ارائه یک مدل فراابتکاری برای تشخیص ریزحرکات انسان مبتنی بر حس‌گرهای اینرسی

مجید سپهوند[۱]، دانشجوی دکتری؛ فردین ابدالی محمدی[۲]، استادیار

۱- دانشکده فنی و مهندسی - دانشگاه رازی - کرمانشاه - ایران - sepahvand.majid@stu.razi.ac.ir
۲- دانشکده فنی و مهندسی - دانشگاه رازی - کرمانشاه - ایران - fardin.abdali@razi.ac.ir

چکیده: پیشرفت اخیر حس‌گرهای اینرسی مبتنی بر فناوری سیستم‌های میکرو الکترومکانیکی امکان طراحی دستگاه‌های پوشیدنی را برای تشخیص خودکار حرکات انسان فراهم نموده است. رهگیری حرکات طبیعی بدن در تعامل با محیط، نیازمند پردازش سیگنال‌های اینرسی در سطح جزئی است. این رهگیری به کمک تشخیص حرکات کوتاه و پیوسته انسان انجام می‌شود. در این مقاله روشی برای تشخیص ریزحرکات پیوسته انسان برمبنای پردازش سیگنال‌های اینرسی معرفی شده است. در این روش، ابتدا با استفاده از الگوریتم‌های ناوبری اینرسی، سیگنال شتاب خطی و جاذبه زمین محاسبه می‌شود؛ سپس با ترکیب این دو سیگنال، ویژگی‌های متمایزکننده استخراج می‌شود. نوآوری این مقاله برای تشخیص ریزحرکات پیوسته معرفی یک مدل طبقه‌بندی جدید تحت عنوان مدل‌های شرطی است. هر مدل متعلق به یک کلاس ریزحرکت است که عملیاتی را به‌منظور تشکیل یک مجموعه عبارت منطقی و طبقه‌بندی نمونه‌های آن کلاس خاص انجام می‌دهد. در روش معرفی شده، به‌منظور پیدا کردن عبارت‌های منطقی بهینه برای هر مدل، از بهینه‌سازی ازدحام ذرات (Particle Swarm Optimization) استفاده شده است. به‌منظور ارزیابی، روش پیشنهادی برای تشخیص ریزحرکات پیوسته نماز مورد آزمایش قرار گرفته است. اجرای الگوریتم بر روی جامعه آماری از نمازگزاران و مقایسه آن با مدل‌های مرسوم طبقه‌بندی ریزحرکات پیوسته، نشان از درستی و تشخیص بالای روش پیشنهادی دارد.

واژه‌های کلیدی: بهینه‌سازی ازدحام ذرات، حس‌گرهای اینرسی، ریزحرکات، طبقه‌بندی، مدل‌های شرطی

A Meta-heuristic Model for Human Micro Movements Recognition Based on Inertial Sensors

M. Sepahvand[1], PhD Student; F. Abdali Mohammadi[2], Assistant Professor

1- Faculty of Engineering, Razi University, Kermanshah, Iran, Email: sepahvand.majid@stu.razi.ac.ir
2- Faculty of Engineering, Razi University, Kermanshah, Iran, Email: fardin.abdali@razi.ac.ir

Abstract: Current developments in inertial sensors based on Microelectromechanical Systems technology allows us to design wearable devices for human movements automatic detection. Detection of human movements in natural environments needs detailed inertial signals processing. These activities are detected using human short movements detection. In this paper a method is proposed for continuous human tiny movements based on inertial signal processing. In the proposed method, at first linear acceleration and earth gravity signals are calculated using inertial navigation algorithms. Then discriminant features are extracted using a combination of these to signals. Innovation of this paper is introducing a new classification algorithm for continuous tiny movements recognition named Conditional Models. Each model belongs to a class of micro movement which performs some operations for generating a logical expression set and classifying the samples in that class. The proposed method uses the Particle Swarm Optimization to finding the optimized logical expression for each model. In order to evaluating, this method is tested on prayer micro movements recognition. Running the algorithm on the population of prayers and comparing with well-known micro movements classification models demonstrates the accuracy and high recognition of the proposed method.

Keywords: Particle swarm optimization, inertial sensors, micro movements, classification, conditional models.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۶/۰۱/۲۵
تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۶/۰۸/۰۹
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۰۹/۱۴
نام نویسنده مسئول: فردین ابدالی محمدی
نشانی نویسنده مسئول: ایران - کرمانشاه – باغ ابریشم - دانشگاه رازی - دانشکده فنی‌مهندسی.

۱ -مقدمه

امروزه با پیشرفت فناوری کامپیوترهای پوشیدنی، تشخیص الگوی حرکات انسان در حوزه خانه‌های هوشمند و محاسبات فراگیر مورد توجه محققان این حوزه قرار گرفته است. کامپیوترهای پوشیدنی در حوزه الگوهای حرکتی کنترل ربات‌ها [۱]، مراقبت‌های پزشکی (مانیتورینگ حرکات افراد سالمند) [۲]، علوم ورزشی (آموزش حرکات صحیح در تمرین‌های ورزشی) [۳]، تشخیص حرکات روزمره انسان (قدم زدن، رانندگی، دویدن) [۴] و ارتباط انسان با ماشین (HCI[۱]) [۵] کاربرد دارند. در پژوهش‌های انجام شده در این حوزه‌ها، تشخیص الگوی حرکات بر اساس پردازش داده‌هایی انجام می‌شود که از حس‌گرهای پوشیدنی دریافت شده‌اند [۶].

حس‌گرهای اینرسی نظیر شتاب سنج[۲] و ژیروسکوپ[۳] به‌عنوان یک فناوری پوشیدنی نوظهور دارای قدرت محاسباتی بالا، اندازه کوچک و هزینه پایین است که امکان پوشیدن در قسمت‌های مختلف از بالاتنه (برای مثال دست و سینه) تا پایین‌تنه (برای مثال زانو و ساق پا) برای ثبت اطلاعات فیزیکی حرکات بدن برای مدت طولانی را دارند [۷، ۸]. ازاین‌رو حس‌گرهای اینرسی در سالیان اخیر توسط محققان به‌صورت گسترده برای تشخیص حرکات انسان مورد استفاده قرار گرفته است [۹، ۱۰]. روش‌های مذکور تجزیه‌وتحلیل و طبقه‌بندی حرکات مشابه نظیر قدم زدن، دویدن، بالا و پایین رفتن از راه‌پله را پوشش داده‌اند [۱۱، ۱۲]. تعدادی دیگر نیز روش‌هایی کلی برای تشخیص فعالیت‌های روزانه انسان نظیر دراز کشیدن، نشستن، ایستادن و افتادن طراحی نموده‌اند [۱۳، ۱۴].

باوجود قابلیت‌های اشاره‌شده برای حس‌گرهای اینرسی نظیر شتاب‌سنج اما تعداد اندکی از روش‌های معرفی شده به مسئله تشخیص فعالیت‌های انسان با ریزحرکات پیوسته پرداخته‌اند. به‌عنوان مثال پیگیری ریزحرکات پیوسته هنگام غذا خوردن و آشامیدن برای طراحی سیستم مانتورینگ رژیم غذایی، تشخیص الگوی ریزحرکات در فازهای مختلف یک گام انسان برای تشخیص ناهنجاری‌ها در سیستم‌های دستیار پزشکی، از این دست فعالیت‌ها است. برخلاف حرکات ساده و تکراری انسان، پیگیری و تشخیص الگوی ریزحرکات پیوسته نیازمند تجزیه‌وتحلیل داده‌های حس‌گرهای اینرسی در سطح جزئی است که این خود با چالش‌های همراه است [۱۵]. چالش اول مربوط به قطعه‌بندی سیگنال شتاب سنج برای نشانه‌گذاری صحیح زمان رخداد ریزحرکات در است. در فعالیت‌های انسان با ریزحرکات پیوسته امکان رخ دادن دو ریزحرکت کوتاه بدون فاصله زمانی و دقیقاً پشت سرهم وجود دارد، درنتیجه امکان استفاده از قابلیت قطعه‌بندی ضمنی داده‌ها توسط مدل‌های رایج طبقه‌بندی پیوسته مانند مدل مخفی مارکوف (HMM[۴]) وجود ندارد. زیرا این مدل‌ها این قابلیت را متکی بر وجود حرکات اختیاری یا مدل‌های کلاس-صفر (zero-class) انجام می‌دهند [۱۶]. چالش بعدی مربوط به پیش‌بینی دشوار ریزحرکات سریع به‌دلیل پویایی بالای سیگنال شتاب سنج است. حس‌گرهای اینرسی قابلیت پوشیدن برای مدت طولانی را دارند ازاین‌رو می‌توان از این حس‌گرها برای ساخت ابزارهای تعامل طبیعی انسان با کامپیوتر استفاده نمود. اما این مسئله نیازمند رهگیری ریزحرکات طبیعی دست انسان است که تشخیص الگوی آن‌ها به‌دلیل پویایی بالای سیگنال شتاب‌سنج به‌راحتی قابل انجام نیست. وجود این دشواری‌ها پیاده‌سازی یک سیستم به‌منظور تشخیص فعالیت‌هایی با ریزحرکات پیوسته را همچنان به یک چالش و مسئله باز در این حوزه تبدیل نموده است [۱۷].

رهیافت‌های رایج برای طبقه‌بندی حرکات پیوسته استفاده از مدل مخفی مارکوف پیوسته و هم‌چنین مدل‌های طبقه‌بند شرطی بر اساس محاسبه آستانه‌های[۵] عددی است. به‌طور خلاصه در [۱۶] روشی به‌منظور تشخیص ریزحرکات پیوسته دست انسان هنگام غذا خوردن برای ساخت یک سیستم مانیتورنیگ رژیم غذایی بر اساس ۵ حس‌گر شتاب‌سنج نصب‌شده بر روی دست‌ها و سینه معرفی شده است. در این روش اطلاعات زاویه چرخش دست به‌عنوان متغیرهای مشاهده‌شده به یک HMM پیوسته جهت طبقه‌بندی داده شده است. در [۱۸] از یک مدل سلسله مراتبی HMM به‌منظور تشخیص فعالیت‌های انسان با حس‌گر شتاب‌سنج نصب‌شده بر روی سینه معرفی شده است. در این روش فعالیت‌های پیوسته و پشت سرهم قدم زدن، دویدن، بالا و پایین راه‌پله رفتن و ایستادن با یک مدل HMM پیاده‌سازی شده است. همچنین برای تشخیص الگوی گام‌های پیوسته انسان در هر فعالیت یک زیر مدل HMM پیوسته به ازای هر فعالیت در نظر گرفته شده است که ضعف این کار تأخیر در خروجی طبقه‌بندی و سرباز زمانی است. در [۱۹] روشی برای پیگیری نشانه‌های دست در داده‌های پیوسته حس‌گرهای اینرسی بر مبنای مدل HMM پیوسته معرفی شده است. در این روش مفهومی بنام مدل آستانه‌ای معرفی شده که آستانه‌های درست‌نمایی[۶] را برای الگوهای ورودی محاسبه شده و مکانیزمی جهت تأیید اعتبار موقت الگوی نشانه‌ها را فراهم می‌کند. در [۲۰] مدلی شرطی برای طبقه‌بندی ریزحرکات پیوسته در الگوی فازهای متفاوت گام انسان بر اساس حس‌گر شتاب سنج معرفی شده است. در این روش ابتدا برای بخش‌بندی گام‌ها، سیگنال دریافتی از پا به دو بخش ایستا (توقف) و پویا (حرکت) تبدیل و سپس مجموعه آستانه‌های عددی از بخش پویا بر اساس مقدار شتاب محاسبه شده است. برای طبقه‌بندی ریزحرکات یک گام، مدل شرطی با درخت تصمیم دودویی و بر اساس آستانه‌های عددی تشکیل شده است. مدل‌های آستانه‌ای، مدل ضعیفی برای همه نمونه‌های آموزشی است و همچنین آستانه‌های مورد استفاده در این مدل‌ها تنها بر اساس ریزحرکات موجود محاسبه شده است.

در این مقاله، یک سیستم تشخیص ریزحرکات پیوسته انسان توسط کامپیوتر پوشیدنی معرفی شده است. کامپیوتر پوشیدنی شامل حس‌گرهای اینرسی شتاب‌سنج و ژیروسکوپ است که به‌صورت مچبند طراحی شده است. هدف این سیستم قطعه‌بندی و نشانه‌گذاری صحیح زمان انتقال بین ریزحرکات پیوسته و همچنین تشخیص صحیح الگوی ریزحرکات به‌منظور طبقه‌بندی کلاس‌های متفاوت آن‌ها است. ازاین‌رو

فعالیت نماز که مجموعه‌ای از ریزحرکات پیوسته و پشت سرهم ازجمله نشستن، برخواستن، خمش و تحرک دست‌ها است، به‌عنوان مورد مطالعه در نظر گرفته شده است. در سیستم پیشنهادی ابتدا با استفاده از الگوریتم‌های ناوبری اینرسی سیگنال شتاب خطی هم‌راستای جاذبه زمین به‌عنوان سیگنال سطح بالا از داده‌های حس‌گرها محاسبه شده و با پنجره‌گذاری بر روی آن مجموعه‌ای از ویژگی‌ها استخراج شده است.

روش جدید این مقاله برای تشخیص ریزحرکات پیوسته نماز، معرفی یک روش طبقه‌بندی جدید تحت عنوان مدل‌های شرطی است. هر مدل متعلق به یک کلاس ریزحرکت است که عملیاتی را به‌منظور انتخاب ویژگی‌های مهم و تشکیل یک مجموعه عبارت منطقی برای طبقه‌بندی آن کلاس خاص انجام می‌دهد. در روش معرفی‌شده، برای پیدا نمودن عبارت‌های منطقی بهینه برای هر مدل شرطی، از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO[۷]) استفاده گردیده است. در این روش، الگوریتم PSO به‌گونه‌ای به‌کار گرفته شده است که به‌طور ضمنی عملیات انتخاب بهترین زیرمجموعه از کل ویژگی‌های استخراج‌شده را برای تشکیل عبارت‌های منطقی در مدل‌های شرطی انجام می‌دهد. مدل‌های شرطی با دریافت یک نمونه آزمون، برای نمونه‌های متعلق به کلاس خود ۱ و غیر آن ۰ باز می‌گردانند. به‌منظور ارزیابی روش پیشنهادی مجموعه‌داده بزرگی از افراد مختلف جمع‌آوری و میزان عملکرد سیستم پیشنهادی در تشخیص ریزحرکات نماز و مقایسه آن با دیگر مدل‌های طبقه‌بندی ریزحرکات پیوسته نظیر مدل HMM پیوسته و درخت تصمیم ارزیابی شده است. در نهایت مهم‌ترین نوآوری این مقاله به‌صورت خلاصه عبارت است از:

۱ - پیاده‌سازی یک چارچوب پردازش ریزحرکات پیوسته در بستر کامپیوترهای پوشیدنی

۲ - معرفی یک الگوریتم طبقه‌بندی جدید تحت عنوان مدل‌های شرطی به‌منظور طبقه‌بندی کلاس‌های مختلف ریزحرکات

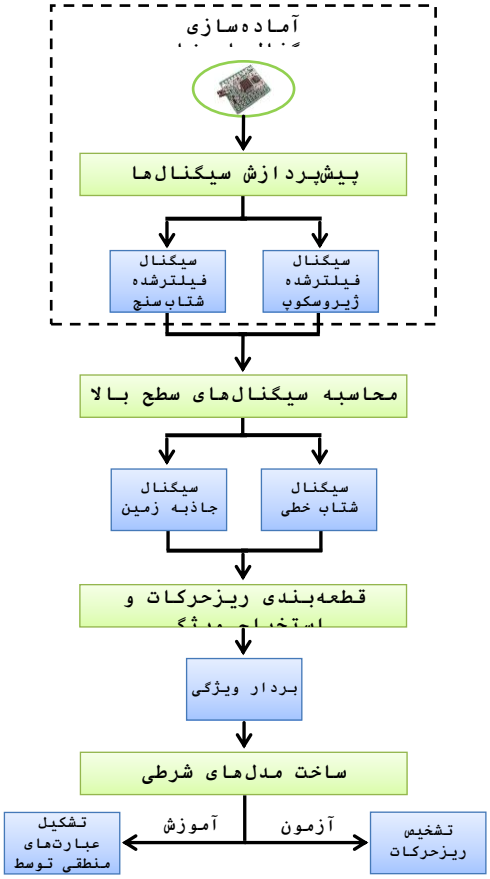
۳ - ارائه یک روش جدید مبتنی بر الگوریتم PSO برای محاسبه عبارت‌های منطقی بهینه برای+- مدل‌های شرطی

در ادامه بخش‌های مقاله به‌صورت زیر سازمان‌دهی شده است. در بخش ۲ بخش‌های مختلف روش پیشنهادی ارائه شده است. بخش ۳ به ارزیابی روش پیشنهادی و تجزیه‌وتحلیل نتایج می‌پردازد. نهایتاً در بخش ۴ نتیجه‌گیری مقاله آورده شده است.

۲ -روش پیشنهادی

در این بخش، الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص ریزحرکات انسان در فعالیت نماز با استفاده از سیگنال‌های دریافت‌شده از حس‌گرهای اینرسی تشریح خواهد شد. شکل ۱ فلوچارت کلی این الگوریتم را نشان می‌دهد. ابتدا سیگنال‌های خام از حس‌گرهای اینرسی شامل شتاب سنج و ژیروسکوپ در سه محور دریافت می‌شود. سپس با حذف نویزهای پنهان در سیگنال‌ها، خروجی فیلترشده آن محاسبه می‌گردد. در ادامه با استفاده از الگوریتم ناوبری اینرسی، سیگنال‌های سطح بالا بنام شتاب خطی[۸] و جاذبه زمین[۹] محاسبه می‌گردند. برای این منظور میزان چرخش[۱۰] حس‌گرها با تشکیل بردار کواترنیون[۱۱] محاسبه شده است. با استفاده از بردار کواترنیون، سیگنال شتاب سنج از محور مختصات محلی حس‌گرها به مختصات سراسری زمین انتقال‌یافته و با حذف مؤلفه جاذبه، سیگنال شتاب خطی محاسبه می‌شود. در یک مرحله جداگانه نیز برای استخراج مؤلفه جاذبه زمین با عبور یک فیلتر پایین‌گذر از سیگنال شتاب سنج استخراج می‌شود. در مرحله بعد برای نشانه‌گذاری ریزحرکت در سیگنال‌های محاسبه‌شده، یک الگوریتم قطعه‌بندی بر مبنای آستانه تطبیق‌پذیر در نظر گرفته شده است.

در فعالیت نماز تمام ریزحرکات ازجمله ریزحرکات دست و همچنین خمش‌های بدن در راستای جاذبه زمین انجام می‌شوند. برمبنای این خصوصیت اشاره شده، شتاب خطی چرخش‌یافته در راستای جاذبه زمین از ترکیب شتاب خطی و جاذبه زمین محاسبه شده است. سپس با عبور یک الگوریتم پنجره‌گذاری لغزان بر روی این سیگنال از هر پنجره مجموعه ویژگی استخراج و بردار ویژگی تشکیل می‌شود. در نهایت این بردار به‌عنوان ورودی آموزشی به مدل طبقه‌بند جدید با ساختار متشکل از عبارت‌های منطقی داده می‌شود. در این مرحله برمبنای داده‌های آموزشی عبارت‌های منطقی بهینه توسط الگوریتم PSO پیدا می‌شود. در نهایت از این طبقه‌بند برای تشخیص ریزحرکات نماز در مرحله آزمون استفاده خواهد شد. در زیربخش‌های بعدی هر یک از این مراحل به‌صورت جزئی تشریح شده است.



شکل ۱: فلوچارت الگوریتم پیشنهادی

۲-۱- پیش‌پردازش سیگنال خام حس‌گرهای اینرسی

سیگنال خام حس‌گرهای شتاب سنج و ژیروسکوپ حاوی نویزهای با فرکانس بالا به‌دلیل خطای ذاتی حس‌گر است. به‌علاوه، لرزش‌های طبیعی دست انسان هنگام حرکت سبب ایجاد اندازه‌گیری‌های ناخواسته در سیگنال حس‌گر می‌شود. ازاین‌رو کالیبره کردن و حذف نویزهای فرکانس بالا ضروری است. به‌منظور کالیبره کردن سه فاکتور بایاس[۱۲]، حساسیت[۱۳] و ARW[۱۴] قبل از هرگونه استفاده از این حس‌گرها باید حذف شوند. در مراجع [۲۱-۲۳] جزئیات بیشتری در مورد نحوه محاسبه و حذف این فاکتورها از سیگنال خام حس‌گرهای اینرسی آورده شده است. همچنین برای حذف کم‌هزینه نویزهای فرکانس بالا از سیگنال کالیبره شده حس‌گرها، از یک فیلتر میانگین‌گیری مطابق رابطه (۱) استفاده می‌شود.

$$y \quad (۱)$$

که $x[t]$ سیگنال کالیبره شده حس‌گرها شامل: شتاب $A_s = [A_{sx}, A_{sy}, A_{sz}]$، سرعت دورانی $\omega_s = [\omega_{sx}, \omega_{sy}, \omega_{sz}]$ و $y[t]$ خروجی فیلتر شده آن است. پارامتر N تعداد نقاط در فیلتر میانگین است و به‌صورت تجربی مقدار ۹ در نظر گرفته شده است.

۲-۲- محاسبه سیگنال شتاب خطی

برای محاسبه سیگنال شتاب خطی، در ابتدا باید مقدار جهت‌گیری[۱۵] حس‌گرها محاسبه شود. سپس با انتقال مختصات از مختصات حس‌گر به مختصات زمین، مؤلفه جاذبه حذف و سیگنال شتاب خطی استخراج گردد. در این مقاله از یک الگوریتم مبتنی بر کواترنیون برای تخمین جهت‌گیری استفاده شده است [۲۴]. این روش برخلاف روش‌های فیلتر کالمن[۱۶] [۲۵] [۲۶]، دارای سربار محاسباتی کمتری بوده [۲۷] و مشکلات مربوط به زوایای اویلری[۱۷] را نیز نخواهد داشت [۲۸]. به‌این‌ترتیب نرخ تغییر جهت حس‌گر در فضای کواترنیون توسط رابطه۲ و ۳ بیان می‌شود [۲۴].

$$\left\{ \quad (۲) \right.$$

که در آن تابع هدف ∇f به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\left\{ \quad (۳) \right.$$

در این رابطه‌ها ${}^{S}_{E}q_t$ و ${}^{S}_{E}q_{t-1}$ مقدار کواترنیون چرخش در مختصات زمین نسبت به مختصات محلی حس‌گر در زمان t و $t-1$ است. همچنین ${}^{S}_{E}\dot{q}_{w,t}$ اندازه‌گیری نرخ تغییرات کواترنیون از حس‌گر ژیروسکوپ است. در این الگوریتم برای اصلاح خطای انتگرال‌گیری خروجی ژیروسکوپ، از الگوریتم بهینه‌سازی کاهش گرادیان[۱۸] استفاده شده است. پارامتر β در رابطه۲ مقدار تأثیر این الگوریتم برای اصلاح خطا است. رابطه اصلی الگوریتم کاهش گرادیان در رابطه۳ نشان داده شده که در آن f تابع هدف و همچنین J جاکوبین[۱۹] آن است. با کمک این روش بهینه‌سازی، مقدار خطای جهت‌گیری (یعنی ${}^{S}_{E}q_t$) با استفاده از سیگنال حس‌گر شتاب سنج (یعنی S_s) اصلاح می‌شود. در این الگوریتم فرض شده که بردار جاذبه زمین (یعنی E_d) مربوط به این حس‌گر (که بردار استاتیک در راستای زمین است) به‌صورت پیش‌فرض مشخص شده است. با خواندن مقدار سیگنال این حس‌گر، S_s، اندازه جهت‌گیری آن‌ها محاسبه شده و به‌کمک آن، خطای ایجاد شده در ${}^{S}_{E}q_t$ نیز تخمین زده می‌شود.

مقدار جهت‌گیری در مختصات محلی حس‌گرها و در حین حرکت، مدام در حال تغییر است. لذا امکان محاسبه مؤلفه جاذبه و استخراج شتاب خطی حاصل از حرکت جدید وجود ندارد. ازاین‌رو برای حذف این مؤلفه باید سیگنال شتاب سنج از مختصات حس‌گر به زمین انتقال‌یافته تا مؤلفه جاذبه در محور g ثابت‌شده و در نهایت از آن محور حذف شود. سیگنال شتاب سنج با کمک رابطه۴ توسط کواترنیونی که مقدار جهت‌گیری را نشان می‌دهد به مختصات زمین انتقال خواهد یافت.

A (۴)

در این رابطه $A_E = [A_{ex}, A_{ey}, A_{ez}]$ سیگنال شتاب انتقال‌یافته به مختصات زمین و $A_S = [0, S_{sx}, A_{sy}, A_{sz}]$ نیز سیگنال شتاب در مختصات حس‌گر است. ضمناً یک صفر به ابتدای بردار A_S اضافه‌شده تا به فرم یک بردار کواترنیون تبدیل شود. به‌علاوه عملگر $\otimes$ نشان‌دهنده ضرب بین کواترنیون‌ها و عملگر $*$ نیز مزدوج کواترنیون است. مقدار شتاب خطی $A = [A_x, A_y, A_z]$ توسط رابطه۵ با حذف مؤلفه جاذبه از محور z به‌دست خواهد آمد.

[(۵)

۲ ۳ -محاسبه سیگنال جاذبه زمین

در این مقاله برای استخراج مؤلفه جاذبه زمین در حس‌گر شتاب سنج، از یک فیلتر پایین‌گذر مطابق با رابطه۶ استفاده شده است. در این رابطه ثابت α برابر ۰٫۸، n تعداد نمونه‌های دریافت شده و $G = [g_x, g_y, g_z]$ بردار استخراج‌شده جاذبه زمین است. همچنین در این رابطه i $(i = 1, 2, \dots, n)$ زمان نمونه جاری است.

G (۶)

۲ ۴ -قطعه‌بندی ریزحرکات

فعالیت نماز شامل ریزحرکاتی است که در آن جابه‌جایی در مکان فرد رخ نداده و تحرک ایجاد شده فقط مربوط به ریزحرکات دست و همچنین خمش‌های بدن است. علاوه‌براین تمامی ریزحرکات ۷ گانه نماز شامل: سجده اول، سجده دوم، قیام، رکوع، قنوت، تکبیر و تشهد در راستای جاذبه زمین انجام می‌شوند. بدین ترتیب شتاب خطی چرخش‌یافته در راستای جاذبه زمین اطلاعات کاملی از ریزحرکت انجام شده را در اختیار قرار می‌دهد. سیگنال A_g در رابطه۷، سیگنال یک بعدی است که از ضرب داخلی بین دو سیگنال شتاب خطی $A = [A_x, A_y, A_z]$ و جاذبه زمین $G = [g_x, g_y, g_z]$ محاسبه شده و حاوی شتاب خطی چرخش‌یافته در زمان i $(i = 1, 2, \dots, n)$ است.

A (۷)

عملیات قطعه‌بندی بر روی سیگنال A_g برای مشخص کردن ابتدا و انتهای بازه[۲۰] رخداد ریزحرکات انجام شده است. در این مقاله برای قطعه‌بندی از یک الگوریتم آستانه تطبیق‌پذیر استفاده شده است [۲۹].

ابتدا یک آستانه از واریانس سیگنال A_g در پنجره ابتدایی فعالیت نماز، W_{ts}، توسط رابطه۸ محاسبه می‌شود. در این رابطه j نشان دهنده زمان نمونه جاری در پنجره W_{ts} است. همچنین $\sigma^2{}_k\,(A_g\,(j))$ واریانس سیگنال A_g در W_{ts} است. در نهایت K نیز یک ضریب ثابت است که مقیاس واریانس را نشان داده و در این مقاله بر اساس آزمایش‌های متعدد برابر ۴ قرار داده شده است. در رابطه۹ نیز نحوه محاسبه $\sigma^2{}_k\,(A_g\,(j))$ نشان داده شده است؛ که در این رابطه $mean_k\,(A_g)$ میانگین نمونه‌های سیگنال A_g در بازه W_{ts} است.

T (۸)

$$\sigma^2{}_k\,(A_g\,(j)) = \frac{1}{|W_{ts}| - 1}\sum_{k=1}^{|W_{ts}|}(A_g\,(j) - mean_k\,(A_g))^2 \qquad (۹)$$

سپس قطعه‌بندی ریزحرکات توسط آستانه محاسبه شده در رابطه۸ به‌گونه‌ای است که در زمان انجام یک ریزحرکت توسط فرد، هرگاه میزان شتاب خطی نمونه‌ای بزرگ‌تر از TH باشد زمان نمونه جاری به‌عنوان نقطه شروع و بعد از آن اولین نمونه با مقدار کوچک‌تر از TH زمان انتهای ریزحرکت فعلی در سیگنال شتاب خطی و جاذبه زمین نشانه‌گذاری می‌شود.

۲ ۵ -استخراج ویژگی

تمایز بین الگوهای ریزحرکات در حوزه زمان و یا فرکانس به‌تنهایی کار دشواری است، ازاین‌رو نمایش زمان-فرکانس توسط الگوریتم‌های نظیر تبدیل موجک در کارهای قبلی به‌طور گسترده برای استخراج ویژگی از سیگنال‌های اینرسی مورد استفاده قرار گرفته است [۱۱، ۳۰، ۳۱، ۳۲]. تبدیل بسته موجک سیگنال A_g، با عبور دادن آن از مجموعه‌ای از فیلترها، حاصل می‌شود. در تجزیه سطح اول، سیگنال به‌طور هم‌زمان از یک فیلتر بالاگذر و یک فیلتر پایین‌گذر عبور داده می‌شود. سیگنال عبور کرده از فیلتر بالا گذر در اصطلاح جزئیات، و سیگنال عبور کرده از فیلتر پایین گذر تقریب خوانده می‌شود. به‌طور متناوب سیگنال تقریب و جزئیات در هر مرحله، از زوج فیلترهای بالا و پایین گذر عبور داده می‌شود و به دو سیگنال جزئیات و تقریب جدید تجزیه می‌گردد و در انتها یک درخت دودویی پرحاصل خواهد شد.

به‌منظور استخراج ویژگی، ابتدا نمونه‌های سیگنال A_g در بازه‌ی رخداد ریزحرکت به مجموعه‌ای از m پنجره با اندازه $L(L > 1)$ تقسیم شده است که هر پنجره با نصف پنجره قبلی همپوشانی دارد. در بخش نتایج آزمایشگاهی مقدار مناسب m محاسبه شده است. سپس از یک موجک مرتبه ۵ از نوع Daubechies در تجزیه موجک سیگنال A_g در هر پنجره $w_{k=1\dots m} \in W$ استفاده شده است. با توجه به جزئیات زیادی که در سیگنال کوتاه ریزحرکات وجود دارد تجزیه سیگنال تا سطح ۶ درخت انجام شده است. برای هر پنجره w_k، مجموع مربعات سیگنال جزئیات و تقریب در سطوح ۲ تا ۶ درخت به‌عنوان ویژگی بر طبق رابطه۱۰ محاسبه شده است. در این رابطه cD_j و dA_j به ترتیب سیگنال جزئیات و تقریب را نشان می‌دهد. بدین ترتیب یک بردار ویژگی با طول برای یک ریزحرکت استخراج خواهد شد.

$$f(w_k) = \sum_{j=2}^{6}\left(||aD_j||^2 + ||dA_j||^2\right) \qquad (۱۰)$$

۲ ۶ طبقه‌بندی ریزحرکات پیوسته نماز

در این مقاله برای طبقه‌بندی ریزحرکات نماز مدل‌های شرطی معرفی شده است. ساختار هر یک از این مدل‌ها از عبارت‌های منطقی تشکیل شده است. برای تشکیل عبارت‌های منطقی بهینه از الگوریتم PSO استفاده شده است. در دو زیر بخش بعدی مدل‌های شرطی و نحوه ساخت آن‌ها تشریح شده است.

۲-۶-۱ مدل‌های شرطی

اگر تعداد ریزحرکات نماز برابر با m باشد، تعداد کلاس‌ها برای طبقه‌بندی ریزحرکات نماز برابر است با:

$$C \tag{۱۱}$$

علاوه بر این مجموعه‌داده تشکیل شده برابر است با:

$$dataset = (F_1, F_2, \dots, F_t) \qquad t = |user| \times k \times m \tag{۱۲}$$

که در آن $|user|$ نشان دهنده تعداد کاربران بکار گرفته شده برای جمع‌آوری داده‌ها در بخش آزمایشگاهی، k تعداد نمونه‌های جمع‌آوری‌شده از هر نفر است. ویژگی‌های استخراج‌شده برای هر ریزحرکت l برداری به‌صورت زیر را تشکیل می‌دهند:

$$F_l = (f_1, f_2, \cdots, f_n) \tag{۱۳}$$

هدف از ایجاد مدل‌های شرطی، یافتن مجموعه‌ای از این مدل‌ها مطابق رابطه زیر است:

$$CL = (cl_1, cl_2, \cdots, cl_m) \tag{۱۴}$$

به‌طوری‌که:

$$cl_i(F_l) = \begin{cases} 0, & F_l \in c_j \ \ and \ \ i \neq j \\ 1, & F_l \in c_i \end{cases} \tag{۱۵}$$

با توجه به تعریفی که برای هر مدل در رابطه۱۵ آورده شده درواقع مدل شرطی تشکیل شده برای کلاس i، تابع باینری است که با دریافت مجموعه ویژگی‌های F_l، خروجی ۰ برای رد و یا ۱ برای تأیید ریزحرکت جاری را ارائه می‌دهند.

تابع cl_i اجتماع پلیمرهایی (عبارت‌های منطقی) است که در آن هر پلیمر با اتصال منومرهای $c_1 \leq f \leq c_2$ با عملگر منطقی and به‌دست آمده است. به عبارتی:

$$ci \tag{۱۶}$$

$$menomer_q = (c_1 \leq f \leq c_2) \tag{۱۷}$$

که در آن f نشان‌دهنده اندیس یک ویژگی بهینه در بردار F_l است، ۸ نشانه عملگر منطقی and و همچنین c_1 و c_2 مقادیر عددی هستند که محدوده برقراری شرط را تعیین می‌کنند. کمینه و بیشینه دو متغیر c_1 و c_2 توسط رابطه۱۸ و رابطه۱۹ برابر با کمترین و بیشترین مقدار بین تمامی ویژگی‌های استخراج‌شده در مجموعه‌داده در نظر گرفته شده است.

$$C_{min} \leftarrow min(f_i) \quad \forall f_i \in F_l \quad \& \quad \forall F_l \in dataset \tag{۱۸}$$

$$C_{max} \leftarrow max(f_i) \quad \forall f_i \in F_l \quad \& \quad \forall F_l \in dataset \tag{۱۹}$$

۲-۶-۲ تشکیل مدل‌های شرطی به‌وسیله الگوریتم PSO

در این مقاله، مسئله تشکیل مدل‌های شرطی در مجموعه CL به یک مسئله بهینه‌سازی تبدیل و الگوریتم بهینه‌سازی PSO جهت حل آن استفاده شده است. وظیفه الگوریتم PSO، در ابتدا انتخاب بهترین زیرمجموعه از ویژگی‌های استخراج‌شده در بردار F_l و سپس محاسبه محدوده عددی مناسب برای هر ویژگی انتخابی، به‌منظور تشکیل عبارت‌های منطقی در مدل‌های مجموعه CL است. دلیل انتخاب الگوریتم PSO در این مقاله راحتی پیاده‌سازی و همچنین نیازمندی کم به میزان حافظه و پیچیدگی محاسباتی پایین است [۳۳، ۳۴].

الگوریتم نشان داده شده در شکل ۲ شبه کد تابع مکاشفه‌ای برای تشکیل مدل شرطی cl_i را با استفاده از الگوریتم PSO نشان می‌دهد. در ابتدا مکان و سرعت اولیه تعداد $\mathcal{P} = 200$ ذره (مدل‌های شرطی کاندید) به‌صورت تصادفی بین ۰ و ۱ مقداردهی شده است (خطوط ۴-۵، شکل ۲). مطابق رابطه۱۶ هر مدل شرطی متشکل از تعدادی عبارت منطقی است پس هر ذره اولاً باید توانایی انتخاب زیرمجموعه بهینه‌ای از ویژگی‌ها برای هر عبارت منطقی و ثانیاً محدوده عددی برقراری شرط هر عبارت (مقادیر c_1 و c_2 در رابطه۱۷) را داشته باشد. اگر طول بردار ویژگی F_l را n در نظر بگیریم، طول بردار ذرات برابر $n + 2n$ در نظر گرفته شده است. n خانه اول برابر تعداد اندیس‌های بردار ویژگی F_l و $2n$ خانه بعدی محدوده عددی آن‌ها در عبارت منطقی است. در هر تکرار الگوریتم PSO با ارسال ذرات به تابع createModel (که در ادامه توضیح داده خواهد شد) مدل شرطی برای ذرات تشکیل می‌شود (خط ۸، شکل ۲). سپس مقدار هزینه مدل شرطی ذرات محاسبه شده است که برای هر مدل میزان دقت آن در طبقه‌بندی صحیح نمونه‌های متعلق به کلاس ریزحرکت i در مجموعه‌داده جمع‌آوری‌شده به‌عنوان تابع هزینه انتخاب شده است (خط ۹، شکل ۲). در ادامه بهترین مکان ذره و بهترین مکان سراسری محاسبه شده است (خطوط ۱۱-۱۶، شکل ۲) و سپس مکان و سرعت جدید ذرات بر طبق رابطه۲۰ و ۲۲ به‌روزرسانی شده است (خطوط ۱۷-۱۸، شکل ۲).

$$v_p = \omega v_p + c_1 r_1 (x_p^{best} - x_p) + c_2 r_2 (x_g - x_p) \tag{۲۰}$$

$$x_i \tag{۲۱}$$

در این روابط x_p مکان، v_p سرعت و x_p^{best} بهترین مکان ذره pام است که $p \in \{1,2,\cdots,\mathcal{P}\}$ است. همچنین x_g مکان بهترین ذره سراسری، r_1 و r_2 دو متغیر تصادفی در بازه $[0,1]$ و c_1 و c_2 ثابت عددی صحیح

هستند که ضریب اهمیت وضعیت ذره جاری و بهترین ذره است. در نهایت ω نیز ضریب اینرسی است.

با اتمام حلقه اصلی الگوریتم PSO، متغیر cl_i با مدل شرطی حاصل از ذره بهینه سراسری x_g مقداردهی و برای طبقه‌بندی نمونه‌های کلاس ریزحرکت i در نظر گرفته می‌شود (خط ۲۱، شکل ۲). تعداد تکرارهای حلقه اصلی در الگوریتم PSO که با متغیر $\mathcal{G}$ نشان داده شده برابر با ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

همان‌گونه که اشاره شد تابع createModel با دریافت بردار یک ذره، مدل شرطی آن را تشکیل می‌دهد. شبه کد نشان داده شده در شکل ۳ نحوه عملکرد این تابع را نشان می‌دهد. برای تشکیل عبارت‌های منطقی برای ذره جاری با بردار به طول d، ابتدا $d/3$ خانه اول برای انتخاب ویژگی‌های بهینه به مقادیر ۰ و ۱ گرد شده و مابقی $2d/3$ خانه‌ها برای محدوده‌های عددی به بازه C_{min} و C_{max} انتقال داده شده است (خطوط ۸-۹، شکل ۳). با بررسی $d/3$ خانه اول، هر اندیسی که ۱ باشد نشان‌دهنده انتخاب آن ویژگی توسط ذره جاری است و محدوده عددی c_1 و c_2 معادل آن نیز در خانه‌های $(2*(i-1))+1$ و $(2*(i-1))+d/3+2$ استخراج شده و با هم عبارت منطقی جاری را تشکیل می‌دهند (خطوط ۱۰-۱۵، شکل ۳). با حذف ویژگی‌های با مقدار ۰ به‌گونه‌ای عملیات حذف ویژگی‌های زائد و کاهش ویژگی صورت می‌پذیرد. با اتمام اجرای تابع createModel عبارت‌های منطقی تشکیل‌شده با عملگر منطقی and در کنار یکدیگر مدل شرطی حاصل‌شده از ذره جاری را می‌سازند (خط ۱۸، شکل ۳). در نهایت با اجرای جداگانه الگوریتم PSO برای هر ریزحرکت، مدل‌های شرطی مجموعه CL محاسبه خواهد شد.

1. **Input:** $\mathcal{P}, \mathcal{G}, dataset$
2. **Output:** cl_i
3. // initialize the population at $t = 0$
4. $x_{1\ldots\mathcal{P}} \sim U[0;1]$
5. $v_{1\ldots\mathcal{P}} \sim U[0;1]$
6. **while** $t \leq \mathcal{G}$
7. // calculate particle's cost
8. $model_{1\ldots\mathcal{P}} \leftarrow$ createModel $(x_{1\ldots\mathcal{P}})$
9. $cost_{1\ldots\mathcal{P}} \leftarrow$ calculateAccuracy $(model_{1\ldots\mathcal{P}}, dataset)$
10. // update best position:
11. **for** $p = 1, \ldots, \mathcal{P}$
12. **if** $cost_p < cost_p^{best}$ **then**
13. $x_p^{best} \leftarrow x_p$;
14. **if** $cost_p^{best} < cost_g$ **then**
15. $x_g \leftarrow x_p^{best}$
16. **end**
17. update velocity $v_{1\ldots\mathcal{P}}$, through eq.20
18. update position $x_{1\ldots\mathcal{P}}$, through eq.21
19. $t \leftarrow t + 1$
20. **end**
21. $cl_i \leftarrow$ createModel (x_g)

شکل ۲: شبه کد الگوریتم مکاشفه‌ای جهت تشکیل مدل شرطی cl_i برای کلاس ریزحرکت i با استفاده از الگوریتم PSO

1. **Input:** x
2. **Output:** $model$
3. // create the particle's model
4. $d \leftarrow$ length of x
5. $C_{min} \leftarrow$ calculate through eq.18
6. $C_{max} \leftarrow$ calculate through eq.19
7. $q \leftarrow 0$
8. $x[1 \ldots d/3] \sim round\ (x[1 \ldots d/3])$
9. $x[d/3 + 1 \ldots d] \leftarrow \left(x\left[d/3 + 1 \ldots d\right] * (C_{max} - C_{min}) + C_{min}\right)$
10. **for** $i = 1, \ldots, d/3$
11. **if** $x\ [i] == 1$ **then**
12. $c1 \leftarrow x\left[(2*(i-1)) + d/3 + 1\right]$
13. $c2 \leftarrow x\left[(2*(i-1)) + d/3 + 2\right]$
14. $q \leftarrow q + 1$
15. $menomer_q \leftarrow c1 \leq i \leq c2$
16. **end**
17. **end**
18. $model \leftarrow menomer_1 \wedge menomer_2 \wedge \cdots \wedge menomer_q$

شکل ۳: شبه کد الگوریتم createModel

۳- آزمایش‌ها

۳-۱- آماده‌سازی آزمایش‌ها

برای جمع‌آوری مجموعه‌داده فعالیت نماز، یک دستگاه پوشیدنی به‌صورت مچبند طراحی شده است. این دستگاه یک ماژول IMU مدل MPU-9250 شرکت InvenSense است. این ماژول با ۹ درجه آزادی شامل حس‌گرهای سه محوره شتاب سنج و ژیروسکوپ است. به‌علاوه یک ماژول RF بلوتوث برای ارسال اطلاعات به کامپیوتر مقصد در دستگاه تعبیه شده است. حرکات بدن انسان دارای نرخ فرکانس زیر 20Hz و همچنین ۹۹٪ انرژی حرکات نیز زیر 15Hz است [۳۵]. از این‌رو، بر طبق قضیه *Nyquist-Shannon* نرخ فرکانس نمونه‌برداری 30Hz برای ضبط اطلاعات حرکات انسان کافی است. برای اطمینان از ضبط کامل حرکات فرد نمازگزار، نرخ فرکانس نمونه‌برداری از داده‌های حس‌گرها 50Hz در نظر گرفته شده است. تمامی پیاده‌سازی‌ها و ارزیابی‌های انجام‌گرفته در محیط برنامه Matlab R2015b و بر روی یک کامپیوتر شخصی با ویندوز ۱۰ محصول شرکت مایکروسافت، پردازشگر مدل Intel-i7 و با حافظه ۸ گیگابایت، انجام شده است. برای ارزیابی عملکرد مدل شرطی پیشنهادی برای طبقه‌بندی ریزحرکات نماز از سه معیار دقت، بازیابی و F1 استفاده شده که در زیر توضیح داده شده است.

دقت: نسبت تعداد مواردی است که به‌درستی برچسب درست داده‌شده به تعداد مواردی که برچسب داده شده است (رابطه۲۲).

$$P \quad (۲۲)$$

بازیابی: نسبت تعداد مواردی است که به‌درستی برچسب درست داده‌شده به تعداد کل مواردی که درست است (رابطه۲۳).

$$R \quad (۲۳)$$

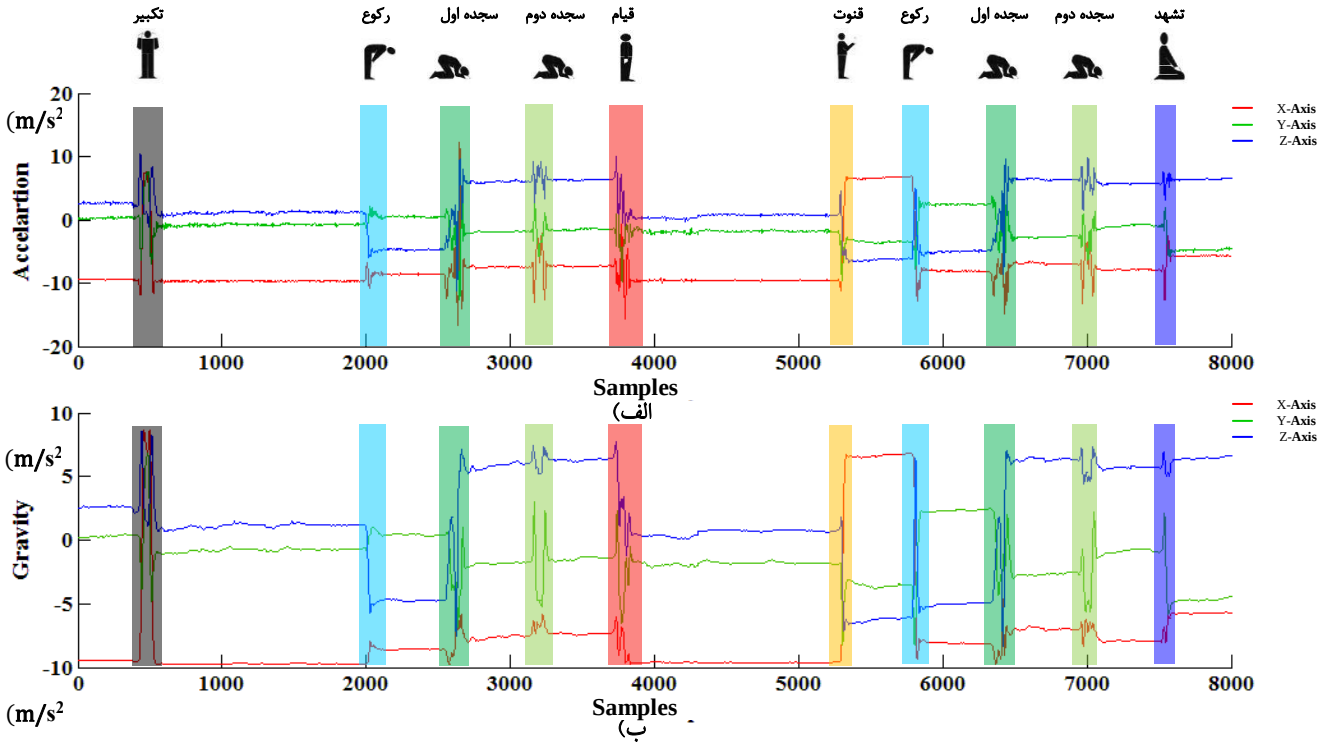
معیار F1: نحوه محاسبه این معیار در رابطه۲۴ نشان داده شده و امکان ترکیب دقت و بازیابی را فراهم می‌سازد. معیار F1 عددی بین ۰ تا ۱ را می‌دهد که عدد ۱ نشان‌دهنده این حقیقت است که الگوریتم به‌صورت کامل توانایی طبقه‌بندی همه‌ی نمونه‌ها را دارد.

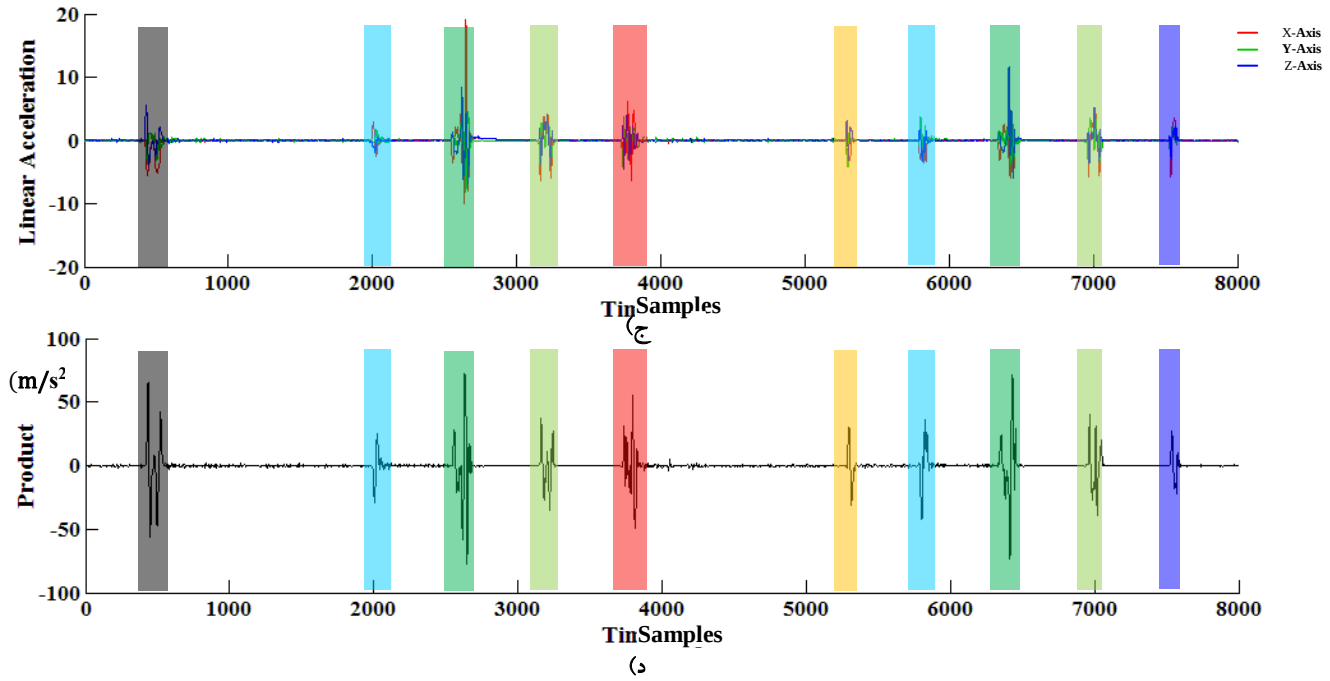
$$F \qquad (۲۴)$$

۳ ـ ۴ ـ مجموعه‌داده

وجود ریزحرکت‌های ۷گانه پیوسته و کوتاه در فعالیت نماز شامل ریزحرکات: تکبیر، رکوع، سجده اول، سجده دوم، قیام، قنوت و تشهد، تشخیص آن را دشوار می‌نماید. برای ارزیابی دقیق عملکرد روش پیشنهادی در تشخیص ریزحرکات نماز مجموعه‌داده بزرگی شامل سیگنال‌های نماز دو رکعتی مربوط به ۱۰۰ نفر (۵۰ مرد و ۵۰ زن) با متوسط سن بین ۲۰ تا ۵۰ سال جمع‌آوری شده است. از هر نفر خواسته شد که با بستن دستگاه به مچ دست، ۲۰ بار نماز دو رکعتی را با سرعت متوسط انجام دهد. در مرحله جمع‌آوری مجموعه داده، محل‌های دیگری مانند قفسه سینه، زانو و سر افراد نیز برای بستن دستگاه مدنظر بود اما باوجود حرکت‌های تکبیر و قنوت که در هنگام انجام آن‌ها تنها دست افراد داری تحرک است، مچ دست تنها محلی است که قادر به ذخیره اطلاعات این حرکات است. مجموعاً تعداد (۲۰×۱۰۰=)۲۰۰۰ نمونه فعالیت نماز دو رکعتی جمع‌آوری شده است. مجموعه‌داده حاوی ریزحرکات ۷ گانه مربوط به نماز دو رکعتی است که مجموعاً (۷×۲۰×۱۰۰=)۱۴۰۰۰ ریزحرکت در آن قرار دارد.

شکل ۴ یک نمونه از سیگنال دریافت شده از حس‌گر شتاب سنج و سیگنال‌های محاسبه‌شده از آن را برای نماز دو رکعتی نشان می‌دهد. قسمت «الف» در این شکل، سیگنال دریافت‌شده از حس‌گر شتاب سنج را نشان می‌دهد. در این نمونه محور y در راستای جاذبه زمین است در نتیجه مقدار $1g$ جاذبه بر روی آن قابل مشاهده است. قسمت‌های «ب» و «ج» به ترتیب سیگنال‌های جاذبه زمین و شتاب خطی است که از سیگنال قسمت «الف» استخراج شده است. سیگنال جاذبه در قسمت «ب» مقدار اصلی جاذبه زمین را نشان می‌دهد. همچنین شتاب خطی در قسمت «ج» مقدار شتاب تحرک دست‌ها را نشان می‌دهد. در نهایت قسمت «د» سیگنال یک بعدی شتاب خطی چرخش یافته در راستای جاذبه زمین را نشان می‌دهد. در شکل ۴ ریزحرکت‌های ۷گانه نماز با ۷ رنگ مختلف نشانه‌گذاری شده است.





شکل ۴: نشانه‌گذاری ریزحرکات نماز در سیگنال‌های اینرسی، الف) سیگنال شتاب سنج، ب) سیگنال جاذبه زمین، ج) سیگنال شتاب خطی، د) سیگنال شتاب خطی چرخش‌یافته در راستای جاذبه زمین

۳ ۳ -نتایج حاصل از ارزیابی عملکرد مدل‌های شرطی برای سیگنال‌های اینرسی

در این بخش ارزیابی مدل‌های شرطی برای طبقه‌بندی ریزحرکات نماز برمبنای ۳ نوع سیگنال اینرسی زیر انجام شده است:

۱) برآیند سیگنال فیلترشده شتاب سنج و ژیروسکوپ در رابطه۱

۲) برآیند سیگنال شتاب خطی در رابطه۵

۳) سیگنال شتاب خطی چرخش‌یافته در راستای جاذبه زمین در رابطه۷

برای هر نمونه در مجموعه‌داده، ویژگی‌هایی که در بخش ۲-۵ شرح داده شد از ۳ سیگنال اشاره شده استخراج و سپس بر اساس مدل‌های شرطی طبقه‌بندی شده است. نتایج ارزیابی‌ها بر اساس معیار دقت، بازیابی و F1 در حالت وابسته و مستقل از شخص با روش 10- Fold Cross Validation (که در آن داده‌های ۱۰ نفر به‌عنوان آزمون و ۹۰ نفر باقی مانده برای آموزش انتخاب شده) در جداول ۱ تا ۳ آمده است. بر اساس نتایج نشان داده شده در این جداول، سیگنال شتاب سنج و تمامی سیگنال‌های مستخرج از آن دارای عملکرد بهتری نسبت به سیگنال ژیروسکوپ است. برای مثال نتایج حاصل از برآیند سیگنال شتاب سنج برای معیارهای دقت، بازیابی و F1 در حالت وابسته به شخص به ترتیب برابر ۸۴/۰۰٪، ۸۴/۸۰٪ و ۸۶/۱۰٪ و در حالت مستقل از شخص برابر ۷۸/۰۰٪، ۸۴/۰۰٪ و ۸۱/۸۰٪ است. درحالی‌که این نتایج در استفاده از برآیند سیگنال ژیروسکوپ کاهش نشان می‌دهد به‌گونه‌ای که برای معیارهای دقت، بازیابی و F1 در حالت وابسته به شخص به ترتیب برابر ۷۲/۲۰٪، ۸۱/۷۰٪ و ۷۶/۵۰٪ و در حالت مستقل از شخص برابر ۷۴/۴۰٪، ۷۲/۴۰٪ و ۷۳/۷۰٪ است. این یافته نشان‌دهنده اطلاعات تفکیک‌کننده و باارزش‌تر سیگنال شتاب سنج نسبت اطلاعات سرعت زاویه‌ای مستخرج از ژیروسکوپ در تشخیص ریزحرکات است.

نتایج جدول ۱ تا ۳ نشان می‌دهد که استفاده جداگانه از برآیند شتاب خطی نسبت به استفاده مستقیم از سیگنال برآیند شتاب سنج به‌طور میانگین دارای عملکرد بهتری است. با این دیدگاه، نتایج معیارهای دقت، بازیابی و F1 برای برآیند شتاب خطی در حالت وابسته به شخص به ترتیب برابر ۹۱/۶۰٪، ۹۲/۳۰٪ و ۹۱/۵۰٪ و در حالت مستقل از شخص برابر ۸۸/۱۰٪، ۸۸/۳۰٪ و ۸۸/۰۰٪ است. این یافته‌ها بهبود عملکرد الگوریتم تشخیص با مؤلفه شتاب خطی را نسبت به استفاده مستقیم از برآیند سیگنال شتاب سنج نشان می‌دهد.

در نهایت نتایج جدول ۱ تا ۳ نشان می‌دهد که نتایج طبقه‌بندی مدل‌های شرطی بر اساس سیگنال یک‌بعدی شتاب خطی چرخش‌یافته در راستای جاذبه زمین عملکرد بهتری در مقایسه با سایر حالت‌ها داشته است. نتایج حاصل از این حالت برای معیارهای دقت، بازیابی و F1 در حالت وابسته به شخص به ترتیب برابر ۹۷/۵۰٪، ۹۷/۵۰٪ و ۹۷/۵۰٪ و در حالت مستقل از شخص برابر ۹۲/۰۰٪، ۹۲/۱۰٪ و ۹۲/۰۰٪ است که بهبود مناسبی را در الگوریتم تشخیص ریزحرکات نماز نشان می‌دهد.

برای بررسی عملکرد جزئی‌تر الگوریتم پیشنهادی در تشخیص ریزحرکات نماز در حالت استفاده از سیگنال شتاب خطی

چرخش‌یافته، ماتریس پراکنش مربوط به عملکرد طبقه‌بندی با مدل شرطی تشکیل شده است. جداول ۴ و ۵ نتایج حاصل‌شده در دو حالت وابسته و مستقل از شخص توسط ماتریس‌های پراکنش نشان می‌دهد. مطابق نتایج، الگوریتم پیشنهادی توانایی تفکیک مناسب ریزحرکات پویا نظیر برخواستن و نشستن است (نظیر رکوع، انتقال از رکوع به سجده اول و قیام) را نسبت به ریزحرکات کوتاه (نظیر قنوت، تکبیر، سجده دوم و تشهد) داشته است. تعداد خطای طبقه‌بندی در حالت وابسته به شخص برابر ۶۶ و در حالت مستقل از شخص ۳۳۶ از کل ۱۴۰۰۰ نمونه‌ها است که به ترتیب ۰/۴٪ و ۲٪ میزان خطا را نشان می‌دهد. این میزان خطا با توجه به حجم مجموعه‌داده مورد استفاده میزان تداخل قابل قبولی را نشان می‌دهد.

علاوه بر این، شتاب خطی چرخش‌یافته توانایی تفکیک مناسب بین ریزحرکات مشابه نظیر قنوت و تکبیر را داشته است. بر اساس نتایج جداول ۴ و ۵ میزان خطای روش پیشنهادی برای طبقه‌بندی ریزحرکت قنوت که به‌اشتباه تکبیر تشخیص داده در حالت وابسته به شخص برابر ۲۴ نمونه و تعداد نمونه‌های تکبیری که به‌اشتباه قنوت تشخیص داده شده برابر با ۲۶ است. همچنین این میزان خطا در طبقه‌بندی ریزحرکت قنوت که به‌اشتباه تکبیر تشخیص داده در حالت مستقل از شخص برابر ۳۴ نمونه و تعداد نمونه‌های تکبیری که به‌اشتباه قنوت تشخیص داده شده برابر با ۴۸ نمونه است.

جدول ۱: نتایج طبقه‌بندی ریزحرکات نماز با استفاده از الگوریتم طبقه‌بندی پیشنهادی بر اساس معیار ارزیابی دقت

سیگنال	وابسته به شخص (٪)									مستقل از شخص (٪)								
	سجده اول	قیام	رکوع	سجده دوم	قنوت	تکبیر	تشهد	**میانگین**	سجده اول	قیام	رکوع	سجده دوم	قنوت	تکبیر	تشهد	**میانگین**
برآیند ژیروسکوپ	۷۱/۹۰	۷۱/۰۰	۶۹/۵۰	۷۲/۹۰	۹۲/۰۰	۷۲/۰۰	۷۲/۸۰	**۷۲/۲۰**	۶۹/۶۰	۷۲/۲۰	۷۱/۵۰	۶۹/۹۰	۷۰/۸۰	۶۷/۲۰	۷۱/۹۰	**۷۰/۴۰**
برآیند شتاب سنج	۸۷/۱۰	۸۱/۶۰	۸۲/۹۰	۸۱/۶۰	۸۴/۵۰	۸۵/۰۰	۸۵/۴۰	**۸۴/۰۰**	۷۱/۰۰	۸۰/۶۰	۷۹/۴۰	۷۵/۴۰	۷۹/۸۰	۷۹/۵۰	۸۰/۰۰	**۷۸/۰۰**
برآیند شتاب خطی	۹۱/۹۰	۹۱/۵۰	۹۱/۹۰	۹۰/۹۰	۹۰/۶۰	۹۲/۰۰	۹۲/۴۰	**۹۱/۶۰**	۸۶/۷۰	۸۶/۳۰	۸۹/۱۰	۸۸/۴۰	۸۹/۲۰	۹۰/۱۰	۸۷/۱۰	**۸۸/۱۰**
شتاب خطی چرخش‌یافته	۹۷/۱۰	۹۶/۳۰	۹۵/۸۰	۹۸/۸۰	۹۷/۹۰	۹۸/۲۰	۹۸/۳۰	**۹۷/۵۰**	۸۹/۳۰	۹۱/۶۰	۹۲/۷۰	۹۴/۴۰	۹۳/۳۰	۹۲/۴۰	۹۰/۹۰	**۹۲/۰۰**

جدول ۲: نتایج طبقه‌بندی ریزحرکات نماز با استفاده از الگوریتم طبقه‌بندی پیشنهادی بر اساس معیار ارزیابی بازیابی

سیگنال	وابسته به شخص (٪)									مستقل از شخص (٪)								
	سجده اول	قیام	رکوع	سجده دوم	قنوت	تکبیر	تشهد	**میانگین**	سجده اول	قیام	رکوع	سجده دوم	قنوت	تکبیر	تشهد	**میانگین**
برآیند ژیروسکوپ	۸۲/۱۰	۸۲/۱۰	۸۳/۱۰	۸۰/۹۰	۸۰/۲۰	۷۹/۳۰	۸۳/۸۰	**۸۱/۷۰**	۷۲/۸۰	۷۱/۶۰	۷۰/۴۰	۷۰/۶۰	۷۴/۳۰	۷۱/۰۰	۷۵/۸۰	**۷۲/۳۰**
برآیند شتاب سنج	۸۴/۸۰	۸۵/۲۰	۸۴/۵۰	۸۳/۲۰	۸۶/۳۰	۸۱/۰۰	۸۸/۵۰	**۸۴/۸۰**	۸۱/۱۰	۸۴/۴۰	۸۵/۱۰	۸۴/۲۰	۸۳/۵۰	۸۱/۲۰	۸۸/۷۰	**۸۴/۰۰**
برآیند شتاب خطی	۹۴/۱۰	۹۳/۱۰	۹۲/۶۰	۹۲/۶۰	۹۱/۲۰	۹۱/۵۰	۹۰/۷۰	**۹۲/۳۰**	۸۵/۵۰	۸۸/۸۰	۸۸/۶۰	۸۹/۴۰	۸۷/۷۰	۸۶/۶۰	۹۱/۵۰	**۸۸/۳۰**
شتاب خطی چرخش‌یافته	۹۵/۳۰	۹۶/۷۰	۹۷/۵۰	۹۸/۵۰	۹۷/۹۰	۹۷/۲۰	۹۹/۳۰	**۹۷/۵۰**	۸۹/۵۰	۹۱/۷۰	۹۱/۸۰	۹۵/۵۰	۹۳/۳۰	۹۰/۱۰	۹۲/۶۰	**۹۲/۱۰**

جدول ۳: نتایج طبقه‌بندی ریزحرکات نماز با استفاده از الگوریتم طبقه‌بندی پیشنهادی بر اساس معیار ارزیابی F1

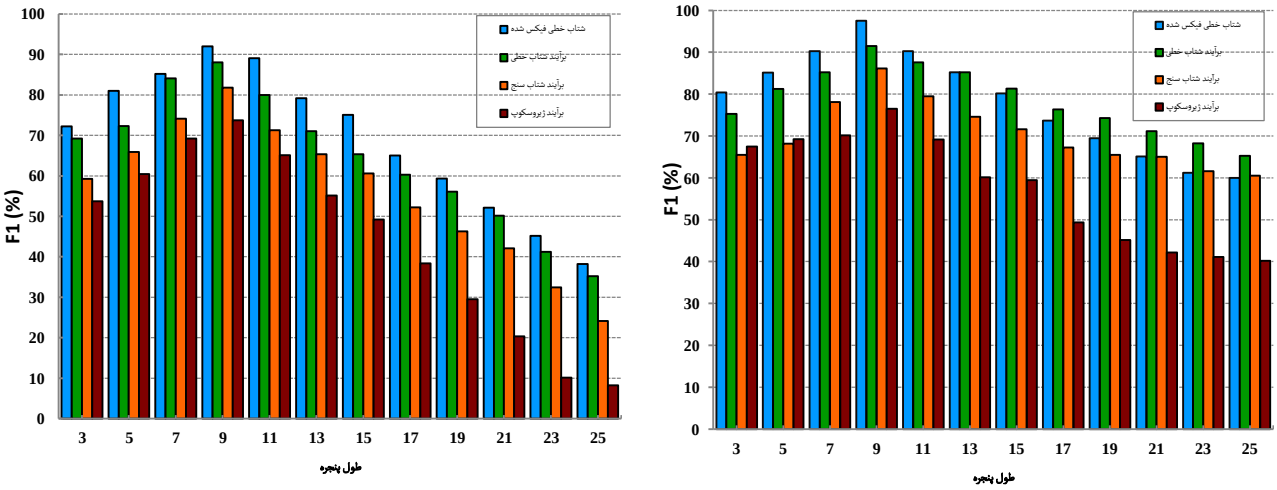
سیگنال	وابسته به شخص (٪)									مستقل از شخص (٪)								
	سجده اول	قیام	رکوع	سجده دوم	قنوت	تکبیر	تشهد	**میانگین**	سجده اول	قیام	رکوع	سجده دوم	قنوت	تکبیر	تشهد	**میانگین**
برآیند ژیروسکوپ	۷۵/۷۰	۷۶/۱۰	۷۵/۷۰	۷۶/۲۰	۷۷/۵۰	۷۵/۷۰	۷۸/۰۰	**۷۶/۵۰**	۷۲/۸۰	۷۳/۱۰	۷۰/۵۰	۷۱/۶۰	۷۷/۰۰	۷۲/۱۰	۷۹/۰۰	**۷۳/۷۰**
برآیند شتاب سنج	۸۶/۰۰	۹۳/۴۰	۸۳/۷۰	۸۴/۸۰	۸۵/۴۰	۸۲/۹۰	۸۷/۰۰	**۸۶/۱۰**	۷۵/۷۰	۸۲/۴۰	۸۲/۱۰	۷۹/۲۰	۸۱/۶۰	۸۰/۳۰	۸۴/۱۰	**۸۱/۸۰**
برآیند شتاب خطی	۹۰/۷۳	۹۱/۲۴	۹۱/۵۹	۹۲/۶۰	۹۱/۳۹	۹۰/۹۸	۹۱/۶۹	**۹۱/۵۰**	۸۶/۱۰	۸۷/۵۰	۸۸/۸۰	۸۷/۴۰	۸۸/۴۰	۸۸/۲۰	۸۹/۲۰	**۸۸/۰۰**
شتاب خطی چرخش‌یافته	۹۶/۲۰	۹۶/۵۰	۹۶/۶۰	۹۸/۷۰	۹۷/۹۰	۹۷/۷۰	۹۸/۸۰	**۹۷/۵۰**	۸۹/۴۰	۹۱/۶۰	۹۲/۳۰	۹۵/۰۰	۹۳/۳۰	۹۱/۳۰	۹۱/۷۰	**۹۲/۰۰**

جدول ۴: ماتریس پراکنش برای الگوریتم طبقه‌بندی با استفاده سیگنال شتاب خطی چرخش‌یافته در حالت وابسته به شخص

	سجده اول	قیام	رکوع	سجده دوم	قنوت	تکبیر	تشهد
سجده اول	**۱۹۴۲**	۳۰	۱۶	۶	۲	۴	۰
قیام	۴۰	**۱۹۲۶**	۲۴	۴	۴	۲	۰
رکوع	۴۲	۲۸	**۱۹۱۶**	۶	۲	۴	۲
سجده دوم	۶	۲	۴	**۱۹۷۶**	۴	۴	۴
قنوت	۴	۲	۰	۸	**۱۹۵۸**	۲۴	۴
تکبیر	۲	۰	۲	۲	۲۶	**۱۹۷۸**	۴
تشهد	۲	۲	۴	۴	۴	۱۸	**۱۹۶۶**

جدول ۵: ماتریس پراکنش الگوریتم طبقه‌بندی با استفاده از سیگنال شتاب خطی چرخش‌یافته در حالت مستقل از شخص

	سجده اول	قیام	رکوع	سجده دوم	قنوت	تکبیر	تشهد
سجده اول	**۱۷۸۶**	۸۶	۷۰	۸	۱۰	۲۴	۱۶
قیام	۷۶	**۱۸۳۲**	۴۰	۱۲	۱۰	۱۶	۱۴
رکوع	۴۸	۴۶	**۱۸۵۴**	۶	۸	۲۰	۱۸
سجده دوم	۲۶	۸	۱۸	**۱۸۸۸**	۲۰	۳۰	۱۰
قنوت	۲۰	۱۸	۱۴	۱۸	**۱۸۶۶**	۳۴	۳۰
تکبیر	۱۲	۲	۴	۲۸	۴۸	**۱۸۴۸**	۵۸
تشهد	۲۶	۶	۲۰	۱۶	۳۶	۷۸	**۱۸۱۸**



الف) وابسته به شخص ب) مستقل از شخص

شکل ۵: ارزیابی الگوریتم پیشنهادی برای تعداد پنجره‌های با معیار F1، الف) وابسته به شخص، ب) مستقل از شخص

۳ ۴ -ارزیابی تعداد پنجره‌ها برای قطعه‌بندی سیگنال اینرسی

فعالیت نماز در بین ریزحرکات خود دارای حالت ایستا طولانی‌مدت است (در این حالت مقدار شتاب نزدیک به صفر است). ازاین‌رو معین نمودن ابتدا و انتهای ریزحرکت بدون توجه به سرعت انجام آن، کار نه‌چندان دشواری است. اما به‌منظور مدیریت دقیق حرکات افراد در بازه رخداد ریزحرکات و کاهش تأثیر آن در دقت کلی الگوریتم طبقه‌بندی، انتخاب طول پنجره مناسب در مرحله قطعه‌بندی تأثیرگذارترین نقش برای پوشش دادن تفاوت در انجام حرکات را دارد. زیرا تعداد ویژگی‌های استخراج شده (بخش ۲-۵) مستقیماً به تعداد پنجره‌ها وابستگی دارد.

نمودارهای شکل ۵ نتایج معیار ارزیابی F1 برای پنجره‌های با طول متفاوت را برای حالت مستقل و وابسته به شخص را نشان می‌دهد. دقت مدل‌های شرطی در طبقه‌بندی نمونه‌ها برای هر دو حالت با تقسیم سیگنال ریزحرکت به ۹ پنجره به بالاترین مقدار رسیده

است. سرعت افراد در انجام فعالیت نماز متفاوت بوده ازاین‌رو دقت حداکثری که در حالت تقسیم سیگنال به ۹ پنجره به‌دست‌آمده، نشان می‌دهد که این تعداد پنجره برای مدیریت سرعت افراد متفاوت مناسب است.

۳ ۵ -تأثیر ریزحرکات اضافی دست بر عملکرد مدل‌های شرطی پیشنهادی

ماشین طبقه‌بندی به‌کاررفته در تشخیص حرکات بدن باید توانایی مدیریت حرکات اضافی و چشم‌پوشی از آن‌ها را داشته باشد. همان‌گونه که در شکل ۴ نشان داده شد، فعالیت نماز دارای حرکات پشت سرهم است واضح است احتمال رخداد ریزحرکت‌های اضافی دست در بین حرکات وجود دارد. در این حالت طبقه‌بندی‌هایی که بر اساس مدل‌های شرطی ساخته می‌شوند گزینه مناسبی برای مدیریت حرکات اضافی می‌باشند. این مدل‌ها برای هر حرکت یک محدوده عددی در نظر گرفته و تنها حالت تأیید حرکت جاری منوط به برقرار شرط آن است.

به‌منظور بررسی میزان مقاوم بودن مدل‌های شرطی پیشنهادی در مدیریت ریزحرکات اضافی دست، آزمایش مستقلی در این بخش صورت گرفته است. در این آزمایش از فرد خواسته شد که به‌صورت تصادفی بین حرکات نماز، ریزحرکت خاراندن بدن (به‌عنوان نویز) که انجام آن در فرآیند نماز توسط افراد محتمل می‌باشند را انجام دهد. در مرحله طبقه‌بندی، این ریزحرکت اضافی به‌عنوان کلاس ناشناخته در نظر گرفته شده و میزان تداخل آن با ریزحرکات نماز مورد بررسی قرار گرفته شده است.

بر طبق نتایج حاصل از جدول ۶، میانگین خطای تشخیص ریزحرکت اضافی دست با ریزحرکات اصلی نماز با معیار F1 برای حالت وابسته به شخص ۳/۹۲٪ و در حالت مستقل از شخص ۴/۳۱٪ است. نتایج این آزمایش عملکرد مناسبی را برای مدل‌های شرطی نشان می‌دهد. همان‌گونه که در بخش ۲-۴ اشاره شده در روش پیشنهادی این مقاله از شتاب خطی فیکس شده در راستای جاذبه زمین به‌عنوان سیگنال پایه به‌منظور استخراج ویژگی استفاده شده است. در ریزحرکات ۷گانه نماز برای هر ریزحرکت مچ دست دارای یک زاویه خاص نسبت به جاذبه زمین است. ازاین‌رو، زاویه مچ دست فرد زمان انجام ریزحرکات نماز نسبت به جاذبه زمین در این سیگنال مهم و یک ویژگی متمایزکننده برای آن ریزحرکت است. در کنار ویژگی‌های استخراج شده توسط تبدیل موجک، ویژگی اشاره شده برای سیگنال شتاب خطی فیکس شده در راستای جاذبه زمین می‌تواند دلیل اصلی عملکرد مناسب مدل‌های شرطی در چشم‌پوشی از ریزحرکات اضافی دست دانست. زیرا در زمان انجام ریزحرکات اضافی زاویه مچ دست با جاذبه زمین تغییر کرده و مقدار ویژگی استخراج شده از آن هیچ شرطی از مدل‌ها را برقرار نمی‌کند.

جدول ۶: خطای مدل‌های شرطی پیشنهادی در طبقه‌بندی ریزحرکات اضافی دست به‌جای حرکات اصلی نماز با معیار F1

	وابسته به شخص (٪)	مستقل از شخص(٪)
سجده اول	۳/۱۰	۴/۳۰
قیام	۳/۸۰	۳/۹۵
رکوع	۲/۱۰	۲/۴۵
سجده دوم	۳/۲۰	۳/۳۵
قنوت	۴/۹۵	۵/۱۰
تکبیر	۵/۲۰	۵/۳۴
تشهد	۵/۱۰	۵/۷۰
میانگین خطا	**۳/۹۲**	**۴/۳۱**

۳ ۶ -مقایسه عملکرد مدل‌های شرطی پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌های یادگیری ماشین

به‌منظور ارزیابی نتایج حاصل‌شده از مدل طبقه‌بند معرفی‌شده در این مقاله، مقایسه‌ای بین آن و مدل‌های رایج در طبقه‌بندی ریزحرکات پیوسته انجام شده است. بدین منظور مدل HMM پیوسته معرفی‌شده در [۱۶] که در آن یک HMM چپ به راست ۱۰ حالته استفاده شده، برای مقایسه انتخاب شده است. همچنین الگوریتم معرفی‌شده در [۲۰] که مدلی شرطی است بر اساس درخت تصمیم نیز برای مقایسه در این بخش استفاده شده است. نهایتاً برای انجام مقایسه‌های بیشتر الگوریتم‌های مرسوم یادگیری ماشین SVM، PNN و Naive Bayes نیز در این آزمایش استفاده شده است. برای ارزیابی سیگنال شتاب خطی چرخش‌یافته در راستای جاذبه زمین برای دو حالت مستقل و وابسته به شخص با روش 10-Fold Cross Validation انجام شده است.

جدول ۷ نتایج مقایسه‌ها را با معیار F1 برای دو حالت وابسته و مستقل از شخص نشان می‌دهد. بر طبق نتایج جدول ۷، دقت مدل پیشنهادی برای هر دو حالت نسبت به دیگر مدل‌ها بهتر بوده است. باوجود عملکرد قوی HMM پیوسته در طبقه‌بندی ریزحرکات پیوسته، مدل پیشنهادی در این مقاله عملکرد بهتری نسبت به آن در طبقه‌بندی ریزحرکات نماز داشته است. دلیل این عملکرد بهتر، خاصیت کاهش ویژگی است که به‌طور ضمنی در مدل پیشنهادی وجود دارد که این خاصیت در مدل HMM وجود ندارد. فاصله کوتاه بین رخداد ریزحرکات نماز (مانند سجده اول و دوم) است که این امر نیز اجازه تفکیک مناسب بین ریزحرکات را به مدل HMM نداده و سبب کاهش دقت آن می‌شود. در نهایت بر طبق این جدول الگوریتم‌های SVM، PNN و Naive Bayes دارای عملکرد ضعیف‌تری در طبقه‌بندی ریزحرکات نماز می‌باشند که این خود اثباتی بر استفاده کم محققان از این مدل‌ها در حوزه طبقه‌بندی ریزحرکات پیوسته است.

جدول ۷: مقایسه طبقه‌بند پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌های مرسوم یادگیری ماشین با معیار F1

	وابسته به شخص (٪)	مستقل از شخص(٪)
یانکر و همکاران [۱۶]	۹۵/۲۰	۹۰/۱۰
وانگ و همکاران [۲۰]	۹۰/۳۶	۸۶/۴۹
SVM	۹۰/۶۲	۸۵/۱۰
PNN	۸۴/۴۱	۸۲/۱۵
Naive Bayes	۸۳/۲۹	۸۰/۹۰
روش پیشنهادی	**۹۷/۵۰**	**۹۲/۰۰**

۴ -نتیجه‌گیری

در این مقاله یک الگوریتم تشخیص ریزحرکات پیوسته در یک فعالیت انسان برمبنای حس‌گرهای اینرسی معرفی شد. ازاین‌رو فعالیت نماز که مجموعه‌ای از ریزحرکت‌های مختلف ازجمله نشستن، برخواستن، خمش و همچنین ریزحرکت‌های مختلف دست است، به‌عنوان مورد مطالعه در نظر گرفته شد. ایده اصلی این مقاله برای تشخیص ریزحرکات نماز بر مبنای ویژگی‌های استخراج‌شده معرفی یک طبقه‌بند تحت عنوان مدل شرطی بود. این مدل‌ها با دریافت یک نمونه آزمون، برای نمونه‌های متعلق به کلاس خود ۱ و غیر آن ۰ باز می‌گردانند. ساختار این مدل‌ها حاوی عبارت‌های منطقی بود که در یک رهیافت مکاشفه‌ای توسط الگوریتم بهینه‌سازی PSO محاسبه شدند. تشکیل عبارت‌های منطقی با این رهیافت برای هر مدل شرطی دارای دو خصوصیت اصلی است که عبارت است از:

۱ - جستجوی کامل فضای ویژگی‌های استخراج‌شده جهت انتخاب بهترین زیرمجموعه از کل ویژگی‌ها

۲ - تشکیل بهینه‌ترین تعداد عبارت‌های منطقی برای هر مدل شرطی

مراجع

[۱] رمضان هاونگی، «موقعیت‌یابی ربات بر اساس فیلتر ذره‌ای بهبود یافته با فیلتر کالمن گروهی هوشمند و گام MCMC»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، دوره ۴۶، شماره ۴، ۱۳۹۵.

[2] J. Fontecha et al., "Elderly frailty detection by using accelerometer-enabled smartphones and clinical information records," *Personal and Ubiquitous Computing*, vol. 17, no. 6, pp. 1073-1083, 2013.

[3] D. A. James, "The application of inertial sensors in elite sports monitoring," *in the Engineering of Sport 6: Volume 3: Developments for Innovation, Springer New York*, pp. 289-294, 2006.

[4] P. Gupta and T. Dallas, "Feature selection and activity recognition system using a single triaxial accelerometer," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 61, no. 6, pp. 1780-1786, 2014.

[5] J. S. Wang and F.C. Chuang, "An accelerometer-based digital pen with a trajectory recognition algorithm for handwritten digit and gesture recognition," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 59, no. 7, pp. 2998-3007, 2012.

[6] O. D. Lara and M.A. Labrador, "A survey on human activity recognition using wearable sensors," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 15, no. 3, pp. 1192-1209, 2013.

[7] A. Wang et al., "A comparative study on human activity recognition using inertial sensors in a smartphone," *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, no. 11, pp. 4566-4578, 2016.

[8] O. D. Lara et al., "Centinela: A human activity recognition system based on acceleration and vital sign data," *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 8, no. 5, pp. 717-729, 2012.

[9] J. Xu et al., "Personalized active learning for activity classification using wireless wearable sensors," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 10, no. 5, pp. 865-876, 2016.

[10] A. Bulling, U. Blanke and B. Schiele, "A tutorial on human activity recognition using body-worn inertial sensors," *ACM Computing Surveys*, vol. 46, no. 3, pp. 1-33, 2014.

[11] S. J. Preece et al., "A comparison of feature extraction methods for the classification of dynamic activities from accelerometer Data," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 56, no. 3, pp. 871-879, 2009.

[12] D. Fuentes et al., "Online motion recognition using an accelerometer in a mobile device," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 3, pp. 2461-2465, 2012.

[13] A. M. Khan et al., "A triaxial accelerometer-based physical-activity recognition via augmented-signal features and a hierarchical recognizer," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 14, no. 5, pp. 1166-1172, 2010.

[14] L. Tong, Q. Song, Y. Ge and M. Liu, "HMM-based human fall detection and prediction method using tri-axial accelerometer," *IEEE Sensors Journal*, vol. 13, no. 5, 1849-1856, 2013.

[15] L. Kai-Chun and C. Chia-Tai, "Significant change spotting for periodic human motion segmentation of cleaning tasks using wearable sensors," *Sensors*, vol. 17, no.1, 2017.

[16] H. Junker, O. Amft, P. Lukowicz, G. Troster, "gesture spotting with body-worn inertial sensors to detect user activities," *pattern Recognition*, vol. 41, no. 6, pp. 2010-2024, 2008.

[17] J. L. Reyes Ortiz et al., "Transition-aware human activity recognition using smartphones," *Neurocomputing*, vol. 171, pp. 754-767, 2016.

[18] G. Panahandeh, N. Mohammadiha, A. Leijon and P. Händel, "Continuous hidden markov model for pedestrian activity classification and gait analysis," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 62, no. 5, pp. 1073-1083, 2013.

[19] H.-K. Lee, J.H. Kim, "An HMM-based threshold model approach for gesture recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 10, pp. 961-973, 1999.

[20] J. S. Wang, C. W. Lin, Y. T. C. Yang and Y. J. Ho, "walking pattern classification and walking distance estimation algorithms using gait phase information," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 59, no. 10, pp. 2884-2892, 2012.

[21] Z. Syed, P. Aggarwal, C. Goodall, X. Niu, and N. El-Sheimy, "A new multi-position calibration method for MEMS inertial a navigation systems," *Meas. Sci. Technol*, vol. 18, no. 7, pp. 1897–1907, 2007.

[22] M. J. Caruso, "Applications of magnetoresistive sensors in navigation systems," *Sensors and Actuators, SAE SP-1220*, pp. 15–21, 1997.

[23] M. Pedley, "High-Precision Calibration of a Three-Axis Accelerometer," *document AN4399, Freescale Semicond., Austin, TX, USA, 2015*.

[24] S. O. H. Madgwick, A. J. L. Harrison and R. Vaidyanathan, "Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm," *in Proceedings of the IEEE International Conference on in Rehabilitation Robotics*, 2011, pp. 1-7.

[25] H. J. Luinge, P. H. Veltink and C. T. Baten, "Estimating orientation with gyroscopes and accelerometers," *Technology and Health Care*, vol. 7, no. 6, pp. 455-459, 1999.

[26] J. L. Marins, X. Yun, E. R. Bachmann, R. B. McGhee and M. J. Zyda, "An extended kalman filter for quaternion-based orientation estimation using marg sensors," *in Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2001, pp. 2003-2011.

[27] .J. Luinge and H. P. Veltink, "Measuring orientation of human body segments using miniature gyroscopes and accelerometers," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 43, no. 2 p. 273-282, 2005.

[28] M. Haid and J. Breitenbach, “Low cost inertial orientation tracking with Kalman filter,” *Applied Mathematics and Computation*, vol. 153, no. 2, pp. 567-575, 2004.

[29] M. Sepahvand, F. Abdali-Mohammadi and F. Mardukhi, "Evolutionary Metric-Learning-Based Recognition Algorithm for Online Isolated Persian/Arabic Characters, Reconstructed Using Inertial Pen Signals," *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol. PP, no.99, pp. 1-13, 2016.

[30] N. Wang, E. Ambikairajah, N. H. Lovell and B. G. Celler, “Accelerometry based classification of walking patterns using time-frequency analysis,” *in Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 4899–4902, 2007.

[31] M. Sekine, T. Tamura, M. Akay, T. Fujimoto, T. Togawa and Y. Fukui, “Discrimination of walking patterns using wavelet-based fractal analysis,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 10, no. 3, pp. 188-196, 2002.

[32] M. S. H. Aung *et al*., “Automated Detection of Instantaneous Gait Events Using Time Frequency Analysis and Manifold Embedding,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 21, no. 6, pp. 908-916, 2013.

[33] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "Particle swarm optimization," *IEEE Intenational Conference on Neural Networks*, 1995, pp. 1942-1948.

[۳۴] سیدمحمدرضا موسوی، محمد خویشه، احسان ابراهیمی، فلاح محمدزاده، «دسته‌بندی اهداف سوناری توسط الگوریتم بهینه‌ساز ازدحام ذرات با گروه‌های مستقل»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، دوره ۴۷، شماره ۱، ۱۳۹۶.

[35] A. Wang, G. Chen, J. Yang, S. Zhao and C. Y. Chang, "A Comparative Study on Human Activity Recognition Using Inertial Sensors in a Smartphone," *in IEEE Sensors Journal*, vol. 16, no. 11, pp. 4566-4578, 2016.

زیرنویس‌ها

[1] Human Computer Interaction
[2] Accelerometer
[3] Gyroscope
[4] Hidden Markov Model
[5] Threshold
[6] Likelihood
[7] Particle Swarm Optimization
[8] Linear Accelerometer
[9] Gravity
[10] Rotation
[11] Quaternion
[12] Bias
[13] Sensitivity
[14] Angle Random Walk
[15] Orientation
[16] Kalman Filter
[17] Euler Angles
[18] Gradient Descent Optimization Algorithm
[19] Jacobian
[20] Interval