهت یکسان (مخالف) با بردار گرانشی خواهد بود. β نیز میل مغناطیسی محلی می‌باشد [۲]. خطاهای تخمین مطلق جهت کاربر در این مقاله برای روش‌های PCA-GA و PCA بترتیب ۱۶/۱ و ۹/۲ درجه حاصل شده‌اند.

سعادت‌زاده و همکاران در تحقیق [۱۶] مؤلفه‌ی جهت را با ترکیب اطلاعات شتاب،ژیروسکوپ و مغناطیس‌سنج برای ۳ حالت حمل گوشی (Calling, Texting, و Swinging) تخمین می‌زنند. برای دو حالت Texting و Calling که جهت‌گیری تلفن نسبت به بدن کاربر زیاد تغییر نمی‌کند از روش فیلتر مکمل^۱ استفاده می‌شود. اطلاعات جهت حاصل از قرائت‌های مغناطیس‌سنج/شتاب‌سنج و ژیروسکوپ (معادلات ۴۰ و ۴۱) بعنوان ورودی‌های فیلتر مکمل هستند. در حالت حمل Swinging که موقعیت گوشی هوشمند و Offset

^۱ Complementary Filter

دائماً تغییر می‌کند از روش PCA-based با شتاب‌های جهانی در مقاله‌ی [۲] برای تعیین جهت استفاده می‌شود. میانگین انحراف معیار تخمین جهت در امتداد مسیر مستقیم برای ۳ حالت بترتیب برابر ۶/۲۲، ۶/۸۲ و ۱۴/۶۸ درجه حاصل شده‌اند. جدول (۵) دسته‌بندی از مطالعات پیشین براساس حسگرهای مورد استفاده برای معیار تخمین جهت ارائه می‌دهد.

جدول ۵- بررسی مطالعات پیشین از منظر نوع حسگرهای تخمین جهت

[۶۲, ۳۰]	مغناطیس‌سنج
[۵۳, ۴۹, ۴۷]	ژیروسکوپ
[۲۸, ۲۷, ۱۷, ۱۶, ۱۵, ۱۴]	مغناطیس‌سنج + ژیروسکوپ
[۵۶, ۴۲, ۴۱]	+ شتاب‌سنج
[۶۱, ۱۳, ۲۹]	ژیروسکوپ + شتاب‌سنج
[۱۶, ۲]	مغناطیس‌سنج + شتاب‌سنج

۴- نتیجه‌گیری و بحث

در این مقاله ابتدا مروری بر روش‌های مختلف تعیین موقعیت مستقل از زیرساخت و مبتنی بر زیرساخت داخل ساختمان انجام گردید. روش‌های تعیین موقعیت مستقل از زیرساخت براساس نوع امواج به چهار روش پرکاربرد LED, UWB, Ultrasonic, WLAN, Bluetooth و RFID تقسیم و نحوه‌ی کاربرد هرکدام توضیح داده شد. در این مقاله روش تعیین موقعیت WLAN با توجه فراگیر بودن شبکه‌های بی‌سیم بیشتر مورد بحث قرار گرفت و راه‌های مختلف بهبود دقت آن از طریق ارائه الگوریتم تعیین موقعیت و الگوریتم طبقه‌بندی در تحقیقات مختلف بررسی شد.

سپس روش‌های مختلف تعیین موقعیت مستقل از زیرساخت براساس نوع داده‌های مورد استفاده در سه روش جداگانه‌ی Laser-based, Visual-based و مبتنی بر حسگرهای گوشی هوشمند با روش PDR بررسی شدند. هر یک از روش‌های تعیین موقعیت داخل ساختمان دارای مزایا و معایب خاص خود می‌باشند. انتخاب روش در نهایت براساس دقت، هزینه، صحت، سهولت، مقیاس‌پذیری، قابلیت اطمینان و امنیت خواهد بود. با توجه به تحقیقات پیشین در حالت کلی روش‌های مبتنی بر زیرساخت دارای دقت، صحت و قابلیت اطمینان بیشتری نسبت به روش‌های تعیین موقعیت مستقل از

زیرساخت هستند، اما روش‌های مستقل از زیرساخت از نظر هزینه و سهولت بخاطر نبود زیرساخت اضافی برای مکان‌های جدید برتری دارند. مثلاً در شرایطی مانند آتش‌سوزی که هیچ‌گونه زیرساخت کمکی مانند WiFi نمی‌تواند استفاده شود، روش تعیین موقعیت مستقل از زیرساخت PDR می‌تواند بهترین گزینه باشد. از طرفی روش‌های دیگر مستقل از زیرساخت مانند Laser-based و Visual-based در این شرایط محیطی کارایی خود را از دست می‌دهند.

جدول (۶) بطور خلاصه مقایسه‌ای بین روش‌های مختلف تعیین موقعیت داخل ساختمان را ارائه می‌دهد. از منظر دقت، روش‌های مبتنی بر زیرساخت که به صورت فراگیر در صنعت و ناوبری استفاده می‌شوند دارای دقت بهتری هستند. بُرد یا محدوده‌ای که هر کدام از روش‌ها می‌توانند تعیین موقعیت را انجام دهند محدود می‌باشد.

محدودیت بُرد به وسعت زیرساخت نصب شده نیز بستگی دارد که طبیعتاً با افزایش زیرساخت دقت تعیین موقعیت و بُرد کار بالا رفته و از طرف دیگر هزینه نیز بیشتر می‌شود. روش PDR روشی است که بصورت پیوسته تعیین موقعیت را انجام می‌دهد. بنابراین مکان‌هایی که امکان نصب زیرساخت وجود ندارد (مانند نقاط کور) می‌توان با ترکیب روش تعیین موقعیت PDR مبتنی بر حسگرهای گوشی هوشمند با روش‌های مبتنی بر زیرساخت دقت کار را بالا برد و مسئله‌ی نقاط کور را حل کرد.

گرچه فناوری‌های تعیین موقعیت بی‌سیم داخلی که در جدول (۶) ذکر شده‌اند می‌توانند به دقت متر تا سانتی متر در تعیین موقعیت و ناوبری برسند، اما با وجود شرایط خاص مانند آتش‌سوزی، هزینه‌ی خرید بالا و تنظیم دستگاه‌های بی‌سیم، استفاده از این فناوری‌ها را دشوار و غیر قابل پیاده‌سازی کرده است.

جدول ۶- مقایسه روش‌های مختلف تعیین موقعیت داخل ساختمان [۲۴، ۲۱]

روش	WLAN	Bluetooth	RFID	LED	UWB	Ultrasonic	Laser	Visual	PDR
دقت (متر)	< ۱۵	۱ - ۳ ۱ - ۸	< ۰/۱	< ۰/۵	< ۰/۳	< ۰/۱	۰/۰۱	< ۰/۱	۱ - ۸
برد (متر)	< ۱۵۰	< ۳۰ < ۷۵	< ۱	< ۸	< ۱۵۰	< ۱۰	< ۵	< ۱۰	فراگیر
مبتنی بر	Client/ Server	Client/ Server	Server	Client/ Server	Server	Server	Server	Client/ Server	Client/ Server
هزینه	متوسط	متوسط	بالا	کم	بالا	متوسط	کم	متوسط	خیلی کم
زیرساخت	دارد	دارد	دارد	دارد	دارد	دارد	ندارد	ندارد	ندارد
تعیین موقعیت	مطلق	مطلق	مطلق	مطلق	مطلق	مطلق	نسبی	مطلق	نسبی

با توجه به اینکه هدف اصلی این مقاله بررسی معیارهای تأثیرگذار بر دقت روش تعیین موقعیت PDR با استفاده از حسگرهای گوشی هوشمند بود تحقیقات مختلف در این مورد بررسی شدند. مطالعات از دیدگاه‌های مختلفی مانند مستقل بودن یا نبودن از زیرساخت، استفاده از Landmark برای تعیین موقعیت مبدأ و برطرف کردن خطاهای تجمعی، شیوه‌ی تشخیص رخداد گام‌زنی، انواع فیلترهای حذف نویز و تلفیقی، روش تخمین طول گام‌زنی، طبقه‌بندی‌کننده بکاررفته برای طبقه‌بندی داده‌های مختلف و تشخیص فعالیت‌های مختلف از روی آن مورد بررسی قرار گرفتند.

اکثر مطالعات حالت‌های مختلف حرکتی کاربر و نگه‌داری گوشی را بررسی نکرده‌اند. این امر باعث می‌شود که روش‌های ارائه شده در تعیین جهت و تشخیص گام در حالت‌های دیگر دچار مشکل شوند. در واقع این روش‌ها Offset بین جهت کاربر و جهت گوشی هوشمند را ثابت در نظر می‌گیرند. درحالی‌که مقدار Offset در حالات مختلف حرکتی ثابت نیست. روش‌های پیشنهاد شده در مقالات [۲۹، ۱۳، ۲، ۱۶، ۶۱] هرکدام حالات مختلف حمل گوشی و حرکت کاربر را بررسی کرده‌اند. مقاله‌ی [۲] چهار حالت حرکتی را برای کاربر شامل Walking، Running، Upstairs و Downstairs و چهار حالت برای نگه‌داری گوشی توسط کاربر شامل Calling، Texting،

Swinging و Pocket را در نظر می‌گیرد. با ۱۶ حالت حاصل از ترکیب این حالات به نتیجه‌گیری خوبی در دقت تشخیص حالات ترکیبی با ۹۲/۴ درصد و دقت تشخیص گام‌زنی با میانگین ۹۹ درصد می‌رسد.

روش تعیین موقعیت PDR یک روش با تعیین موقعیت نسبی می‌باشد. در نتیجه تغییرات موقعیت مبدا که معمولاً از طریق نشانگرهای معرفی شده به گوشی هوشمند بدست می‌آیند تاثیر فراوانی بر دقت کل فرآیند تعیین موقعیت با توجه به تجمعی بودن خطا در طول مسیر خواهد داشت. نشانگرها با موقعیت معلوم برای تعیین موقعیت اولیه و رفع خطای تجمعی در اکثر مطالعات استفاده شده‌اند. ولی اینکه مقدار خطای تجمعی باقیمانده به چه صورت روی مقادیر طول و جهت تخمین زده شده سرشکن شوند مورد بررسی قرار نگرفته است. همچنین استفاده از بخش‌بندی فضایی در مدل برداری مربوط به طرح ساختمان می‌تواند باعث افزایش کارایی سیستم و کاهش زمان محاسبات گردد [۵۳]. مهم‌ترین بحثی که در تعیین موقعیت اولیه و استفاده از نقاط چک برای رفع خطای تجمعی و همچنین استفاده از طرح ساختمان برای تنظیم تخمین موقعیت وجود دارد این است که دقت کار خود این روش‌ها نیز دقت کلی را تحت تاثیر قرار می‌دهد. مثلاً در بحث استفاده از طرح ساختمان، یکی از مسائل مهم میزان مطابقت این طرح بر طرح اصلی ساختمان است.

با توجه به اینکه طول مسافت پیموده شده یکی از مولفه‌های اصلی برای دقت تعیین موقعیت PDR می‌باشد. در نتیجه هر چقدر شمارش گام دقیق‌تر انجام شود، دقت نهایی تعیین موقعیت بالا خواهد بود. از روش‌های تشخیص رخداد گام‌زنی بکار رفته در مطالعات پیشین استفاده از الگوی پیاده‌روی براساس حدآستانه مقادیر شتاب و روش Auto Correlation و Zero Velocity Updates است. در روش الگوی پیاده‌روی براساس حدآستانه با تعریف دو حدآستانه بالایی و پایینی برای مقادیر شتاب و هم‌چنین حدآستانه برای فاصله‌ی زمانی گام‌زنی شمارش گام صورت می‌گیرد. روش Zero Velocity Updates براساس اینکه در هر گام موقعی که پا زمین را لمس می‌کند سرعت پا نسبت به زمین صفر می‌شود طراحی شده است. بنابراین در این حالت هم شمارش گام و هم تنظیم Drift در هر گام می‌تواند انجام

شود. در نهایت روش Autocorrelation شمارش گام‌ها را براساس محاسبه همبستگی بین گام‌های فعلی و قبلی کاربر انجام می‌دهد.

فیلترهای پایین‌گذر و فیلترهای بالا گذر که بترتیب برای حذف نویزهای تصادفی و حذف شتاب گرانش در داده‌های شتاب بکار می‌روند در اکثر مطالعات استفاده شده‌اند. استفاده از داده‌های فیلتر شده برای تشخیص دقیق رخداد گام‌زنی و تخمین دقیق طول گام و جهت حرکت ضروری است، زیرا موقع پیاده‌روی لرزش گوشی در دست ممکن است باعث ایجاد نویز در داده‌های حسگرها شود.

از سری فیلترهای تلفیقی به کار رفته، فیلتر ذره‌ای در تحقیق [۵۳، ۵۴] است که دارای دقت خوبی در مناطق با مقیاس کوچک می‌باشد، اما در مناطق با مقیاس بزرگ از بهنگام بودن خارج می‌شود و بدلیل محدودیت منبع گوشی هوشمند دچار مشکل می‌شود. در مطالعات [۲۸، ۱۴، ۱۵، ۱۷] از فیلتر کالمن برای ادغام اطلاعات حسگرهای مختلف استفاده شده است که بعضی از آن‌ها با توجه به مدل حالت و اندازه‌گیری تعریفی به دقت مطلوبی رسیده‌اند. مقالات [۲۹، ۱۳، ۶۱] از فیلتر کالمن تعمیم‌یافته (EKF) برای ادغام اطلاعات حسگرهای ژيروسکوپ و شتاب گرانش بمنظور تخمین جهت حرکت کاربر استفاده کرده‌اند. فیلتر تلفیقی دیگر بکار رفته در مطالعات ذکر شده فیلتر UKF در تحقیق [۲۷] است. با توجه به اینکه فیلتر کالمن تعمیم یافته دارای یک فرمول‌بندی ساده برای تخمین غیرخطی می‌باشد [۵۵]، خطی‌سازی مسئله تعیین موقعیت باعث ایجاد خطای مدل Jacobi Matrix و کاهش دقت تخمین می‌شود [۲۷]، که این بر هزینه محاسبات و بهنگام بودن سیستم تأثیر منفی دارد.

یکی دیگر از معیارهای مهم بررسی شده در این مقاله معیار تخمین طول گام کاربر می‌باشد. در یک مسیر مستقیم طبق رابطه‌ی $\sigma_P = L_{seg} \cdot \sqrt{(\sigma_S)^2 + (\sigma_\theta)^2}$ مولفه‌ی اصلی خطای موضعی تعیین موقعیت PDR طول گام تخمین زده شده می‌باشد. در نتیجه تخمین طول گام کاربر تاثیر فراوانی بر دقت نهایی تعیین موقعیت خواهد داشت. در برخی مقالات طول گام بصورت طول گام ثابت عمومی و طول گام ثابت خصوصی استفاده شده‌اند. در حالی که طول گام اشخاص مختلف با همدیگر متفاوت

برای مجموعه‌های ثابت شخصی، نتایج حاکی از آن است که موقعیت گوشی هوشمند عملکرد مدل‌ها را به میزان قابل توجهی تحت تأثیر قرار نمی‌دهد. بطور کلی، مدل‌ها انتظار می‌رود نتایج بهتری برای مجموعه‌های شخصی ثابت نسبت به مجموعه‌های عمومی ثابت داشته باشند. با این حال، مجموعه‌های شخصی ثابت برای استفاده عمومی مناسب نیستند زیرا روش تعیین آنها وقت گیر است.

در بحث استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌ها الگوریتم طبقه‌بندی Naive Baye در [۳] استفاده شده است که دارای دقت تشخیص خوبی در تشخیص فعالیت‌هایی مانند بالا و پایین آمدن از پله و پیاده‌روی و ایستادن داشت. از الگوریتم K-means در طبقه‌بندی اثرانگشت WiFi در تحقیق [۲۷] استفاده شده است که این امر باعث بالا رفتن دقت تخمین موقعیت و همچنین کاهش زمان تخمین موقعیت می‌شود. در تحقیقات [۱۳، ۱۶، ۶۱] از الگوریتم‌هایی مانند SVM، DT و KNN برای طبقه‌بندی نوع حرکت کاربر و حالت نگهداری گوشی استفاده می‌شود. در تحقیق [۲] از دو الگوریتم SVM و DT بترتیب برای طبقه‌بندی فعالیت‌های کاربر شامل چهار حالت Walking، Running، Upstairs، Downstairs و چهار حالت نگهداری گوشی Calling، Texting، Swinging و Pocket استفاده می‌شوند. در مقایسه دقت تشخیص حالت ترکیبی SVM-DT پیشنهادی در این تحقیق عملکرد بهتری نسبت به بقیه روش‌های مجزا مانند MLP (Multi Layer Perceptron)، SVM و KNN دارد.

بوده و حتی طول گام یک شخص در حین پیاده‌روی نیز متفاوت می‌باشد. در نتیجه استفاده از طول گام غیر ثابت معقول‌تر خواهد بود.

مدل‌های تخمین طول گام با حسگرهای اینرسیال گوشی هوشمند شامل مدل‌های مبتنی بر فرکانس گام‌زنی، مبتنی بر شتاب، مبتنی بر زاویه و چند پارامتره هستند. یکی از فرمول‌های تخمین طول گام غیر ثابت در مطالعات پیشین می‌توان به الگوریتم General در [۴۱]، Scarlet و Kim در [۵۰] اشاره کرد که هرکدام در تحقیقاتی که در آن استفاده شده‌اند عملکرد خوبی داشته‌اند. نتایج نشان می‌دهند که موقعیت گوشی هوشمند عملکرد اکثر مدل‌های مبتنی بر شتاب را تحت تأثیر قرار می‌دهد. اگر گوشی هوشمند بصورت Swinging یا Pocket حمل شود، عملکرد آن‌ها رو به زوال است. سرعت پیاده‌روی بر عملکرد مدل‌های فرکانس مبنا تأثیر می‌گذارد. پیاده‌روی سریع عملکرد مدل‌های مبتنی بر فرکانس را تحت تأثیر قرار می‌دهد.

بطور کلی دسته مدل‌های مبتنی بر شتاب نسبت به سایر گروه‌ها برای مجموعه‌های شخصی مقاومت بهتری دارند. در حالی که دسته مدل‌های مبتنی بر فرکانس گام‌زنی نسبت به سایر دسته‌ها برای مجموعه‌های عمومی ثابت مقاومت نشان می‌دهند. بطور متوسط، تمام مدل‌هایی که شامل ثابت‌های قابل تنظیم هستند، برای مجموعه‌های شخصی ثابت بهتر عمل می‌کنند. علاوه بر این، در مورد مدل‌های مبتنی بر فرکانس گام‌زنی، اختلاف میانگین خطا برای مجموعه‌های شخصی و عمومی ثابت کمتر از ۵٪ است.

مراجع

- [1] M. J. S. a. Weiser, "The Computer for the 21 st Century," vol. 265, no. 3, pp. 94-105, 1991.
- [2] B. Wang, X. Liu, B. Yu, R. Jia, and X. J. S. Gan, "Pedestrian dead reckoning based on motion mode recognition using a smartphone," vol. 18, no. 6, p. 1811, 2018.
- [3] A. Parnandi et al., "Coarse in-building localization with smartphones," in International Conference on Mobile Computing, Applications, and Services, 2009, pp. 343-354: Springer.
- [4] Y. Zhuang et al., "A survey of positioning systems using visible LED lights," vol. 20, no. 3, pp. 1963-1988, 2018.
- [5] D. Ni, O. A. Postolache, C. Mi, M. Zhong, and Y. Wang, "UWB indoor positioning application based on Kalman filter and 3-D TOA localization algorithm," in 2019 11th International Symposium on Advanced Topics in Electrical Engineering (ATEE), 2019, pp. 1-6: IEEE.
- [6] A. Savvides, C.-C. Han, and M. B. Strivastava, "Dynamic fine-grained localization in ad-hoc networks of sensors," in Proceedings of the 7th annual international conference on Mobile computing and networking, 2001, pp. 166-179: ACM.

- [7] P. Bahl and V. N. Padmanabhan, "RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system," in INFOCOM 2000. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Proceedings. IEEE, 2000, vol. 2, pp. 775-784: IEEE.
- [8] A. Kushki, K. N. Plataniotis, and A. N. J. I. t. o. m. c. Venetsanopoulos, "Kernel-based positioning in wireless local area networks," no. 6, pp. 689-705, 2007.
- [9] J. Zhou, W. M.-C. Yeung, and J. K.-Y. Ng, "Enhancing indoor positioning accuracy by utilizing signals from both the mobile phone network and the wireless local area network," in Advanced Information Networking and Applications, 2008. AINA 2008. 22nd International Conference on, 2008, pp. 138-145: IEEE.
- [10] L. Aalto, N. Göthlin, J. Korhonen, and T. Ojala, "Bluetooth and WAP push based location-aware mobile advertising system," in Proceedings of the 2nd international conference on Mobile systems, applications, and services, 2004, pp. 49-58: ACM.
- [11] A. Baniukevic, D. Sabonis, C. S. Jensen, and H. Lu, "Improving wi-fi based indoor positioning using bluetooth add-ons," in Mobile Data Management (MDM), 2011 12th IEEE International Conference on, 2011, vol. 1, pp. 246-255: IEEE.
- [12] J. Tang, Y. Chen, A. Jaakkola, J. Liu, J. Hyypä, and H. J. S. Hyypä, "NAVIS-An UGV indoor positioning system using laser scan matching for large-area real-time applications," vol. 14, no. 7, pp. 11805-11824, 2014.
- [13] Z.-A. Deng, G. Wang, Y. Hu, and Y. J. S. Cui, "Carrying position independent user heading estimation for indoor pedestrian navigation with smartphones," vol. 16, no. 5, p. 677, 2016.
- [14] K. Feng et al., "A new quaternion-based Kalman filter for real-time attitude estimation using the two-step geometrically-intuitive correction algorithm," vol. 17, no. 9, p. 2146, 2017.
- [15] A. Poulose, O. S. Eyobu, and D. S. J. I. A. Han, "An indoor position-estimation algorithm using smartphone IMU sensor data," vol. 7, pp. 11165-11177, 2019.
- [16] E. Saadatzaheh, A. Chehreghan, R. J. I. A. o. t. P. Ali Abbaspour, Remote Sensing, and S. I. Sciences, "PEDESTRIAN DEAD RECKONING USING SMARTPHONES SENSORS: AN EFFICIENT INDOOR POSITIONING SYSTEM IN COMPLEX BUILDINGS OF SMART CITIES," 2019.
- [17] D. Wu, L. Xia, and J. J. S. Geng, "Heading estimation for pedestrian dead reckoning based on robust adaptive Kalman filtering," vol. 18, no. 6, p. 1970, 2018.
- [18] A. Mulloni, D. Wagner, I. Barakonyi, and D. J. I. P. C. Schmalstieg, "Indoor positioning and navigation with camera phones," no. 2, pp. 22-31, 2009.
- [19] D. Karunatilaka, F. Zafar, V. Kalavally, R. J. I. C. S. Parthiban, and Tutorials, "LED based indoor visible light communications: State of the art," vol. 17, no. 3, pp. 1649-1678, 2015.
- [20] A. Sevincer, A. Bhattarai, M. Bilgi, M. Yuksel, N. J. I. C. S. Pala, and Tutorials, "LIGHTNETs: Smart LIGHTing and mobile optical wireless NETworks—A survey," vol. 15, no. 4, pp. 1620-1641, 2013.
- [21] infsoft, "indoor Positioning Systems," indoor Positioning Systems 2020/1/25 2020.
- [22] P. M. M. A. Silva, M. Paralta, R. Caldeirinha, J. Rodrigues, and C. M. Serôdio, "Traceme—indoor real-time location system," in Industrial Electronics, 2009. IECON'09. 35th Annual Conference of IEEE, 2009, pp. 2721-2725: IEEE.
- [23] Q. Fu and G. J. T. J. o. N. Retscher, "Active RFID trilateration and location fingerprinting based on RSSI for pedestrian navigation," vol. 62, no. 2, pp. 323-340, 2009.
- [24] (January 01). Available: <https://www.inertialelements.com>
- [25] A. Yohan, N.-W. Lo, and D. J. S. Winata, "An Indoor Positioning-Based Mobile Payment System Using Bluetooth Low Energy Technology," vol. 18, no. 4, p. 974, 2018.
- [26] E. Díaz, M. Pérez, D. Gualda, J. Villadangos, J. Ureña, and J. García, "Ultrasonic indoor positioning for smart environments: A mobile application," in Experiment@ International Conference (exp. at'17), 2017 4th, 2017, pp. 280-285: IEEE.
- [27] G. Chen, X. Meng, Y. Wang, Y. Zhang, P. Tian, and H. J. S. Yang, "Integrated WiFi/PDR/Smartphone using an unscented kalman filter algorithm for 3D indoor localization," vol. 15, no. 9, pp. 24595-24614, 2015.
- [28] Z. Chen, H. Zou, H. Jiang, Q. Zhu, Y. C. Soh, and L. J. S. Xie, "Fusion of WiFi, smartphone sensors and landmarks using the Kalman filter for indoor localization," vol. 15, no. 1, pp. 715-732, 2015.
- [29] Z.-A. Deng, Y. Hu, J. Yu, and Z. J. M. Na, "Extended kalman filter for real time indoor localization by fusing WiFi and smartphone inertial sensors," vol. 6, no. 4, pp. 523-543, 2015.

- [30] T. King, S. Kopf, T. Haenselmann, C. Lubberger, and W. Effelsberg, "Compass: A probabilistic indoor positioning system based on 802.11 and digital compasses," in Proceedings of the 1st international workshop on Wireless network testbeds, experimental evaluation & characterization, 2006, pp. 34-40: ACM.
- [31] K. Kaemarungsi and P. Krishnamurthy, "Modeling of indoor positioning systems based on location fingerprinting," in Ieee Infocom 2004, 2004, vol. 2, pp. 1012-1022: IEEE.
- [32] H. Liu, H. Darabi, P. Banerjee, J. J. I. T. o. S. Liu, Man,, and P. C. Cybernetics, "Survey of wireless indoor positioning techniques and systems," vol. 37, no. 6, pp. 1067-1080, 2007.
- [33] K. Li, J. Bigham, E. L. Bodanese, and L. Tokarchuk, "Location estimation in large indoor multi-floor buildings using hybrid networks," in Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2013 IEEE, 2013, pp. 2137-2142: IEEE.
- [34] G. Zdruba, M. Huber, F. A. Karnangar, and I. Chlarntac, "Monte Carlo sampling based in-home location tracking with minimal RF infrastructure requirements," in Global Telecommunications Conference, 2004. GLOBECOM'04. IEEE, 2004, vol. 6, pp. 3624-3629: IEEE.
- [35] Z. Han, "An online sequential extreme learning machine approach to WiFi based indoor positioning," 2014.
- [36] Y.-S. Kuo, P. Pannuto, K.-J. Hsiao, and P. Dutta, "Luxapose: Indoor positioning with mobile phones and visible light," in Proceedings of the 20th annual international conference on Mobile computing and networking, 2014, pp. 447-458: ACM.
- [37] J. S. Seybold, Introduction to RF propagation. John Wiley & Sons, 2005.
- [38] X. Chai and Q. J. I. T. o. M. C. Yang, "Reducing the calibration effort for probabilistic indoor location estimation," no. 6, pp. 649-662, 2007.
- [39] H. Wymeersch, J. Lien, and M. Z. J. P. o. t. I. Win, "Cooperative localization in wireless networks," vol. 97, no. 2, pp. 427-450, 2009.
- [40] S.-P. Kuo, B.-J. Wu, W.-C. Peng, and Y.-C. Tseng, "Cluster-enhanced techniques for pattern-matching localization systems," in Mobile Adhoc and Sensor Systems, 2007. MASS 2007. IEEE International Conference on, 2007, pp. 1-9: IEEE.
- [41] I. Sharp and K. J. P. C. Yu, "Sensor-based dead-reckoning for indoor positioning," vol. 13, pp. 4-16, 2014.
- [42] J. Yan, G. He, A. Basiri, and C. Hancock, "Vision-aided indoor pedestrian dead reckoning," in 2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 2018, pp. 1-6: IEEE.
- [43] A. Möller, M. Kranz, R. Huitl, S. Diewald, and L. Roalter, "A mobile indoor navigation system interface adapted to vision-based localization," in Proceedings of the 11th international conference on mobile and ubiquitous multimedia, 2012, p. 4: ACM.
- [44] D. Android. (2019). Sensors Overview. Available: https://developer.android.com/guide/topics/sensors/sensors_overview
- [45] (january). Available: https://www.researchgate.net/figure/Smartphone-with-the-definitions-of-the-local-coordinate-system-and-gyroscope-rotation_fig1_306311098
- [46] (2019). Compass. Available: http://circuitcellar.com/wp-content/uploads/2012/08/Pedley_Ph1.jpg
- [47] S. H. Pazoky, A. Chehregan, A. S. Niarakib, R. A. J. T. I. A. o. P. Abbaspoura, Remote Sensing, and S. I. Sciences, "a New Ubiquitous-Based Indoor Positioning System with Minimum Extra Hardware Using Smart Phones," vol. 40, no. 2, p. 151, 2014.
- [48] Z. Tian, Y. Zhang, M. Zhou, and Y. J. E. J. o. A. i. S. P. Liu, "Pedestrian dead reckoning for MARG navigation using a smartphone," vol. 2014, no. 1, p. 65, 2014.
- [49] Y. J. J. o. I. S. Nam and Engineering, "Map-based indoor people localization using an inertial measurement unit," vol. 27, no. 4, pp. 1233-1248, 2011.
- [50] A. R. Pratama and R. Hidayat, "Smartphone-based pedestrian dead reckoning as an indoor positioning system," in System Engineering and Technology (ICSET), 2012 International Conference on, 2012, pp. 1-6: IEEE.
- [51] I. Bylemans, M. Weyn, and M. Klepal, "Mobile phone-based displacement estimation for opportunistic localisation systems," in 2009 Third International Conference on Mobile Ubiquitous Computing, Systems, Services and Technologies, 2009, pp. 113-118: IEEE.
- [52] M. D. Hunter and P. W. J. E. E. Price, "Detecting cycles and delayed density dependence: a reply to Turchin and Berryman," vol. 25, no. 1, pp. 122-124, 2000.
- [53] G. Girard, S. Côté, S. Zlatanova, Y. Barette, J. St-Pierre, and P. J. S. Van Oosterom, "Indoor pedestrian navigation using foot-mounted IMU and portable ultrasound range sensors," vol. 11, no. 8, pp. 7606-7624, 2011.

- [54] H. Zhao, W. Cheng, N. Yang, S. Qiu, Z. Wang, and J. J. S. Wang, "Smartphone-based 3D indoor pedestrian positioning through multi-modal data fusion," vol. 19, no. 20, p. 4554, 2019.
- [55] Q. Wu, D. Wan, and Q. J. J. C. I. T. Wang, "A New Kind of Filter Algorithm of Integrated Navigation System for Vehicle," vol. 7, pp. 22-24, 1999.
- [56] J. J. I. J. o. S. H. Yim, "A smartphone indoor positioning method," vol. 7, no. 5, pp. 9-18, 2013.
- [57] T. M. Mitchell, "Machine learning (mcgraw-hill international editions computer science series)," 1997.
- [58] S. J. Preece, J. Y. Goulermas, L. P. Kenney, D. Howard, K. Meijer, and R. J. P. m. Crompton, "Activity identification using body-mounted sensors—a review of classification techniques," vol. 30, no. 4, p. R1, 2009.
- [59] J. Baek, G. Lee, W. Park, and B.-J. Yun, "Accelerometer signal processing for user activity detection," in International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems, 2004, pp. 610-617: Springer.
- [60] N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore, and M. L. Littman, "Activity recognition from accelerometer data," in Aaai, 2005, vol. 5, no. 2005, pp. 1541-1546.
- [61] Z.-A. Deng, G. Wang, Y. Hu, and D. J. S. Wu, "Heading estimation for indoor pedestrian navigation using a smartphone in the pocket," vol. 15, no. 9, pp. 21518-21536, 2015.
- [62] A. Serra, T. Dessì, D. Carboni, V. Popescu, L. J. N. Atzori, and B. Electronic Media Summit, "Inertial navigation systems for user-centric indoor applications," vol. 2, 2010.
- [63] J. Chon and H. J. I. P. C. Cha, "Lifemap: A smartphone-based context provider for location-based services," vol. 10, no. 2, pp. 58-67, 2011.
- [64] S. K. Park and Y. S. J. S. Suh, "A zero velocity detection algorithm using inertial sensors for pedestrian navigation systems," vol. 10, no. 10, pp. 9163-9178, 2010.
- [65] J. Carberry et al., "Parametric design of an active ankle foot orthosis with passive compliance," 2011.
- [66] Y. Jin, H.-S. Toh, W.-S. Soh, and W.-C. Wong, "A robust dead-reckoning pedestrian tracking system with low cost sensors," in Pervasive Computing and Communications (PerCom), 2011 IEEE International Conference on, 2011, pp. 222-230: IEEE.
- [67] H. J. A. D. A.-a. n. Weinberg, "Using the ADXL202 in pedometer and personal navigation applications," vol. 2, no. 2, pp. 1-6, 2002.
- [68] J. J. A. N. Scarlett, Analog Devices, "Enhancing the performance of pedometers using a single accelerometer," no. AN-900, 2007.
- [69] J. W. Kim, H. J. Jang, D.-H. Hwang, and C. J. P. Park, "A step, stride and heading determination for the pedestrian navigation system," vol. 1, no. 08, p. 0, 2004.
- [70] F. Li, C. Zhao, G. Ding, J. Gong, C. Liu, and F. Zhao, "A reliable and accurate indoor localization method using phone inertial sensors," in Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing, 2012, pp. 421-430: ACM.
- [71] J. E. Bertram and A. J. J. o. t. B. Ruina, "Multiple walking speed–frequency relations are predicted by constrained optimization," vol. 209, no. 4, pp. 445-453, 2001.
- [72] Q. Ladetto, "On foot navigation: continuous step calibration using both complementary recursive prediction and adaptive Kalman filtering," in Proceedings of ION GPS, 2000, vol. 2000, pp. 1735-1740.
- [73] H. Zhao, L. Zhang, S. Qiu, Z. Wang, N. Yang, and J. J. I. A. Xu, "Pedestrian dead reckoning using pocket-worn smartphone," vol. 7, pp. 91063-91073, 2019.
- [74] M. Vežočnik and M. B. J. I. S. J. Juric, "Average step length estimation models' evaluation using inertial sensors: a review," vol. 19, no. 2, pp. 396-403, 2018.
- [75] G. Welch and G. Bishop, "An introduction to the kalman filter. University of North Carolina, Department of Computer Science," TR 95-0411995.
- [76] L. Klingbeil and T. Wark, "A wireless sensor network for real-time indoor localisation and motion monitoring," in Information Processing in Sensor Networks, 2008. IPSN'08. International Conference on, 2008, pp. 39-50: IEEE.
- [77] J. Torres-Sospedra et al., "The smartphone-based offline indoor location competition at IPIN 2016: Analysis and future work," vol. 17, no. 3, p. 557, 2017.
- [78] D. Gebre-Egziabher, G. H. Elkaim, J. David Powell, and B. W. J. J. o. A. E. Parkinson, "Calibration of strapdown magnetometers in magnetic field domain," vol. 19, no. 2, pp. 87-102, 2006.

- [79] K. Kunze, P. Lukowicz, K. Partridge, and B. Begole, "Which way am I facing: Inferring horizontal device orientation from an accelerometer signal," in 2009 International Symposium on Wearable Computers, 2009, pp. 149-150: IEEE.
- [80] S. A. Hoseinitabatabaei, A. Gluhak, R. Tafazolli, and W. J. I. T. o. M. C. Headley, "Design, realization, and evaluation of uDirect-An approach for pervasive observation of user facing direction on mobile phones," vol. 13, no. 9, pp. 1981-1994, 2013.
- [81] D. Kamisaka, S. Muramatsu, T. Iwamoto, H. J. I. t. o. i. Yokoyama, and systems, "Design and implementation of pedestrian dead reckoning system on a mobile phone," vol. 94, no. 6, pp. 1137-1146, 2011.
- [82] J. Fang, H. Sun, J. Cao, X. Zhang, Y. J. I. T. o. I. Tao, and Measurement, "A novel calibration method of magnetic compass based on ellipsoid fitting," vol. 60, no. 6, pp. 2053-2061, 2011