

An Improvement on the Identification via Gait Using the Genetic Algorithm

A. Kaizi¹, S. M. Razavi^{2*}, M. Taghipour Gorjikotaie³

* Associate professor, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran

(Received: 22/12/2020, Accepted: 05/07/2021)

ABSTRACT

Gait is a biometric feature that can be used to identify individuals from the videos containing this feature. Two main challenges in this type of identification are the change in the direction and angle of walking and the change in the appearance due to various reasons such as carrying a bag or any change in clothes that significantly affect identification. In the present paper, a method is proposed which addresses both challenges. In the proposed method, first, the direction of walking is determined using the position of several pixels in the foot zone of the gait energy image (GEI). The pixels are selected to have the maximum identification percentage. Then, the genetic algorithm is used to identify and mask the zones of GEI with the most changes in both carrying a bag and changing clothes. The GA is capable of identifying and removing the optimized zone with a good precision that makes the system robust when there are changes in the appearance. Logically, the system should have a good performance because the walking direction identification stage is designed in an affordable computing time. Moreover, the GA maintains more useful data comparing to similar techniques. According to the results, an average identification percentage of 95.9% is achieved which confirms the superiority of the proposed method over counterparts .

Keywords: Biometric, Gait Energy Image (GEI), Genetic Algorithm (GA), Principal Component Analysis (PCA)

* Corresponding Author Email: smrazavi@birjand.ac.ir

بهبود شناسایی هویت از طریق راه رفتن با استفاده از الگوریتم ژنتیک

عمار کاریزی^۱، سید محمد رضوی^{۲*}، مهران تقی پور گرجی کلایی^۳

۱- دانشجوی دکتری، ۲- دانشیار، ۳- استادیار، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران

(دریافت: ۱۳۹۹/۱۰/۰۲، پذیرش: ۱۴۰۰/۰۴/۱۴)

چکیده

راه رفتن یکی از انواع ویژگی‌های بیومتریک است که به وسیله آن می‌توان هویت فرد را از ویدیوهای حاوی این بیومتریک شناسایی کرد. برای تشخیص هویت از طریق راه رفتن دو چالش جدی وجود دارد: (۱) تغییر در جهت و زاویه راه رفتن (۲) تغییر در ظاهر سوژه که به دلایل مختلف از جمله حمل کیف یا تغییر پوشش ایجاد می‌شود. هر دو چالش ذکر شده عملکرد شناسایی هویت را به شدت تحت تأثیر قرار می‌دهد. در این مقاله روشی ارائه شده است که با هر دو چالش مذکور مقابله می‌کند. در روش پیشنهادی ابتدا جهت راه رفتن با استفاده از موقعیت تعدادی از پیکسل‌های منطقه پای انرژی تصویر راه رفتن (GEI) شناسایی می‌شود. این پیکسل‌ها به گونه‌ای انتخاب می‌شوند که بیشترین درصد شناسایی را به دنبال داشته باشند. و در ادامه با استفاده از الگوریتم ژنتیک قسمت‌هایی از GEI که در دو حالت حمل کیف و تغییر پوشش بیشترین تغییرات را دارند شناسایی و پوشانده می‌شوند. الگوریتم ژنتیک این قابلیت را دارد که ناحیه بهینه را با دقت خوبی شناسایی و حذف کند به طوری که عملکرد سیستم در برابر تغییرات ظاهری مقاوم باشد. این سیستم منطقاً باید عملکرد خوبی داشته باشد زیرا مرحله شناسایی جهت راه رفتن طوری طراحی شده که از نظر محاسباتی ارزان است و از طرفی الگوریتم ژنتیک به گونه‌ای عمل می‌کند که اطلاعات مفید بیشتری در مقایسه با سایر روش‌ها حفظ می‌کند. نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی به طور میانگین ۹۵/۹ درصد شناسایی دارد که این درصد شناسایی نشان از برتری عملکرد این روش نسبت به سایر روش‌هاست.

کلید واژه‌ها: الگوریتم ژنتیک، انرژی تصویر راه رفتن (GEI)، بیومتریک، تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)

۱- مقدمه

همکاری کمتری از طرف سوژه دارد، لذا این بیومتریک را یک بیومتریک مخفی و پوشیده می‌دانند. در سال‌های اخیر روش‌های مختلفی برای تشخیص راه رفتن معرفی شده است [۲]. به عنوان مثال یکی از این روش‌ها، ویژگی‌های منحصر به فرد راه رفتن را از نیروی تولید شده توسط کف پا روی صفحه حسگر یا کفش‌های دارای حسگر یا پوشیدن لباس‌های دارای حسگر استخراج می‌کند. مشکل این روش این است که فقط به محیط‌های کنترل شده محدود می‌شود. در کنار روش مذکور، برخی از روش‌ها به سادگی از توالی‌های ویدئویی استفاده و از این توالی‌ها شبیه‌هایی را استخراج می‌کنند [۳].

روش‌های تشخیص راه رفتن را می‌توان به دو دسته روش‌های مبتنی بر مدل و عاری از مدل تقسیم کرد. روش‌های مبتنی بر مدل تلاش می‌کنند تا تغییرات پویا در نقاط کلیدی بدن را در طی راه رفتن ردیابی کنند. از این رو مستلزم محاسبات نسبتاً سنگینی هستند [۷-۴]. در کارهای جدید که اخیراً مورد توجه محققین قرار گرفته روش عاری از مدل نسبت به روش مبتنی بر مدل ترجیح داده شده است زیرا بدون نیاز به محاسبات پیچیده الگوهای راه رفتن را ضبط می‌کند.

شناسایی راه رفتن نوعی ویژگی بیومتریک است که انسان را با استفاده ویدئوهایی که با فاصله از سوژه گرفته شده است شناسایی می‌کند [۱]. این بیومتریک به دلیل ویژگی‌های قابل توجهی که دارد مورد توجه قرار گرفته است. از جمله این ویژگی‌ها می‌توان به شناسایی انسان از راه دور، عدم نیاز به همکاری سوژه، عدم نیاز به وضوح تصویر بالا و جعلی نبودن تصاویر اشاره کرد. بنابراین بیومتریک راه رفتن در مقایسه با سایر بیومتریک‌ها از جمله اثر انگشت، عنبیه و صورت، مناسب‌تر به نظر می‌آید. با توجه به ویژگی‌های ذکر شده، این بیومتریک در سال‌های اخیر به طور فزاینده‌ای مورد توجه محققین حوزه بینایی کامپیوتر قرار گرفته و کاربردهای متنوعی یافته است. از جمله کاربردهای آن می‌توان به نظارت مکان‌های حساس، جلوگیری از جرائم و پزشکی قانونی اشاره کرد.

همان‌طور که گفته شد شناسایی راه رفتن، بیومتریکی است که شناسایی هویت انسان را از طریق راه رفتن تحلیل می‌کند. از آنجایی که این بیومتریک در مقایسه با سایر روش‌ها، نیاز به

*ایانامه نویسنده مسئول: smrazavi@birjand.ac.ir

در اکثر کارهای گذشته در حوزه راه رفتن دو چالش جدی وجود دارد که نتایج شناسایی را به شدت تحت تأثیر قرار می‌دهد. یکی از این چالش‌ها عدم تطابق زاویه فیلم‌برداری بین داده‌های آزمون و پایگاه داده است و دیگری تفاوت در لباس و یا حمل کیف توسط سوژه است که باعث تغییر ظاهر سوژه می‌شود.

مقالات مختلفی برای مقابله با هر یک از این چالش‌ها وجود دارد، اما تعداد کمی از مقالات هستند که به هر دو موضوع می‌پردازند.

همان‌طور که گفته شد تغییر زاویه مهم‌ترین عاملی است که بر عملکرد تشخیص راه رفتن تأثیر می‌گذارد. برای رفع این معضل دو مدل کلی وجود دارد: مدل تغییر زاویه (VTM) و مدل حفظ زاویه (VPM) [۲۰-۲۳].

در روش‌های VTM توالی‌های پروب از طریق بردار انتقال به توالی‌های گالری تبدیل می‌شود [۲۴-۲۶]. روش‌های VTM ممکن است در دقت انتقال متفاوت عمل کند [۲۷]. به همین دلیل، سطح قابل توجهی از خطا در شناسایی راه رفتن مبتنی بر VTM اجتناب‌ناپذیر است [۲۸، ۲۹].

اما در روش‌های VPM چندین زاویه به‌عنوان بخشی از گالری در نظر گرفته می‌شود و اطلاعات زاویه‌ها را در ویژگی‌ها ترکیب می‌کند. روش‌های مختلفی برای ترکیب این اطلاعات در ویژگی‌ها قابل استفاده است. به عنوان مثال، بردارهای پهنای متغیر [۲۰]، تعدد گرسمن [۳۰]، تخمین نمای هندسی [۳۱] و موقعیت یابی فضایی-زمانی پاها [۳۲] از جمله روش‌هایی است که می‌توان برای ترکیب اطلاعات زاویه از آن‌ها استفاده کرد. یک نوع VPM استخراج ویژگی‌های مستقل از طریق آموزش چند زاویه است که در نهایت از یک زاویه گالری برای آزمون استفاده می‌کند [۲۸، ۳۳].

چون‌داری و همکاران [۳۴] یک VPM به نام شناسایی راه رفتن چند مقیاس مقاوم در برابر زاویه طراحی کردند که آنتروپی شانون را در ناحیه اندام تحتانی GEI اعمال می‌کند. دوپیز و همکاران [۲۹] با استفاده از طبقه‌بندی تصادفی جنگل‌ها، یک ماسک واحد را با رتبه‌بندی ویژگی‌های پیکسل‌ها تدوین کردند. الگوریتم تشخیص راه رفتن پانوراما از پیش‌بینی موقعیت برای پیش‌بینی زاویه استفاده می‌کند. نحوه انتخاب زیر منطقه بعداً توسط ریدا و همکاران بهبود یافت. رویکرد روش [۳۵] به مسئله، بهبود قابل توجهی را در دقت شناسایی متغیرها نشان داده است.

در بعضی از روش‌های عاری از مدل، از شب‌های دودویی در فریم‌های کلیدی برای تشخیص راه رفتن استفاده می‌شود و از آن فریم‌ها قالب یکپارچه‌ای ساخته می‌شود [۸]. این دسته نسبتاً جدید را می‌توان تحت عنوان روش‌های مبتنی بر الگو معرفی کرد. به‌عنوان مثال هان و بانو [۴] روشی ساده معرفی کردند که از شب‌های دودویی در یک چرخه راه رفتن میانگین‌گیری می‌کند و یک الگوی تصویری واحد به نام انرژی تصویر راه رفتن (GEI)^۱ ارائه می‌کند به‌طوری‌که ویژگی‌های فضایی و زمانی را در برگیرد.

$$G(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n I_t(x, y) \quad (1)$$

که در آن n تعداد فریم‌های شب‌ در یک دوره کامل راه رفتن می‌باشد. t شماره فریم و x و y مختصات دوبعدی تصویر می‌باشد. GEI به سرعت به‌عنوان موفق‌ترین روش برای شناسایی راه رفتن شناخته شد زیرا نسبت به سایر روش‌ها حساسیت کمتری نسبت به پارازیت شب‌ دودویی دارد و همچنین تأثیر دوره راه رفتن در شناسایی سوژه را کم می‌کند. مهم‌ترین نقطه‌ضعف این روش، تغییرات ظاهری سوژه مانند تغییر لباس و حمل کیف و تغییر در زاویه راه رفتن است که می‌تواند بر عملکرد آن تأثیر منفی بگذارد. در ادامه الگوهای راه رفتن دیگری از جمله تصویر انرژی فعال، و آنتروپی تصویر راه رفتن معرفی شدند تا با این نقطه‌ضعف مقابله کنند [۹]، [۱۰]. همان‌طور که گفته شد این الگوهای جدید قادرند در شرایط تغییر لباس و حمل کیف شناسایی دقیق‌تری ارائه دهند. بشیر و همکاران [۱۰] این بهبود را با تلفیق انرژی تصویر راه رفتن و آنتروپی تصویر راه رفتن حاصل کردند.

موخرجی و همکاران [۱۱] با استفاده از جریان حرکت انرژی تصویر که میانگین تصاویر متحرک محاسبه‌شده از همان روش GEI است، با چالش‌های موجود مقابله کردند. علاوه بر این، برخی از کارهای اخیر، [۱۲، ۱۳، ۱۴] از شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN) برای یادگیری ویژگی‌های افتراقی در GEI استفاده می‌کنند. هی و همکاران [۱۵] به‌منظور یادگیری ویژگی‌های خاص مقاوم در برابر زاویه، یک شبکه چندمنظوره مولد خصمانه (MGAN)^۲ معرفی کردند. در همین راستا هو و همکاران [۱۶] یک شبکه مولد خصمانه تبعیض‌آمیز برای راه رفتن (DiGGAN) معرفی کردند که در آن ویژگی‌های تغییرناپذیر استخراج شده است. [۱۷ و ۱۸] برای مقابله با چالش‌های موجود از مکانیسم توجه فضایی در استخراج ویژگی استفاده کرده است. بن و همکاران [۱۹] دیدگاه‌های مختلف GEI را با استفاده از تصویر جفت‌شده تبعیض‌آمیز دوخطی (CBDP)^۳ همسو می‌کنند.

^۱ روش Gait Energy Image روشی برای نمایش دوبعدی راه رفتن است.

^۲ Convolutional Neural Network

^۳ Multi-task Generative Adversarial Network

^۴ Discriminant Gait Generative Adversarial Network

^۵ Coupled Bilinear Discriminant Projection

^۶ مدل تغییر زاویه (View Transformation Model)

^۷ مدل حفظ زاویه (View Preserving Model)

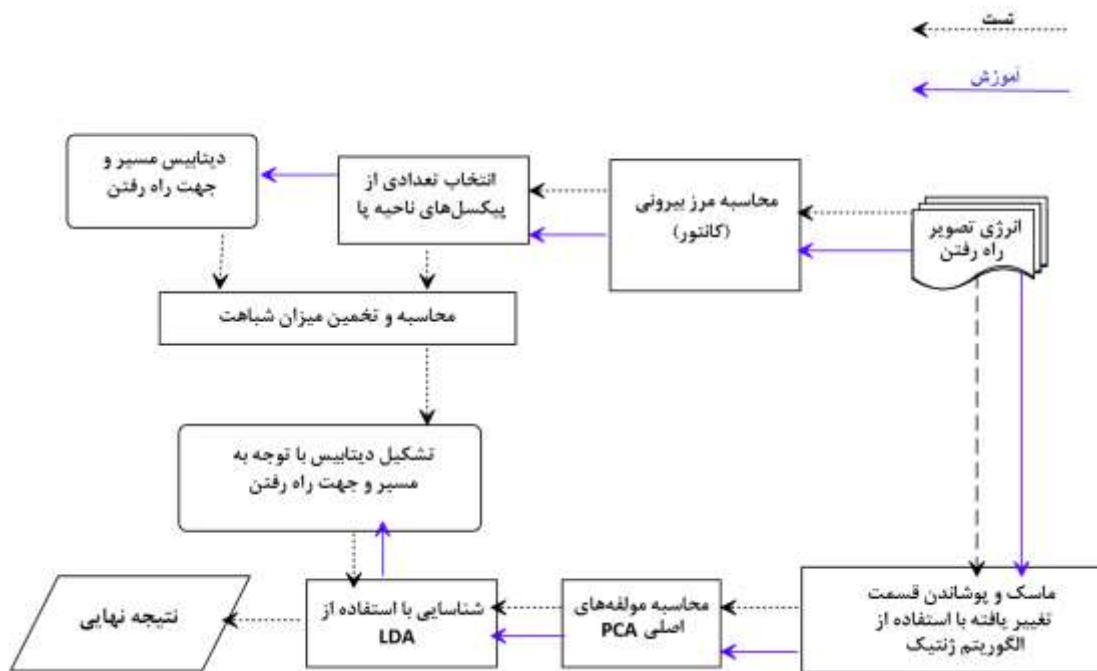
دارند به عنوان ویژگی در نظر گرفته و در پایگاه داده ذخیره می شود. تا به اینجا ویژگی های مربوط به شناخت زاویه مسیر راه رفتن به دست آمده است. در مرحله آزمون هم مختصات این پیکسل ها محاسبه می شود و با مقایسه موقعیت هر یک از این پیکسل ها با پیکسل های متناظرش در قسمت قبل، زاویه مورد نظر برای این پیکسل تخمین زده می شود. در نهایت با استفاده از رأی اکثریت از بین این K نتیجه، نتیجه نهایی زاویه پروب در نظر گرفته می شود.

پس از شناسایی جهت راه رفتن، شناسایی کاربر انجام می شود. شناسایی کاربر می تواند با تطبیق GEI آزمون با GEI های مربوط به همان مسیر راه رفتن در پایگاه داده انجام شود. تطبیق GEI های به دست آمده از مسیرهای راه رفتن متفاوت امکان پذیر نیست زیرا با تغییر در مسیر راه رفتن ویژگی ها تغییر می کنند.

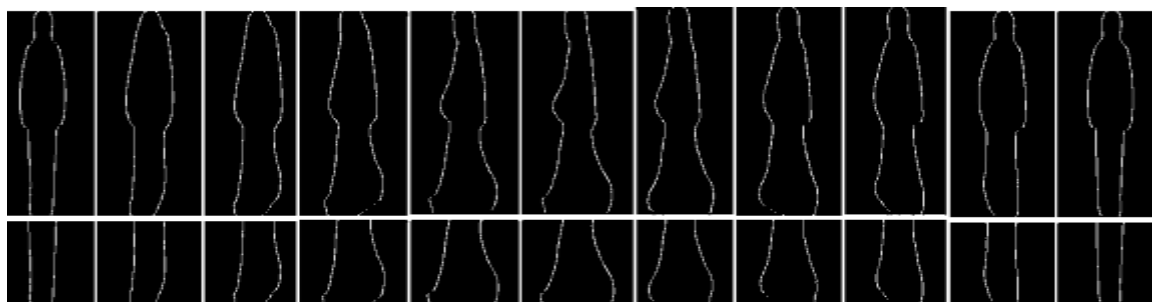
پیش از این الگوریتم ژنتیک در [۳۶ و ۳۷] برای انتخاب ویژگی های کانتر و برای بهینه سازی انتخاب پارامترهای راه رفتن مبتنی بر مدل استفاده شده بود. در این مقاله، یک مدل VPM معرفی شده است که می تواند در هر الگوی راه رفتن برای شناسایی راه رفتن کاربرد داشته باشد.

۲- روش پیشنهادی

روند کلی روش پیشنهادی در شکل (۱) نشان داده شده است. این روش شامل دو مرحله آموزش و آزمون است. در مرحله آموزش ابتدا انرژی تصویر راه رفتن (GEI) افراد در زاویه های مختلف محاسبه می شود. سپس برای هر یک از این زوایا یک GEI که میانگین تمام GEI های موجود در آن زاویه می باشد محاسبه می شود. سپس مرز بیرونی قسمت تحتانی این GEI ها را به دست آورده و مختصات k تا از پیکسل های مرزی قسمت تحتانی GEI که بیشترین تغییر افتراقی را در زاویه های مختلف



شکل (۱): روند کلی روش پیشنهادی



شکل (۲): مرز بیرونی (کانتور) انرژی تصویر راه رفتن در ۱۱ زاویه مختلف. همان طور که می بینید تفاوت های آشکاری در قسمت تحتانی در ۱۱ زاویه ایجاد می شود.

سپس K تعداد از این پیکسل‌ها که بیشترین مقدار را دارند به‌عنوان پیکسل‌هایی که موقعیتشان بیشترین تغییر افتراقی را در زاویه‌های مختلف دارد شناسایی و حفظ می‌شوند.

۶. برای هر نمونه پروب موقعیت این K پیکسل محاسبه می‌شود و با مقایسه موقعیت هر یک از این K پیکسل با پیکسل‌های متناظرش در قسمت قبل، زاویه موردنظر برای این پیکسل تخمین زده می‌شود. درنهایت با استفاده از رأی اکثریت از بین این K نتیجه، نتیجه نهایی برای زاویه پروب تخمین زده می‌شود.

پس از شناسایی مسیر راه رفتن، شناسایی کاربر انجام می‌شود. شناسایی کاربر می‌تواند با تطبیق GEI آزمون و GEI های مربوط به همان مسیر راه رفتن در پایگاه داده انجام شود. تطبیق GEI های به‌دست‌آمده از مسیرهای راه رفتن متفاوت امکان پذیر نیست زیرا با تغییر در مسیر راه رفتن ویژگی‌ها تغییر می‌کنند.

۲-۲- شناسایی سوژه

همان‌طور که در شکل (۴) نشان داده شده است در قسمت شناسایی سوژه پایگاه داده به دو مجموعه جداگانه تحت عنوان مجموعه تنظیم و مجموعه ارزیابی تقسیم می‌شود که در آن مجموعه تنظیم برای فرموله کردن بخش‌هایی که به عملکرد مطلوب GA کمک می‌کنند ساماندهی شده است. با استفاده از الگوریتم ژنتیک بخش‌ها و قسمت‌هایی از GEI حذف شده و قسمت‌های باقیمانده برای آزمایش نهایی سیستم استخراج می‌شوند. سپس تجزیه و تحلیل داده‌ها و کاهش ابعاد توسط تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی (PCA) و LDA انجام می‌شود. در پایان امتیاز تطبیق برای شناسایی کاربر محاسبه می‌شود.

۲-۲-۱- استخراج الگوی راه رفتن

همه الگوهای راه رفتن با روشی تقریباً مشابه به روش زیر تولید می‌شوند.

(۱) حذف زمینه و استخراج شبح

(۲) نرمالیزه کردن و ایجاد قالب تصویر

(۳) تشخیص دوره راه رفتن

(۴) ایجاد قالب موردنظر (GEI). در معادله زیر n تعداد

شبح‌های یک سوژه در طی یک دوره می‌باشد. هر شبح t به شکل I(t) نشان داده شده است.

$$G(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n I_t(x, y) \quad (5)$$

برای مقاوم کردن روش پیشنهادی به تغییرات ظاهری، قسمتی از GEI از طریق الگوریتم ژنتیک حذف می‌شود. چراکه حمل کیف یا تغییر لباس قسمت کوچکی از GEI را تحت تأثیر قرار می‌دهد و ظاهر کل GEI را تغییر نمی‌دهد. این بخش کوچک تغییر یافته معمولاً باعث تضعیف نتیجه شناسایی می‌شود پس با پوشاندن این بخش، اثر تغییرات ظاهری از بین می‌رود.

سپس با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و (LDA) ابعاد ویژگی‌های GEI کاهش یافته و به ویژگی‌هایی با حداکثر افتراق نگاشت داده می‌شوند و درنهایت هویت سوژه با مقایسه با GEI های گالری تخمین زده می‌شود.

۲-۱- شناسایی زاویه و جهت راه رفتن

شناسایی زاویه و جهت راه رفتن شامل مراحل زیر است:

۱. اولین مرحله، استخراج الگوی انرژی تصویر راه رفتن (GEI) از تمامی افراد پایگاه داده است. در یک دنباله راه رفتن انرژی تصویر راه رفتن به‌صورت زیر تعریف می‌شود [۳].

$$G(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n I_t(x, y) \quad (2)$$

که در آن n تعداد فریم‌های شبح در یک دوره کامل راه رفتن می‌باشد. t شماره فریم و x و y مختصات دوبعدی تصویر می‌باشد.

۲. سپس از GEI های مربوط به هر زاویه میانگین گرفته می‌شود. در نتیجه ۱۱ GEI برای ۱۱ زاویه مختلف ساخته می‌شود.

۳. مرز بیرونی (Contour) این یازده GEI محاسبه می‌شود.

۴. قسمت تحتانی (ناحیه پا) مرحله قبل محاسبه و سپس موقعیت پیکسل‌های این ناحیه به‌عنوان ویژگی در نظر گرفته می‌شود.

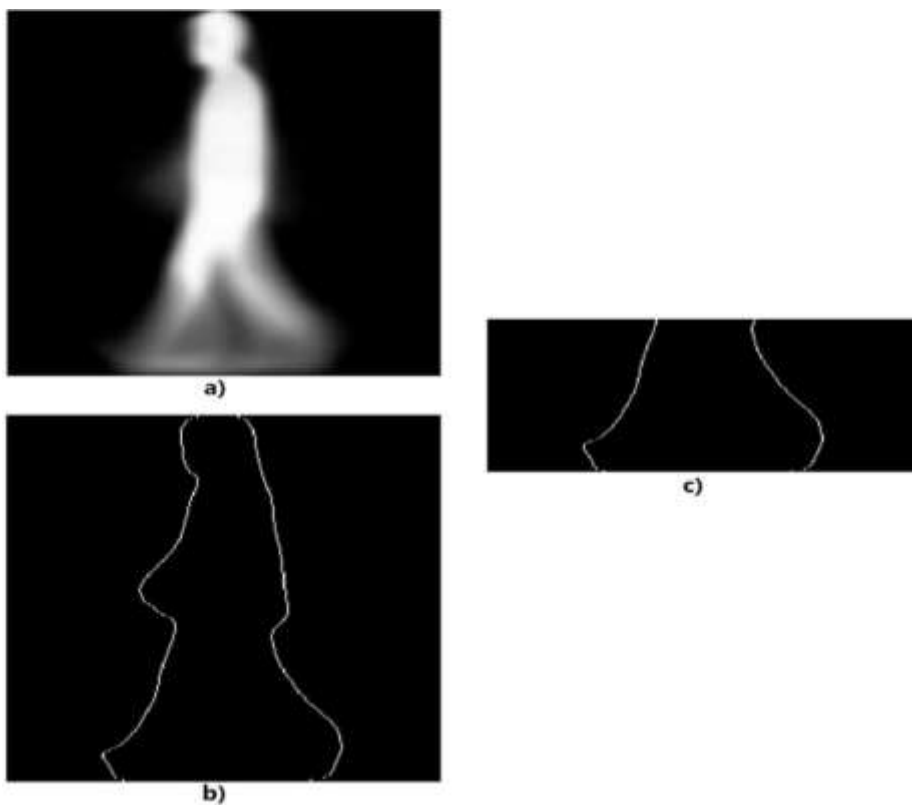
۵. K تعداد از این پیکسل‌ها که موقعیتشان بیشترین تغییر افتراقی را در زاویه‌های مختلف دارد حفظ می‌شوند. برای این منظور فاصله هر پیکسل با پیکسل متناظرش در زوایای دیگر محاسبه می‌شود و مجموع این فواصل به‌عنوان میزان افتراق آن پیکسل در نظر گرفته می‌شود:

$$F = \sum_{i=1}^{11} \sum_{j=i+1}^{11} d(i, j) \quad (3)$$

$$d(i, j) = (i - j)^2 \quad (4)$$

^۱ روش Principal Component Analysis روشی برای کاهش ابعاد داده‌ها است.

^۲ روش Linear Discriminant Analysis روشی برای تحلیل افتراقی داده‌ها است.



شکل (۳): (a) میانگین GEIها در زاویه ۹۰ درجه

(b) مرز بیرونی (کانتور) قسمت (a)

(c) قسمت تحتانی قسمت (b)



شکل (۴): روند کلی مرحله شناسایی سوژه



شکل (۵): GEI استخراج شده از یک دوره راه رفتن [۳]

همان طور که گفته شد فرآیند انتخاب مستطیل جدید از طریق GA و به شکل خودکار انجام می‌شود تا مرز بهینه این مستطیل در الگوی راه رفتن پیدا شود. پس قرار است ناحیه‌ای از الگوی راه رفتن که تحت تأثیر حمل کیف یا تغییر لباس دستخوش تغییر شده است شناسایی و حذف شود؛ بنابراین پارامترهایی که باید بهینه شوند مرزهای این ناحیه‌اند. متغیرهای نشان داده شده در شکل (۶) (L_i) متغیرهایی هستند که مرز ناحیه مذکور را تعیین می‌کنند و هر کدام با ۸ بیت نشان داده می‌شوند. L_t مرز بالایی، L_b مرز پایینی، L_r مرز سمت راست و L_l مرز سمت چپ این ناحیه در نظر گرفته شده است. اگر d معادل اعشاری ۸ بیتی باشد که برای نمایش متغیرها استفاده می‌شود، مقدار آن را می‌توان به صورت زیر رمزگشایی کرد.

که در آن max_i و min_i حداقل و حداکثر مقادیر ممکن برای متغیر L_i هستند. اندازه کلی کروموزوم ۱۶ بیت می‌شود. مجموعه‌ای از افراد با تغییرات گوناگون به عنوان مجموعه آموزش برای تعیین خطوط مرزی ناحیه تغییر یافته استفاده می‌شود. برای در نظر گرفتن تغییرات سه حالت کلی در نظر گرفته شده است:

۱. راه رفتن طبیعی.
۲. حمل کیف.
۳. تغییر لباس.

در دو حالت حمل کیف و تغییر لباس نیاز است به شکل جداگانه قسمت‌های تغییر یافته شناسایی و حذف شوند.

همان طور که قبل تر گفته شد تابع ارزیابی^۳ این الگوریتم، میزان تفاوت پیکسل‌های ناحیه مذکور با ناحیه متناظرش در میانگین GEI ها در حالت راه رفتن طبیعی، نسبت به مساحت آن ناحیه است. از نوع انتخاب نخبه‌گرا در انتشار نسل برای اجرای GA استفاده می‌شود [۳۹]. به این معنا که کروموزوم مربوط به بهترین نتیجه نسل Tn در نسل بعدی Tn + 1 تکثیر می‌شود. GA از ادغام^۴ یکنواخت با احتمال ۰/۶۵ پیروی می‌کند، احتمال جهش^۵ تک بیتی ۰/۰۵ است و ۲۰ کروموزوم در هر نسل ایجاد می‌شود.

۲-۲-۳- پس پردازش

مشابه آنچه در [۳۸] شرح داده شده، از PCA برای کاهش ابعاد هر GEI استفاده می‌شود. اجزای اصلی PCA با بالاترین واریانس انتخاب می‌شود سپس مؤلفه‌ها به این اجزای جدید نگاشت داده می‌شوند. پس از آن LDA بر روی همه GEI ها اعمال می‌شود و یک ماتریس انتقال بر روی یک زیرفضا شناسایی و معرفی شده و با استفاده از معیار فیشر، نسبت پراکندگی درون کلاس‌ها به بین کلاس‌ها به حداکثر می‌رسد.

۲-۲-۲- حذف قسمت تغییر یافته با استفاده از GA^۱

فرآیند انتخاب مرز قسمت تغییر یافته از طریق الگوریتم ژنتیک و به شکل خودکار انجام می‌شود تا مرز قسمت تغییر یافته در الگوی راه رفتن به شکل بهینه تخمین زده و حذف شود. پس قرار است قسمتی از الگوی راه رفتن که به دلیل حمل کیف یا تغییرات پوشش تغییر کرده حذف شود. پارامترهایی که برای این منظور باید بهینه شوند مختصات چهار نقطه‌ای است که چهار گوشه این مستطیل قرار دارد. همان‌طور که در شکل (۶) نشان داده شده است این فرآیند برای تولید یک الگوی ماسک کردن برای هر زاویه استفاده می‌شود. ساختار کروموزوم برای بهینه‌سازی ژنتیکی به شکل زیر پیشنهاد شده است.

$$[L_t, L_b, L_r, L_l] \quad (6)$$

$$L_i = min_i + (max_i - min_i) \times \frac{d_i}{255} \quad (7)$$

در روش پیشنهادی قسمتی از GEI از طریق الگوریتم ژنتیک حذف می‌شود. چراکه حمل کیف یا تغییر لباس قسمت کوچکی از GEI را تحت تأثیر قرار می‌دهد و GEI را به شکل عمومی و کلی دستخوش تغییر نمی‌کند. همین بخش کوچک تغییر یافته است که معمولاً باعث تضعیف نتایج می‌شود پس با پوشاندن این بخش، اثر تغییرات ظاهری از بین می‌رود.

برای تخمین بهینه مختصات مستطیل به روش زیر عمل می‌شود.

(۱) تولید جمعیت اولیه^۲ به گونه‌ای که ابعاد مستطیل ناشی از هر عضو آن از یک مقدار خاص کمتر نباشد.

(۲) تخمین این مستطیل‌ها و محاسبه میزان تفاوت با میانگین GEI ها در همان مستطیل به نسبت مساحت مستطیل.

(۳) تولید جمعیت جدید با استفاده از الگوریتم ژنتیک به گونه‌ای که میزان تفاوت آن با میانگین GEI ها در همان مستطیل‌ها به نسبت مساحت مستطیل، کمترین مقدار باشد.

(۴) تخمین مستطیل‌های جدید ناشی از اعضای جدید و میزان تفاوت با میانگین GEI ها به نسبت مساحت مستطیل.

(۵) بازگشت به محله ۳.

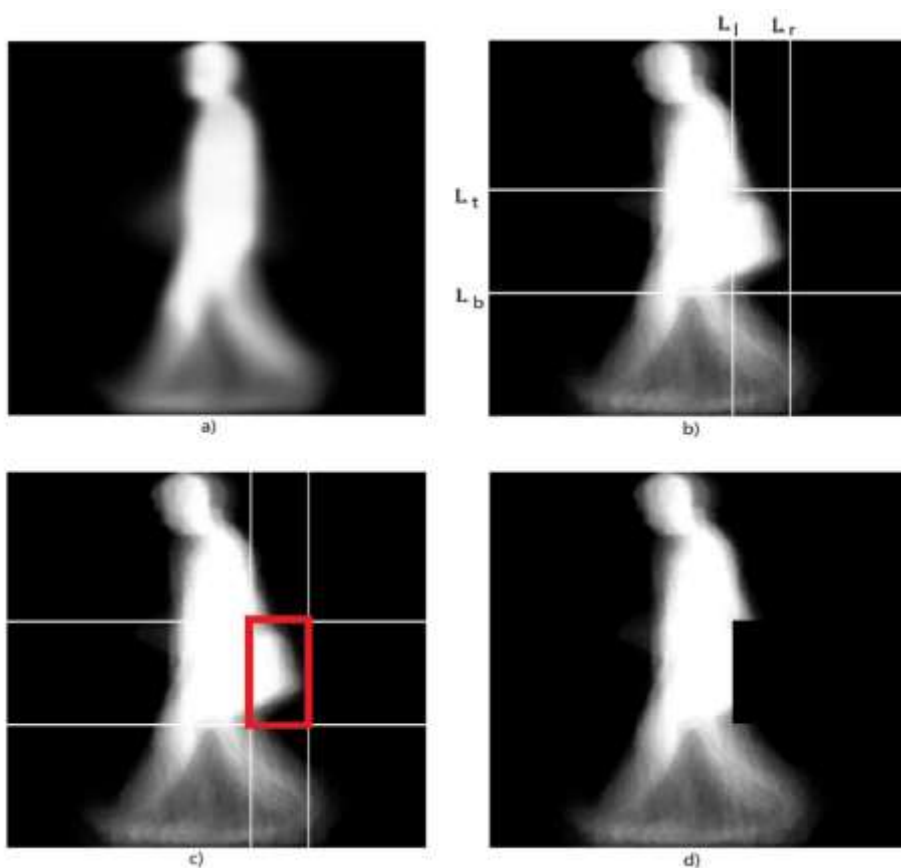
³ Fitness Function

⁴ Crossover

⁵ Mutation

^۱ روش (Genetic Algorithm) روشی برای بهینه‌سازی هوشمند است که الگوریتمی تکاملی دارد.

² Initial Population



شکل (۶): (a) میانگین GEIها در حالت عادی

(b) شناسایی مختصات ۴ خط که مرز قسمت تغییر یافته حالت حمل کیف در مقایسه با قسمت (a) است

(c) شناسایی قسمت تغییر یافته. (d) حذف قسمت تغییر یافته

پیکسل‌های مرز بیرونی ناحیه پا می‌باشد در نمودار نشان داده شده است. همان‌طور که در نمودار (۱) نشان داده شده است، اگر $k=30$ باشد، میزان تشخیص بیشترین مقدار را خواهد داشت.

در جدول (۱) روش پیشنهادی برای شناسایی جهت راه رفتن با روش‌های موجود در [۳۴، ۴۱، ۳۲، ۳۸، ۴۲] مقایسه شده است. در روش پیشنهادی، مشابه اکثر روش‌های مذکور توالی‌های مورد استفاده در مرحله آموزش چهار توالی اول حالت عادی بودند و بقیه توالی‌ها، شامل توالی‌های حالت عادی، تغییر پوشش و حمل کیف به‌عنوان نمونه آزمون استفاده شده است.

همان‌طور که گفته شد، جدول (۱) نتایج شناسایی زاویه و جهت راه رفتن را نشان می‌دهد. در این جدول، روش‌ها در سطرها قرار دارند. هر روش دارای چهار سطر فرعی است، سطرها اول، دوم، سوم و چهارم به ترتیب با حالت عادی، حمل کیف تغییر لباس و میانگین نام گذاری شده است. ستون‌های این جدول زوایای جهت‌های راه رفتن هستند که در ۱۱ زاویه مختلف (با فاصله ۱۸ درجه) در نظر گرفته شده‌اند. با بررسی میانگین‌ها می‌توان نتیجه گرفت که روش پیشنهادی موفقیت آمیزتر از سایر

۳- نتایج

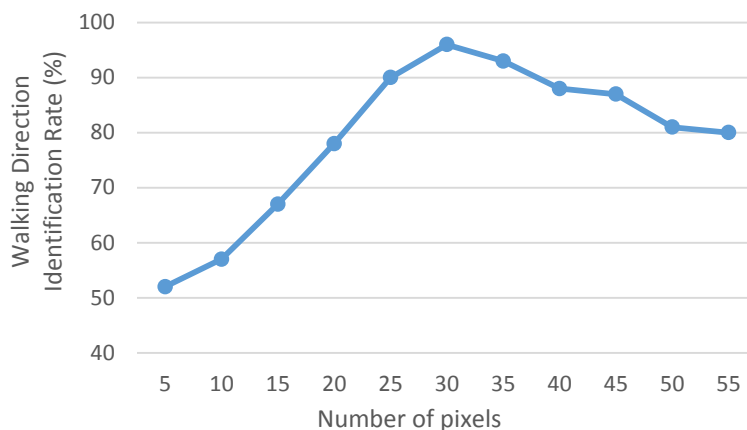
مجموعه داده CASIA B شامل ویدئوهایی از ۱۲۴ نفر (۳۱ زن و ۹۳ مرد) است که توسط دوربین‌های USB-11 و از زاویه در محدوده (۰، ۱۸۰) درجه، با درک تفاوت‌های ۱۸ درجه بین دو دیدگاه مجاور گرفته شده است بطوریکه ۱۰ ویدئو برای هر زاویه وجود دارد: ۶ توالی برای راه رفتن عادی، یعنی بدون پوشیدن کت یا حمل کیف، ۲ توالی پوشیدن کت، و ۲ توالی حمل یک کوله‌پشتی و یا یک کیف دستی که در مجموع ۱۳۶۴۰ نمونه می‌شود [۴۰]. در این مقاله ۶ توالی عادی به دو مجموعه تقسیم و مجموعه اول که شامل چهار نمونه است برای آموزش استفاده شده است. ۲۴ نفر به‌طور تصادفی از مجموعه داده‌های CASIA-B انتخاب شده‌اند تا در آموزش و تنظیم شرکت کنند. این افراد برای مرحله ارزیابی از گالری حذف شده‌اند.

۳-۱- نتایج شناسایی جهت راه رفتن

مشابه آنچه در [۳۸] انجام شده ناحیه پا ۳۳ درصد از کل GEI را شامل می‌شود. نتایج آزمایش‌ها برای k که همان تعداد

سادگی و قابل فهم بودن به عنوان مزیت در نظر گرفته می‌شود. از این رو یکی دیگر از مزایای این روش نسبت به سایر روش‌ها، سادگی و سرعت محاسباتی آن است که آن را برای افراد عادی قابل درک می‌کند.

روش‌ها است. همان‌طور که گفته شد، این ویژگی از ناحیه پا استخراج می‌شود؛ بنابراین این روش نسبت به تغییرات حمل کیف و تغییر پوشش مقاوم است زیرا این تغییرات تأثیر زیادی در ناحیه پا ندارند. در صورت قابل قبول بودن نتایج، برای هر روش



شکل (۷): نمودار درصد شناسایی زاویه به ازای تعداد پیکسل در نظر گرفته شده در قسمت تحتانی کانتور GEI

جدول (۱): نتایج شناسایی زاویه و جهت راه رفتن

| زاویه | ۰ | ۱۸ | ۳۶ | ۵۴ | ۷۲ | ۹۰ | ۱۰۸ | ۱۲۶ | ۱۴۴ | ۱۶۲ | ۱۸۰ |
|------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| Choudhury et al. [34] | | | | | | | | | | | |
| حالت عادی | ۸۳ | ۹۴ | ۸۸ | ۹۲ | ۸۱ | ۸۹ | ۷۹ | ۹۰ | ۸۳ | ۸۹ | ۸۲ |
| حمل کیف | ۷۹ | ۷۸ | ۸۰ | ۸۹ | ۷۸ | ۷۲ | ۷۰ | ۸۵ | ۷۹ | ۸۴ | ۷۵ |
| تغییر لباس | ۸۰ | ۸۷ | ۸۵ | ۹۰ | ۸۰ | ۷۹ | ۷۵ | ۸۸ | ۸۱ | ۸۶ | ۸۰ |
| میانگین | ۸۰/۶ | ۸۶/۳ | ۸۴/۳ | ۹۰/۳ | ۷۹/۶ | ۸۰/۰ | ۷۴/۶ | ۸۷/۶ | ۸۱/۰ | ۸۶/۳ | ۷۹/۰ |
| Guan et al. [41] | | | | | | | | | | | |
| حالت عادی | ۸۹ | ۹۸ | ۸۹ | ۹۸ | ۹۰ | ۸۶ | ۸۵ | ۹۳ | ۸۵ | ۸۸ | ۸۸ |
| حمل کیف | ۸۹ | ۹۲ | ۸۵ | ۹۵ | ۸۸ | ۷۳ | ۶۹ | ۸۹ | ۸۲ | ۸۵ | ۷۶ |
| تغییر لباس | ۷۹ | ۸۴ | ۷۹ | ۹۵ | ۸۹ | ۶۹ | ۶۴ | ۸۳ | ۷۳ | ۸۸ | ۸۶ |
| میانگین | ۸۵/۶ | ۹۱/۳ | ۸۴/۳ | ۹۶/۰ | ۸۹/۰ | ۷۶/۰ | ۷۲/۶ | ۸۸/۳ | ۸۰/۰ | ۸۷/۰ | ۸۳/۳ |
| Verlekar et al. [32] | | | | | | | | | | | |
| حالت عادی | ۹۸ | ۹۹ | ۹۸ | ۹۹ | ۹۸ | ۹۷ | ۹۵ | ۹۸ | ۹۶ | ۹۷ | ۹۹ |
| حمل کیف | ۹۸ | ۹۹ | ۹۸ | ۹۸ | ۹۸ | ۹۷ | ۹۵ | ۹۹ | ۹۶ | ۹۹ | ۹۹ |
| تغییر لباس | ۹۶ | ۹۹ | ۹۸ | ۹۹ | ۹۹ | ۹۷ | ۹۴ | ۹۹ | ۹۶ | ۹۶ | ۹۷ |
| میانگین | ۹۷/۳ | ۹۹/۰ | ۹۸/۰ | ۹۸/۶ | ۹۸/۳ | ۹۷/۰ | ۹۴/۳ | ۹۸/۶ | ۹۶/۰ | ۹۷/۳ | ۹۸/۳ |
| Verlekar et al. [38] | | | | | | | | | | | |
| حالت عادی | ۹۹ | ۹۹ | ۹۷ | ۹۸ | ۹۹ | ۹۴ | ۹۸ | ۹۹ | ۹۶ | ۹۷ | ۹۹ |
| حمل کیف | ۹۷ | ۹۶ | ۹۲ | ۹۳ | ۹۸ | ۹۰ | ۹۶ | ۹۸ | ۹۳ | ۹۳ | ۹۸ |
| تغییر لباس | ۹۸ | ۹۷ | ۹۶ | ۹۸ | ۹۷ | ۹۲ | ۹۸ | ۹۸ | ۹۴ | ۹۴ | ۹۹ |
| میانگین | ۹۸/۰ | ۹۷/۳ | ۹۵/۰ | ۹۶/۳ | ۹۸/۰ | ۹۲/۰ | ۹۷/۳ | ۹۸/۳ | ۹۴/۶ | ۹۴/۶ | ۹۸/۶ |
| Zhaopeng et al. [42] | | | | | | | | | | | |
| حالت عادی | ۸۳ | ۸۹ | ۸۷ | ۹۱ | ۸۹ | ۸۹ | ۹۳ | ۸۵ | ۹۱ | ۹۱ | ۸۸ |
| حمل کیف | ۷۲ | ۷۸ | ۷۵ | ۷۸ | ۷۹ | ۷۸ | ۷۹ | ۸۰ | ۷۹ | ۸۰ | ۷۳ |
| تغییر لباس | ۶۱ | ۶۸ | ۶۵ | ۶۵ | ۶۷ | ۶۵ | ۶۶ | ۶۸ | ۶۶ | ۷۰ | ۶۵ |
| میانگین | ۷۲/۰ | ۷۸/۳ | ۷۵/۶ | ۷۸/۰ | ۷۸/۳ | ۷۷/۳ | ۷۹/۳ | ۷۷/۶ | ۷۸/۶ | ۸۰/۳ | ۷۵/۳ |
| روش پیشنهادی | | | | | | | | | | | |
| حالت عادی | ۹۹ | ۹۸ | ۹۸ | ۹۹ | ۹۸ | ۹۹ | ۹۸ | ۹۹ | ۹۸ | ۹۸ | ۹۹ |
| حمل کیف | ۹۸ | ۹۸ | ۹۷ | ۹۸ | ۹۸ | ۹۸ | ۹۸ | ۹۸ | ۹۷ | ۹۸ | ۹۸ |
| تغییر لباس | ۹۸ | ۹۸ | ۹۶ | ۹۸ | ۹۶ | ۹۷ | ۹۸ | ۹۸ | ۹۷ | ۹۸ | ۹۸ |
| میانگین | ۹۸/۳ | ۹۸/۰ | ۹۷/۰ | ۹۸/۳ | ۹۷/۳ | ۹۸/۰ | ۹۸/۳ | ۹۸/۳ | ۹۷/۳ | ۹۸/۰ | ۹۸/۶ |

۳-۲- نتایج شناسایی سوژه

این آزمایش‌ها در ابتدا در نمای جانبی، با زاویه ۹۰ درجه انجام شد تا روی تأثیر متغیرهای حمل کیف و تغییر لباس متمرکز شود. از GEI به عنوان الگوهای پایه استفاده شده است. الگوهای قبل و بعد از حذف قسمت تغییر یافته همان‌طور که در شکل (۶) نشان داده شده است ظاهر می‌شوند. عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با رویکردهای دیگر در جدول (۲) مقایسه شده است.

قسمت‌های حذف شده در روش پیشنهادی کوچک‌تر از روش‌های مشابه است از این رو اطلاعات مفید بیشتری را حفظ می‌کند لذا می‌تواند نتیجه بهتری در نرخ بازشناسی داشته باشد.

جدول (۲). نتایج شناسایی سوژه در نمای جانبی (زاویه ۹۰)

| روش | حالت عادی | حمل کیف | تغییر پوشش | میانگین |
|-----------------------|-----------|---------|------------|---------|
| Han and Bhanu [3] | ۹۹/۶ | ۵۷/۲ | ۲۳/۸ | ۶۰/۲ |
| Bashir et al. [10] | ۱۰۰ | ۷۸/۳ | ۴۴/۰ | ۷۴/۱ |
| Dupuis et al. [29] | ۹۸/۴ | ۷۵/۶ | ۹۱/۸ | ۸۸/۷ |
| Kusakunniran [43] | ۹۴/۵ | ۶۰/۹ | ۵۸/۵ | ۷۱/۳ |
| Arora et al. [44] | ۹۸/۰ | ۷۴/۵ | ۴۵/۰ | ۷۲/۵ |
| Yogarajah et al. [45] | ۹۷/۶ | ۸۹/۹ | ۶۳/۷ | ۸۲/۷ |
| Rida et al. [35] | ۹۸/۳ | ۷۵/۸ | ۹۱/۹ | ۸۸/۷ |
| Ebenezer et al. [48] | ۹۸/۰ | ۹۵/۵ | ۹۳/۰ | ۹۵/۵ |
| alvarez et al. [49] | ۹۸/۰ | ۸۵/۲ | ۸۶/۷ | ۵۲/۶ |
| Xin et al. [46] | ۹۹/۰ | ۹۰/۰ | ۸۶/۰ | ۹۲/۰ |
| ait et al. [47] | ۹۸/۰ | ۹۲/۰ | ۸۷/۰ | ۹۲/۰ |
| روش پیشنهادی | ۹۸/۴ | ۹۵/۲ | ۹۴/۴ | ۹۶/۰ |

از نتایج گزارش شده در جدول (۲) مشهود است که شرایط تغییر لباس چالش برانگیزترین تغییر است. شرایط تغییر لباس

جدول (۳): نتایج شناسایی سوژه در حالتی که زاویه و جهت راه رفتن هم نامشخص است

| زاویه | ۰ | ۱۸ | ۳۶ | ۵۴ | ۷۲ | ۹۰ | ۱۰۸ | ۱۲۶ | ۱۴۴ | ۱۶۲ | ۱۸۰ |
|------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| Dupuis et al. [29] | | | | | | | | | | | |
| حالت عادی | ۹۷/۱ | ۹۹/۶ | ۹۷/۱ | ۹۶/۳ | ۹۸/۷ | ۹۸/۴ | ۹۷/۱ | ۹۷/۱ | ۹۷/۱ | ۹۲/۹ | ۹۶/۰ |
| حمل کیف | ۷۳/۱ | ۷۴/۰ | ۷۴/۷ | ۷۶/۳ | ۸۷/۴ | ۷۵/۸ | ۷۶/۲ | ۷۶/۷ | ۷۳/۴ | ۷۳/۱ | ۷۴/۵ |
| تغییر لباس | ۸۱/۶ | ۸۷/۳ | ۸۶/۲ | ۸۴/۳ | ۸۹/۹ | ۹۱/۸ | ۸۹/۵ | ۸۵/۰ | ۷۲/۲ | ۷۸/۴ | ۸۲/۷ |
| میانگین | ۸۳/۹ | ۸۷/۰ | ۸۶/۰ | ۸۵/۶ | ۸۹/۰ | ۸۸/۷ | ۸۷/۶ | ۸۶/۴ | ۸۰/۹ | ۸۱/۵ | ۸۴/۴ |
| Choudhury et al. [34] | | | | | | | | | | | |
| حالت عادی | ۱۰۰ | ۹۹/۰ | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۹۹/۰ | ۹۹/۰ | ۹۹/۰ | ۱۰۰ | ۹۹/۰ |
| حمل کیف | ۹۳/۰ | ۸۹/۰ | ۸۹/۰ | ۹۰/۰ | ۷۷/۰ | ۸۰/۰ | ۸۲/۰ | ۸۴/۰ | ۹۲/۰ | ۹۳/۰ | ۸۹/۰ |
| تغییر لباس | ۶۷/۰ | ۵۶/۰ | ۸۰/۰ | ۷۱/۰ | ۷۵/۰ | ۷۷/۰ | ۷۵/۰ | ۶۵/۰ | ۶۴/۰ | ۶۴/۰ | ۶۶/۰ |
| میانگین | ۸۶/۶ | ۸۱/۳ | ۸۹/۶ | ۸۶/۶ | ۸۴/۰ | ۸۵/۶ | ۸۵/۳ | ۸۲/۶ | ۸۵/۳ | ۸۵/۶ | ۸۴/۶ |
| Rida et al. [35] | | | | | | | | | | | |
| حالت عادی | ۹۷/۹ | ۹۸/۷ | ۹۶/۳ | ۹۶/۷ | ۹۸/۳ | ۹۷/۹ | ۹۷/۱ | ۹۵/۵ | ۹۶/۷ | ۹۷/۹ | ۹۷/۵ |
| حمل کیف | ۷۲/۷ | ۷۲/۵ | ۷۵/۸ | ۷۶/۴ | ۷۵/۸ | ۷۳/۶ | ۷۴/۶ | ۷۶/۹ | ۷۶/۱ | ۷۵/۱ | ۷۶/۱ |
| تغییر لباس | ۸۰/۴ | ۸۳/۴ | ۸۵/۰ | ۸۷/۸ | ۹۱/۵ | ۹۱/۰ | ۸۷/۹ | ۸۶/۳ | ۸۷/۴ | ۸۴/۹ | ۸۳/۰ |
| میانگین | ۸۳/۷ | ۸۴/۹ | ۸۵/۷ | ۸۷/۰ | ۸۸/۵ | ۸۷/۵ | ۸۶/۵ | ۸۶/۲ | ۸۶/۷ | ۸۵/۹ | ۸۵/۵ |

باعث تغییر بیشتر در شیخ دودویی افراد می‌شود. از آنجاکه روش‌های مبتنی بر الگو به تغییرات مکانی - زمانی شیخ‌ها در هنگام راه رفتن متکی‌اند لذا این تغییرات بر عملکرد شناسایی تأثیر منفی می‌گذارند. هنگامی که این ناحیه پوشانده شود، عملکرد کارآمدتری حاصل می‌شود. محدودیت‌هایی که توسط شرایط حمل کیف تحمیل می‌شود، دقت شناسایی را تحت تأثیر قرار می‌دهد. با این توصیفات، GEI مجهز به روش پیشنهادی از روش‌های موجود بهتر عمل می‌کند.

روش پیشنهادی با استفاده از مجموعه آموزش و تنظیم، برای هر زاویه یک الگوی پوششی ایجاد می‌کند. مجموعه تنظیم نیز برای آموزش تشخیص زاویه استفاده می‌شود. مجموعه ارزیابی به مجموعه‌های گالری و پروب تفکیک می‌شود. پس از آن، ۱۱ طبقه بندی کننده LDA (با توجه به هر زاویه) با استفاده از مجموعه گالری آموزش داده می‌شود. زاویه هر نمونه از مجموعه پروب تخمین زده می‌شود. سپس نمونه به طبقه بندی کننده خاص آن زاویه برای پیش‌بینی هویت منتقل می‌شود. توجه داشته باشید که هر مجموعه زاویه نیز دارای تغییر PCA-LDA است. PCA قرار است واریانس داده‌ها را حفظ کند. این عمل به حفظ تعداد گسترده‌ای از بردارهای ویژه برای هر زاویه منجر می‌شود.

جدول (۳) درصد بازشناسی روش‌های پیشرفته را در حالتی که در برابر زاویه مقاوم است گزارش می‌کند. کلیه اعداد این جدول بدون اطلاع قبلی از زاویه دید واقعی به دست آمده است. عملکرد کلی روش‌ها با در نظر گرفتن تمام زوایا در جدول (۴) ارائه شده است.

ادامه جدول (۳): نتایج شناسایی سوژه در حالتی که زاویه و جهت راه رفتن هم نامشخص است

| Ebenezer et al. [48] | | | | | | | | | | | |
|----------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------------|
| ۹۸/۹ | ۹۳/۸ | ۹۴/۰ | ۹۷/۵ | ۹۵/۰ | ۹۶/۰ | ۹۷/۵ | ۹۷/۰ | ۹۹/۰ | ۹۸/۹ | ۹۸/۵ | حالت عادی |
| ۹۴/۴ | ۹۱/۳ | ۹۲/۵ | ۹۴/۰ | ۹۳/۵ | ۹۳/۵ | ۹۷/۵ | ۹۶/۰ | ۹۶/۵ | ۹۸/۴ | ۹۵/۰ | حمل کیف |
| ۹۳/۹ | ۹۱/۲ | ۹۲/۰ | ۹۴/۵ | ۸۹/۵ | ۹۰/۵ | ۸۸/۰ | ۹۴/۰ | ۹۷/۵ | ۹۹/۴ | ۹۷/۰ | تغییر لباس |
| ۹۵/۷ | ۹۲/۱ | ۹۲/۸ | ۹۵/۳ | ۹۲/۶ | ۹۳/۳ | ۹۴/۳ | ۹۵/۶ | ۹۷/۶ | ۹۸/۹ | ۹۶/۸ | میانگین |
| روش پیشنهادی | | | | | | | | | | | |
| ۹۷/۹ | ۹۵/۴ | ۹۵/۲ | ۹۷/۶ | ۹۵/۶ | ۹۷/۴ | ۹۸/۱ | ۹۷/۵ | ۹۹/۱ | ۹۹/۰ | ۹۸/۷ | حالت عادی |
| ۹۵/۵ | ۹۴/۶ | ۹۴/۳ | ۹۵/۱ | ۹۴/۷ | ۹۳/۳ | ۹۷/۶ | ۹۶/۶ | ۹۶/۹ | ۹۸/۶ | ۹۶/۲ | حمل کیف |
| ۹۳/۸ | ۹۲/۶ | ۹۲/۸ | ۹۴/۸ | ۹۳/۲ | ۹۱/۵ | ۹۲/۱ | ۹۵/۲ | ۹۷/۴ | ۹۹/۴ | ۹۷/۷ | تغییر لباس |
| ۹۵/۷ | ۹۲/۲ | ۹۴/۱ | ۹۵/۸ | ۹۴/۵ | ۹۴/۰ | ۹۵/۹ | ۹۶/۴ | ۹۷/۸ | ۹۹/۰ | ۹۷/۵ | میانگین |

با حمل کیف و تغییر پوشش بیشترین تغییرات را دارند شناسایی و پوشانده شوند؛ زیرا تغییرات در ظاهر محدود به قسمت‌های کوچکی است که می‌توان با پوشاندن این قسمت‌ها تأثیر تغییرات ظاهر را از بین برد. سپس، تجزیه و تحلیل داده‌ها و کاهش ابعاد توسط تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و LDA انجام می‌شود. نتایج ارزیابی‌های صورت گرفته با استفاده از داده‌های پایگاه داده CASIA Gait Dataset B بیانگر اثربخشی و کارایی مناسب این روش در مقایسه با سایر روش‌ها است.

از جمله ویژگی‌های منحصربه‌فرد و نوآورانه طرح پیشنهادی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد: روش پیشنهادی به‌طور همزمان به هر دو چالش جدی در حوزه شناسایی راه رفتن توجه دارد. روش استفاده‌شده برای شناسایی مسیر راه رفتن، نسبت به سایر روش‌ها بسیار ساده و قابل فهم است به‌گونه‌ای که پس از یک بار آموزش، زمان و محاسبات اندکی برای شناسایی مسیر راه رفتن نیاز است. در روش پیشنهادی، مقاوم‌سازی شناسایی راه رفتن نسبت به تغییرات ظاهری به‌گونه‌ای صورت گرفته که اطلاعات مفید بیشتری حفظ می‌شود. از این‌رو نتایج شناسایی بهبود یافته است. از طرفی در روش پیشنهادی، یکی از کارآمدترین و ساده‌ترین نمایش‌های راه رفتن یعنی انرژی تصویر راه رفتن به کار گرفته شده است. از آنجایی که این نمایش، نمایشی دوبعدی است لذا از نظر زمانی و محاسباتی بسیار به‌صرفه است.

در کارهای آینده با توجه به ابزارهای پیچیده طبقه‌بندی، می‌توان شناسایی سوژه را بهبود داد. علاوه بر این، با تغییرات جزئی در الگوریتم ژنتیک یا استفاده از الگوریتم‌های هوشمند دیگر ممکن است بتوان به نتایج بهتری رسید.

۵- مراجع

- [1] M. S. Nixon, T. Tan, and R. Chellappa, "Human Identification Based on Gait," Springer US, 2006.
- [2] D. Gafurov, "A survey of biometric gait recognition: approaches, security and challenges," Annual Norwegian Computer Science Conference, 2007.

همان‌طور که در جدول (۴) می‌بینیم روش پیشنهادی نتایج بهتری نسبت به سایر روش‌ها دارد. این بهبود مخصوصاً در حالتی که تغییر ظاهری در سوژه ایجاد می‌شود (در حالت حمل کیف و تغییر پوشش) محسوس‌تر است که نشان می‌دهد روش پیشنهادی در هر دو فاز شناسایی مسیر راه رفتن و شناسایی سوژه موفق عمل می‌کند. به‌عنوان مثال روش [۳۶ و ۳۸] اگرچه در حالت عادی نتیجه بهتری دارند اما در حالت حمل کیف و تغییر پوشش روش پیشنهادی بسیار بهتر عمل می‌کند و سوژه را به‌ترتیب در ۹۵/۷ و ۹۴/۶ درصد موارد، شناسایی می‌کند لذا نهایتاً میانگین بسیار خوب ۹۵/۹ درصد را ارائه داده است.

جدول (۴): مقایسه میانگین شناسایی سوژه

| روش | حالت عادی | حمل کیف | تغییر پوشش | میانگین |
|------------------------|-----------|---------|------------|---------|
| GEI with PGR [29] | ۹۷/۱ | ۷۵/۶ | ۸۴/۴ | ۸۵/۵ |
| GEI with GLM [35] | ۹۷/۳ | ۷۵/۰ | ۸۶/۲ | ۸۶/۲ |
| multiscale method [36] | ۹۹/۰ | ۸۷/۰ | ۶۹/۰ | ۸۵/۰ |
| GEI decomposition [38] | ۹۹/۰ | ۸۶/۰ | ۸۶/۰ | ۹۰/۳ |
| Whole GEI [48] | ۹۸/۱ | ۸۱/۷ | ۳۲/۶ | ۷۰/۸ |
| GEI with GTS [48] | ۹۶/۹ | ۹۴/۷ | ۹۳/۴ | ۹۵/۰ |
| GAITNET-pre [50] | ۹۳/۹ | ۸۲/۶ | ۶۳/۲ | ۷۹/۹ |
| gaitset [51] | ۹۵/۰ | ۸۷/۲ | ۷۰/۴ | ۸۴/۲ |
| Condition Aware[52] | ۹۴/۸ | ۸۸/۸ | ۸۱/۸ | ۸۸/۴ |
| GAITNET [53] | ۹۲/۳ | ۸۸/۹ | ۶۲/۳ | ۸۱/۱ |
| روش پیشنهادی | ۹۷/۴ | ۹۵/۷ | ۹۴/۶ | ۹۵/۹ |

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله روش جدیدی برای شناسایی هویت با استفاده از راه رفتن ارائه شده است. این روش در برابر ۱. تغییرات جهت راه رفتن و ۲. تغییرات ظاهری مقاوم است. برای مقاومت در برابر جهت راه رفتن از موقعیت تعدادی از پیکسل‌های مرز بیرونی منطقه پای انرژی تصویر راه رفتن (GEI) استفاده شده است. همچنین در این روش برای مقاومت در برابر تغییرات ظاهری، از الگوریتم ژنتیک در دو حالت حمل کیف و تغییر پوشش استفاده شده است. این استفاده به‌گونه‌ای است که بخش‌هایی از GEI که

- Information Forensics Security, vol. 14, no. 1, pp. 102–113, Jan. 2019.
- [16] B. Hu, Y. Guan, Y. Gao, Y. Long, N. Lane, and T. Ploetz, “Robust cross-view gait recognition with evidence: A discriminant gait GAN (DiGGAN) approach,” 2018, arXiv: 1811.10493. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1811.10493>
- [17] Y. Huang et al., “Attention-based network for cross-view gait recognition,” in International Conference Neural Information Process. Cham, Switzerland: Springer, 2018.
- [18] S. Li, W. Liu, and H. Ma, “Attentive Spatial–Temporal summary networks for feature learning in irregular gait recognition,” IEEE Transactions Multimedia, vol. 21, no. 9, pp. 2361–2375, Sep. 2019.
- [19] X. Ben, C. Gong, P. Zhang, R. Yan, Q. Wu, and W. Meng, “Coupled bilinear discriminant projection for cross-view gait recognition,” IEEE Transactions Circuits System Video Technology, vol. 30, no. 3, pp. 734–747, Mar. 2020.
- [20] W. Zeng, and Z. Wang, “View-invariant gait recognition via deterministic learning,” Neurocomputing, vol. 175, pp. 324–335, 2016.
- [21] X. Huang, and N. V. Boulgouris, “Human gait recognition based on multiview gait sequences,” EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol. 1, pp. 1–8, 2008.
- [22] R. Cilla, M. A. Patricio, A. Berlanga, and J. M. Molina, “A probabilistic, discriminative and distributed system for the recognition of human actions from multiple views,” Neurocomputing, vol. 75, no. 1, pp. 78–87, 2012.
- [23] N. Liu, J. Lu, G. Yang, and Y. P. Tan, “Robust gait recognition via discriminative set matching,” Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 24, no. 4, pp. 439–447, 2013.
- [24] W. Kusakunniran, Q. Wu, J. Zhang, and H. Li, “Support vector regression for multi-view gait recognition based on local motion feature selection,” International Conference of IEEE in Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010
- [25] W. Kusakunniran, Q. Wu, J. Zhang, and H. Li, “Gait recognition under various viewing angles based on correlated motion regression,” IEEE transactions on circuits and systems for video technology, vol. 22, no. 6, pp. 966–980, 2012.
- [26] X. Zhao, Y. Jiang, T. Stathaki, and H. Zhang, “Gait recognition method for arbitrary straight walking paths using appearance conversion machine,” Neurocomputing, vol. 173, pp. 530, 540, 2015.
- [27] D. Muramatsu, Y. Makihara, and Y. Yagi, “View transformation model incorporating quality measures for cross-view gait recognition,” IEEE transactions on cybernetics, vol. 46, no. 7, pp. 1602–1615, 2016.
- [3] M. Ju, B. Bhanu, “Individual recognition using gait energy image,” IEEE Transactions Pattern Analysis Machine Intelligence (IEEE T PATTERN ANAL), vol. 28, no. 2, pp. 316–322, 2006.
- [4] I. Bouchrika, M. S. Nixon, “Model-based feature extraction for gait analysis and recognition,” International Conference on Computer Vision/Computer Graphics Collaboration Techniques and Applications. Springer, 2007.
- [5] M. Goffredo, I. Bouchrika, J. N. Carter, et al., “Performance analysis for gait in camera networks,” 1st ACM Workshop on Analysis and Retrieval of Events/Actions and Workflows in Video Streams, ser. AREA '08. New York, NY, USA: ACM, 2008.
- [6] R. Zhang, C. Vogler, and D. Metaxas, “Human gait recognition at sagittal plane,” Image and Vision Computing, vol. 25, no. 3, pp. 321 – 330, 2007.
- [7] C. Yam, M. S. Nixon, and J. N. Carter, “Automated person recognition by walking and running via model-based approaches,” Pattern Recognition, vol. 37, no. 5, pp. 1057–1072, 2004.
- [8] R. T. Collins, R. Gross, and J. Shi, “Silhouette-based human identification from body shape and gait,” 5th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2002
- [9] E. Zhang, Y. Zhao, and W. Xiong, “Active energy image plus 2dlpp for gait recognition,” Signal Processing, vol. 90, no. 7, pp. 2295–2302, 2010.
- [10] K. Bashir, X. Tao, G. Shaogang, “Gait recognition without subject cooperation,” Pattern Recognition Letter, vol. 31, no. 13, pp. 2052–2060, 2010.
- [11] Sh. Mukherjee, K. Chaudhary, et al, “Gait recognition using segmented motion flow energy image,” International Conference of IEEE in Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT), 2019.
- [12] S. Yu, R. Liao, W. An, H. Chen, E. B. G. Reyes, Y. Huang, and N. Poh, “GaitGanv2: Invariant gait feature extraction using generative adversarial networks,” Pattern Recognition (PATTERN RECOGN), vol. 87, pp. 179–189, 2019.
- [13] K. Zhang, W. Luo, L. Ma, W. Liu, and H. Li, “Learning joint gait representation via quintuplet loss minimization,” in Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 4700–4709, 2019.
- [14] Y. Zhang, Y. Huang, L. Wang, and S. Yu, “A comprehensive study on gait biometrics using a joint CNN-based method,” Pattern Recognition (PATTERN RECOGN), vol. 93, pp. 228–236, 2019.
- [15] Y. He, J. Zhang, H. Shan, and L. Wang, “Multi-task GANs for view-specific feature learning in gait recognition,” IEEE Transactions

- [41] Y. Guan, C. Li, Y. Hu, "An adaptive system for gait recognition in multiview environments," 14th ACM Multimedia and Security Workshop, Coventry, UK, 2012.
- [42] X. Zhaopeng, L. Wei, Zh. Qin, et al, "Gait recognition based on capsule network," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 59, pp. 159-167, 2019.
- [43] W. Kusakunniran, "Attribute-based learning for gait recognition using spatio-temporal interest points," *Image and Vision Computing*, vol. 32, no. 1, pp. 1117-1126, 2014.
- [44] P. Arora, M. Hanmandlu, and S. Srivastava, "Gait based authentication using gait information image features," *Pattern Recognition Letters*, vol. 68, pp. 336-342, 2015.
- [45] P. Yogarajah, P. Chaurasia, J. Condell, and G. Prasad, "Enhancing gait based person identification using joint sparsity model and -norm minimization," *Information Sciences*, vol. 308, pp. 3-22, 2015.
- [46] Ch. Xin, W. Jian, L. Wei, et al, "Multi-Gait Recognition Based on Attribute Discovery," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 40, no. 7, pp. 1697 - 1710, 2018.
- [47] O. L. Ait, B. Larbi, Kh. Emad, et al, "Human gait recognition using GEI-based local multi-scale feature descriptors," *Multimedia Tools Applications*, vol. 78, pp. 5715-5730, 2019.
- [48] I. Ebenezer, S. Elias, Rajagopalan and K. Easwarakumar "View-invariant gait recognition through genetic template segmentation," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 24, no. 8, pp. 1188-1192, 2017.
- [49] I. R. Alvarez, G. S. Alvarez, "Cross-View Gait Recognition Based on U-Net," *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2020.
- [50] Z. Zhang et al., "Gait recognition via disentangled representation learning," *IEEE/CVF Conference Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Jun. 2019, pp. 4710-4719.
- [51] H. Chao, Y. He, J. Zhang, and J. Feng, "Gaitset: Regarding gait as a set for cross-view gait recognition," *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 33, 2019, pp. 8126-8133.
- [52] H. Wu, J. Tian, Y. Fu, et al, "Condition-Aware Comparison Scheme for Gait Recognition," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 30, pp. 2734-2744, 2020.
- [53] Z. Zhang, L. Tran, F. Liu, and X. Liu, "On Learning Disentangled Representations for Gait Recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 1-1, 2020.
- [28] N. Liu, J. Lu, and Y. P. Tan, "Joint subspace learning for view-invariant gait recognition," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 18, no. 7, pp. 431-434, 2011.
- [29] Y. Dupuis, X. Savatier, and P. Vasseur, "Feature subset selection applied to model-free gait recognition," *Image and vision computing*, vol. 31, no. 8, pp. 580-591, 2013.
- [30] T. Connie, M. K. O. Goh, and A. B. J. Teoh, "A grassmannian approach to address view change problem in gait recognition," *IEEE transactions on cybernetics*, vol. 47, no. 6, pp. 1395 - 1408, 2016.
- [31] S. Jia, L. Wang, and X. Li, "View-invariant gait authentication based on silhouette contours analysis and view estimation," *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, vol. 2, no. 2, pp. 226-232, 2015.
- [32] T. Verlekar, P. Correia, L. Soares, "View-invariant gait recognition exploiting spatio-temporal information and a dissimilarity metric," *International Conference of IEEE in Biometrics Special Interest Group (BIOSIG)*, 2016.
- [33] J. Tang, J. Luo, T. Tjahjadi, and F. Guo, "Robust arbitrary-view gait recognition based on 3d partial similarity matching," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 26, no.1, pp. 7-22, 2017.
- [34] D. S. Choudhury, T. Tardi, "Robust view invariant multiscale gait recognition," *Pattern Recognition*, vol. 48, no. 3, pp. 798-811, 2015.
- [35] I. Rida, X. Jiang, and G. L. Marcialis, "Human body part selection by group lasso of motion for model-free gait recognition," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 23, no. 1, pp. 154-158, 2016.
- [36] T. Yeoh, S. Zapotecas-Martínez, Y. Akimoto, H. Aguirre, and K. Tanaka, "Genetic algorithm assisted by a svm for feature selection in gait classification," in *Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS)*, 2014 International Symposium on. IEEE, 2014.
- [37] F. Tafazzoli, G. Bebis, S. Louis, and M. Hussain, "Genetic feature selection for gait recognition," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 24, no. 1, pp. 013 036-013 036, 2015.
- [38] T. Verlekar, P. Correia, L. Soares, "View-invariant gait recognition system using a gait energy image decomposition method," *IET Biometrics*, vol. 6, no. 4, pp. 299-306, 2017.
- [39] S. Baluja, and R. Caruana, "Removing the genetics from the standard genetic algorithm," *International Conference in Machine Learning*, 1995.
- [40] S. Yu, D. Tan, and T. Tan, "A framework for evaluating the effect of view angle, clothing and carrying condition on gait recognition," *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06)*, 2006.