

# بهبود مؤلفه‌های مؤثر در روش تعیین موقعیت PDR مبتنی بر تشخیص حالت حرکتی کاربر با استفاده از حسگرهای گوشی‌های همراه هوشمند

اسماعیل سعادت زاده<sup>۱</sup>، رحیم علی عباسپور<sup>۲</sup>، علیرضا چهرقان<sup>۳\*</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد سیستم‌های اطلاعات مکانی - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی -

پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران

es.saadatzadeh@ut.ac.ir

<sup>۲</sup> استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران

abaspour@ut.ac.ir

<sup>۳</sup> استادیار دانشکده مهندسی معدن - دانشگاه صنعتی سهند

chehreghan@sut.ac.ir

(تاریخ دریافت خرداد ۱۳۹۸، تاریخ تصویب آبان ۱۳۹۸)

## چکیده

هدف از این مقاله ارزیابی و بهبود دقت تعیین موقعیت داخلی با استفاده از حسگرهای گوشی هوشمند مبتنی بر روش Pedestrian Dead Reckoning (PDR) است. در بعضی شرایط خاص مانند آتش‌سوزی یا قطع برق که باعث ناتوانی روش‌های تعیین موقعیت مبتنی بر زیرساخت می‌شوند، بکارگیری روش PDR مبتنی بر حسگرهای گوشی هوشمند که تعیین موقعیت را به صورت پیوسته انجام می‌دهد یک راه‌حل مناسب است. در این مقاله به ارزیابی مؤلفه‌های مؤثر روش تعیین موقعیت داخلی بر اساس تشخیص نوع حرکت کاربر پرداخته می‌شود. ابتدا نمونه‌های حرکتی با استفاده از بردارهای ویژگی حاصل از داده‌های حسگرها و سه الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم‌گیری، ماشین بردار پشتیبان و K نزدیک‌ترین همسایه ارزیابی می‌شوند. بردارهای ویژگی پیشنهادی به طور قابل توجهی در مقایسه با ویژگی‌های تحقیقات پیشین در سه الگوریتم طبقه‌بندی بهبود حاصل می‌کنند. از منظر الگوریتم طبقه‌بندی، ماشین بردار پشتیبان با صرف بیشترین زمان پردازش بهترین عملکرد را با دقت ۹۹/۳٪ ارائه می‌دهد. در مرحله‌ی دوم به منظور محلی‌سازی، تشخیص گام بر اساس تعریف دو حد‌آستانه‌ی بالا و پایین و حد‌آستانه‌ی زمانی بر مقادیر نرم شتاب انجام می‌شود. مولفه جهت نیز از ترکیب داده‌های شتاب‌سنج، مغناطیس‌سنج و ژيروسکوپ بدست می‌آید. آزمایشات محلی‌سازی در حالی که کاربر گوشی را روبه‌روی خود نگه داشته برای دو حالت پیاده‌روی و دویدن در سه مسیر (مربع، دایره، مستطیل) انجام می‌شوند. میانگین دقت نهایی حاصل از پیاده‌روی برای سه مسیر به ترتیب برابر با ۱/۵۵، ۱/۸۲ و ۲/۳۴ بدست آمدند. دقت نهایی برای دویدن نیز برای سه مسیر به ترتیب برابر با ۲/۷، ۲/۶ و ۳/۵۳ حاصل شد.

**واژگان کلیدی:** تعیین موقعیت داخل ساختمان، تشخیص حالت حرکتی کاربر، Pedestrian Dead Reckoning، حسگرهای گوشی

همراه هوشمند

## ۱- مقدمه

توانایی تعیین موقعیت داخل ساختمان کاربران منجر به تولید برنامه‌های کاربردی متعددی مانند کنترل مبتنی بر موقعیت کاربر، تبلیغات و تخلیه اضطراری شده است [۱]. GPS به عنوان سیستم تعیین موقعیت در فضای باز به دلیل فقدان سیگنال‌ها در محیط داخلی قادر به تعیین موقعیت در محیط‌های سرپوشیده نیست. بنابراین، ایجاد یک سیستم تعیین موقعیت دقیق و قابل اطمینان به منظور تعیین موقعیت در هر مکانی اعم از درون و بیرون ساختمان ضروری می‌باشد [۲].

در حالت کلی سیستم‌های تعیین موقعیت داخل ساختمان به دو دسته مبتنی بر زیرساخت و مستقل از زیرساخت تقسیم می‌شوند. روش‌های مبتنی بر زیرساخت مانند Ultrasonic [۳]، WLAN [۴-۶]، Bluetooth و RFID [۷، ۸] نیاز به زیرساخت‌هایی مانند شبکه اینترنت و اتصال بی‌سیم به نقاط دسترسی پایه دارند. روش‌های مستقل از زیرساخت مانند لیزر [۹]، حسگرهای حرکتی [۱۰، ۱۱] و مبتنی بر دید [۱۲] نیازی به زیرساخت‌های اضافی ندارند.

یکی از روش‌های تعیین موقعیت مستقل از زیرساخت داخل ساختمان که به طور گسترده مورد توجه محققین قرار گرفته است، روش تعیین موقعیت PDR<sup>۲</sup> با استفاده از حسگرهای گوشی هوشمند می‌باشد. در برخی شرایط خاص مانند آتش‌سوزی یا قطع برق که زیرساخت‌هایی مانند WiFi قادر به سرویس‌دهی نیستند، تلفیق روش PDR با حسگرهای گوشی هوشمند که تعیین موقعیت را به صورت پیوسته انجام می‌دهد، راه‌حل مناسبی می‌باشد. این روش، موقعیت فعلی شخص پیاده را براساس موقعیت قبلی، طول گام و جهت پیاده‌روی تعیین می‌کند [۱۳]. در واقع این روش شامل سه مرحله تشخیص گام، تخمین طول گام و تعیین جهت می‌باشد. مؤلفه‌هایی مانند نقطه اولیه، جهت گام، طول گام و جهت پیاده‌روی دقت روش تعیین موقعیت PDR را تحت تاثیر قرار می‌دهند [۱۴].

با توسعه حسگرهای میکروالکترومکانیکی<sup>۳</sup> (MEMS)، واحدهای اندازه‌گیری اینرسی<sup>۴</sup> (IMU) کم هزینه مانند

شتاب‌سنج،ژیروسکوپ و مغناطیس‌سنج در اکثر گوشی‌های هوشمند به طور گسترده‌ای تعبیه شده‌اند [۱۵]. این IMUها دارای مزایای اندازه کوچک، وزن سبک و مصرف انرژی کم هستند [۱۵]. از اینرو، PDR تعیین موقعیت کاربر را براساس داده‌های حسگرهای تعبیه شده در گوشی هوشمند انجام می‌دهد. در مقایسه با روش‌های دیگر تعیین موقعیت مانند WLAN و حسگرهای دید، PDR می‌تواند موقعیت دقیقی را در دوره زمانی کوتاه ارائه دهد. همچنین، در این روش سرعت بروزرسانی موقعیت کاربر پیاده سریع‌تر است.

با توجه به تحقیقات موجود، سیستم‌های PDR به دو دسته Body-Fixed و Handheld-PDR تقسیم می‌شوند [۱۶]. در حالت Body-Fixed گوشی هوشمند در نقطه خاصی از بدن کاربر مانند ساق پا نصب می‌شود. این حالت باعث ایجاد محدودیت برای کاربر و کاهش انعطاف‌پذیری سیستم می‌شود. در حالت Handheld-PDR کاربر گوشی هوشمند را در دست خود حمل می‌کند [۱۶]. در این مقاله فرض می‌شود که کاربر گوشی را روبه‌روی خود نگه داشته و Offset بین جهت واقعی گوشی و جهت کاربر ثابت است.

هدف از این مقاله، ارزیابی و بهبود دقت تعیین موقعیت داخل ساختمان با استفاده از حسگرهای گوشی هوشمند مبتنی بر روش PDR می‌باشد. تحقیقات متعددی در زمینه تعیین موقعیت داخلی با این روش انجام شده و یا در حال انجام است. اما به دلیل اختیاری بودن حرکات کاربر در نوع حالت پیاده‌روی و نوع نگه‌داری گوشی هوشمند معمولاً رسیدن به دقت مطلوب در این نوع روش تعیین موقعیت سخت است. بنابراین در این تحقیق به هدف ارزیابی مؤلفه‌های مؤثر در روش تعیین موقعیت داخلی مذکور بر اساس تشخیص نوع حرکت کاربر پرداخته می‌شود.

ساختار این مقاله به شرح ذیل خواهد بود. بخش ۲ پژوهش‌های مرتبط با موضوع را شرح می‌دهد. معماری سیستم پیشنهادی در بخش ۳ ارائه می‌شود. همچنین در این بخش روش تعیین موقعیت PDR، حسگرهای گوشی هوشمند و حالات پیاده‌روی کاربر (پیاده‌روی معمولی، دویدن، بالا رفتن از پله‌ها، پایین آمدن از پله‌ها و ایستادن) توضیح داده می‌شود. نتایج آزمایش تشخیص نوع حرکت کاربر و تعیین موقعیت داخلی در بخش ۴ نشان داده شده است. در نهایت بخش ۵ نتیجه‌گیری و پیشنهادها را شرح می‌دهد.

<sup>۱</sup> Wireless Local Area Network

<sup>۲</sup> Pedestrian Dead Reckoning

<sup>۳</sup> Micro-Electro-Mechanical Sensors

<sup>۴</sup> Inertial Measurement Unit

## ۲- تحقیقات پیشین

تحقیقات زیادی با موضوع تعیین موقعیت داخلی با استفاده از روش PDR مبتنی بر حسگرهای گوشی هوشمند انجام شده‌اند. Lubica و همکاران [۱۷] یک روش تعیین موقعیت با استفاده از حسگرهای گوشی هوشمند ارائه و از الگوریتم Map Matching برای تعیین مسیر ایده‌آل استفاده کرده‌اند. ترکیب الگوریتم Map Matching با الگوریتم تخمین طول گام تطبیقی باعث شد این تحقیق به میانگین انحراف معیار ۰/۷ متر و حداکثر انحراف معیار ۱/۷ متر در تعیین موقعیت برسد. Wang Xi و همکاران [۱۸] سیستمی به نام LaP با ترکیب روش PDR، تحلیل قدرت سیگنال دریافتی از WiFi و استفاده از نشانگرهای خاص معرفی کردند که به بررسی برخی موقعیت‌های خاص محیط‌های داخلی به‌عنوان نشانگر برای تصحیح خطاهای تجمعی سیستم تعیین موقعیت می‌پردازد. نتایج این مقاله نشان می‌دهند که طرح پیشنهادی می‌تواند به دقت متوسط ۲/۱۷ متر برسد.

Wang و همکاران [۱] یک روش PDR بر اساس تشخیص حالات حرکتی کاربر با استفاده از دو الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM)<sup>۱</sup> و درخت تصمیم‌گیری (DT)<sup>۲</sup> ارائه داده‌اند. در این مقاله با استفاده از تحلیل مولفه اصلی- شتاب جهانی (PCA\_GA)<sup>۳</sup> مولفه جهت PDR را تعیین می‌کنند. PDR پیشنهادی، میانگین خطا را در تمام حالات مختلف حرکتی کاربر و نگهداری گوشی هوشمند تا حدود ۳/۵ متر در یک مسیر مستطیلی ۱۶۴ متری کاهش می‌دهد.

Nguyen و همکاران [۱۹] یک سیستم تعیین موقعیت داخلی ساختمان با استفاده از ترکیب روش‌های PDR، اثر انگشت WiFi و Map Matching برای غلبه بر خطای تجمعی سیستم PDR بر روی گوشی هوشمند پیشنهاد دادند. بر اساس شیوه‌های مختلف نگهداری گوشی هوشمند که با استفاده از الگوریتم DT طبقه‌بندی می‌شوند، سیستم پیشنهادی کاربر را در آزادی بیشتری از شیوه نگهداری گوشی هوشمند در حین راه رفتن پشتیبانی می‌کند. سیستم پیشنهادی در این مقاله میانگین خطای ۳/۰۵ متر

را بدون در نظر گرفتن حالت نگهداری گوشی هوشمند نتیجه می‌دهد. روش پیشنهادی می‌تواند خطای تعیین موقعیت را ۵۱/۱۲٪ و ۳۸/۱۸٪ به ترتیب نسبت به روش‌های PDR و PDR+WiFi بهبود دهد.

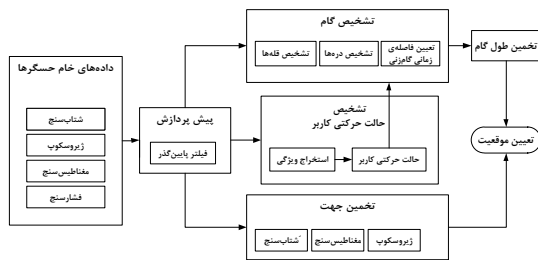
در مقاله‌ی دیگری Deng و همکاران [۲۰] روش RMPCA<sup>۴</sup> را ارائه می‌دهند که کاربر گوشی هوشمند را در جیب شلوار خود حمل می‌کند. در این تحقیق، ابتدا یک مدل تخمین حالت مبتنی بر EKF<sup>۵</sup> برای محاسبه ماتریس چرخش بین سیستم مختصات دستگاهی و سیستم مختصات مرجع که برای تطبیق تغییرات سیستم مختصات دستگاهی و تعریف سیگنال‌های شتاب صفحه افقی در سیستم مختصات مرجع طراحی می‌شود. سپس، PCA روی سیگنال‌های شتاب صفحه افقی برای استخراج جهت پیاده‌روی محلی اعمال می‌شود. در نهایت، فرآیند تنظیم برای تعیین جهت پیاده‌روی Global بدون نیاز به قرائت‌های قطب‌نما نویزی که در اکثر محیط‌های داخلی تقریباً در دسترس نیست توسعه داده می‌شود. علاوه‌براین، الگوریتم تشخیص چرخش با استفاده از الگوی تغییر جهت با استفاده از داده‌های سرعت زاویه‌ای برای بهبود تخمین جهت استفاده شد. نتایج نشان داد که روش پیشنهادی، میانگین خطای مطلق تخمین جهت را ۲۵/۸٪ (۳/۱ درجه) و ۳۱٪ (۴ درجه به ترتیب در مقایسه با روش‌های PCA و uDirect) کاهش می‌دهد. میانگین خطا و انحراف معیار تعیین موقعیت بهنگام این سیستم به ترتیب ۱/۳۹ متر و ۱/۱۶ متر بدست آمده‌اند.

Qian و همکاران [۲۱] یک روش تعیین موقعیت داخلی ساختمان مبتنی بر روش PDR با استفاده از حسگرهای گوشی هوشمند ارائه دادند. آن‌ها برای رفع چالش‌های انعطاف‌پذیری حالات پیچیده حمل یک گوشی در طول پیاده‌روی، یک الگوریتم تشخیص گام Robust بر اساس آگاهی از حرکت پیشنهاد داده‌اند. در این تحقیق با توجه به این حقیقت که طول گام تحت تاثیر حالات مختلف حرکتی است، یک الگوریتم تخمین طول گام Adaptive بر اساس تشخیص حرکت توسعه داده شده است. برآورد جهت با یک الگوریتم استخراج حالت انجام می‌شود، که شامل یک فیلتر ۲ مرحله‌ای برای کاهش

۴ Rotation Matrix Principal Component Analysis  
۵ Extended Kalman Filter

۱ Support Vector Machine  
۲ Decision Tree  
۳ Principal Component Analysis Global Accelerations

و موقعیت عابر پیاده برورسانی می‌شود. جزئیات سیستم تعیین موقعیت عابر پیاده در بخش‌های زیر شرح داده می‌شود.



شکل ۱ - معماری سیستم پیشنهادی

### ۳-۱- روش تعیین موقعیت PDR

روش تعیین موقعیت PDR با استفاده از گوشی هوشمند موقعیت فعلی کاربر را بر اساس موقعیت قبلی کاربر، طول گام کاربر و جهت حرکت کاربر تعیین می‌کند. به طور کلی روش PDR را می‌توان در معادله (۱) خلاصه کرد.

$$\begin{cases} X_k = X_{k-1} + L_{k-1,k} \times \sin(\theta_{k-1,k}) \\ Y_k = Y_{k-1} + L_{k-1,k} \times \cos(\theta_{k-1,k}) \end{cases} \quad (1)$$

در این معادله،  $X$  و  $Y$  مولفه‌های مختصاتی کاربر،  $L$  طول گام کاربر،  $\theta$  زاویه‌ی جهت کاربر در یک فاصله گام‌زنی و مقدار صحیح  $k$  معرف شاخص تعداد گام‌های عابر پیاده در فرآیند پیاده‌روی است.

داده‌های شتاب و ژیروسکوپ در حالات مختلف حرکتی دارای ویژگی‌های مختلف هستند. بنابراین بر اساس نتایج طبقه‌بندی هر کاربر، یک الگوریتم PDR انعطاف‌پذیر برای حالات حرکتی چندگانه پیشنهاد می‌شود، که شامل تخمین موقعیت اولیه، تشخیص و تخمین طول گام و جهت می‌باشد. در ادامه برای فهم بیشتر تعیین موقعیت با حسگرهای گوشی هوشمند، ابتدا مروری بر حسگرهای گوشی هوشمند انجام می‌شود. سپس به پیش‌پردازش داده‌ها و معرفی مولفه‌های روش PDR پرداخته می‌شود.

### ۳-۲- حسگرهای گوشی هوشمند

با پیشرفت گوشی‌های هوشمند، حسگرهای مختلفی به آن اضافه شده‌اند. این گوشی‌ها با توجه به محبوبیت خود در بین مردم و به دلیل شکل و اندازه فیزیکی کوچک، وزن سبک و قابلیت حمل آسان می‌توانند به

اعوجاج ناهنجاری‌های مغناطیسی است. به منظور تخمین جهت با اعمال PCA بر روی داده‌های شتاب، Offset بین جهت‌گیری گوشی هوشمند و جهت واقعی عابر پیاده تعیین می‌شود. علاوه بر این، یک فیلتر ذره‌ای وزندار با گراف برداری برای تصحیح انحراف در تخمین طول گام و جهت کاربر معرفی می‌شود. نتایج آزمایش نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی می‌تواند به میانگین خطای زیر ۱ متر در تمام حالات حمل برسد.

Poulose و همکاران [۲۲] از فیلتر کالمن (KF) برای تلفیق حسگرهای گوشی هوشمند استفاده کرده‌اند. سیستم پیشنهادی از دو الگوریتم تلفیق استفاده می‌کند. اولین الگوریتم برای تلفیق حسگرهای شتاب‌سنج و ژیروسکوپ به منظور تخمین Roll و Pitch و دومین الگوریتم تلفیق برای حسگر مغناطیس‌سنج به منظور تخمین جهت است. از مقادیر Pitch حاصل برای تشخیص و تخمین طول گام استفاده می‌شود. الگوریتم تشخیص گام مبتنی بر Pitch به خطای ۲/۵٪ در مقایسه با روش‌های مبتنی بر شتاب می‌رسد. روش تخمین جهت نیز به میانگین خطای ۴/۷۲ درجه در مقایسه با روش مبتنی بر مغناطیس‌سنج می‌رسد.

Dongjin و همکاران [۲۳] یک روش تخمین جهت مبتنی بر RAKF برای روش PDR پیشنهاد کردند. در این تحقیق در مقایسه با رویکرد مبتنی بر KF، یک مدل تخمینگر Maximum Likelihood-Type برای کنترل اندازه‌گیری‌ها و یک فاکتور مبتنی بر آمار اختلالات حالت، برای مقاومت در برابر اثرات منفی اختلالات مدل حالت استفاده می‌شود.

### ۳-۳ روش پیشنهادی

سیستم PDR پیشنهادی مطابق شکل (۱) بر اساس تشخیص حالات حرکتی کاربر شامل پیش‌پردازش داده‌ها، تشخیص حالات حرکتی و PDR است. داده‌های خام حسگرهای گوشی هوشمند دارای نویز هستند، بنابراین باید ابتدا پیش‌پردازش داده‌ها انجام شود. با استفاده از سه الگوریتم طبقه‌بندی DT، SVM و KNN نمونه‌های حرکتی ارزیابی می‌شوند. با تشخیص حالات حرکتی پارامترهای تشخیص گام، تخمین طول گام و تعیین جهت منحصر به فرد هر کاربر بر اساس نتایج طبقه‌بندی تنظیم

۱ Robust Adaptive Kalman Filtering

### ۳-۲-۲- حسگر شتابسنج

این حسگر شتاب اعمال شده به دستگاه را با واحد متر بر مجذور ثانیه در سه جهت سیستم مختصات دستگاهی اندازه‌گیری می‌کند. به طور خاص نیروی گرانش (*Gravity*) همیشه روی شتاب اندازه‌گیری شده تاثیر می‌گذارد. برای اندازه‌گیری شتاب واقعی دستگاه تاثیر نیروی جاذبه باید حذف شود، که این کار را می‌توان با استفاده از یک فیلتر بالاگذر انجام داد [۲۴]. برعکس، برای استخراج نیروی گرانش می‌توان از یک فیلتر پایین‌گذر استفاده کرد [۲۴]. از مقادیر شتابسنج می‌توان برای تشخیص حالت حرکتی کاربر، حالت نگه‌داری گوشی هوشمند، شمارش گام و تخمین طول گام استفاده کرد. حسگرهای شتابسنج معمولاً در اکثر گوشی‌های هوشمند به عنوان یک حسگر سخت‌افزاری تعبیه شده‌اند و دقت و فرکانس نمونه‌برداری متفاوتی دارند. محدوده‌ی اندازه‌گیری حسگر شتابسنج در حالات مختلف از  $\pm 1 \text{ g}$  تا  $\pm 250 \text{ g}$  می‌باشد [۲۵].

### ۳-۲-۳- حسگر مغناطیس‌سنج

این حسگر تمام مقادیر میدان مغناطیسی محیطی را در سه محور دستگاهی با واحد میکروتسلا ( $\mu\text{T}$ ) اندازه‌گیری می‌کند [۲۴]. در اکثر تحقیقات از ترکیب مغناطیس‌سنج و شتابسنج برای تعیین جهت‌گیری گوشی هوشمند استفاده شده است. مشکل اصلی حسگر مغناطیس‌سنج در تعیین جهت و مقادیر مربوطه این است که دقت آن تحت تاثیر عناصر مغناطیسی موجود در محیط می‌باشد. محدوده‌ی اندازه‌گیری این حسگر معمولاً  $\pm 2 \text{ mT}$  می‌باشد [۲۵].

### ۳-۲-۴- حسگر ژيروسکوپ

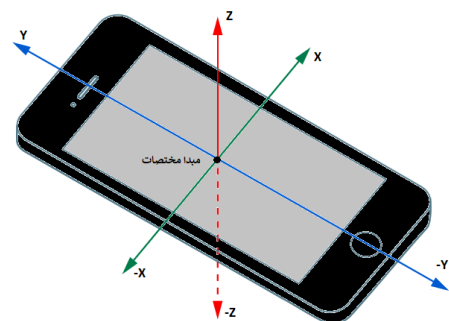
حسگر ژيروسکوپ سرعت زاویه‌ای گوشی هوشمند را حول محورهای  $X$ ،  $Y$  و  $Z$  محلی سیستم مختصات دستگاهی با واحد رادیان بر ثانیه ( $\text{rad/s}$ ) با دقت بالایی اندازه‌گیری می‌کند [۲۴]. عملکرد حسگر ژيروسکوپ را می‌توان با حسگر شتابسنج تقریباً یکسان دانست، زیرا هر دوی آن‌ها چرخش و حرکت گوشی را تشخیص می‌دهند. علامت سرعت زاویه‌ای در جهت خلاف عقربه‌های ساعت مثبت می‌باشد [۲۴]. برای محاسبه مقدار چرخش باید

عنوان یک بستر ایده‌آل در برنامه‌های تعیین موقعیت داخلی استفاده شوند. اکثر گوشی 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 موقعیت ۳ بعدی دستگاه مفید هستند [۲۴]. به طور 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 [۲۴].
- 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 [۲۴].
- حسگرهای موقعیت: این دسته که شامل حسگرهای جهت و مغناطیس‌سنج هستند، موقعیت فیزیکی دستگاه را اندازه‌گیری می‌کنند [۲۴].

### ۳-۲-۱- سیستم مختصات حسگرها

به‌طور کلی، حسگرها از سیستم مختصات سه‌محوری استاندارد برای بیان مقادیر داده‌ها استفاده می‌کنند. سیستم مختصات اکثر حسگرها نسبت به صفحه دستگاه (هنگامی که دستگاه در جهت پیش فرض خود نگه داشته می‌شود) تعریف می‌شود (شکل (۲)). ویژگی مهم این سیستم مختصات این است که هنگام تغییر جهت صفحه نمایش دستگاه، محورها تغییر نمی‌کنند و لذا سیستم مختصات حسگر هرگز با تغییر حالت دستگاه تغییر نمی‌کند [۲۴].



شکل ۲ - سیستم مختصات دستگاهی گوشی هوشمند

مقادیر سرعت زاویه‌ای با زمان چرخش ادغام شود. محدوده اندازه‌گیری حسگر ژيروسکوپ  $\pm 30 \text{ rad/s}$  است [۲۵].

### ۳-۲-۵- حسگر فشارسنج

این حسگر می‌تواند میزان تغییر ارتفاع و فشار را نسبت به سطح دریا اندازه‌گیری و آن را برای نمایش دقیق‌تر وضعیت محیط اطراف کاربر در برنامه‌های کاربردی مختلف استفاده کند. واحد اندازه‌گیری حسگر فشارسنج hpa (ارتفاع از سطح دریا به پاسکال) یا mba (میلی‌بار) می‌باشد. معمولاً دقت اندازه‌گیری فشار حدود  $0.1$  میلی‌بار و دقت نسبی و مطلق آن در تعیین ارتفاع تقریبی به ترتیب  $0.5$  متر و  $8$  تا  $12$  متر است. دقت اندازه‌گیری حسگر فشارسنج به قدرت حسگر تعبیه‌شده در گوشی و وضعیت محیط اطراف از لحاظ شرایط آب‌وهوایی بستگی دارد. در کاربردهای تعیین موقعیت درون ساختمانی، از این حسگر می‌توان برای تشخیص طبقه ساختمان استفاده کرد [۲۵].

### ۳-۳- پیش‌پردازش داده‌های حسگرها

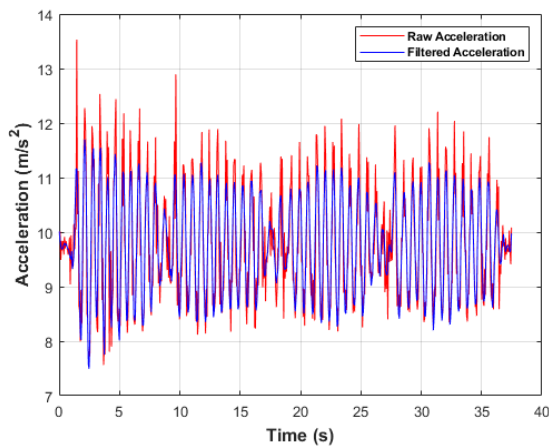
#### ۳-۳-۱- جمع‌آوری داده‌ها

به عنوان بهترین حالت باید بزرگترین تأخیر زمانی ممکن متناسب با کار مورد نظر برای جمع‌آوری داده تعیین گردد. یکی از دلایل این کار این است که سیستم معمولاً از تأخیر زمانی کوچکتر از آنچه که مشخص می‌شود، استفاده می‌کند (در واقع باید کمترین نرخ نمونه‌برداری برای رفع نیازها استفاده شود) [۲۴]. از سوی دیگر، با انتخاب نرخ نمونه‌برداری کمتر بار کمتری روی پردازنده‌های گوشی وارد و از این‌رو انرژی کمتری مصرف می‌شود [۲۴]. با توجه به نرخ گام‌زنی برای افراد مختلف با سرعت‌های پیاده‌روی مختلف، داده‌های حسگرهای مورد نیاز در این مقاله با استفاده از گوشی Samsung Galaxy S7 Edge با تأخیر زمانی دریافت داده  $60000$  میکروثانیه جمع‌آوری شدند.

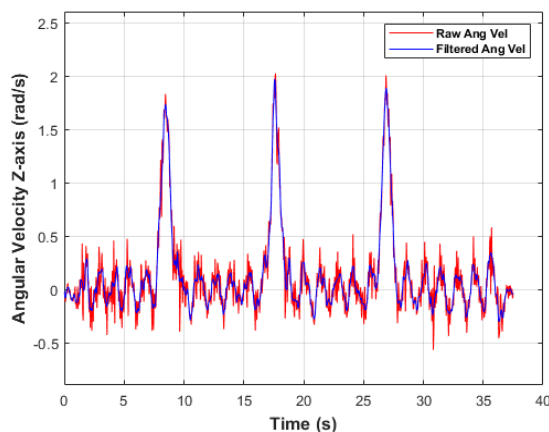
#### ۳-۳-۲- اعمال فیلترهای مورد نیاز

به دلیل ساختار میکروالکترومکانیکی حسگرها، مشاهدات حسگرهای تعبیه شده در گوشی همراه هوشمند

نویز زیادی در سیگنال‌های خام دارند. بنابراین، ابتدا یک فرآیند پیش‌پردازش برای حذف نویزها و خطاها قبل از فرآیند تشخیص حالت حرکتی کاربر و تعیین موقعیت باید اعمال شود. در این تحقیق، بر اساس تحلیل سیگنال‌های حسگر در حالات حرکتی مختلف کاربر، از فیلتر Sgolay با درجه ۵ و طول پنجره ۱۵ برای حذف نویز با فرکانس بالا استفاده می‌گردد. شکل‌های (۳) و (۴) سیگنال‌های خام و سیگنال‌های فیلترشده‌ی نرم داده‌های شتاب و داده‌های محور Z ژيروسکوپ را به ترتیب نشان می‌دهند. با توجه به اشکال می‌توان استنباط کرد که کاربر در طول مسیر حرکت ۳ بار جهت حرکت خود را به نسبت زیادی عوض کرده است.



شکل ۳- داده‌های شتاب خام و فیلترشده



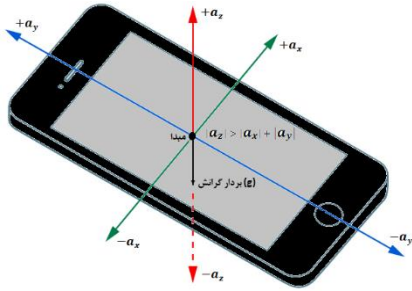
شکل ۴- داده‌های سرعت زاویه‌ای خام و فیلترشده

### ۳-۴- تحلیل تجربی مؤلفه‌های مؤثر در روش

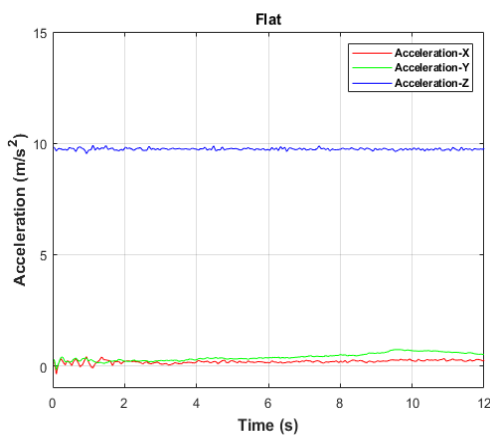
#### تعیین موقعیت PDR

در این زیر بخش، تحلیل تجربی مؤلفه‌های مؤثر در روش تعیین موقعیت PDR بر اساس معادله‌ی (۱) که

برای یک مسیر مستقیم را در حالت نگهداری Holding گوشی هوشمند نمایش می‌دهد.

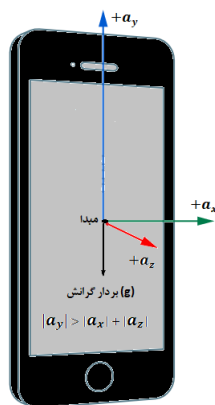


شکل ۵- شتاب سه محور سیستم مختصات دستگاهی در حالت مسطح گوشی هوشمند



شکل ۶- مقادیر شتاب سه محور سیستم مختصات دستگاهی در حالت مسطح گوشی هوشمند

حالت دوم گوشی مطابق شکل (۷) است که دستگاه به صورت عمودی نگه داشته شود. در این حالت بردار گرانش  $g$  در امتداد محور  $Y$  شتاب‌سنج می‌باشد و تأثیر مستقیم بر مقادیر محور  $Y$  شتاب خواهد داشت. شکل (۸) نیز مقادیر شتاب سه محور برای یک مسیر مستقیم برای حالت نگهداری عمودی گوشی هوشمند را نمایش می‌دهد.



شکل ۷- شتاب سه محور سیستم مختصات دستگاهی در حالت عمودی گوشی هوشمند

شامل تخمین موقعیت اولیه، تشخیص گام، تخمین طول گام و تعیین جهت هستند شرح داده می‌شود.

### ۳-۴-۱- تخمین موقعیت اولیه

روش PDR موقعیت نسبی را فراهم می‌کند، بنابراین دقت تخمین موقعیت اولیه مستقیماً بر دقت کلی تعیین موقعیت PDR تأثیر می‌گذارد. در این مقاله با توجه به منطقه پیاده‌سازی، نقطه مشخصی از منطقه به عنوان موقعیت اولیه معلوم در نظر گرفته می‌شود.

### ۳-۴-۲- تشخیص گام

تشخیص گام مسئله مهمی در PDR است که با استفاده از آن، مجموع تمام طول گام‌های کاربر تخمین زده می‌شود. در واقع تشخیص اشتباه گام می‌تواند باعث ایجاد خطا در تخمین تمام مسیر پیاده‌روی شود. بنابراین لازم است که لحظه با لحظه رخداد گام تشخیص داده شود. در تحقیقات مختلف روش‌های تشخیص گام متفاوتی بر اساس داده‌های حسگرهای مختلف ارائه شده‌اند. در اکثر تحقیقات از روش‌های الگوی دوره‌ای شتاب [۱] Zero Velocity Updates [۱۰] و Pitch [۲۲] برای تشخیص گام استفاده کرده‌اند. داده‌های شتاب سه‌محور سیستم مختصات دستگاهی در حالت‌های مختلف چرخش گوشی هوشمند دارای مقادیر مختلفی هستند. در واقع با توجه به اینکه بردار گرانش همواره به سمت مرکز زمین است، در حالات مختلف چرخش گوشی روی شتاب محورها تأثیر متفاوتی می‌گذارد. در ادامه، به بررسی این موضوع در سه حالت قرارگیری گوشی هوشمند پرداخته می‌شود.

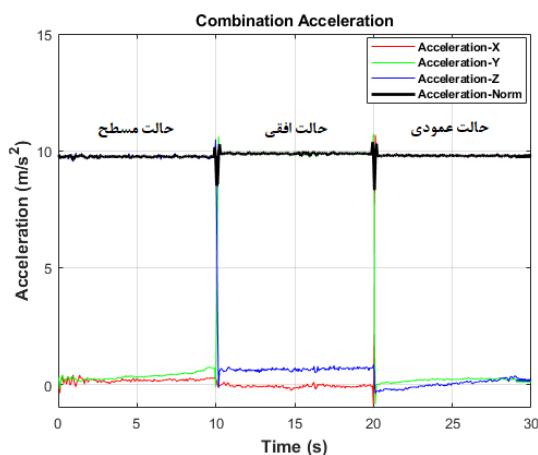
### ۳-۴-۲-۱- بررسی شتاب در محورهای مختلف

در این بخش به بررسی شتاب سه محور در سه حالت مختلف قرارگیری گوشی هوشمند (که ثابت نگه داشته شده‌اند) پرداخته می‌شود. مطابق شکل (۵)، حالت اول گوشی هوشمند حالتی است که گوشی روی سطح صاف بوده یا حالتی که کاربر گوشی را روبه‌روی خود به صورت Holding نگه می‌دارد. در این حالت بردار گرانش  $g$  که تقریباً مقداری برابر با  $9/81$  دارد در امتداد محور  $Z$  شتاب‌سنج می‌باشد و تأثیر مستقیم بر مقادیر محور  $Z$  شتاب خواهد داشت. شکل (۶) نیز مقادیر شتاب سه محور

شکل (۱۱) نرم مقادیر شتاب سه محور را در حالت‌های مختلف نگهداری گوشی هوشمند نشان می‌دهد. از روی شکل (۱۲) می‌توان به این نتیجه رسید که تغییرات حالات نگهداری گوشی هوشمند تاثیر خیلی محسوسی بر روی اختلاف مقادیر نرم ندارد و همواره در یک تراز قرار دارند. در نتیجه برای جلوگیری از تاثیر تغییر حالت گوشی هوشمند بر مقدار شتاب در سه محور از اندازه شتاب در سه جهت طبق معادله (۲) برای تشخیص گام استفاده می‌شود. در نتیجه، برای تشخیص دقیق گام‌ها باید پارامترهای الگوریتم تشخیص گام برای حالات مختلف حرکتی تنظیم شوند. الگوریتم تشخیص گام طبق مقاله [۲۶] در ۳ مرحله تقسیم‌بندی شده است.

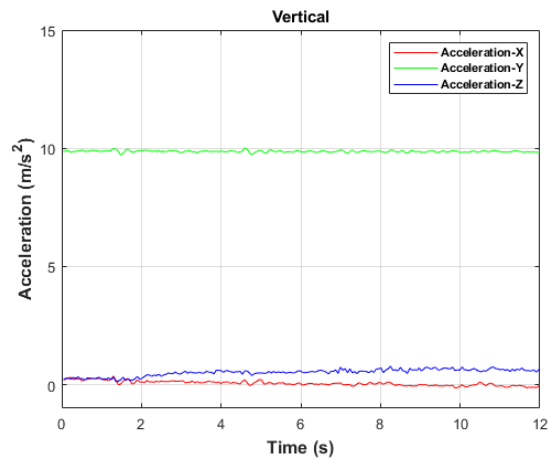
$$a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (2)$$

که در آن  $a_x$ ،  $a_y$  و  $a_z$  به ترتیب مقادیر شتاب در سه محور X، Y و Z سیستم مختصات دستگاهی هستند.



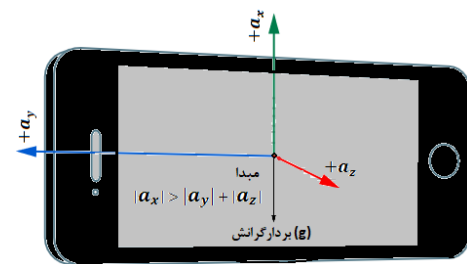
شکل ۱۱- نرم مقادیر شتاب سه محور سیستم مختصات دستگاهی در حالت‌های مختلف نگهداری گوشی هوشمند

در حالت کلی یک گام از یک مرحله Swing و یک مرحله Heel Strike تشکیل شده است [۲۷]. مرحله Swing زمانی اتفاق می‌افتد که پا از عقب به جلو حرکت می‌کند. مرحله Heel Strike نیز زمانی اتفاق می‌افتد که پاشنه پا با زمین تماس داشته باشد [۲۷]. در مرحله Swing شتاب عمودی از یک دره کمینه شروع می‌شود، سپس در مرحله Heel Strike به بیشینه خود می‌رسد. به عبارت دیگر در یک گام شتاب عمودی به یک قله حداکثر و یک دره حداقل می‌رسد [۲۶]. برای تشخیص گام‌ها می‌توان از قله‌های حداکثر و دره‌های حداقل داده‌های

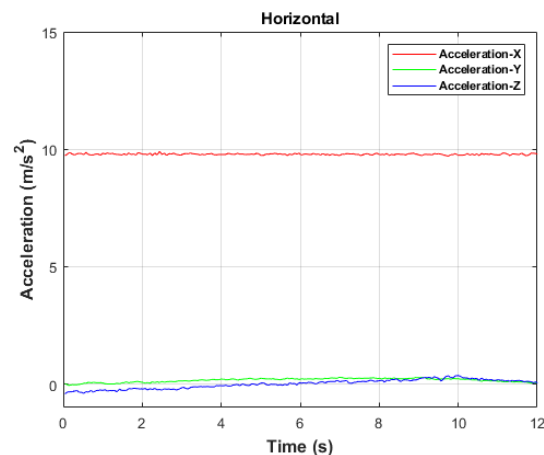


شکل ۸- مقادیر شتاب سه محور سیستم مختصات دستگاهی در حالت عمودی گوشی هوشمند

مطابق شکل (۹) حالت سوم گوشی هوشمند حالتی است که گوشی به صورت افقی نگهداری شود. در این حالت بردار گرانش  $g$  در امتداد محور X شتاب‌سنج می‌باشد و تاثیر مستقیم بر مقادیر محور X شتاب خواهد داشت. شکل (۱۰) نیز مقادیر شتاب سه محور برای یک مسیر مستقیم را در حالت نگهداری افقی گوشی هوشمند نمایش می‌دهد.



شکل ۹- شتاب سه محور سیستم مختصات دستگاهی در حالت افقی گوشی هوشمند



شکل ۱۰- مقادیر شتاب سه محور سیستم مختصات دستگاهی در حالت افقی گوشی هوشمند



منفی در نتیجه ندارد و باعث می‌شود گام‌های خاص نیز شمرده شوند. با توجه به اینکه مقدار گرانش تقریباً برابر ۹/۸۱ متر بر مجذور ثانیه است، برای تعیین مقادیر حدآستانه بالا و پایین هر کاربر ابتدا قله‌ها و دره‌های موجود در همسایگی حدآستانه زمانی تعریفی برای هر حالت حرکتی کاربر مشخص می‌شود. با این کار، قله‌ها و دره‌های داوطلب شناسایی می‌شوند که ممکن است در بین آنها قله‌های کاذب وجود داشته باشد. سپس مقادیر میانگین و انحراف معیار قله‌ها و دره‌ها محاسبه می‌شوند تا بازه مشخص برای دو حدآستانه طبق معادلات (۵) و (۶) بدست آید.

$$\lambda_{thr\_Up} = Mean_{Peaks} - \sigma_{Mean_{Peaks}} \quad (5)$$

$$\lambda_{thr\_Down} = Mean_{Valleys} + \sigma_{Mean_{Valleys}} \quad (6)$$

که در این روابط  $Mean_{Peaks}$  و  $\sigma_{Mean_{Peaks}}$  به ترتیب معرف مقدار میانگین و انحراف معیار قله‌ها،  $Mean_{Valleys}$  و  $\sigma_{Mean_{Valleys}}$  نیز به ترتیب معرف مقدار میانگین و انحراف معیار دره‌ها هستند. با انجام محاسبات بالا برای داده‌های جمع‌آوری شده منحصر به فرد هر کاربر حدآستانه بالا و پایین برای هر دو حالت حرکتی پیاده‌روی و دویدن انجام شد، که این پارامترها برای یکی از کاربران به ترتیب برابر ۱۰/۷، ۸/۸ متر بر مجذور ثانیه و ۱۲/۲، ۸/۴ متر بر مجذور ثانیه تنظیم شدند.

### ۳-۲-۴-۳- تشخیص قله‌ها و دره‌های داوطلب

هسته اصلی الگوریتم تشخیص گام یافتن قله‌ها و دره‌هایی هستند که می‌توانند گام‌های واقعی عابر پیاده را نشان دهند. در این مقاله برای تشخیص قله‌ها از دو حدآستانه بالا  $\lambda_{thr\_Up}$  و حدآستانه پایین  $\lambda_{thr\_Down}$  برای فیلتر قله‌ها و دره‌های ناشی از گام‌زنی کاربر استفاده می‌شود. در این مقاله همچنین از یک حدآستانه زمانی به صورت  $\Delta t_{thr}$  بین قله‌ها و دره‌ها استفاده می‌شود تا قله‌ها و دره‌های کاذبی را که از حدآستانه زمانی کمتر هستند به عنوان قله و دره داوطلب در نظر گرفته نشوند.

مقادیر حدآستانه‌ها مطابق بخش ۳-۲-۴-۳ از طریق تحلیل تجربی داده‌های شتاب در حالات حرکتی مختلف تعیین می‌شوند. در واقع مقادیر حدآستانه با توجه به اینکه اندازه شتاب در حالات مختلف حرکتی تغییر می‌کند، متناظر با حالت حرکتی هر کاربر تنظیم می‌شوند. شکل

شتاب با استفاده از حدآستانه‌های مقدار شتاب و زمانی استفاده کرد. با این وجود این روش به دلیل تنوع زیاد دامنه‌های کمینه در طول مرحله Heel Strike به طور قابل موثری کار نمی‌کند [۲۶]. این مسئله دو یا سه بیشینه بین دو کمینه متوالی را ایجاد نمی‌کند. برعکس دامنه‌های بیشینه در مرحله Swing کمتر است. بنابراین کشف بیشینه آسان بوده در حالی که تعیین کمینه دشوار است [۲۶]. در نتیجه در این مقاله از روش تنظیم مجموعه کمینه طبق تحقیق [۲۶] استفاده می‌شود.

### ۳-۲-۴-۳- تعیین مقادیر حدآستانه

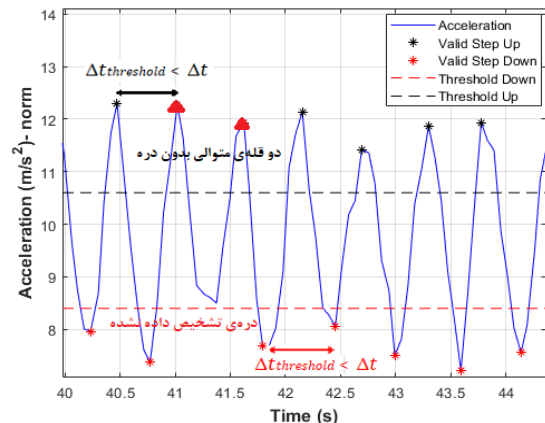
مطابق بخش ۳-۲-۴-۳ در این مقاله برای شمارش گام، مقادیر نرم شتاب در سه محور سیستم مختصات دستگاهی در نظر گرفته می‌شوند. حال باید مقادیر حدآستانه بالا ( $\lambda_{thr\_Up}$ ) و حدآستانه پایین ( $\lambda_{thr\_Down}$ ) نرم شتاب و مقدار حدآستانه زمانی ( $\Delta t_{thr}$ ) برای حالات مختلف حرکتی منحصر به فرد هر کاربر انتخاب شود. برای این منظور با انتخاب ۲ کاربر مرد و ۲ کاربر زن جمع‌آوری داده‌ها انجام گردید. برای هر کاربر گام‌ها به صورت دقیق موقع پیاده‌روی، دویدن و بالا و پایین آمدن از پله‌ها شمرده شدند. با توجه به زمان حرکتی و تعداد دقیق گام‌زنی‌ها در چهار حالت حرکتی مذکور حدآستانه‌ی زمانی منحصر به فرد برای هر کاربر با محاسبه میانگین مقادیر زمان گام‌زنی در مسیرهای مختلف بدست آمد.

$$Mean\_T_{Step} = \frac{\text{زمان کل}}{\text{تعداد گام واقعی}} \quad (3)$$

$$\Delta t_{thr} = Mean\_T_{Step} - \sigma_{T_{Step}} \quad (4)$$

با استفاده از معادله‌ی (۳) میانگین زمان گام‌زنی  $Mean\_T_{Step}$  برای هر کاربر در مسیرهای مختلف محاسبه شد. حدآستانه زمانی  $\Delta t_{threshold}$  نیز طبق معادله (۴) با محاسبه تفاضل مقدار انحراف معیار زمان گام‌زنی  $\sigma_{T_{Step}}$  برای هر فرد در مسیرهای مختلف از مقدار میانگین زمان گام‌زنی حاصل شد. برای حالت پیاده‌روی معمولی و دویدن مقادیر حدآستانه زمانی منحصر به فرد یکی از کاربران به ترتیب برابر ۰/۴۵ ثانیه و ۰/۲۵ ثانیه تنظیم گردید. با توجه به اینکه مقادیر نویز با فرکانس بالا حذف شده‌اند، کم بودن مقدار حدآستانه زمانی از مقدار واقعی زمان گام‌زنی تاثیر

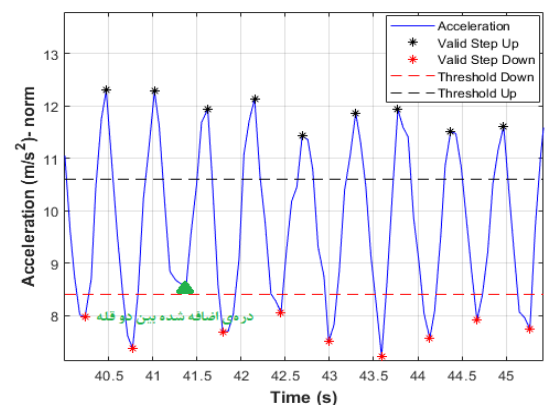
(۱۲) تشخیص قله‌ها و دره‌های یک داوطلب را روی داده‌های نرم شتاب طبق معادله (۲) نشان می‌دهد.



شکل ۱۲- تشخیص قله‌ها و دره‌های یک داوطلب از روی داده‌های فیلتر شده‌ی نرم شتاب

### ۳-۴-۲- حذف دره‌های اضافی و افزودن دره‌های جدید

اکنون براساس حدآستانه‌ها، دو مجموعه‌ی بیشینه و کمینه وجود دارد. در این مرحله ابتدا تعداد بیشینه بین دو کمینه متوالی محاسبه می‌شوند. اگر هیچ قله‌ای در فاصله‌ی بین دو دره متوالی نباشد، کمترین آن‌ها به عنوان کمینه در نظر گرفته می‌شود. اگر دو قله یا سه قله در بین دو دره متوالی وجود داشته باشد و فاصله بین دو دره به ترتیب بیشتر از دو و سه برابر حدآستانه زمانی باشد، کمینه‌های بین قله‌ها به عنوان دره‌های جدید تعریف می‌شوند (شکل ۱۳) [۲۶].



شکل ۱۳- تعیین کمینه جدید بین دو قله‌ی متوالی

### ۳-۴-۳- تخمین طول گام‌زنی

طول گام از شخصی به شخص دیگر تغییر می‌کند، در واقع باید یک متغیر مرتبط با عابر پیاده در مدل تخمین

گام وجود داشته باشد. 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 مسیر می‌شود. در این مقاله از رابطه Wienberg [۲۸] برای تخمین طول گام‌زنی عابر پیاده استفاده می‌شود. ضریب ثابت مربوط به فرمول Wienberg ثابت فرض نمی‌شود و به جای استفاده از ثابت K برای تمام گام‌ها از یک K-Factor به عنوان تابعی چند جمله‌ای از سرعت متوسط گام‌زنی برای هر گام کاربر استفاده می‌گردد [۲۶]. سرعت متوسط گام‌زنی مطابق معادله (۷) برای هر گام محاسبه می‌شود [۲۶].

$$\bar{v}_{step} = \sum a_{mean} \times (t_{step+1} - t_{step}) \quad (7)$$

که  $\bar{v}_{step}$  و  $a_{mean}$  به ترتیب سرعت متوسط گام‌زنی و مقدار شتاب متوسط در بازه‌ی زمانی یک گام هستند. حال طبق معادله‌ی (۸) ضریب  $K_{step}$  برای هر گام کاربر بدست می‌آید. در نهایت، با استفاده از معادله‌ی (۹) طول گام برای هر گام بر اساس مقادیر بیشینه و کمینه نرم شتاب در مرحله تشخیص گام کاربر تخمین زده می‌شود [۲۶].

$$K_{step} = A - B \times \bar{v}_{step} + C \times \bar{v}_{step}^2 \quad (8)$$

$$L_{step} = K_{step} \times \sqrt[4]{a_{max} - a_{min}} \quad (9)$$

که  $\bar{v}_{step}$ ،  $K_{step}$ ،  $a_{max}$  و  $a_{min}$  به ترتیب معرف سرعت متوسط گام‌زنی، ضریب تخمین طول، شتاب بیشینه و کمینه در طول یک گام هستند. ضرایب A، B و C نیز ضرایبی هستند که با توجه به نوع حرکت به صورت تجربی برای هر کاربر به صورت منحصر به فرد تعیین می‌شوند.

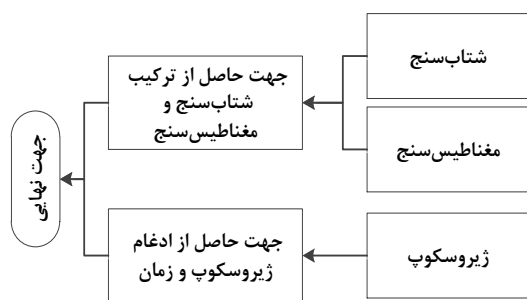
### ۳-۴-۵- تعیین جهت حرکت کاربر

محاسبه‌ی جهت کاربر به شدت بر دقت تعیین موقعیت تاثیر می‌گذارد و در عین حال مشکل‌ترین بخش PDR است. در این مقاله با توجه به ناهنجاری‌های مغناطیسی داده‌های قطب‌نما به دلیل وجود اشیای فلزی در محیط از داده‌های ژيروسکوپ که دارای دقت بهتری در بازه‌های زمانی کوتاه هستند، برای تثبیت داده‌های جهت استفاده می‌شود. داده‌های ژيروسکوپ دارای یک Drift

جهت دستگاه کافی می‌باشد. با این حال هر دو خروجی حسگرها بی‌دقت هستند، مخصوصاً خروجی حاصل از مغناطیس‌سنج که شامل مقدار زیادی نویز است [۲۹].

ژیروسکوپ سرعت زاویه‌ای را برای هر سه محور فراهم می‌کند. برای رسیدن به چرخش واقعی نیاز است تا مقادیر سرعت در طول زمان ادغام شوند. این کار با ضرب سرعت زاویه‌ای در فاصله زمانی بین خروجی حسگر ژيروسکوپ (آخرین و فعلی) انجام می‌شود و چرخش تجمعی را نتیجه می‌دهد. مجموع تمام افزایش چرخش‌ها جهت مطلق گوشی هوشمند را نتیجه می‌دهد. در طول این فرآیند خطاهای کوچک در هر تکرار تعریف می‌شوند. این خطاهای کوچک با گذشت زمان منجر به یک چرخش تدریجی و کند ثابت از جهت محاسبه شده می‌شود که Drift ژيروسکوپ نام دارد.

برای جلوگیری از Drift ژيروسکوپ و نویز جهت حاصل از شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج، خروجی ژيروسکوپ تنها برای تغییرات جهت در فواصل زمانی کوتاه استفاده می‌شوند، در حالی که داده‌های مغناطیس‌سنج/شتاب‌سنج به عنوان اطلاعات پشتیبانی در طول زمان‌های طولانی استفاده می‌گردند. این امر مترادف با فیلتر پایین‌گذر سیگنال‌های حسگر شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج و فیلتر بالاگذر سیگنال‌های ژيروسکوپ می‌باشد [۲۹]. ادغام حسگرها برای محاسبه جهت مطابق در شکل (۱۵) خلاصه می‌شود.



شکل ۱۵- ادغام حسگرها برای محاسبه جهت

با برداشت داده‌های جدید از شتاب‌سنج/مغناطیس‌سنج مقادیر جدید به جهت مطلق اضافه می‌شوند. در واقع طبق معادله‌ی (۱۰) جهت حاصل از شتاب‌سنج/مغناطیس‌سنج با اعمال فیلتر پایین‌گذر به مقادیر جدید حسگرها با یک عامل وزن به جهت مطلق اضافه می‌شود [۲۹].

$$Ori1 = (1 - F) \times Ori1 + Factor \times newAccMagValue \quad (10)$$

هستند که این Drift را می‌توان با استفاده از داده‌های قطب‌نما که پایدارند در هر گام کاربر رفع کرد [۲۹]. قابل ذکر است که مقدار Offset بین جهت کاربر و گوشی در حالت حمل مطابق شکل (۱۴) ثابت فرض می‌شود. در حالی که در حالت‌های دیگر حمل گوشی مقدار Offset ثابت نیست.



شکل ۱۴- سیستم مختصات عابر پیاده

حسگر Orientation از اندروید نسخه ۴/۴ با API سطح ۲۰ حذف شده است. به همین دلیل از حسگرهای موقعیتی برای تعیین موقعیت فیزیکی دستگاه در چارچوب مرجع جهان<sup>۱</sup> استفاده می‌شود. برای مثال می‌توان با ترکیب حسگر میدان مغناطیسی با شتاب‌سنج موقعیت دستگاه را نسبت به شمال مغناطیسی (جهت‌گیری دستگاه نسبت به شمال مغناطیسی) تعیین کرد [۲۴].

این مقاله براساس ادغام ساده‌ی حسگرهای شتاب‌سنج، مغناطیس‌سنج و ژيروسکوپ اندازه‌گیری جهت را انجام می‌دهد [۲۹]. برای پیاده‌سازی این موضوع از فیلتر مکملی برای حذف Drift حسگر ژيروسکوپ و نویز سیگنال‌های شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج استفاده شده است [۲۹].

روش معمول برای بدست آوردن حالت دستگاه‌های اندرویدی استفاده از روش getorientation است که با استفاده از سه زاویه حاصل می‌شود [۲۴]. این زوایا بر اساس خروجی شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج می‌باشند. به عبارت ساده، شتاب‌سنج بردار Gravity را فراهم می‌کند (بردار اشاره به مرکز زمین) و مغناطیس‌سنج به عنوان قطب‌نما عمل می‌کند [۲۴]. اطلاعات از هر دو حسگر برای محاسبه

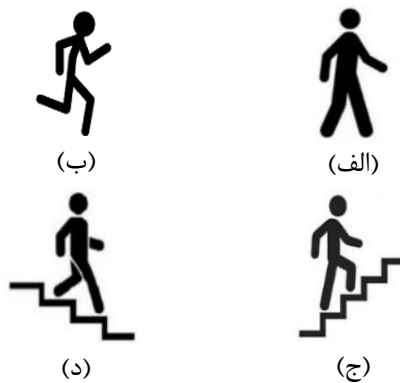
<sup>۱</sup> Global Reference Framework

Pitch: زاویه چرخش حول محور X در محدوده  $\pi$  و  $-\pi$  که مقدار زاویه بین صفحه مماس بر زمین و صفحه نمایش گوشی را نشان می‌دهد [۳۰].

Roll: زاویه چرخش حول محور Y در محدوده مقدار  $\pi/2$  و  $-\pi/2$  که نشان‌دهنده‌ی زاویه‌ی بین صفحه‌ی عمود بر صفحه دستگاه و یک صفحه‌ی عمود بر زمین است [۳۰].

### ۳-۵- طبقه‌بندی حالت حرکتی کاربر

نوع حرکت و نگهداری گوشی در فرآیند ناوبری اختیاری است. بنابراین سیگنال‌های شتاب‌سنج و ژيروسکوپ شکل‌ها و مقادیر مختلفی دارند. در نتیجه برای کمک به سیستم، حالات حرکتی کاربر باید تشخیص داده شوند. این مقاله از حسگرهای شتاب‌سنج، ژيروسکوپ و فشارسنج برای تشخیص نوع حرکت کاربر استفاده می‌کند. الگوریتم طبقه‌بندی شامل استخراج ویژگی و تشخیص نوع حرکت می‌باشد. در این مقاله تنها حالت نگهداری گوشی هوشمند به صورت Holding بررسی و طبقه‌بندی بر روی نوع حرکت هر کاربر انجام می‌شود. حالت حرکتی کاربر مطابق شکل (۱۶) شامل ۴ حالت پیاده‌روی معمولی، دویدن، بالا رفتن و پایین آمدن از پله‌ها می‌شود [۱]. چون در حالت ایستاده تغییر موقعیت و شمارش گام صفر است طبقه‌بندی برای این حالت انجام نمی‌شود.



شکل ۱۶- چهار حالت حرکتی، (الف) پیاده‌روی با سرعت معمولی، (ب) دویدن، (ج) بالا رفتن از پله‌ها، (د) پایین آمدن از پله‌ها

در حالت نگهداری گوشی به صورت Holding گوشی نسبت به کاربر ثابت و جهت تلفن نشان‌دهنده‌ی جهت حرکت کاربر است. مقادیر نرم شتاب در حالات حرکتی مختلف در شکل (۱۷) ارائه شده است. مطابق شکل (۱۷) در حالت ایستاده گام شمرده نمی‌شود. شکل (۱۸) مقادیر

که در آن Ori1 جهت حاصل از مغناطیس‌سنج/شتاب‌سنج، F عامل وزن و newAccMagValue مقادیر جدید حاصل از شتاب‌سنج/مغناطیس‌سنج هستند. با استفاده از مرجع اندروید [۲۵] بردار چرخش از اطلاعات ژيروسکوپ حاصل می‌شود. این بردار نشان‌دهنده‌ی اختلاف چرخش گوشی هوشمند بین مقدار اخیر و مقدار فعلی حسگر ژيروسکوپ است. اختلاف چرخش از پارامتر Time Factor که اختلاف زمانی بین داده‌های سرعت زاویه‌ای متوالی است طبق معادله‌ی (۱۱) محاسبه می‌شود. سپس اختلاف چرخش‌های ژيروسکوپ در جهت‌گیری مطلق مبتنی بر ژيروسکوپ با انجام ضرب ماتریسی اضافه می‌شود [۲۹]. به دلیل اینکه جهت حاصل از شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج به عنوان جهت اولیه برای داده‌های ژيروسکوپ استفاده می‌شود، داده‌های ژيروسکوپ تا زمانی که زوایای جهت از شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج در دسترس نباشد پردازش نمی‌شوند [۲۹].

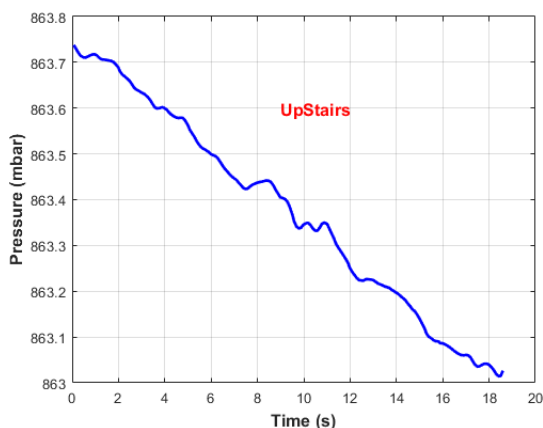
$$\text{Ori2} = \text{Ori2} + \text{gyro} \times \text{Time\_Factor} \quad (11)$$

که در آن Ori2 جهت حاصل از ژيروسکوپ، gyro ماتریس اختلاف چرخش ژيروسکوپ و پارامتر Time Factor معرف اختلاف زمانی بین داده‌های سرعت زاویه‌ای متوالی است. در نهایت جهت‌گیری دستگاه بر اساس ترکیب ۳ حسگر شتاب‌سنج، مغناطیس‌سنج و ژيروسکوپ طبق معادله‌ی (۱۲) محاسبه می‌شود [۲۹].

$$\text{Fusion} = (1 - \text{Fac}) \times \text{Ori2} + \text{Fac} \times \text{Ori1} \quad (12)$$

که Fusion جهت حاصل از ترکیب سه حسگر شتاب‌سنج، مغناطیس‌سنج و ژيروسکوپ، Ori1 جهت حاصل از شتاب‌سنج/مغناطیس‌سنج، Ori2 جهت حاصل از ژيروسکوپ و مقدار وزن Fac به دلیل دقت بالای ژيروسکوپ روی ۰/۹۸ تنظیم می‌گردد. مقادیر حاصل به صورت زیر خواهند بود:

Azimuth: زاویه چرخش حول محور Z که نشان‌دهنده زاویه بین محور Y دستگاه و شمال مغناطیسی است. اگر گوشی به سمت شمال، جنوب، شرق و غرب باشد این زاویه به ترتیب مقدار  $0, \pi, \pi/2$  و  $-\pi/2$  را خواهد داشت [۳۰].



شکل ۲۰- مقادیر فشار در حالت بالا رفتن از پله‌ها

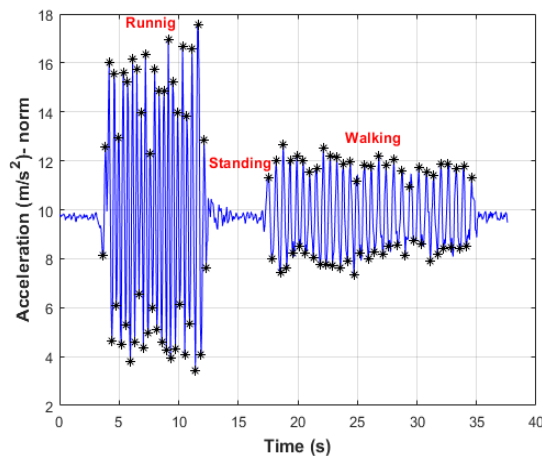
### ۳-۵-۱- استخراج و انتخاب ویژگی‌ها

داده‌های فیلترشده برای تشخیص یک حالت حرکتی از دیگر حالات نارسا بوده و کافی نیستند. در واقع به اطلاعات ویژگی استخراج شده از مقادیر شتاب، سرعت زاویه‌ای و فشار در پنجره‌های زمانی مربوط به گام‌زنی نیاز می‌باشد. در این مقاله اندازه پنجره با پوشش ۵۰٪ برای زمان هر گام و تاخیر زمانی برداشت داده‌های حسگرها روی ۰/۰۶ ثانیه در نظر گرفته می‌شود. ویژگی‌های آماری سیگنال‌های حسگرها عبارتند از: میانگین و واریانس مقادیر شتاب و سرعت زاویه‌ای در طول یک دوره‌ی زمانی گام‌زنی مربوط به هر گام با پوشش ۵۰٪ نسبت به گام بعدی، اختلاف مقادیر شتاب بیشینه و کمینه مربوط به هر گام که از مرحله‌ی تشخیص گام حاصل می‌شوند و در نهایت، اختلاف میانگین مقادیر فشار مربوط به گام‌های متوالی (ویژگی مناسبی برای تشخیص حالات حرکتی بالا رفتن و پایین آمدن از پله‌ها) در نظر گرفته می‌شود. در این مقاله بردار ویژگی دامنه‌ی زمانی  $F$  به صورت زیر خلاصه می‌گردد:

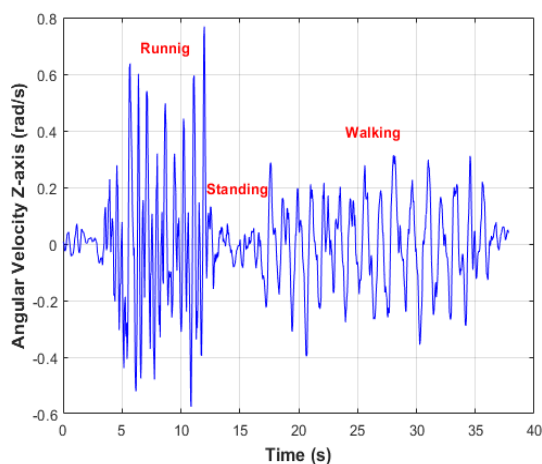
$$F = [M_a, V_a, M_w, V_w, A_{max} - A_{min}, \Delta M_p]$$

$M_a$  میانگین مقادیر شتاب،  $V_a$  واریانس مقادیر شتاب،  $M_w$  میانگین مقادیر سرعت زاویه‌ای،  $V_w$  واریانس مقادیر سرعت زاویه‌ای،  $A_{max} - A_{min}$  اختلاف مقدار نرم شتاب بیشینه و کمینه در هر گام است و  $\Delta M_p$  اختلاف میانگین مقادیر فشار گام‌های متوالی است.

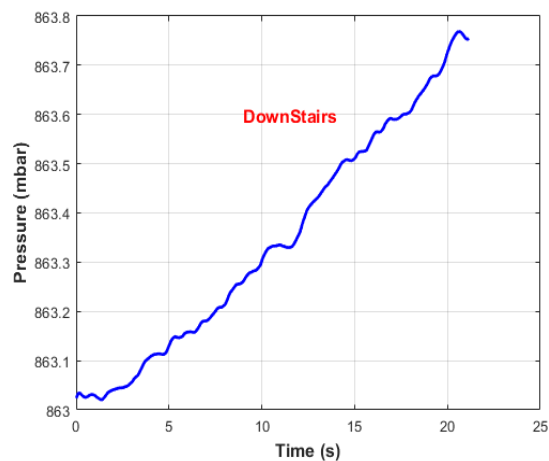
محور Z ژيروسکوپ را در حالات حرکتی مختلف نمایش می‌دهد. شکل (۱۹) و شکل (۲۰) نیز مقادیر فشار را به ترتیب برای دو حالت حرکتی پایین آمدن از پله‌ها و بالا رفتن از پله‌ها نمایش می‌دهند.



شکل ۱۷- مقادیر نرم شتاب در سه حالت پیاده‌روی، ایستاده و دویدن



شکل ۱۸- مقادیر محور Z ژيروسکوپ در سه حالت پیاده‌روی، ایستاده و دویدن



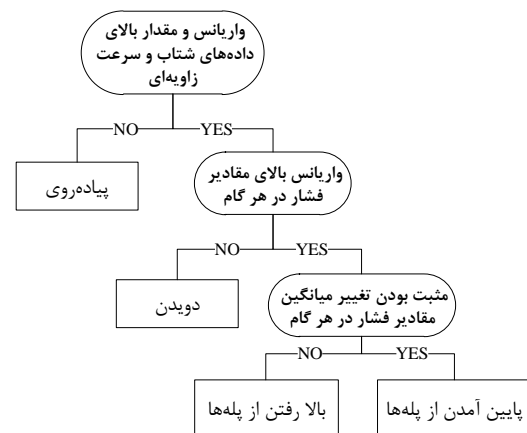
شکل ۱۹- مقادیر فشار در حالت پایین آمدن از پله‌ها

### ۳-۵-۲- طبقه‌بندی

در این مقاله با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده در بخش ۳-۵-۱ از سه الگوریتم ماشین یادگیری SVM، DT، و روش KNN برای طبقه‌بندی ۴ حالت حرکتی کاربر استفاده می‌شود. دلیل اصلی استفاده از الگوریتم‌های طبقه‌بندی مذکور بررسی و ارزیابی هر کدام از الگوریتم‌ها از لحاظ هزینه‌ی محاسباتی، دقت و سهولت در تشخیص نوع حرکت کاربر می‌باشد. همچنین در هر حالت حرکتی پارامترهای تعیین موقعیت متفاوت هستند. برای مثال در حالت حرکتی بالا رفتن و پایین آمدن از پله علاوه بر تغییر موقعیت کاربر در یک محدوده خاص، تغییرات ارتفاعی نیز وجود دارد که عدم تشخیص هر کدام باعث خطا در تعیین موقعیت می‌شود. در ادامه، به اختصار این الگوریتم‌ها معرفی می‌شوند.

### ۳-۵-۲-۱- الگوریتم درخت تصمیم‌گیری

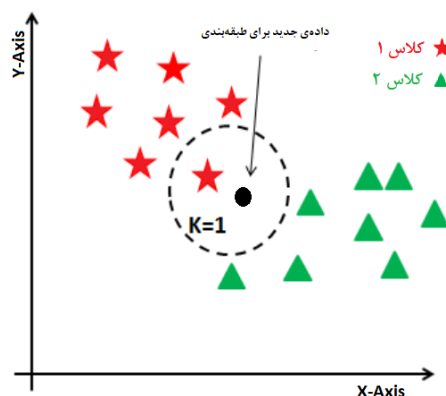
در الگوریتم DT درختی با الگوریتم خاصی ایجاد می‌شود که یک ابزار پشتیبانی برای ساده‌سازی مجموعه داده‌های پیچیده استفاده می‌شود. DT متشکل از گره‌ها و شاخه‌هایی بر اساس یکسری قاعده مربوط به مقادیر ویژگی‌ها و کلاس‌های متناظر می‌باشد. گره‌ها و شاخه‌ها به ترتیب نشان‌دهنده انجام تصمیم‌گیری و طبقه‌بندی داده‌ها هستند. هر زمان که تصمیمی گرفته شود، گره شمارنده‌ی جدید ایجاد می‌شود. بهترین تقسیم زمانی حاصل می‌شود که ناخالصی در زیرمجموعه‌های حاصل به حداقل مقدار خود برسد [۳۱]. شکل (۲۱) تشخیص حالت حرکتی کاربر را از طریق درخت تصمیم‌گیری نشان می‌دهد.



شکل ۲۱- تشخیص حالت حرکتی با استفاده از روش DT

### ۳-۵-۲-۲- الگوریتم K-نزدیک‌ترین همسایه

الگوریتم KNN یک روش غیرپارامتریک برای طبقه‌بندی می‌باشد. خروجی حاصل از طبقه‌بندی یک شی، معمولاً با استفاده از اکثریت آرای دریافت شده توسط همسایگانش طبقه‌بندی می‌شود. KNN یک الگوریتم یادگیری تنبلی است که از داده‌های آموزشی استفاده نمی‌کند و موارد جدید را بر اساس اندازه تشابه (اندازه‌گیری فاصله) طبقه‌بندی می‌کند. از آنجا که هیچ اطلاعات قبلی در KNN وجود ندارد، قاعده تصمیم KNN به معیارهای فاصله بستگی داد و عملکرد آن کاملاً وابسته به نحوه محاسبه فاصله‌ها می‌باشد. فاصله‌ها را می‌توان با استفاده از فاصله‌ی اقلیدسی<sup>۱</sup>، مینکوفسکی<sup>۲</sup> و منهن<sup>۲</sup> محاسبه کرد که بر اساس کوتاه‌ترین فاصله بین هر دو نمونه کار می‌کنند. سه روش مذکور تنها برای متغیرهای پیوسته مورد استفاده قرار می‌گیرند و در موارد گسسته یا مطلق از Hamming Distance استفاده می‌شود. با وجود قوی و مؤثر بودن این الگوریتم برای مقابله با داده‌های آموزشی بزرگ، ضعف در هزینه‌ی محاسباتی بالا و زمان اجراء آن را به الگوریتمی ناکارآمد در مجموعه داده‌های آموزشی بزرگ تبدیل کرده است [۳۱]. یک مثال ساده KNN در شکل (۲۲) نشان داده شده است که یک نمونه جدید بر اساس مقدار همسایگی  $K=1$  طبقه‌بندی می‌شود.



شکل ۲۲- یک مدل KNN

### ۳-۵-۲-۳- الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

SVM یک مدل یادگیری نظارت شده برای طبقه‌بندی است که توانایی پردازش روابط غیرخطی را دارد. این

<sup>۱</sup> Minkowski Distance  
<sup>۲</sup> Manhattan Distance

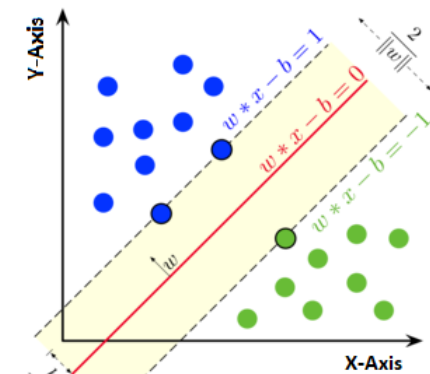
برداشت داده<sup>۱</sup> ۶۰ میلی ثانیه می باشد. داده های حسگرهای مختلف نیز به صورت پیوسته با ایجاد فایل در حافظه گوشی همزمان با برداشت داده ذخیره می گردند.

#### ۴-۱- آزمایش تشخیص حالت حرکتی کاربر

از ۲ مرد و ۲ زن برای آزمایش عملکرد تشخیص نوع حرکت کاربر استفاده شد. شرکت کنندگان به حالات حرکتی مختلف در حالی که گوشی را به صورت Holding نگه داشته اند، حرکت کرده و هرکدام از داده ها با توجه به نوع حرکت انجام شده برای هر کاربر برچسب گذاری شدند. از ۱۴ بردار ویژگی استخراج شده طبق بخش ۲-۵ برای طبقه بندی و ارزیابی حالات مختلف استفاده می گردد. برای هرکدام از کلاس ها ۲۰۰ نمونه با استفاده از داده های متناظر هر کاربر حاصل می شوند. در این آزمایش ۷۰٪ داده های ویژگی به عنوان مجموعه داده های آموزشی و ۳۰٪ بقیه برای ارزیابی انتخاب شدند. بر اساس سه الگوریتم DT، SVM و KNN طبقه بندی حالت های حرکتی برای هر کاربر انجام می شود. برای تحلیل بهتر نتایج، ماتریس های ابهام هر الگوریتم با ۱۴ ویژگی پیشنهادی ایجاد شدند. در ماتریس ابهام سطرها و ستون ها به ترتیب نشان دهنده نمونه های حالت حرکتی واقعی و تشخیص داده شده هستند.

با توجه به جدولهای (۱) و (۲) نتایج منحصر به فرد یکی از کاربران به شرح زیر حاصل شده است. از ۲۰۰ نمونه مربوط به حالت پیاده روی معمولی، ۱۹۷ نمونه درست و یک نمونه و دو نمونه به ترتیب حالت دویدن و پایین آمدن، به اشتباه تشخیص داده شده اند. ۱۸۷ نمونه از ۲۰۰ نمونه حالت دویدن درست و ۶ نمونه، ۴ نمونه و ۳ نمونه از حالت دویدن به اشتباه به ترتیب حالت پیاده روی، بالا رفتن از پله ها و پایین آمدن از پله ها تشخیص داده شده اند. هر ۲۰۰ نمونه مربوط به حالت بالا رفتن از پله ها درست تشخیص داده شده اند. از ۲۰۰ نمونه حالت پایین آمدن از پله تنها ۲ حالت به اشتباه حالت دویدن شناسایی شده اند.

الگوریتم ریسک عملیاتی را به عنوان تابع هدف در نظر می گیرد و مقدار بهینه آن را حساب می کند. SVM مجموعه ای از Hyperplanes را در فضا با ابعاد بزرگ برای طبقه بندی نمونه ها می سازد [۳۱]. مثالی ساده برای بردارهای پشتیبان در شکل (۲۳) نشان داده شده است که در آن بردارهای پشتیبان نقاطی هستند که در حاشیه کلاس قرار دارند.



شکل ۲۳- ساختار SVM

برای به حداکثر رساندن حاشیه مجموعه داده های آموزشی، مسئله بهینه سازی طبق معادلات (۱۳) و (۱۴) باید حل شود [۳۱].

$$\min \frac{1}{2} \|w\|_2^2 + C \sum_{i=1}^N \epsilon_i \quad (13)$$

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \epsilon_i, \forall x_i, \epsilon_i \geq 0 \quad (14)$$

که  $y_i$  برابر ۱ یا -۱ نشان دهنده کلاسی است که نقطه  $x_i$  به آن تعلق دارد.  $w$  (لژوما نرمال سازی نشده) بردار نرمال بر Hyperplane و پارامتر  $C$  ضریب جریمه برای جلوگیری از بیش برآزش است. پارامتر  $b$  انحراف Hyperplane را از مبدا در امتداد بردار نرمال  $w$  تعیین می کند.

#### ۴- پیاده سازی و ارزیابی نتایج

در این بخش آزمایش هایی برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی برای تشخیص حالت حرکتی و تعیین موقعیت داخلی ارائه شده است. گوشی هوشمند مورد استفاده در این آزمایش Samsung Galaxy S7 Edge با تاخیر زمانی

<sup>۱</sup> Sensor\_Delay\_UI

جدول ۱- ماتریس ابهام برای تشخیص حالت حرکتی منحصر به

فرد کاربر با الگوریتم DT

DT	پیاپیاده‌روی	دویدن	پله	
			بالا رفتن	پایین آمدن
پیاپیاده‌روی	۱۹۷	۱	۰	۲
دویدن	۶	۱۸۷	۴	۳
بالا رفتن از پله‌ها	۰	۰	۲۰۰	۰
پایین آمدن از پله‌ها	۰	۲	۰	۱۹۸

جدول ۲- ماتریس ابهام برای تشخیص حالت حرکتی منحصر به فرد

کاربر با الگوریتم DT

DT	پیاپیاده‌روی	دویدن	پله	
			بالا رفتن	پایین آمدن
پیاپیاده‌روی	۹۹٪	۱٪	۰	۱٪
دویدن	۳٪	۹۴٪	۲٪	۲٪
بالا رفتن از پله‌ها	۰	۰	۱۰۰٪	۰
پایین آمدن از پله‌ها	۰	۳٪	۰	۹۹٪

جدول ۴- ماتریس ابهام برای تشخیص حالت حرکتی منحصر به فرد

کاربر با الگوریتم SVM

SVM	پیاپیاده‌روی	دویدن	پله	
			بالا رفتن	پایین آمدن
پیاپیاده‌روی	۱۰۰٪	۰	۰	۰
دویدن	۲٪	۹۷٪	۰	۲٪
بالا رفتن از پله‌ها	۰	۰	۱۰۰٪	۰
پایین آمدن از پله‌ها	۰	۰	۰	۱۰۰٪

با توجه به جدول (۵) و (۶) با استفاده از الگوریتم KNN نتایج منحصربه‌فرد یکی از کاربران به شرح زیر حاصل شد. از ۲۰۰ نمونه مربوط به هر کدام از حالات بالا رفتن از پله‌ها و پایین آمدن از پله‌ها همه نمونه‌ها درست تشخیص داده شده‌اند. در این الگوریتم یکی از نمونه‌های حالات پیاپیاده‌روی معمولی به اشتباه حالت پایین آمدن از پله‌ها تشخیص داده می‌شود. ۱۹۳ نمونه از حالت دویدن درست تشخیص داده شده‌اند و تنها ۴ و ۳ نمونه از آن به ترتیب حالت پیاپیاده‌روی معمولی و حالت دویدن شناسایی می‌شوند.

جدول ۵- ماتریس ابهام برای تشخیص حالت حرکتی منحصر به فرد

کاربر با الگوریتم KNN

KNN	پیاپیاده‌روی	دویدن	پله	
			بالا رفتن	پایین آمدن
پیاپیاده‌روی	۱۹۹	۰	۰	۱
دویدن	۴	۱۹۳	۰	۳
بالا رفتن از پله‌ها	۰	۰	۲۰۰	۰
پایین آمدن از پله‌ها	۰	۲	۰	۲۰۰

جدول ۶- ماتریس ابهام برای تشخیص حالت حرکتی منحصر به فرد

کاربر با الگوریتم KNN

KNN	پیاپیاده‌روی	دویدن	پله	
			بالا رفتن	پایین آمدن
پیاپیاده‌روی	۹۹٪	۰	۰	۱٪
دویدن	۲٪	۹۷٪	۰	۲٪
بالا رفتن از پله‌ها	۰	۰	۱۰۰٪	۰
پایین آمدن از پله‌ها	۰	۰	۰	۱۰۰٪

طبق نتایج جدول (۷) الگوریتم DT زمان پیش‌بینی کمتر و کوچکترین اندازه مدل را دارد. از سوی دیگر SVM بهترین عملکرد را در دقت و بیشترین زمان پیش‌بینی فراهم می‌کند. KNN نیز دقت قابل مقایسه با SVM داشته درحالی که زمان پیش‌بینی کمتری را صرف می‌کند.

با توجه به جدول (۳) و جدول (۴) با استفاده از الگوریتم SVM نتایج منحصربه‌فرد یکی از کاربران به شرح زیر حاصل می‌شوند. از ۲۰۰ نمونه مربوط به هر کدام از حالات پیاپیاده‌روی معمولی، بالا رفتن از پله‌ها و پایین آمدن از پله‌ها همه‌ی نمونه‌ها درست تشخیص داده شده‌اند. در این الگوریتم تنها ۶ نمونه مربوط به حالت دویدن به اشتباه شناسایی شده‌اند که ۳ مورد از آن حالت پیاپیاده‌روی معمولی و ۳ مورد دیگر حالت پایین آمدن از پله‌ها شناسایی شده‌اند.

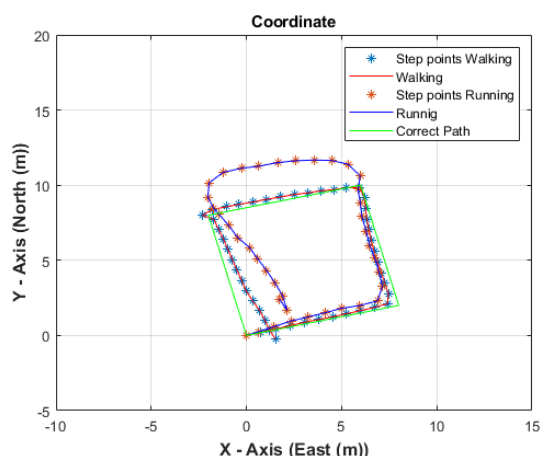
جدول ۳- ماتریس ابهام برای تشخیص حالت حرکتی منحصر به فرد

کاربر با الگوریتم SVM

SVM	پیاپیاده‌روی	دویدن	پله	
			بالا رفتن	پایین آمدن
پیاپیاده‌روی	۲۰۰	۰	۰	۰
دویدن	۳	۱۹۴	۰	۳
بالا رفتن از پله‌ها	۰	۰	۲۰۰	۰
پایین آمدن از پله‌ها	۰	۲	۰	۲۰۰



سه مسیر با اشکال مختلف مربع، مستطیل و دایره پیاده‌سازی شد. خطوط سبز نشان‌دهنده مسیر حقیقی عابر و طول کل آن‌ها به ترتیب ۳۲، ۸۸ و ۴۵ متر هستند. شرکت‌کنندگان در امتداد مسیر مشخص با دو حالت پیاده‌روی و دویدن شروع به حرکت کردند و در انتهای حرکت به نقطه‌ی شروع برگشتند تا دقت نهایی تعیین موقعیت ارزیابی شود. آزمایشات محلی‌سازی در روی سطح افقی زمین بدون توجه به تغییر ارتفاع عابر در سطح طبقه انجام شدند.



شکل ۲۴- مسیره‌های تخمینی ۲ حالت حرکتی مسیر مربعی

شکل (۲۴)، شکل (۲۵) و شکل (۲۶) به ترتیب مسیره‌های تخمینی مربع، دایره‌ای و مستطیلی شرکت‌کننده در طول پیاده‌روی و دویدن را نشان می‌دهند. با توجه به اشکال می‌توان فهمید که متغیر بودن Offset بین جهت گوشی هوشمند و جهت حرکت کاربر می‌تواند باعث انحراف از مسیر واقعی شود در حالیکه کاربر و گوشی هوشمند مسیر درست را طی می‌کنند. از آنجا که حالت گوشی در حالت Holding پایدار می‌باشد خطای میانگین مربوط به حالت پیاده‌روی حدود ۲- ۱/۵ متر می‌باشد. از آنجا که دویدن به ناچار باعث لرزش بدن می‌شود، Offset زاویه جهت در طول دویدن مانند پیاده‌روی ثابت نخواهد بود و در نتیجه باعث انحراف از مسیر اصلی خواهد شد. بنابراین مطابق اشکال بالا خطای محلی‌سازی حالت حرکتی دویدن نسبت به پیاده‌روی بیشتر است. جدول (۱۲) و جدول (۱۳) خطای محلی‌سازی را به ترتیب برای حالت پیاده‌روی و حالت دویدن با جزئیات لیست می‌کنند.

جدول ۷- زمان پیش‌بینی الگوریتم‌های طبقه‌بندی

الگوریتم طبقه‌بندی	میانگین دقت	زمان
DT	٪ ۹۷/۸	۱/۹۲ ثانیه
SVM	٪ ۹۹/۳	۷/۲۵ ثانیه
KNN	٪ ۹۹/۰	۲/۵۳ ثانیه

#### ۴-۲- آزمایش محلی‌سازی

در این تحقیق از دو نفر به صورت منحصربه‌فرد برای بررسی عملکرد الگوریتم تشخیص گام، تخمین طول گام‌زنی و تعیین جهت استفاده می‌شود. شرکت‌کنندگان در طول یک مسیر مستطیلی (خطی‌کشی مربوط به سالن فوتبال با عرض ۱۶ متر و طول ۲۸ متر) در دو حالت پیاده‌روی معمولی و دویدن حرکت می‌کنند. نتایج در جدول (۸)، (۹)، (۱۰) و (۱۱) لیست شده‌اند.

جدول ۸- بررسی الگوریتم تشخیص گام

نوع حرکت	تعداد واقعی گام	تعداد تشخیص گام	دقت
پیاده‌روی	۱۰۵	۱۰۴	۹۹٪
دویدن	۷۸	۷۶	۹۸٪

جدول ۹- خطای موضعی الگوریتم تشخیص گام

نوع حرکت	طول واقعی مسیر (متر)	طول تخمینی (متر)	خطا
پیاده‌روی	۸۸	۸۵/۲	٪ ۳/۲
دویدن	۸۸	۸۲/۲	٪ ۶/۶

جدول ۱۰- بررسی الگوریتم تعیین جهت در امتداد مسیر مستقیم

نوع حرکت	پیاده‌روی	دویدن
آزیموت جهت (درجه)	۱	۱
میانگین آزیموت تخمینی (درجه)	-۲	-۰/۷۶
انحراف معیار آزیموت تخمینی (درجه)	۵/۳۲	۸/۹۳۵۵

جدول ۱۱- خطای موضعی در امتداد مسیر مستقیم

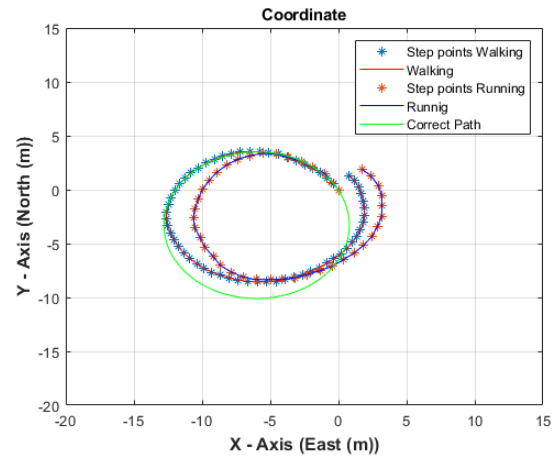
نوع حرکت	پیاده‌روی	دویدن
انحراف معیار طول گام تخمینی (متر)	۰/۰۳۷	۰/۱۲۷
انحراف معیار آزیموت تخمینی (رادیان)	۰/۰۹۲۸	۰/۱۲۶
طول مسیر (متر)	۲۶	۲۶
خطای موضعی (متر)	۲/۵۹	۴/۶۶

محل آزمایش محلی‌سازی ساختمان سالن فوتبال دانشگاه تهران انتخاب شد. در این مقاله، محلی‌سازی در

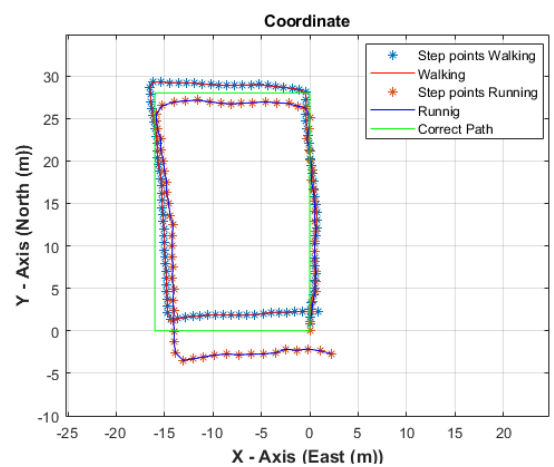
شد. در مرحله اول براساس ۱۴ بردار ویژگی حاصل از داده‌های حسگرهای شتاب‌سنج،ژیروسکوپ و فشارسنج و ۳ الگوریتم ماشین یادگیری DT، SVM و KNN حالات حرکتی هر کاربر با ۲۰۰ نمونه از هر کلاس حرکتی طبقه‌بندی و مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. از منظر بردارهای ویژگی مورد استفاده، نتایج نشان می‌دهند که ویژگی‌های پیشنهادی به طور قابل توجهی در سه الگوریتم یادگیری در مقایسه با ویژگی تحقیقات پیشین بهبود حاصل می‌کنند. استفاده از بردار ویژگی مربوط به اختلاف میانگین مقادیر فشار در طول گام‌های متوالی نیز باعث شده است که هر سه الگوریتم طبقه‌بندی دقتی نزدیک ۱۰۰٪ را در تشخیص حالات حرکتی بالا رفتن از پله‌ها و پایین آمدن از پله‌ها داشته باشند. از نظر طبقه‌بندی، SVM بهترین عملکرد را با دقت پیش‌گویی با ۹۹/۳٪ داشت، در حالیکه بیشترین زمان را صرف کرده بود. طبقه‌بندی‌کننده KNN عملکرد قابل مقایسه‌ای با SVM داشت، در حالیکه زمان کمتری را صرف می‌کرد. الگوریتم DT نیز با اینکه دقت کمتری نسبت به الگوریتم دیگر داشت، اما زمان پیش‌بینی کمتری نسبت به آن‌ها ارائه می‌داد که این در به هنگام بودن سیستم تعیین موقعیت نقش اساسی را ایفا می‌کند.

در مرحله دوم ابتدا پارامترهای تشخیص گام و تخمین طول گام منحصر به فرد هر کاربر بر اساس حالت حرکتی تعیین شدند. تشخیص گام با استفاده از دو حدآستانه بالا و پایین، یک حدآستانه زمانی و اضافه و حذف دره انجام شد. با برآورد سرعت گام‌زنی و تبدیل واحد برای هر گام فرآیند تخمین طول گام نیز به انجام رسید. مولفه دیگر PDR یعنی جهت، از طریق ترکیب جهت حاصل از ژيروسکوپ و شتاب‌سنج/مغناطیس‌سنج بدست آمد. به دلیل دقت بالای ژيروسکوپ نسبت به دو حسگر شتاب‌سنج و مغناطیس‌سنج در محاسبه چرخش گوشی، به جهت حاصل از ژيروسکوپ نسبت به جهت حاصل از شتاب‌سنج/مغناطیس‌سنج وزن بیشتری اختصاص داده شد.

آزمایشات محلی‌سازی در دو حالت پیاده‌روی معمولی و دویدن در سه مسیر با هندسه مختلف مربع، دایره و مستطیل انجام شدند. میانگین خطای نهایی حاصل از پیاده‌روی معمولی برای سه مسیر مربع، دایره و مستطیل به ترتیب برابر با ۱/۵۵، ۱/۸۲ و ۲/۳۴ متر بدست آمدند. میانگین خطای نهایی حاصل برای حالت دویدن نیز برای



شکل ۲۵- مسیرهای تخمینی ۲ حالت حرکتی مسیر دایره‌ای



شکل ۲۶- مسیرهای تخمینی ۲ حالت حرکتی مسیر مستطیلی

جدول ۱۲- خطای محلی‌سازی پیاده‌روی در ۳ مسیر

مسیر	طول واقعی (متر)	طول تخمینی (متر)	خطای نهایی (متر)
مربع	۳۲	۳۳/۴	۱/۵۵
دایره	۴۵	۴۲/۷	۱/۸۲
مستطیل	۸۸	۸۵/۲	۲/۳۴

جدول ۱۳- خطای محلی‌سازی دویدن در ۳ مسیر

مسیر	طول واقعی (متر)	طول تخمینی (متر)	خطای نهایی (متر)
مربع	۳۲	۳۴/۱	۲/۷
دایره	۴۵	۳۹/۹۳	۲/۶
مستطیل	۸۸	۸۲/۲	۳/۵۳

## ۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مقاله یک روش تعیین موقعیت داخل ساختمان بر اساس تشخیص نوع حرکت کاربر پیشنهاد

فرض گردید. در حالت دوییدن جهت گوشی هوشمند دارای انحراف‌های مختلفی نسبت به جهت حرکت کاربر می‌باشد بنابراین در این حالت خطا و انحراف حاصل به مراتب بیشتر از حالت پیاده‌روی معمولی بدست آمد.

سه مسیر مربع، دایره و مستطیل نیز به ترتیب برابر با ۲/۷، ۲/۶ و ۳/۵۳ متر بودند. در این مقاله فقط حالت نگهداری گوشی به صورت Holding بررسی شد، که در این حالت مقدار انحراف جهت گوشی با جهت حرکتی کاربر ثابت

## مراجع

- [1] Wang, B., et al., Pedestrian dead reckoning based on motion mode recognition using a smartphone. 2018. 18(6): p. 1811.
- [2] Parnandi, A., et al. Coarse in-building localization with smartphones. in International Conference on Mobile Computing, Applications, and Services. 2009. Springer.
- [3] Savvides, A., 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. ACM.
- [4] Bahl, P. and V.N. Padmanabhan. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system. in IEEE infocom. 2000. IEEE.
- [5] Kushki, A., K.N. Plataniotis, and A.N.J.I.t.o.m.c. Venetsanopoulos, Kernel-based positioning in wireless local area networks. 2007. 6(6): p. 689-705.
- [6] Zhou, J., 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 22nd International Conference on Advanced Information Networking and Applications (aina 2008). 2008. IEEE.
- [7] Aalto, L., et al. Bluetooth and WAP push based location-aware mobile advertising system. in Proceedings of the 2nd international conference on Mobile systems, applications, and services. 2004. ACM.
- [8] Baniukevic, A., et al. Improving wi-fi based indoor positioning using bluetooth add-ons. in 2011 IEEE 12th International Conference on Mobile Data Management. 2011. IEEE.
- [9] Tang, J., et al., NAVIS-An UGV indoor positioning system using laser scan matching for large-area real-time applications. 2014. 14(7): p. 11805-11824.
- [10] Girard, G., et al., Indoor pedestrian navigation using foot-mounted IMU and portable ultrasound range sensors. 2011. 11(8): p. 7606-7624.
- [11] Nam, Y.J.J.o.I.S. and Engineering, Map-based indoor people localization using an inertial measurement unit. 2011. 27(4): p. 1233-1248.
- [12] Mulloni, A., et al., Indoor positioning and navigation with camera phones. 2009. 8(2): p. 22-31.
- [13] Jin, Y., et al. A robust dead-reckoning pedestrian tracking system with low cost sensors. in 2011 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom). 2011. IEEE.
- [14] Alzantot, M. and M. Youssef. UPTIME: Ubiquitous pedestrian tracking using mobile phones. in 2012 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). 2012. IEEE.
- [15] El-Sheimy, N. and X.J.I.G. Niu, The promise of MEMS to the navigation community. 2007. 2(2): p. 46-56.
- [16] Chen, Z., et al., Fusion of WiFi, smartphone sensors and landmarks using the Kalman filter for indoor localization. 2015. 15(1): p. 715-732.
- [17] Ilkovičová, L., P. Kajánek, and A. Kopáček. Pedestrian indoor positioning and tracking using smartphone sensors, step detection and map matching algorithm. in International Symposium on Engineering Geodesy. 2016.
- [18] Wang, X., et al., An indoor positioning method for smartphones using landmarks and PDR. 2016. 16(12): p. 2135.
- [19] Nguyen-Huu, K., K. Lee, and S.-W. Lee. An indoor positioning system using pedestrian dead reckoning with WiFi and map-matching aided. in 2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). 2017. IEEE.
- [20] Deng, Z.-A., et al., Heading estimation for indoor pedestrian navigation using a smartphone in the pocket. 2015. 15(9): p. 21518-21536.
- [21] Qian, J., et al. An improved indoor localization method using smartphone inertial sensors. in International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. 2013. IEEE.

- [22] Poulouse, A., O.S. Eyobu, and D.S.J.I.A. Han, An Indoor Position-Estimation Algorithm Using Smartphone IMU Sensor Data. 2019. 7: p. 11165-11177.
- [23] Wu, D., L. Xia, and J.J.S. Geng, Heading estimation for pedestrian dead reckoning based on robust adaptive Kalman filtering. 2018. 18(6) :p. 1970.
- [24] Android,D.SensorsOverview.2019;Availablefrom:  
[https://developer.android.com/guide/topics/sensors/sensors\\_overview](https://developer.android.com/guide/topics/sensors/sensors_overview).
- [25] Sensorfusionandroid.2019;Availablefrom:  
<https://developer.android.com/reference/android/hardware/SensorEvent#values>.
- [26] Ho, N.-H., P. Truong, and G.-M.J.S. Jeong, Step-detection and adaptive step-length estimation for pedestrian dead-reckoning at various walking speeds using a smartphone. 2016. 16(9): p. 1423.
- [27] Lan, K.-C. and W.-Y.J.I.T.o.H.-M.S. Shih, Using smart-phones and floor plans for indoor location tracking- Withdrawn. 2014. 44(2): p. 211-221.
- [28] Weinberg, H.J.A.D.A.-a.n., Using the ADXL202 in pedometer and personal navigation applications. 2002. 2(2): p. 1-6.
- [29] sensorfusion. 2019; Available from: <http://plaw.info/articles/sensorfusion/#articles>.
- [30] Android,D.SensorsMotion.2019;Availablefrom:  
[https://developer.android.com/guide/topics/sensors/sensors\\_motion](https://developer.android.com/guide/topics/sensors/sensors_motion).
- [31] Fang, S.-H., et al., Transportation modes classification using sensors on smartphones. 2016. 16(8): p. 1324.