



دانشکده برق و رباتیک

پایان نامه کارشناسی ارشد

عنوان :

استفاده از اطلاعات حرکت سیلوهت در فریم های ویدئویی راه رفتن جهت تشخیص هویت افراد

مظاهر کرمی

استاد راهنما:

دکتر علیرضا احمدی فرد

زمستان ۱۳۸۷

تقدیم به پدر و مادرم

که در تمامی مراحل زندگی پشتیبان من بودند .

تقدیر و تشکر

لازم می دانم از کلیه کسانی که در مراحل مختلف انجام این تحقیق یاری گر من بودن کمال تشکر را بنمایم . به ویژه استاد ارجمند جناب آقای دکتر علیرضا احمدی فرد که همواره راهنمایی های ایشان راه گشای من در انجام این تحقیق بوده است .

چکیده

در این پایان نامه ، مبحث بازشناسی افراد بر اساس نحوه راه رفتن آنها را مورد مطالعه قرار می دهیم . به این منظور در ابتدا نگاهی اجمالی بر انواع روشهایی که در این زمینه ارائه شده است خواهیم انداخت . به دلیل سرعت بیشتر در امر پیاده سازی ، روشهایی را بیشتر مد نظر قرار می دهیم که بدون استفاده از مدل به بازشناسی افراد می پردازند . سپس یکی از روشهای ارائه شده در سالهای اخیر را معرفی خواهیم کرد . در این روش بازشناسی بر مبنای اختلاف فریمهای موجود در یک سیکل راه رفتن و استخراج چهار ویژگی با استفاده از این فریمهای اختلاف انجام می گیرد . با ایجاد تغییراتی در نحوه استخراج ویژگیها و استفاده از الگوریتم تحلیل جداسازی خطی درصد بازشناسی موفق را در این روش افزایش می دهیم . با اعمال تغییرات پیشنهادی ، میزان موفقیت الگوریتم بیش از ۲۵ درصد افزایش می یابد . در ادامه برای غلبه بر مشکل کاهش شدید در عملکرد سیستم بازشناسی در اثر تغییر در پوشش افراد ، الگوریتم جدیدی را پیشنهاد می دهیم . در این الگوریتم با استفاده از تحلیل گروه بندی خطی به مدل کردن پاها می پردازیم . با این کار بهبود قابل توجهی را در میزان بازشناسی موفق افراد ، در زمان تغییر در شکل ظاهری افراد ناشی از تغییر در پوشش ایشان شاهد هستیم . در مقایسه با روش نخست ، در صد موفقیت سیستم حدود ۱۷ درصد افزایش می یابد . جهت پیاده سازی الگوریتمهای معرفی شده در این تحقیق از پایگاه داده CASIA استفاده می کنیم . این پایگاه تصاویر فیلمبرداری شده از راه رفتن ۱۲۴ نفر در شرایط مختلف را شامل می شود .

کلمات کلیدی: الگوی حاشیه ای ، الگوی راه رفتن ، بازشناسی ، بیومتریک ، تحلیل جداسازی خطی ،

تحلیل گروه بندی خطی.

فهرست مطالب

۱ فصل اول : کلیات
2 ۱-۱- مقدمه
5 ۲-۱- بازشناسی افراد بر اساس نحوه راه رفتن
5 ۱-۲-۱- بیومتریک
6 ۲-۲-۱- نحوه راه رفتن به عنوان یک بیومتریک
10 ۳-۲-۱- کاربرد راه رفتن در پزشکی و بازپروری
11 ۴-۲-۱- بازشناسی افراد از روی نحوه راه رفتن
12 ۱-۴-۲-۱- تفریق پس زمینه
13 ۲-۴-۲-۱- نويز در تصاویر باینری
15 ۳-۱- روشهای بازشناسی افراد بر مبنای نحوه راه رفتن
16 ۱-۳-۱- روشهای مبتنی بر مدل
19 ۲-۳-۱- روشهای بدون مدل
20 ۱-۲-۳-۱- روشهای مبتنی بر شکل
20 ۱-۱-۲-۳-۱- میانگین گیری از تصاویر سیلوهت
22 ۲-۱-۲-۳-۱- استفاده از میزان همبستگی بین فریمها
23 ۳-۱-۲-۳-۱- استفاده از ممان ها برای یافتن فریمهای مشابه و مقایسه آنها.
23 ۴-۱-۲-۳-۱- تعیین Stance-Frames
25 ۲-۲-۳-۱- روشهای انطباق الگو
26 ۱-۲-۲-۳-۱- بردارهای عرض سیلوهت

27 بردار فاصله سیلوخت ۲-۲-۲-۳-۱
28 توصیفگر فوریه ۳-۲-۲-۳-۱
30 الگوی حاشیه ای ۴-۲-۲-۳-۱
31 تحلیل تقارن ۵-۲-۲-۳-۱
32 متریک مبتنی بر مساحت ۶-۲-۲-۳-۱
33 عوامل موثر بر میزان موفقیت الگوریتمهای موجود ۴-۱

فصل دوم : تئوری

35
36 مقدمه ۱-۲
37 معرفی روش Lee و همکارانش ۲-۲
37 روش انجام کار ۱-۲-۲
38 انتخاب فریم کلیدی ۲-۲-۲
41 استخراج الگوی حاشیه ای SVB ۳-۲-۲
43 تفاوت الگوی حاشیه ای SVB و الگوی حاشیه ای ۴-۲-۲
44 مقایسه الگوی حاشیه ای SVB و نمودار خود تشابهی (SSP) ۵-۲-۲
45 بررسی تقارن در الگوی حاشیه ای ۶-۲-۲
46 معرفی تابع هزینه برای انجام مقایسه و کلاسه بندی ۷-۲-۲
47 نتایج بدست آمده توسط Lee و همکارانش ۸-۲-۲
50 پایگاه CASIA ۳-۲
53 نرمالیزه کردن تصاویر فرد ۱-۳-۲
54 روش محاسبه پریود راه رفتن ۴-۲

58 ۵-۲ تحلیل جداسازی خط (LDA) و تحلیل گروه بندی خطی (LGA)
58 ۱-۵-۲ تحلیل جداسازی خطی (LDA)
59 ۱-۱-۵-۲ تحلیل جداسازی خطی برای دو کلاس
65 ۲-۱-۵-۲ تحلیل جداسازی خطی برای بیش از دو کلاس
69 ۲-۵-۲ تحلیل گروه بندی خطی (LGA)
71 ۱-۲-۵-۲ معرفی LGA
75 فصل سوم: بهبود روش Lee و ارائه یک روش جدید
76 ۱-۳ مقدمه
77 ۲-۳ بهبود روش Lee
77 ۱-۲-۳ آنالیز ویژگیهای مورد استفاده در روش Lee و همکارانش
79 ۲-۲-۳ استفاده از فریمهای متوالی
84 ۳-۲-۳ استفاده از مشخصه های آماری FPv و FPh
86 ۴-۲-۳ اعمال LDA بر $MFPv$ و $MFPPh$
89 ۳-۳ استفاده از الگوریتم LGA برای مدل کردن پا
90 ۱-۳-۳ نسبت طول بخشهای پا در بدن انسان
90 ۲-۳-۳ مدل کردن پا
92 ۱-۲-۳-۳ الگوریتم پیشنهادی برای مدل کردن پاها
98 فصل چهارم ارائه نتایج و پیشنهادات
99 ۱-۴ مقدمه
100 ۲-۴ نتایج
100 ۱-۲-۴ نتایج پیاده سازی الگوریتمهای معرفی شده در بخش (۲-۳)

۴-۲-۲- نتایج پیاده سازی الگوریتم مدل سازی پا با استفاده از LGA معرفی

104 شده در بخش

105 ۴-۳- پیشنهادات

مراجع

107

فهرست شکلها و نمودارها

- شکل ۱-۱ : یک پریود راه رفتن در انسان ۷
- شکل ۲-۱ : متصل کردن نقاط نورانی به بخشهای مختلف بدن انسان برای بررسی نحوه راه رفتن ۸
- شکل ۳-۱ : شمای کلی از یک سیستم بازشناسی بر مبنای بیومتریک راه رفتن ۱۱
- شکل ۴-۱ : الگوریتم تفریق پس زمینه ۱۳
- شکل ۵-۱ : نمونه هایی از Eigen-Stance ۱۴
- شکل ۶-۱ : پاکسازی تصاویر پس از انجام الگوریتم تفریق پس زمینه ۱۴
- شکل ۷-۱ : تقسیم بندی روشهای بازشناسی افراد بر مبنای نحوه راه رفتن ۱۵
- شکل ۸-۱ : برخی از مدلهای بکار گرفته شده برای بدن ۱۶
- شکل ۹-۱ : تقسیم بندی پیشنهادی برای بدن در روش Lee ۱۸
- شکل ۱۰-۱ : نمونه هایی از تصاویر باینری ۱۹
- شکل ۱۱-۱ : میانگین گیری از تصاویر باینری ۲۱
- شکل ۱۲-۱ : یافتن فریمهای مشابه با استفاده از تابع همبستگی ۲۲
- شکل ۱۳-۱ : تعیین Stance-Frame ها ۲۴
- شکل ۱۴-۱ : تعیین Stance-Frame ها در شرایط متفاوت ۲۴
- شکل ۱۵-۱ : نحوه محاسبه بردار عرض سیلوهت ۲۷

- شکل ۱-۱۶ : نحوه محاسبه بردار فاصله سیلوهت ۲۸
- شکل ۱-۱۷ : استخراج کانتور بدن فرد به جهت اعمال تبدیل فوریه بر روی آن ۲۹
- شکل ۱-۱۸ : نحوه محاسبه الگوهای حاشیه ای ۳۰
- شکل ۱-۱۹ : الگوی تقارن ۳۱
- شکل ۱-۲۰ : نمونه هایی از فیلترهای به کار گرفته شده در روشهای مبتنی بر مساحت ۳۲
- شکل ۲-۱ : محاسبه فریمهای اختلاف بین فریم کلیدی و فریمهای بعدی ۳۸
- شکل ۲-۲ : بردار حاصل از محاسبه فاصله بین پاها در فریمهای متوالی ۳۹
- شکل ۲-۳ : (a) الگوی حاشیه ای افقی ، (b) الگوی حاشیه ای عمودی ۴۲
- شکل ۲-۴ : (a) فریم کلیدی. (b) الگوی حاشیه ای SVB (c) الگوی حاشیه ای محاسبه شده در مرجع [۲۱] ۴۳
- شکل ۵ : (a) نمودار خود تشابهی (SSP) (b),(c) حذف اجزاء اضافی (d) فریمهای کلیدی برای هر هر سیکل (e) الگوی حاشیه ای SVB ۴۴
- شکل ۲-۶ : الگوی تقارن برای ۱۰ نفر (a) برای الگوی حاشیه ای افقی (b) برای الگوی حاشیه ای عمودی ۴۶
- نمودار ۲-۲ : نمودار CMS برای نتایج حاصل از پیاده سازی الگوریتم Lee بر روی پایگاه داده MoBo ۴۸
- شکل ۲-۷ : فریمهای نمونه تغییر یافته ۴۹
- شکل ۲-۸ : نمونه تصاویر موجود در پایگاه داده CASIA ۵۱

- شکل ۹-۲ : زوایای مختلف موجود در پایگاه داده CASIA ۵۲
- شکل ۱۰-۲ : نمونه فریمهای نویزی موجود در پایگاه داده CASIA ۵۲
- شکل (۱۱-۲) : تغییر موقعیت تصویر فرد در فریمهای مختلف ۵۳
- شکل ۱۲-۲ : تصاویر فرد پس از نرمالیزه کردن ۵۴
- شکل ۱۳-۲ : فریمهای مربوط به یک سیکل راه رفتن ۵۵
- شکل ۱۴-۲ : تصویر کردن بخش پایینی بدن به منظور تخمین پرپود راه رفتن ۵۵
- شکل ۱۵-۲ : تغییر فاصله بین پاها ۵۶
- شکل ۱۶-۲ : سیگنال مربوط به فاصله بین پاها بعد از هموار و نرمالیزه کردن ۵۶
- شکل ۱۷-۲ : تابع خودهمبستگی سیگنال نرمالیزه شده مربوط به فاصله بین پاها ۵۷
- شکل ۱۸-۲ : مشتق سیگنال خود همبستگی ۵۷
- شکل ۱۹-۲ : نتیجه تصویر کردن نمونه ها در دو راستای مختلف . در شکل سمت راست تفکیک پذیری بسیار بهتری بین نمونه های مربع شکل و نمونه های دایره ای نسبت به شکل سمت چپ قابل مشاهده است ۶۰
- شکل ۲۰-۲ : تصویر کردن سه دسته از داده های سه بعدی در فضای دو بعدی ۶۵
- شکل ۲۱-۲ : نمایش دسته ای از داده ها با توزیع خطی در فضای دو بعدی ۷۰
- شکل ۲۲-۲ : فاصله عمودی یک داده تا یک خط و تفاوت آن با فاصله خطی ۷۰
- شکل (۱-۳) : محاسبه اختلاف بین فریم کلیدی و سایر فریمها ۷۹
- شکل ۲-۳ : تفاوت در دو فریم کلیدی برای دو سیکل مختلف مربوط به یک شخص ۸۰

- شکل ۳-۳ : اختلاف بین فریمهای متوالی ۸۱
- شکل ۴-۳ : نمونه هایی از الگوی حاشیه ای افقی و عمودی ۸۲
- شکل (۵-۳) : تغییر در شکل ظاهری فرد در اثر تغییر در پوشش ۸۹
- شکل (۶-۳) : مدل سه بخشی برای هر پا ۹۱
- شکل ۷-۳ : تفکیک پا از سایر قسمت های بدن ۹۲
- شکل ۸-۳ : تفکیک اولیه بخش های مختلف پا ۹۳
- شکل ۹-۳ : منتسب شدن دو ناحیه مجزا به یک راستای یکسان در یک تصویر ۹۶
- شکل ۱۰-۳ : تابع پیشنهادی برای تصحیح فواصل ۹۷

فصل اول

کلیات

امروزه نیاز به شناسایی و تایید هویت افراد، یک ضرورت در بسیاری از عرصه ها می باشد. بیومتریکیها یکی از روشهای شناخته شده و پر کاربرد هستند که برای این مهم مورد استفاده قرار می گیرند. بیومتریک یک مشخصه فیزیولوژیکی یا رفتاری در فرد است. مشخصات فیزیولوژیکی همانند اثر انگشت ، تصویر صورت، عنبیه ، کف دست و مشخصه رفتاری ، عملی است که توسط فرد و به روشی متمایز انجام می گیرد مانند امضا ، صدا، راه رفتن و... که این رفتارها نیز تابعی از مشخصات فیزیکی فرد است. بیومتریکی که در اینجا مورد نظر ماست ، نحوه راه رفتن فرد است که در ادامه به بررسی آن خواهیم پرداخت.

تصور کنید که در پایان یک روز پر کار در حالی که برای منزل خرید کرده اید به طرف خانه می روید. با نزدیک شدن به درب ورودی یک دوربین از حرکت شما فیلم برداری می کند، صدای یک بوق کوتاه را می شنوید و درب باز می شود و یک کامپیوتر به شما خوش آمد می گوید . این سناریو مانند داستانهای علمی تخیلی است، اما با پیشرفت علم در زمینه شناسایی افراد از روی نحوه راه رفتن^۱ ، بزودی چنین تصوراتی به حقیقت خواهد پیوست. در زندگی روزمره ما قادریم افراد مختلف را از راه دور و تنها از روی شیوه راه رفتن آنها شناسایی کنیم بدون اینکه حتی قادر به دیدن صورت آنها باشیم . این مسئله بیانگر این مطلب است که نحوه راه رفتن افراد می تواند به عنوان یک بیومتریک برای شناسایی افراد مورد استفاده قرار گیرد . این کار برای ما نسبتا آسان است اما آموزش یک سیستم هوشمند برای انجام چنین کاری توجه بسیاری از محققین را بخود جلب نموده است ولی جواب قطعی به این مسئله تاکنون ارائه نشده است .

از طرف دیگر تحقیقات اخیر به بررسی نحوه راه رفتن از نقطه نظرهای مختلف پرداخته اند. حرکت درمانی ، فیزیوتراپی ، عملهای ارتوپدی ، ارگونومی ، ... علمی هستند که همگی به بررسی نحوه راه رفتن علاقه مندند.

^۱ Gait

راه رفتن در یک فرد ناشی از حرکت هماهنگ صدها ماهیچه و مفصل در بدن است. الگوی راه رفتن کلی در همه انسانها یکسان است. اما نحوه راه رفتن در آنها متأثر از عوامل زیادی است. ساختار اسکلتی و ماهیچه ای ، طول پاها ، وزن و شکل بدن ، طول گامها و بسیاری از فاکتورهای دیگر راه رفتن هر فرد را تحت تاثیر قرار می دهند. این حقیقت که هر یک از ما به عنوان یک انسان دارای خصوصیات منحصر به فردی هستیم ، و امکان وجود دو ساختار بدنی یکسان بسیار بعید است، ما را به این مطلب رهنمون می کند که می توان هر فرد را با استفاده از تعدادی پارامتر حرکتی محدود شناسایی کرد.

بررسی و تحلیل حرکت بدن تصاویر عموماً برای سه منظور انجام می پذیرد. نخستین زمینه ، شناسایی افراد مختلف از روی راه رفتن آنهاست. این هدف بخصوص در دهه اخیر موضوع بسیاری از تحقیقات انجام شده در حیطه نحوه راه رفتن بوده است. روشهای متعددی برای تحقق بخشیدن به این کار پیشنهاد شده است و نتایجی نیز حاصل شده است . اما هدف دیگری که از بررسی حرکات بدن در تصاویر مدنظر است ، تشخیص انسان از اشیاء متحرک دیگر در تصاویر است. این دسته کاربردها بطور مثال در سیستمهای هوشمند امنیتی برای شناسایی اهداف انسانی استفاده می شوند. اما سومین استفاده ای که از پردازش حرکات بدن می شود ، تشخیص حالت‌های مختلف حرکتی از هم ، مانند دویدن ، راه رفتن ، لنگیدن و نظایر آن است.

آنچه در ادامه مورد بحث قرار خواهد گرفت، کاربرد نحوه راه رفتن به عنوان یک بیومتریک برای شناسایی افراد است که بیشترین تحقیقات صورت گرفته نیز در این زمینه بوده است.

۱-۲- بازشناسی افراد بر اساس نحوه راه رفتن

آنچه در ادامه این فصل به آن می پردازیم ، بررسی روشهای گوناگونی است که در امر بازشناسی افراد از روی الگوی راه رفتن مورد استفاده قرار گرفته اند . تمرکز اصلی در این بخش بر روی بررسی آن دسته از روشهایی است که بر مبنای استفاده از الگوی ظاهری راه رفتن عمل می کنند^۲. در ابتدا به بیان تاریخچه مختصری از کارهایی که در زمینه بازشناسی افراد از روی الگوی راه رفتن انجام گرفته است، می پردازیم و با این بیومتریک بیشتر آشنا شده و برخی کاربردها و مزایای این بیومتریک را معرفی خواهیم کرد. در ادامه روشی را که عمدتاً برای استخراج تصاویر فرد حین راه رفتن از تصاویر ویدئویی مورد استفاده قرار می گیرد معرفی می کنیم. سر انجام به دسته بندی کلی روشهای استفاده شده در زمینه بازشناسی افراد از روی راه رفتن پرداخته و سپس توجه خود را بر روی روشهایی که از الگوی ظاهری راه رفتن برای شناسایی فرد بهره می گیرند ، متمرکز می کنیم.

۱-۲-۱- بیومتریک

واژه بیومتریک^۳ بر گرفته از دو کلمه یونانی "بیو"^۴ به معنی زندگی و "متریک"^۵ به معنی اندازه گیری کردن است . اما در اصطلاح بیومتریک یک مشخصه فیزیولوژیکی و یا رفتاری در فرد می باشد . بیومتریک ها در هر فرد منحصر به فرد بوده و بنابراین می توان از آنها برای شناسایی^۶ و یا تایید هویت^۷ افراد استفاده کرد. برخی از بیومتریکهایی که امروزه از آنها استفاده می شود و یا بر روی آنها به جهت کاربردهای آتی کار می شود عبارتند از چهره ، اثر انگشت ، صدا ، تصویر کف دست^۸ ، عنبیه^۹ ، DNA ، امضا و نحوه راه رفتن فرد [۳] . سیستمهایی که بر مبنای بیومتریک کار می کنند ، به جمع آوری اطلاعات بیومترکی فرد می پردازند و از این اطلاعات

²Appearance Based Methods

³Biometric

⁴Bio

⁵Metric

⁶Identification

⁷Verification

⁸Palm

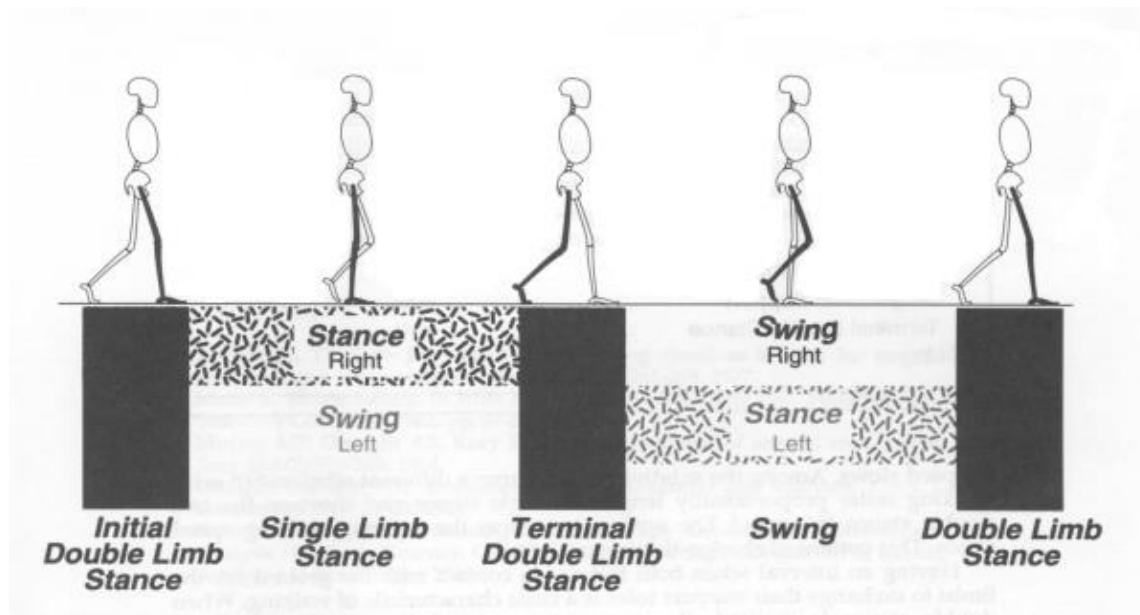
⁹Iris

ویژگی‌هایی را استخراج می‌کنند. با مقایسه این ویژگی‌ها با ویژگی‌هایی که از قبل ذخیره شده اند به تشخیص و یا تایید هویت فرد می‌پردازند. در سیستم‌هایی که به منظور تشخیص هویت طراحی شده اند، اطلاعات بدست آمده از فرد با کل اطلاعات مربوط به مدل افراد در پایگاه اطلاعات که از قبل ذخیره شده، مقایسه می‌شود. در سیستم‌هایی که به منظور تایید هویت فرد استفاده می‌شوند، اطلاعات بدست آمده از هر فرد با اطلاعات قبلی موجود از همان فرد مقایسه می‌شود تا صحت هویت فرد تایید شود. انتخاب سیستم بیومتریک مورد استفاده به شرایط، هزینه قابل قبول، دقت مورد نظر و محل مورد استفاده از آن بستگی دارد. در برخی از مواقع ممکن است نیاز به کاربرد ترکیبی از چند بیومتریک باشد تا شرایط مورد نظر حاصل شود. همچنین در انتخاب بیومتریک، میزان مقبولیت آن در بین افراد، نداشتن منع قانونی برای جمع آوری اطلاعات، سهولت در جمع آوری اطلاعات، نگرانی افراد در مواجهه با سیستم‌های جمع آوری اطلاعات، تاثیر پذیری آن در شرایط محیطی مختلف و اثر گذر زمان بر آن، مواردی هستند که باید مد نظر باشند [۴].

۱-۲-۲- نحوه راه رفتن به عنوان یک بیومتریک

Gait عبارت است از نحوه راه رفتن، و Gait recognition تعیین هویت افراد در یک رشته از تصاویر از روی شیوه راه رفتن آنها است. راه رفتن یک فعالیت نسبتاً پیرویدیک است و در بازه های زمانی متوالی به طور مکرر تکرار می‌شود. شکل (۱-۱) یک پیروید راه رفتن را نشان می‌دهد.

همچنان که در شکل (۱-۱) مشخص است یک پیروید راه رفتن از لحظه ای که پاشنه یک پا با زمین برخورد می‌کند تا لحظه ای که همان پا بار دیگر بر روی زمین قرار گیرد تعریف می‌شود. هر پیروید دارای دو نیم پیروید است که ممکن است این دو نیم پیروید کاملاً مشابه نباشند. مثلاً ممکن است یک شخص طبق عادت، یک دست خود را کمتر از دست دیگر حرکت دهد و یا به علت نقص عضو در زمان راه رفتن بر روی یک پا بلندگردد. به هر حال در یک نیم سیکل یک پا بر روی زمین قرار دارد و پای دیگر در حال حرکت به سمت جلو است و در نیم سیکل بعدی این حالت جابجا می‌شود. پیروید راه رفتن پارامتری است که از اهمیت بسیاری برخوردار است و در کاربردهای مختلف محاسبه آن نیاز است.



شکل ۱-۱ : یک پرپود راه رفتن در انسان .

برای مطالعه نحوه راه رفتن نیازی به اطلاع و همکاری فرد مورد نظر نمی باشد ، از فاصله دور قابل انجام است و نیاز به تصاویر با رزولوشن زیاد ندارد و از طرف دیگر قابل پنهان کردن نیست بر خلاف سایر بیومتریکیها نظیر اثر انگشت یا چهره که فرد می تواند آنها را بپوشاند . به همین دلیل این بیومتریک توجه بسیاری از محققان را که در زمینه استفاده از بیومتریکیها برای شناسایی افراد کار می کنند ، به خود جلب کرده است .

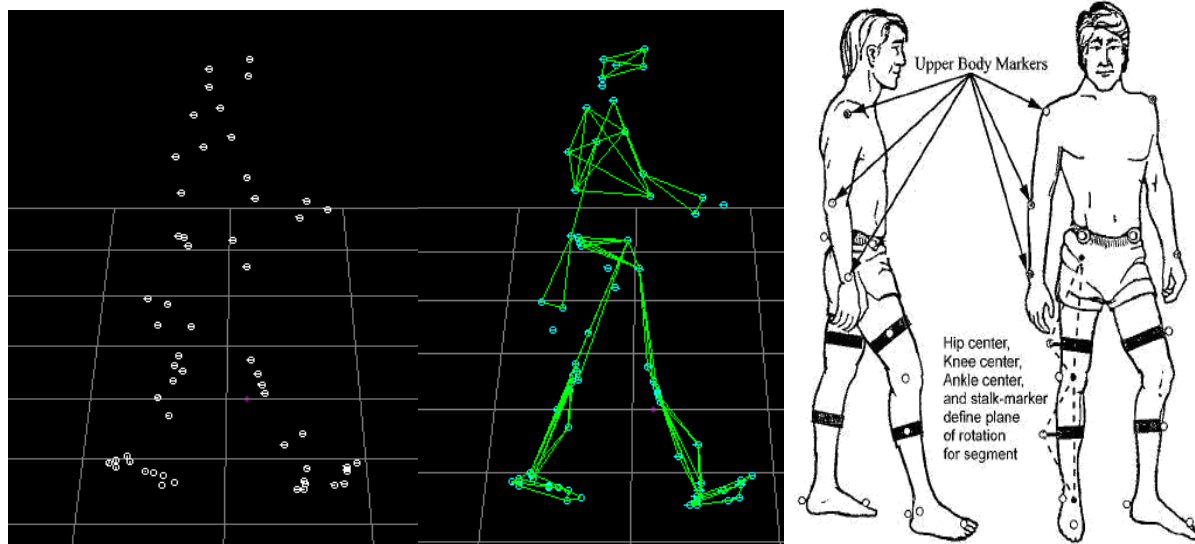
با توجه به ویژگیهای منحصر به فرد نحوه راه رفتن ، می تواند در زمینه های مختلفی مورد استفاده قرار گیرد . بطور مثال می توان به زمینه های زیر به عنوان برخی از کاربردهای این بیومتریک اشاره کرد :

- استفاده از نحوه راه رفتن به عنوان یک بیومتریک جهت شناسایی حرکات مشکوک و یا کنترل تردد در محلهای محافظت شده، مرزها و
- جهت شناسایی بیماریهای حرکتی ، روانی، عیوب اسکلتی-ماهیچه ای و کمک به معالجه آنها .
- برای شناسایی موارد مصرف الکل ، مواد مخدر و یا رفتارهای خطر آفرین .

- استفاده در ورزش برای آموزش ، تحلیل و بهبود عملکرد حرکات ورزشکاران .

نخستین تحقیقات در زمینه بازشناسی افراد با استفاده از نحوه راه رفتن آنها با استفاده از متصل کردن نقاط

نورانی به بدن افراد و تهیه تصاویری از آنها توسط Johansson انجام گرفت [۳۹] (شکل ۲-۱) .



شکل ۲-۱: متصل کردن نقاط نورانی به بخشهای مختلف بدن انسان برای بررسی نحوه راه رفتن

این تصاویر تک به تک بیشتر تصویری شبیه به یک درخت کریسمس را به یاد می آورد. ولی زمانی که این تصاویر پشت سر هم و بصورت ویدئویی پخش می شدند نوع راه رفتن افراد مختلف ، بدون نیاز به دیدن تصویر تمام بدن فرد و تنها با مشاهده تصاویر دو بعدی نقاط نورانی متصل شده به بدن آنها قابل شناسایی بود. تحقیقات بعدی نشان داد که نه تنها نوع راه رفتن افراد قابل تشخیص است بلکه جنسیت فردی که در حال حرکت است هم از روی این تصاویر قابل شناسایی است. حتی در مواردی که فرد در حال راه رفتن برای شخص مشاهده کننده آشنا بود ، مشاهده کننده می توانست هویت شخص در حال حرکت را از روی این نقاط متحرک شناسایی کند . این تحقیقات و تحقیقات نظیر این که پس از آن انجام شد توانایی راه رفتن را به عنوان یک بیومتریک برای شناسایی افراد مختلف نشان داد و تلاش برای استخراج و طبقه بندی ویژگیهای مختلف راه رفتن ، بخصوص ویژگیهای دینامیکی به صورت اتوماتیک از رشته تصاویر تهیه شده از راه رفتن افراد آغاز شد.

هرچند راه رفتن فرد به ساختار فیزیولوژیکی بدن شخص وابسته است اما عوامل متعدد دیگری نیز وجود دارند که در شرایط مختلف می توانند راه رفتن فرد را تحت تاثیر قرار دهند . از جمله عواملی که نحوه راه رفتن فرد را متاثر می سازند می توان به موارد زیر اشاره کرد :

- مصرف مواد مخدر و یا مشروبات الکلی
- تغییر فیزیکی در فرد مانند بارداری ، افزایش سن ، بیماریهای حرکتی و ...
- حالات روحی و روانی شخص
- تغییر در پوشش و لباس که هم می تواند ظاهر فرد را تغییر دهد و هم بسته به نوع لباس نحوه راه رفتن را تحت تاثیر قرار دهد
- حمل اشیاء و بار مانند کیف ، کوله پشتی و نظایر آن
- زاویه ای که فرد در حال حرکت مشاهده می شود
- سطحی که فرد بر روی آن در حال حرکت است
- نوع کفشی که فرد در هر زمان استفاده می کند
- خستگی
- تغییر در روشنایی محیط
- نویزی که در زمان تهیه تصاویر به وسیله ابزار فیلم برداری ایجاد می شود .

همه مواردی که در بالا ذکر شد می توانند راه رفتن را تحت تاثیر قرار دهند و کار تشخیص افراد را به صورت اتوماتیک با مشکل مواجه سازند .

۱-۲-۳- کاربرد راه رفتن در پزشکی و بازپروری

زمانی که نحوه راه رفتن به منظور بخشی از برنامه بازپروری و یا درمانی مورد استفاده قرار می گیرد ، یکسری از فاکتورهای تغییر می کنند . نخستین و مهمترین مطلب این است که دیگر مسئله عدم اطلاع سوژه از تهیه تصاویر وجود ندارد و شخص مورد نظر با اطلاع ، در مراحل تصویر برداری شرکت می کند و در نتیجه امکان جمع آوری مجموعه دقیقتری از اطلاعات در شرایط کنترل شده با وسایل و نرم افزارهای

مناسب فراهم می شود . در چنین شرایطی امکان استفاده از مجموعه ای از سیستمهای مختلف برای گردآوری حجم زیادی از اطلاعات در باره نحوه راه رفتن شخص وجود دارد . از جمله این وسائل می توان به انواع دوربینها ، صفحات حساس به فشار و یا اتصال انواع سنسورها به قسمت های مختلف بدن اشاره کرد.

گروه های متعددی از افراد هستند که نیاز به بازپروری حرکتی دارند . قربانیان تصادفات و یا ورزشکاران آسیب دیده از این دسته افراد هستند . در مدت درمان و بازپروری ، فیزیوتراپ ها با استفاده از کلمات و کمک های فیزیکی سعی می کنند تا بیماران را برای انجام حرکت درست راهنمایی کنند . این روش به دلیل کمی تعداد فیزیوتراپ ها ، همواره با مشکلاتی مواجه است . همچنین این روشها به دلیل انجام مکرر حرکات برای فیزیوتراپ خسته کننده هستند . به همین خاطر برخی سیستم های رباتیکی بر پایه تحلیل حرکات فرد به وجود آمده اند که در زمینه بازپروری بیماران حرکتی مورد استفاده قرار می گیرند .

۱-۲-۴ - بازشناسی افراد از روی نحوه راه رفتن^{۱۰}

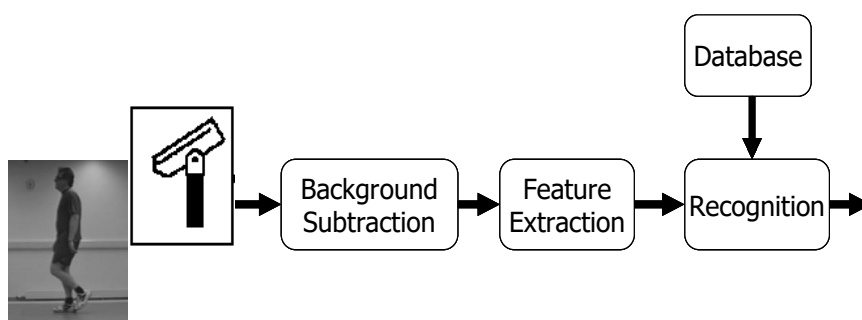
سیستم های بازشناسی انسان بر اساس بیومتریکی های مختلف دارای ساختار مشابهی هستند . در تمام این سیستمها با استفاده از یک سنسور ، اطلاعات بیومتریک موردنظر وارد سیستم شده ، سپس ویژگی های مناسب استخراج شده و در مرحله آخر با تطبیق این ویژگیها با ویژگیهایی که از قبل از افراد تهیه شده و در یک پایگاه داده ذخیره شده اند ، شخص را تشخیص می دهند.

شکل (۱-۳) شمای کلی یک سیستم بازشناسی مبتنی بر نحوه راه رفتن را به صورت بلوک دیاگرام نشان می دهد . همانطور که در شکل (۱-۳) مشخص است در یک سیستم تشخیص افراد بر اساس نحوه راه رفتن ابتدا یک دوربین از راه رفتن فرد فیلمبرداری می کند. در مرحله بعد تصویر فرد به وسیله تکنیک حذف پس زمینه^{۱۱} از پس زمینه جدا می شود تا اشیاء اضافی موجود در صحنه حذف شوند .

¹⁰ Gait Recognition

¹¹ Background Subtraction

مهمترین مرحله ، استخراج ویژگیهای مناسب است که در آن بسته به روش استفاده شده ویژگیهای دینامیکی یا استاتیکی و یا هر دو استخراج شده و برای مرحله کلاسه بندی استفاده می شوند . در مرحله کلاسه بندی ویژگیهای ورودی با ویژگیهای ذخیره شده در سیستم که در مرحله آموزش بدست آمده اند مقایسه شده و فرد مورد نظر شناسایی می شود. در ادامه به بررسی هر کدام از این مراحل بطور مبسوط تر می پردازیم.



شکل ۱-۳ : شمای کلی از یک سیستم بازشناسی بر مبنای بیومتریک راه رفتن

۱-۲-۴-۱ حذف پس زمینه

برای آنکه بتوان به بررسی و استخراج ویژگیهای حرکتی یک فرد پردازیم نیاز است که فرد را از دیگر اشیاء موجود در صحنه ای که توسط دوربین فیلمبرداری شده جدا کنیم . بدلیل متحرک بودن فرد و با فرض ثابت بودن دوربین در صحنه ، یک روش ساده ولی موثر برای انجام این کار حذف پس زمینه است . به این منظور تصویر صحنه ای که فرد در آن حضور دارد را از تصویر همان صحنه در حالتی که فرد در تصویر قرار ندارد حذف می کنیم . در محلهایی که فرد حضور ندارد به دلیل اینکه پیکسلها با هم یکسان هستند در اثر عمل حذف ، مقدار پیکسل تصویر حاصل در آن نقاط صفر می شود ، اما محلی در تصویر که شخص حضور دارد به دلیل تفاوت در مقدار پیکسلهای پس زمینه با مقدار پیکسلهای بدن فرد، حاصل مقداری غیر صفر خواهد بود . سپس با قرار دادن یک مقدار آستانه بر روی تصویر حاصل ، فرد به صورت تفکیک شده از پس زمینه مشخص می شود .

در بسیاری از روشهایی که تاکنون ارائه شده است ، تصاویر سیلوهت^{۱۲} برای پیاده سازی الگوریتمهای موردنظر بکار گرفته شده اند . سیلوهت فرد تصویری سیاه و سفید است که تصویر بدن فرد در آن بصورت سفید در پس زمینه سیاه نمایش داده می شود . شکل (۴-۱) مراحل انجام الگوریتم حذف پس زمینه را نشان می دهد.

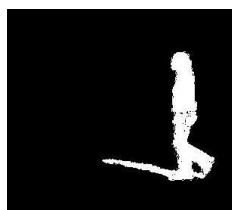
شکل (a-۴-۱) تصویر اصلی گرفته شده توسط دوربین فیلمبرداری را نشان می دهد که فرد در آن در حال حرکت به سمت چپ تصویر است. شکل (b-۴-۱) تصویری از همان صحنه است بدون اینکه فرد در تصویر حضور داشته باشد. شکل (c-۴-۱) ، حاصل انجام حذف پس زمینه از تصویر اصلی را نشان می دهد. و سرانجام شکل (d-۴-۱) تصویر نهایی بدست آمده پس از انجام یک سری پردازش بر روی شکل (c-۴-۱) ، برای کاهش اثر نویز است.



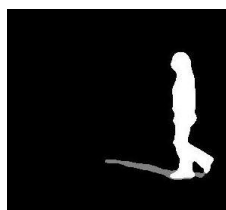
(a) تصویر فرد در صحنه



(b) پس زمینه



(c) تصویر فرد بعد از حذف پس زمینه



(d) نتیجه نهایی

شکل ۴-۱ : الگوریتم حذف پس زمینه

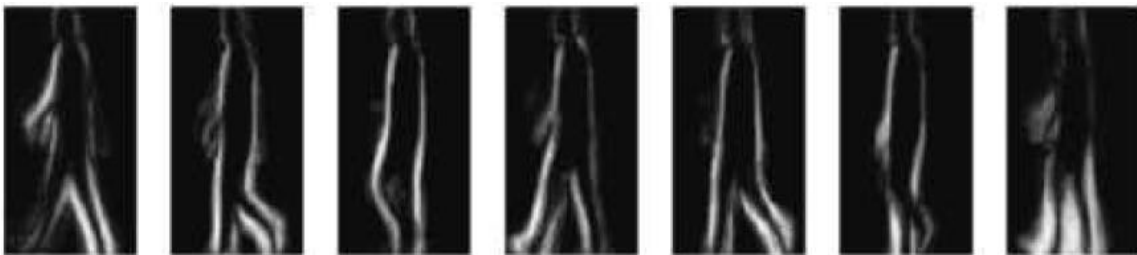
¹² Silhouette

۱-۲-۴-۲- نويز در تصاوير باينري

برای اینکه در مراحل بعدی، پردازش‌هایی که انجام می‌گیرد، قابل اعتماد و دارای خطای کمی باشند، بایستی تصاویر باینری حاصل از عملیات حذف پس زمینه تا حد امکان واضح و عاری از نویز باشند و تنها تصویر فرد را شامل شوند. عوامل متعددی در به وجود آمدن نویز در تصاویر باینری دخیل هستند که از مهمترین آنها می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- سایه‌ها
- اشیاء متحرک دیگر در پس زمینه
- خطاهای موجود در ابزار فیلم برداری
- نور محیط
- الگوریتم مورد استفاده برای انجام حذف پس زمینه.

در یک تحقیق که به وسیله یک گروه از محققان دانشگاه فلوریدای جنوبی در آمریکا انجام گرفت [۷]، سعی شد تا تاثیر نویز در تصاویر باینری کاهش یافته و کیفیت این تصاویر بهبود یابد. در روش به کار گرفته شده برای حذف نویز ابتدا فریم‌های موجود بر اساس حالت‌های مشخصه موجود در راه رفتن دسته بندی می‌شوند. بطور مثال حالتی که در آن هر دو پا بر روی زمین هستند و بیشترین فاصله را از هم دارند و پای چپ جلو است و یا همین وضعیت زمانی که پای راست جلو است، حالتی که پای چپ در حال حرکت به سمت جلو است و حالت‌هایی نظیر این. حالت‌های مشابه در طول یک رشته از تصاویر انتخاب شده و میانگین آنها محاسبه می‌شود. تصاویر حاصل به عنوان eigen-stance شناخته می‌شوند. نمونه ای از این دسته eigen-stance ها در شکل (۱-۵) نشان داده شده اند.



سپس برای عملیات حذف پس زمینه تصاویر حاصل با این eigen-stance ها مقایسه می شوند و بر اساس این مقایسه تصاویر پاکسازی می شوند. نتیجه به کار گیری این روش را می توان در شکل (۱-۶) مشاهده کرد.



شکل ۱-۶ : پاکسازی تصاویر پس از انجام الگوریتم حذف پس زمینه

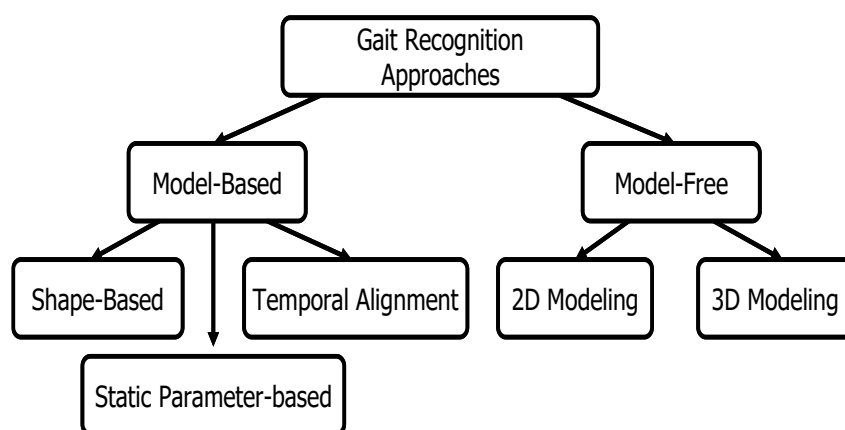
در شکل (۱-۶) تصاویر ردیف بالا، نشان دهنده وضعیت قبل از به کار گیری الگوریتم مذکور هستند. چنانچه مشاهده می شود، در این تصاویر، علاوه بر تصویر فرد مورد نظر، اجزا اضافی و مزاحم دیگری نظیر سایه ها و یا تصاویر افراد دیگر غیر از فرد مورد نظر هم وجود دارند. با اعمال الگوریتم اشاره شده بر روی این تصاویر، تصاویر ردیف پایین بدست می آید. همانطور که مشاهده می شود جداسازی پیش زمینه از پس زمینه از کیفیت بهتری برخوردار است. اجراء اضافی نیز در آنها حذف شده اند.

۱-۳- روشهای بازشناسی افراد بر مبنای نحوه راه رفتن

از زمان شروع تحقیقات در زمینه تشخیص افراد از روی شیوه راه رفتن آنها روشهای متعددی مورد استفاده قرار گرفته است. بطور کلی می توان روشهایی که در این حیطه وجود دارد را به دو دسته عمده تقسیم کرد. یک دسته از روشها، آنهایی هستند که از یک مدل برای استخراج ویژگیهای حرکتی افراد استفاده می کنند

و دسته دوم روشهایی هستند با استفاده از پردازش الگوی ظاهری افراد در تصاویر اقدام به استخراج ویژگی به منظور استفاده برای باز شناسی می کنند.

قبل از اینکه به توضیح بیشتر هر کدام از این روشها بپردازیم ، باید متذکر شویم که مرز بندی هایی که برای بررسی روشهای مختلف وجود دارد نسبی بوده و یک روش ممکن است در قالب یک ، دو یا چند دسته از تقسیم بندهای مورد اشاره قرار گیرد و یا در یک کار تلفیقی از چند روش استفاده شود . با این توضیح در ادامه به بررسی روشهای مورد استفاده در زمینه باز شناسی افراد بر اساس نحوه راه رفتن می پردازیم. شکل (۷-۱) یک تقسیم بندی کلی از روشهای موجود را نشان می دهد .



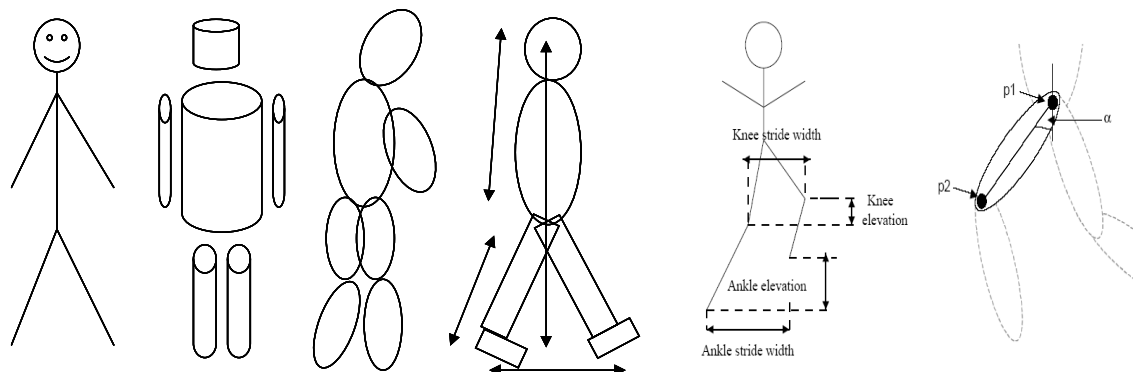
شکل ۷-۱ : تقسیم بندی روشهای باز شناسی افراد بر مبنای نحوه راه رفتن

۱-۳-۱ - روشهای مبتنی بر مدل^{۱۳}

انتخاب یک مدل مناسب برای بدن امر مهمی است که به منظور تشخیص شکل بدن از تصاویر و تحلیل حرکت بدن به شکل مطلوب ، باید به درستی انجام می گیرد . مدلهایی که در شکل (۸-۱) نشان داده شدند از جمله مدلهایی هستند که در روشهای مختلف برای این هدف استفاده می شوند. به طور کلی می توان روشهای بر مبنای مدل را به دو دسته تقسیم بندی کرد. گروهی از مدلها دو بعدی برای مدل کردن بدن

¹³ Model Based Approaches

استفاده می کنند و دسته دیگر از مدل‌های سه بعدی بهره می گیرند . از مدل‌های که در فضای سه بعدی استفاده می شوند می توان به مدل چوب کبریتی و یا مدل‌های حجمی اشاره کرد.



شکل ۱-۸: برخی از مدل‌های بکار گرفته شده برای بدن

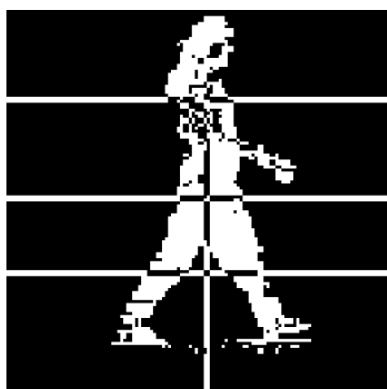
در مدل چوب کبریتی اجزاء بدن به وسیله یک سری از خطوط نشان داده می شود که در محل مفاصل به هم متصل می شوند . در مدل‌های حجمی برای نشان دادن اجزاء بدن از اشکال سه بعدی مانند بیضی گون ، مخروط و یا استوانه استفاده می شود . این دسته مدلها نمایش بهتری از بدن را به دست می دهند و بر خلاف مدل چوب کبریتی در این دسته مدلها می توان علاوه بر فرم کلی اتصال اجزاء بدن به هم ، حجم اندامهای مختلف را هم مدل کرد که در مراحل بعدی می توان از همین مورد به عنوان یک ویژگی برای شناسایی افراد استفاده کرد .

دسته دیگر مدلها ، مدل‌های دو بعدی اند . در این گروه از اشکال هندسی دو بعدی مانند بیضی ، مستطیل و ... برای مدل سازی بدن استفاده می شود.

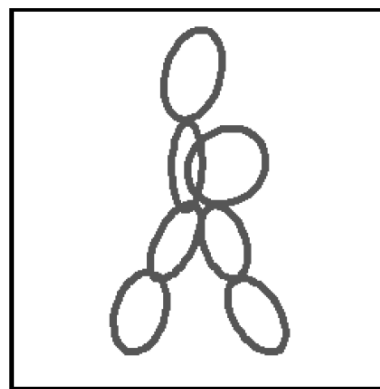
از جمله کارهای انجام شده در زمینه مدل سازی دو بعدی می توان به الگوریتم ارائه شده به وسیله Lily Lee از دانشگاه MIT اشاره کرد [۸] . در این روش تصویر فرد که راستای حرکت آن عمود بر محور اپیکی دوربین است به هفت قسمت تقسیم می شود . تقسیم بندی بدن در این روش بر مبنای نسبت تقریبی اجزا مختلف بدن به هم صورت می گیرد . برای این منظور مرکز ثقل بدن فرد محاسبه شده و سپس تصویر فرد با توجه به مرکز ثقل بدست آمده بجز در ناحیه سر ، به دو بخش جلو و عقب تقسیم می شود . نواحی بالا و پایین

مرکز ثقل نیز به دو بخش مساوی تقسیم می شوند . به این ترتیب هفت ناحیه که به طور تقریبی سر و شانه ، قسمت عقب بدن ، قسمت جلوی بدن ، ران جلو ، ران عقب ، ساق پای جلو و ساق پای عقب را نشان می دهد ، بدست می آید . هدف از این بخش بندی ، تقسیم بدن فرد به اجزای کوچکتری می باشد که شناسایی فرد را تسهیل نماید . در مرحله بعد هر قسمت با یک بیضی مدل می شود . شکل (۱-۹) نمونه ای از این مدل سازی را نمایش می دهد .

ویژگیهایی که از هر یک از این بیضی ها بدست می آید شامل مرکز ثقل ، راستای قطر بزرگ و نسبت طول دو قطر برای بیضی است . به این طریق ۲۸ ویژگی بدست می آید (سه ویژگی برای هر یک از هفت بیضی) . علاوه بر ۲۸ ویژگی قبلی ، به منظور لحاظ کردن طول تنه به طول پاها ، یک ویژگی دیگر هم به صورت ارتفاع مرکز ثقل بدن نسبت به قد فرد به ویژگیهای قبلی اضافه می شود . ۲۹ ویژگی استخراج شده به صورت یک سری زمانی برای یک رشته از تصاویر راه رفتن نمایش داده می شوند . به منظور انجام مقایسه در حوزه زمان میانگین و انحراف معیار هر یک از ویژگیها محاسبه می شود . و علاوه بر آن میانگین مرکز ثقل بدن نیز محاسبه شده و به ویژگیهای قبلی اضافه می شود . در نهایت ۵۷ ویژگی در حوزه زمان بدست می آید .



(a)



(b)

شکل ۱-۹ : تقسیم بندی پیشنهادی برای بدن در روش Lee [۸]

علاوه بر حوزه زمان ، ویژگیهای مطرح شده در حوزه فرکانس هم مورد بررسی قرار گرفته اند و از فرکانس و فاز ویژگیهای بدست آمده در مرحله قبل برای شناسایی فرد استفاده شده است .

طی تحقیقی ، شروین رحیم زاده و همکارانش [۲] ، با تحلیل کار انجام گرفته به وسیله Lee [۸] ، اقدام به بهبود این روش و کاهش تعداد ویژگیهای مورد استفاده در این روش با حذف ویژگیهایی که تاثیر چندانی در امر بازشناسی نداشتند نمود.

در روشهایی که بر پایه مدل هستند ، خواه دوبعدی باشد یا سه بعدی ، اصول کار این است که یک مدل کلی برای بدن در نظر گرفته شده و سپس این مدل بر روی بدن هر یک از افراد انطباق داده می شود. سپس ویژگیهای مورد نظر از روی آن استخراج می شود .

زاویه اجزاء مختلف بدن نسبت به هم و یا نسبت به خط افق در مدت زمان حرکت در فریمها متوالی ، ابعاد و یا نسبت اجزاء بدن ، مسیر حرکت مفاصل در حین راه رفتن به صورت یک منحنی در طی یک رشته از تصاویر از جمله دیگر ویژگیهایی هستند که در روشهای مختلف که بر پایه مدل می باشند مورد استفاده قرار گرفته اند . در برخی از روشها هم ، فرکانس ، فاز راه رفتن و طول گامها به عنوان ویژگی استخراج و استفاده شده است [۹] .

روشهایی که از مدل برای استخراج ویژگی استفاده می کنند این مزیت را دارند که در برابر برخی تغییرات مانند تغییر در زاویه دید ، تغییر در پوشش و ... مقاوم هستند و جواب بهتری در این گونه موارد می دهند . اما در عوض این دسته از روشها به لحاظ محاسباتی سنگین و لذا سرعت این روشها پایین می باشد . با افزایش سرعت پردازنده های کامپیوتری انتظار می رود که در آینده این دسته از روشها بیشتر مورد توجه محققین قرار گیرند .

۱-۳-۲ - روشهای بدون مدل^{۱۴}

دسته دوم از روشهایی که برای تشخیص افراد از روی نحوه راه رفتن آنها استفاده می شوند به روشهای بدون مدل موسومند. در این گروه استخراج ویژگی و متعاقبا شناسایی افراد ، با پردازش رشته تصاویر (فریمها) که از فرد تهیه شده است ، انجام می گیرد . به این منظور، همه تکنیکها و ابزارهایی که در زمینه پردازش تصویر وجود دارد برای رسیدن به نتیجه مورد نظر ، قابل کاربرد است. چون این روشها از تصویر ظاهری فرد در فریمها استفاده می کنند ، از آنها با عنوان روشهای Appearance-Based نیز یاد می شود. غالب کارهایی که در این زمینه انجام گرفته است بر روی تصاویر دو بعدی سیلوهت بوده است و بیشتر پایگاههای داده موجود نیز شامل این تصاویر می باشند. شکل (۱-۱۰) نمونه هایی از این دست تصاویر را نشان می دهد.



شکل ۱-۱۰ : نمونه هایی از تصاویر باینری

بطور کلی این روشها را می توان به سه دسته تقسیم کرد ، گر چه همانطوریکه متذکر شدیم این دسته بندیها نسبی بوده و بسیاری از کارهای انجام شده در این زمینه شامل ترکیبی از این روشها است . این تقسیم بندی عبارت است از :

- روشهای مبتنی بر شکل^{۱۵}
- روشهای انطباق الگو^{۱۶}
- روشهایی که پارامترهای استاتیکی فرد را مد نظر قرار می دهند^{۱۷}

¹⁴ Model-Free

¹⁵ Shape-based

¹⁶ Temporal Alignment

¹⁷ Static Parameter Based

در ادامه هر کدام از این روشها را توضیح می دهیم.

۱-۳-۲-۱ روشهای مبتنی بر شکل

در این دسته از روشها ، راه رفتن بصورت ترکیبی از یک رشته حالت‌های مختلف بدن در نظر گرفته می شود و جهت تشخیص ، حالت‌های استاتیکی بدن در هر حالت را با هم مقایسه می کنند . در اینجا ، تاکید بر رو شباهت بین شکل در تصاویر باینری است . برای رسیدن به این هدف ، شیوه های مختلفی مورد استفاده قرار می گیرد که از آن جمله می توان به موارد زیر اشاره کرد :

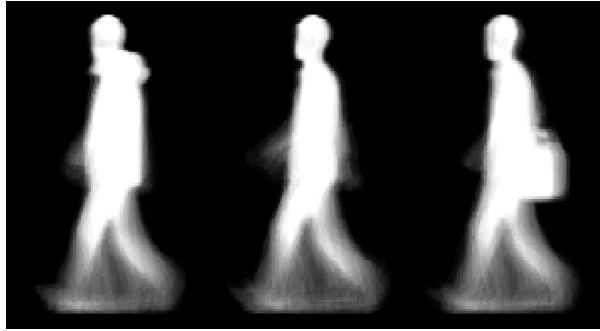
- میانگین گیری از تصاویر سیلوهت
- محاسبه همبستگی^{۱۸} بین فریمها
- استفاده از ممان ها برای یافتن فریمهای مشابه و مقایسه آنها
- تعیین stance-frames و استفاده از HMM^{۱۹}

۱-۳-۲-۱-۱ میانگین گیری از تصاویر سیلوهت

یکی از ساده ترین روشها در الگوریتمهای مبتنی بر شکل ، میانگین گیری از تصاویر باینری در طول یک دوره تناوب و یا از همه تصاویر باینری موجود در یک رشته از تصاویر است [۱۰] . شکل (۱-۱۱) نمونه ای از پیاده سازی این الگوریتم را بر روی یک رشته از تصاویر ، در حالتی که پوشش فرد متفاوت است و یا فرد در حال حمل یک کیف است را نشان می دهد.

¹⁸ Correlation

¹⁹ Hidden Markov Model



شکل ۱-۱۱ : میانگین گیری از تصاویر باینری

در این روش ابتدا برای از بین بردن اثر مقیاس ، ناشی از تفاوت فاصله دوربین از سوژه ، ابتدا تصویر فرد از پس زمینه جدا شده و پس از نرمالیزه کردن آن از نظر اندازه ، مرکز ثقل بدن فرد در تصویر محاسبه شده و بر مبنای آن تصویر فرد در مرکز یک قاب با ابعاد مشخص قرار داده می شود . سپس از همه تصاویر میانگین گیری می شود . این روش با وجود سادگی و سرعت در پیاده سازی دارای عملکرد نسبتاً خوبی است . بخصوص در مواردی که در ظاهر فرد (لباس ، کیف) تغییرات نداشته باشیم . البته عدم تغییرات در ظاهر فرد در تصاویر ، یک شرط مهم برای بدست آوردن عملکرد مناسب برای همه روشهایی است که بر مبنای شباهت ظاهری در فریمها به شناسایی فرد می پردازند.

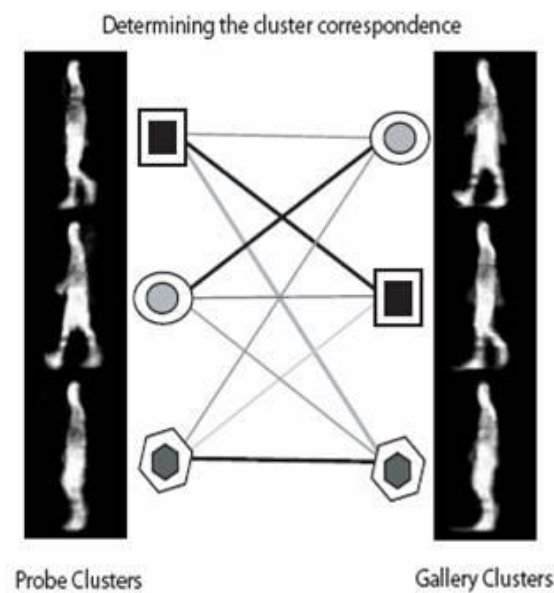
عملیات نرمالیزه کردن و آوردن تصویر فرد در یک اندازه مشخص و از پیش تعیین شده ، پیش پردازشی است که در غالب روشها برای خنثی سازی تاثیر فاصله دوربین از شخص و همینطور ساده تر کردن مراحل بعدی الگوریتم انجام می شود .

۱-۳-۲-۱-۲- استفاده از میزان همبستگی بین فریمها

یکی از معیارهای تعیین شباهت که در بسیاری از مسائل پردازش سیگنال به کار می رود ، محاسبه همبستگی است [۱۱] . رابطه (۱-۱) نحوه محاسبه تابع همبستگی را در حالت دو بعدی نشان می دهد .

$$f(x, y) \circ h(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f^*(m, n) h(x+m, y+n) \quad (1-1)$$

مقدار بزرگ تابع همبستگی بیانگر شباهت بین دو سیگنال است. همانطور که در شکل (۱-۱۲) مشخص است، در این روش فریمهای گرفته شده از فرد با فریمهایی که از قبل، در مرحله آموزش وارد سیستم شده است مطابقت داده می شوند. روشهای متعددی برای انجام این مقایسه، بکار گرفته شده است. در ساده ترین روش، بین هر فریم از رشته تصاویر ورودی با تک تک فریمهای، رشته تصاویر مرحله آموزش میزان همبستگی محاسبه می شود و شبیه ترین فریم به این روش بدست می آید. این کار باید برای تک تک فریمها انجام شود. عملیات بین رشته تصاویر ورودی با تک تک نمونه های موجود، تکرار می شود و در مرحله آخر، شخصی که بیشترین میزان شباهت را داشته باشد به عنوان، فرد مورد نظر شناسایی می شود.



شکل ۱-۱۲: یافتن فریمهای مشابه با استفاده از تابع همبستگی [۱۱].

این روش با وجود سادگی، دارای معایب متعددی است. مانند سایر روشهای مبتنی بر شکل، این روش هم وابستگی زیادی به ظاهر فرد داشته و تغییر در ظاهر مانند تغییر لباس، سبب کاهش چشم گیر میزان عملکرد این روش می شود. استفاده از تابع همبستگی به عنوان معیار شباهت، بین فریمهای تصویر یک فرد نتایج مطلوبی بدنبال ندارد. در برخی روشها، از همبستگی به عنوان معیار شباهت، البته نه بصورت

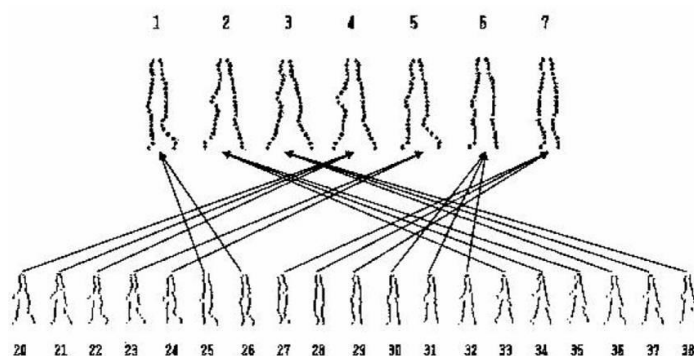
اعمال مستقیم بر روی فریمها ، بلکه با اعمال آن بر روی دسته ای از ویژگیهای استخراج شده از رشته ویدئویی ، استفاده شده است .

۱-۳-۲-۳-۱ - استفاده از ممان ها برای یافتن فریمهای مشابه و مقایسه آنها

استفاده از مشخصات آماری تصاویر ، ابزار دیگری است که جهت تعیین فریمهای مشابه مورد استفاده قرار می گیرد [۱۲] . البته لازم به تذکر است که بررسی آماری بر روی داده ها، نه تنها برای بدست آوردن فریمها مشابه استفاده می شوند ، بلکه اینگونه بررسی ها مبنای بسیاری از پردازشهایی است که بر روی تصاویر انجام می شود است .

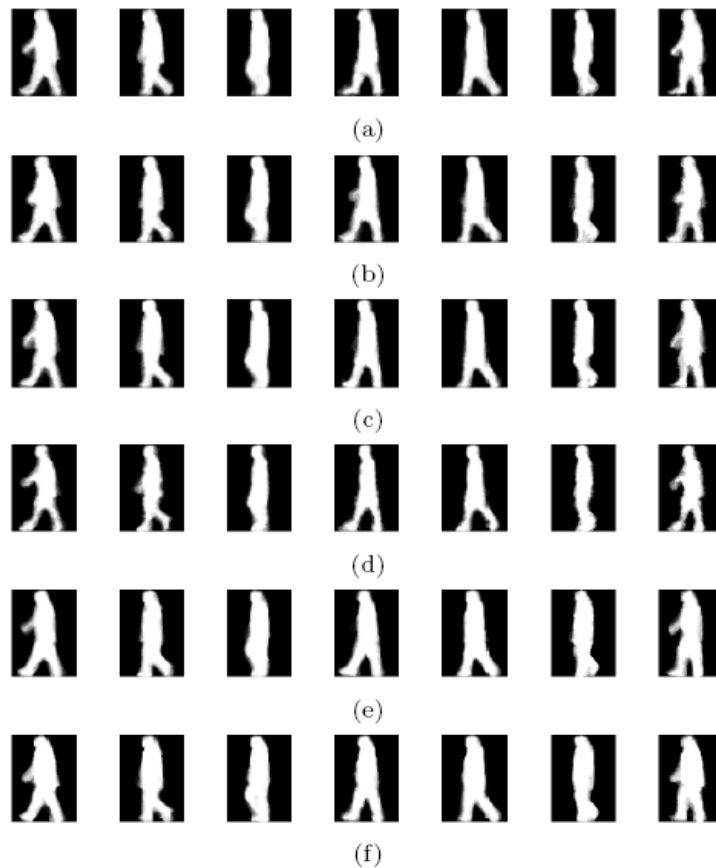
۱-۴-۱-۲-۳-۱ - تعیین Stance-Frames

یک از روشهای موفق در تشخیص مدل راه رفتن استفاده از رشته تصاویر موجود از هر فرد به صورت چندین Stance-Frame است [۱۳] ، [۱۴] ، [۱۵] ، [۱۶] . در هر سیکل راه رفتن تعدادی از حالت‌های اصلی بدن را انتخاب و stance-frame می نامند . فریمهای مشابه در رشته تصاویر اصلی با هر کدام از این Stance-Frame ها میانگین گیری شده و یک مدل با طول مشخص را برای هر فرد به وجود می آورند. شکل (۱-۱۳) انتخاب فریمهای مشابه و شکل (۱-۱۴) نتایج پیاده سازی این الگوریتم و مدل‌های بدست آمده برای یک فرد در حالات مختلف را نشان می دهد.



شکل ۱-۱۳: تعیین Stance-Frame ها

در شکل ۱-۱۴ a-رشته stance-frame ها نشان داده شده اند ، بخش b مربوط به همان فرد با تغییر در زاویه دید است ، قسمت c شکل تغییر نوع کفش ، d تغییر در سطح ، در بخش e فرد در حال حمل یک شیء است و در f رشته تصاویر بدست آمده که در زمان متفاوت تهیه شده اند مورد استفاده قرار گرفته اند.



شکل ۱-۱۴: تعیین stance-frame ها در شرایط متفاوت

۱-۳-۲-۲- روشهای انطباق الگو

این دسته از روشها که فضا-زمانی^{۲۰} نیز نامیده می شوند ، هم از مشخصات شکل و هم مشخصات دینامیکی حرکت فرد برای تشخیص استفاده می کنند و در بین سه گروه از روشهایی که نام بردیم ، کاربرد بیشتری

²⁰ Spatio-Temporal

دارند . در این روشها رشته تصاویر به صورت یک سری زمانی در نظر گرفته می شوند ، این سری زمانی بر اساس نوع ویژگیهایی که استخراج می شود می تواند یک بعدی ، دو بعدی و یا حتی با ابعاد بیشتر باشد . بطور کلی می توان مراحل انجام کار در این روشها را ، به سه مرحله تقسیم کرد. در گام اول ویژگیهای مورد نظر از رشته تصاویر موجود از هر فرد استخراج می شوند ، در مرحله بعد برای آنکه بتوان عمل مقایسه را بین رشته های تصاویر مربوط به افراد مختلف انجام داد ، باید طول رشته ها را به نحوی برابر نمود . به این منظور از تکنیکهای مختلفی مانند DTW²¹ ، نرمالیزه کردن زمانی و ... استفاده می شود . در آخر با یک معیار فاصله و کلاسیفایر مناسب هویت فرد تشخیص داده می شود . از جمله ویژگیهای بکار رفته برای شناسایی می توان به موارد زیر اشاره کرد :

- بردارهای عرض سیلوهت²²
- بردارهای فاصله سیلوهت²³
- توصیفگر فوریه²⁴
- تحلیل تقارن²⁵
- الگوی حاشیه ای²⁶
- ممانهای تغییر ناپذیر با تبدیل هندسی افاین²⁷
- متریکهای مبتنی بر مساحت
- آنالیز اجزاء پایه²⁸

در برخی از کارهایی که انجام گرفته است ، از ترکیبی از دو یا چند شیوه استخراج ویژگی که در بالا اشاره شد استفاده شده است. در ادامه هر کدام از روشهای مذکور را به اختصار توضیح می دهیم .

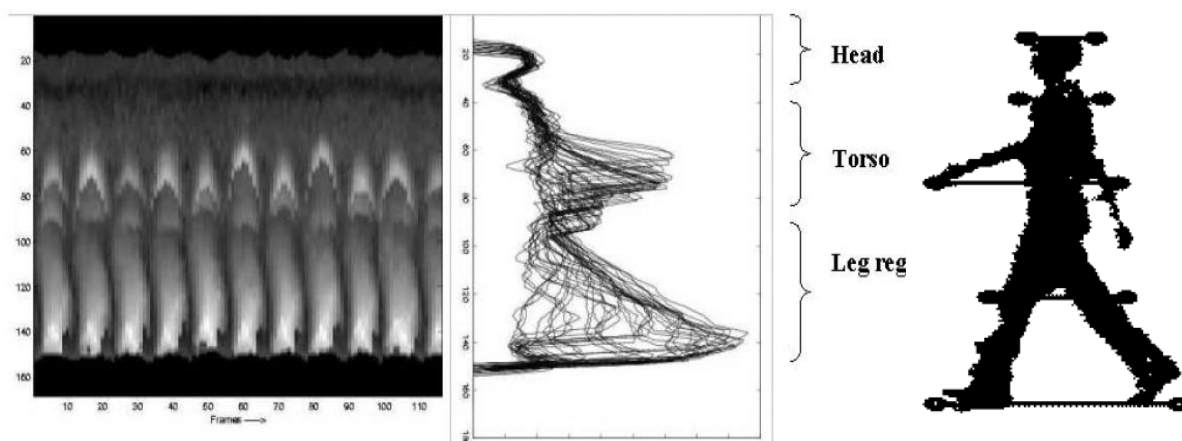
21 Dynamic Time Warping
 22 Silhouette Width Vector
 23 Silhouette Distance Vector
 24 Fourier Descriptor
 25 Symmetry Analysis
 26 Frieze Pattern
 27 Affine Invariant Moment
 28 Principal Component Analysis (PCA)

۱-۳-۲-۲-۱ بردارهای عرض سیلوهت

از ویژگیهایی که در بسیاری از مقالات گزارش شده است ، تشکیل برداری است که در فریمهای مختلف عرض سیلوهت بدن را اندازه می گیرد . این فاصله در قسمتهایی از بدن که در طول مدت راه رفتن ، حرکت چندانی ندارند ، مانند سر و کمر ، در فریمهای مختلف تقریباً ثابت است ، در حالی که ، در قسمتهایی که در مدت راه رفتن ، حرکت زیادی دارند مانند پاها و دستها این فاصله به طور مداوم در حال تغییر است . شکل (۱-۱۵) نمونه ای از مشخصه عرض سیلوهت را نشان می دهد [۱۷] .

تغییر در این فاصله ها به نوعی بیان کننده ویژگیهای دینامیکی حرکت در هر فرد است . ستون وسط در شکل (۱-۱۵) تغییرات عرض سیلوهت می باشد . فاصله های بدست آمده در هر فریم به صورت یک بردار در نظر گرفته می شود و بردارهای بدست آمده برای فریمهای متوالی ، در کنار هم قرار گرفته و تشکیل یک بردار دو بعدی ویژگی را می دهند . این بردار دو بعدی می تواند بطور مستقیم مبنای مقایسه رشته تصاویر باشد و یا با اعمال الگوریتمهای دیگر بر روی آن ، ویژگیهای جدیدی از آن استخراج نمود .

از روی شکل (۱-۱۵) می توان پی به پیرویدیک بودن ویژگیهای دو بعدی راه رفتن برد . همچنان که مشخص است الگوهای تقریباً مشابه و مشخص به طور مرتب در حال تکرار شدن هستند.

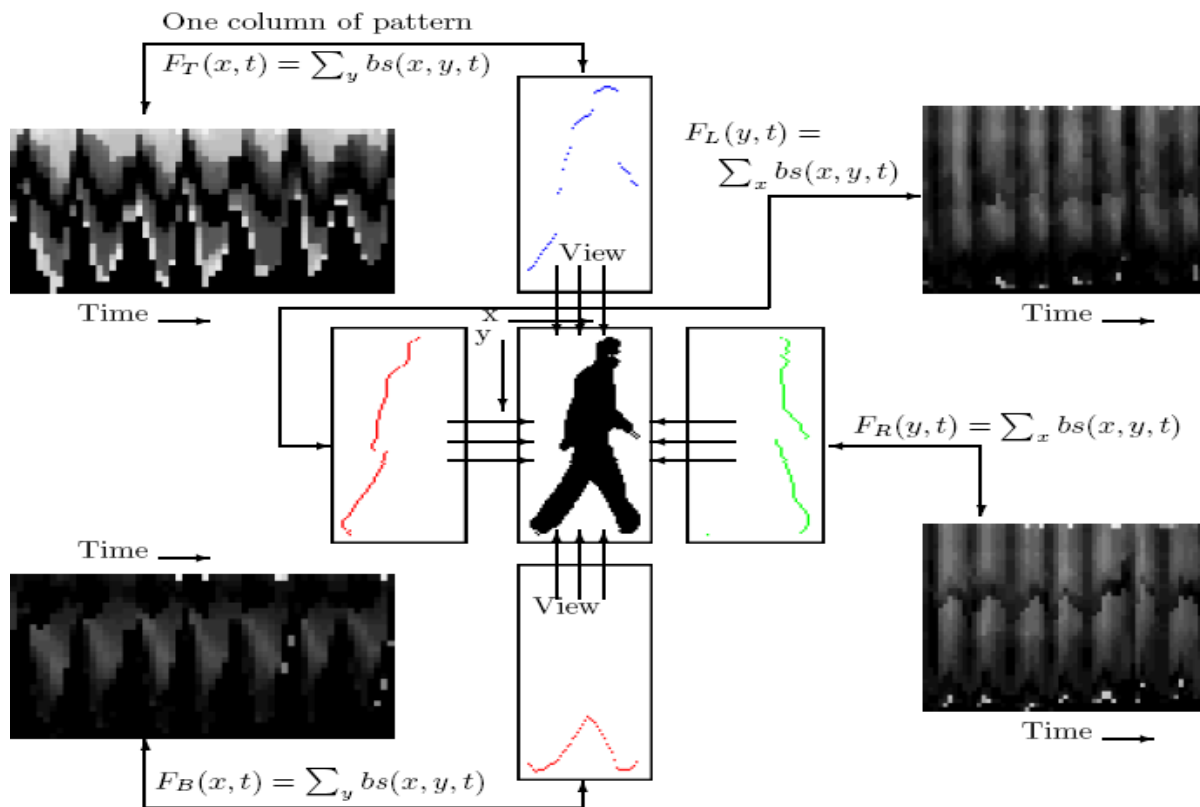


شکل ۱-۱۵: نحوه محاسبه بردار عرض سیلوهت

۱-۳-۲-۲- بردار فاصله سیلوهت

یکی دیگر از روشهای استخراج ویژگی که شباهت زیادی به روش قبلی دارد روش بردار فاصله سیلوهت است . در اینجا ابتدا تصویر فرد در هر فریم در یک قاب با ابعاد مشخص گنجانده می شود ، سپس فاصله هر چهار ضلع این قاب تا لبه سیلوهت فرد در هر سطر و هر ستون بدست آورده می شود [۱۸]، [۱۹]. بنابراین در این حالت چهار ویژگی خواهیم داشت که هر کدام مربوط به یک سمت بدن در فریم مربوطه است ، بالا ، پایین ، چپ و راست . نمایش این ویژگیها و نحوه محاسبه کردن آنها به صورت شماتیک در شکل (۱-۱۶) نشان داده شده اند .

در اینجا نیز برای هر فریم چهار بردار مربوط به فواصل لبه کناری بدن تا لبه تصویر محاسبه می شود و با انجام این کار برای فریمهای متوالی و قرار دادن این بردارها در کنار هم چهار ویژگی دو بعدی حاصل می شود. این ویژگیها هم به نوعی بیانگر ویژگیهای حرکتی در هر فرد هستند. هر چه فاصله فرد تا لبه تصویر بیشتر باشد ، نقاط بر روی ویژگیهای دو بعدی ، روشن تر به چشم می آیند . در شکل (۱-۱۶) نیز پریودیک بودن ویژگیهای دو بعدی مشاهده می گردد . هر کدام از این ویژگیهای دوبعدی را می توان به صورت یک تصویر در نظر گرفت و از روشهای پردازش تصویر برای تحلیل آنها بهره جست تا عملیات مقایسه به شکل بهتر و موثرتری انجام گیرد.



شکل ۱-۱۶: نحوه محاسبه بردار فاصله سیلویت

در اکثر روشها از مقایسه مستقیم و پیکسل به پیکسل برای بدست آوردن فاصله بین ویژگیهای بدست آمده از رشته تصاویر استفاده شده است، اما این کار بخصوص در حضور عدم قطعیت ها و نتایج خوبی بدنبال ندارد. در چنین حالتی می توان با استخراج ویژگیهای آماری و نظایر آن عملکرد بهتری بدست آورد.

۱-۳-۲-۲-۳-۱ توصیفگر فوریه

یکی از ابزارهایی که در بسیاری از کاربرد های پردازش سیگنال مورد استفاده قرار می گیرد، تبدیل فوریه است. تبدیل فوریه، نمایش یک سیگنال در حوزه فرکانس است. تبدیل فوریه یک سیگنال گسسته یک بعدی دو بعدی در روابط زیر خلاصه شده است.

$$F(u) = \sum_{x=0}^{M-1} f(x)e^{-j2\pi ux/M} \quad \text{for } u=0,1,2,\dots,M-1. \quad (2-1)$$

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(ux/M + vy/N)} \quad \text{for } u = 1, 2, \dots, M-1 \text{ و } v = 1, 2, \dots, N-1 \quad (3-1)$$

تبدیل فوریه یک ابزار ریاضی است که می تواند در مراحل مختلف استخراج ویژگی مورد استفاده قرار گیرد. بطور کلی مولفه های بدست آمده از تبدیل فوریه بصورت مختلط اند که دارای دو مشخصه اندازه و زاویه است. معمولا برای در کاربردهایی که در آنها مقایسه دو سیگنال مدنظر است از اندازه مولفه ها فرکانسی استفاده می شود و فاز آن نادیده گرفته می شود.

بطور نمونه تبدیل فوریه در مرجع [۲۰] به عنوان ابزاری برای استخراج ویژگی بر روی کانتور بدن افراد در فریمهای مختلف استفاده شده است (شکل (۱-۱۷)).



شکل ۱-۱۷: استخراج کانتور بدن فرد به جهت اعمال تبدیل فوریه بر روی آن [۲۰]

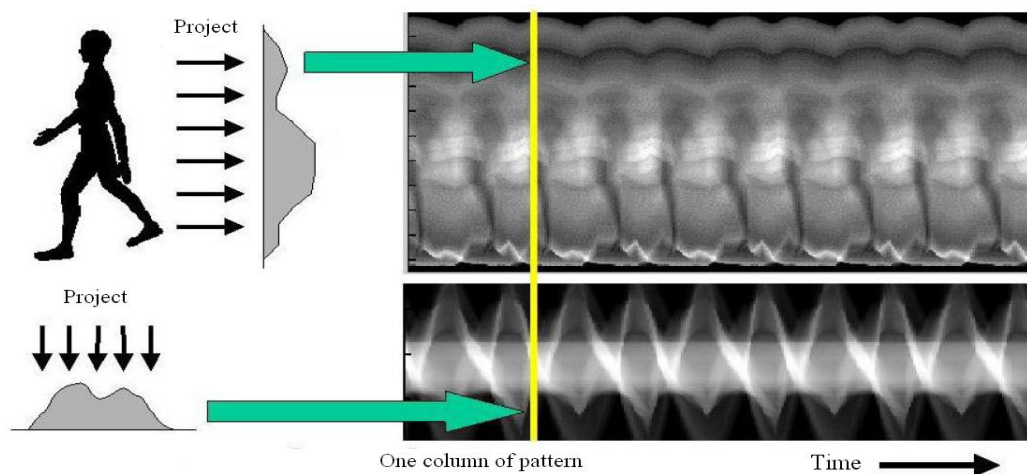
این کار به این صورت انجام می گیرد که ابتدا کانتور بدن فرد در هر فریم به وسیله یکی از روشها نظیر آشکار سازی لبه یا کم کردن تصویر فرد از سایش^{۲۹} یافته همان تصویر بدست می آید. سپس مختصات هر نقطه بر روی کانتور به صورت یک عدد مختلط در نظر گرفته می شود. نقاط روی کانتور به صورت یک رشته در کنار هم قرار می گیرند و تشکیل یک سیگنال مختلط را می دهند. این کار بر روی همه فریمها انجام می شود و رشته های بدست آمده برای همه فریمها در کنار هم یک سیگنال کلی را می سازند. حال تبدیل

²⁹ Eroded

فوریه بر روی این سیگنال اعمال می شود. ضرائب فوریه بدست آمده به عنوان ویژگی برای انجام مقایسه استفاده می شود.

۱-۳-۲-۲-۴- الگوی حاشیه ای

روش دیگر پیشنهاد شده به منظور تبدیل فریمهای راه رفتن ، به فرمی که بتوان از آنها برای انجام مقایسه استفاده کرد محاسبه الگوهای حاشیه ای است. در این روش تعداد پیکسلهای سیلوهت فرد در تصویر ، در هر سطر و در هر ستون محاسبه شده و به صورت بردارهایی با ابعاد تعداد سطرها و تعداد ستونهای ماتریس تصویر سیلوهت فرد ذخیره می شود . این عملیات ممکن است بر روی سیلوهت خام راه رفتن اعمال شود [۲۱] و یا بر روی تصاویری اعمال شود که خود حاصل انجام پردازش بر روی سیلوهت خام می باشند . بطور مثال در یکی از روشها ابتدا اختلاف بین سیلوهت در فریمها بدست آمده و سپس الگوی حاشیه ای برای آن محاسبه می شود [۲۲] . نتیجه انجام چنین پردازشی در شکل (۱-۱۸) نشان داده شده است.



شکل ۱-۱۸ : نحوه محاسبه الگوهای حاشیه ای

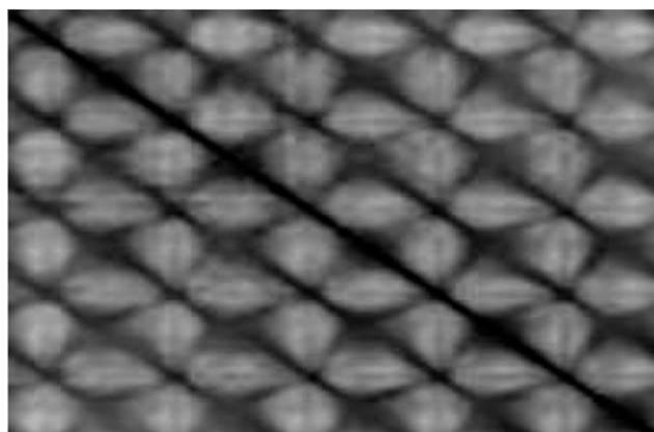
همانطور که در شکل (۱-۱۸) مشخص است در این روش ، با محاسبه تعداد پیکسلهای روشن موجود در هر سطر یا ستون مقدار انرژی موجود در هر سطر و ستون در هر فریم به صورت مجزا محاسبه می شود. عملیات

فوق بر روی همه فریمهای پیاده شده و بردارهای بدست آمده در کنار هم قرار می گیرند تا دو پترن ، یکی برای سطرها و دیگری برای ستونها حاصل شود.

این الگوها ویژگیهای حرکتی فرد را در بر می گیرند و می توان از آنها برای شناسایی افراد استفاده کرد.

۱-۳-۲-۲-۵- تحلیل تقارن^{۳۰}

در برخی از تحقیقات گزارش شده شباهت بین فریمهای موجود در رشته تصاویر مطالعه می شود و از آن به عنوان تحلیل تقارن نام برده می شود . یک نمونه از الگوی تقارنی مربوط به راه رفتن فرد در شکل (۱-۱۹) نشان داده شده است [۲۳].



شکل ۱-۱۹ : الگوی تقارن

برای استخراج الگوی تقارن^{۳۱} به این ترتیب عمل می شود که ابتدا یک فریم به عنوان فریم آغازین سیکل راه رفتن انتخاب شده و سپس اختلاف بین این فریم و سایر فریمها ، به کمک رابطه زیر محاسبه می شود.

$$S_{t_1, t_2} = \min_{|dx, dy| < r} \sum \left| C_{t_1}(x+dx, y+dy) - C_{t_2}(x', y') \right| \quad (۴-۱)$$

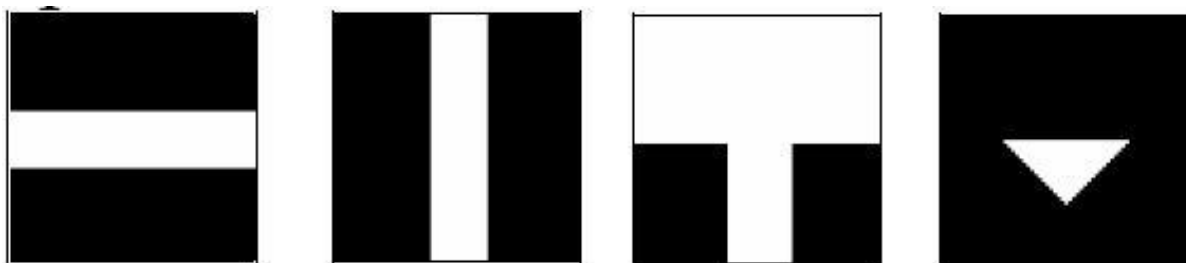
³⁰ Symmetry Analysis

³¹ Symmetry Pattern

در این رابطه C_{t2} و C_{t1} به ترتیب فریم ابتدایی و هر کدام از فریمهای بعدی در نشان می دهند dx و dy تعیین کننده یک محدوده مشخص در اطراف هر پیکسل در فریم ابتدایی می باشد. در این حالت در محدوده مشخص شده مقدار مینیمی که در اطراف هر پیکسل بدست می آید به عنوان مقدار اختلاف در نظر گرفته می شود. در نهایت مجموع این اختلافات که به صورت پیکسل به پیکسل محاسبه می شود، عددی را نتیجه می دهد که نمایانگر اختلاف دو فریم است. جهت نمایش این مقادیر یک ماتریس مربعی در نظر گرفته می شود که تعداد سطر و ستونهای آن برابر تعداد فریمها می باشد و هر درایه آن برابر مقدار اختلاف بدست آمده برای فریمهای نظیر آن سطر و ستون است. به طور مثال در سطر دهم و ستون بیستم مقدار اختلاف بین فریم دهم و فریم بیستم قرار می گیرد. واضح است که در این حالت ماتریس بدست آمده نسبت به قطر اصلی متقارن خواهد بود. الگوی بدست آمده به یک حالت موزایکی شباهت دارد که در فواصل مشخص (به اندازه هر پرپود راه رفتن)، تکرار شده است.

۱-۳-۲-۲-۶- متریک مبتنی بر مساحت

از روشهای ساده و سریعی که برای استخراج ویژگی از رشته ویدئویی راه رفتن استفاده می شود محاسبه تغییرات مساحت قسمتهای مختلف بدن در تصاویر سیلوهت حین راه رفتن می باشد. در روشهای گوناگون فیلترهای مختلفی برای این منظور پیشنهاد شده است که نمونه هایی از این فیلترها در شکل (۱-۲۰) مشاهده می شود [۲۴].



شکل ۱-۲۰: نمونه هایی از فیلترهای مساحت به کار گرفته شده در روشهای مبتنی بر مساحت

در تحقیقات گزارش شده [۲۴] این مطلب که تغییرات مساحت می تواند متمایز کننده افراد مختلف باشد نشان داده شده است. این که ماسکهای مورد استفاده به چه شکلی انتخاب شوند تا بهترین نتیجه حاصل شود موضوع در حال بررسی می باشد. آنچه مشخص است این روش نسبت به هر گونه تغییرات که در ظاهر فرد در تصاویر به وجود آید بسیار حساس است.

۱-۴ - عوامل موثر بر میزان موفقیت الگوریتمهای موجود

کیفیت تصاویر باینری به میزان اختلاف و تمایز موجود بین پس زمینه و شخص در حال رفتن در صحنه بستگی دارد. ناحیه بندی تصاویری که در فضای آزاد گرفته شده اند به دلیل مسائلی نظیر وجود سایه ها، تغییر در نور محیط به دلیل حرکت ابرها و نظایر آن، و حرکات ناخواسته دیگر در پس زمینه کار دشواری است. زمانی که به مقایسه تصاویری که با فاصله زمانی چند ماه گرفته شده اند می پردازیم، تفاوت در لباس و حتی پس زمینه سبب تفاوت در کیفیت تصاویر ناحیه بندی شده می شود. منطقی است که فکر کنیم که این تفاوت در کیفیت تصاویر، باعث افت درصد موفقیت در زمان بازشناسی می شود. اما بر خلاف تصور تحقیقات انجام گرفته [۲۵] نشان داده است که این عامل تاثیر چندانی بر نرخ موفقیت ندارد.

مطالعه بر روی عوامل تحت تاثیر قرار دهنده نشان می دهد که هر چند نوع کفش تاثیر کمی بر عملکرد سیستم شناسایی دارد، اما این تاثیر آن قابل چشم پوشی نیست. در مورد تغییر در زاویه و حمل بار یا یک کیف دستی هم موضوع بر همین منوال است. در مورد حمل کیف دستی، تحقیقات نشان می دهد که تاثیر بر عملکرد به آن میزان که انتظار می رود نیست [۲۵]. هر چند این تاثیر بیشتر از اثری است که نوع کفش دارد، ولی به اندازه قابل توجهی کمتر از تاثیر سطحی است که فرد در حال رفتن بر روی آن است.

یکی از عواملی که تاثیر قابل توجهی بر روی درصد موفقیت روشهای موجود دارد، فاصله زمانی است که مابین تهیه تصاویر ویدئویی مورد استفاده در مرحله آموزش و تصاویری که برای تست گرفته می شوند وجود دارد. هر چه این فاصله زمانی بیشتر باشد، آزمایشها نشان می دهد که درصد موفقیت کاهش می یابد.

زمانی که فاصله زمانی بین تهیه تصاویر چندین ماه باشد ، این افت در کارهای مختلف از ۳۰ تا ۵۴ درصد گزارش شده است [۲۵]. این امر متأثر از عوامل مختلفی نظیر تغییر در نوع پوشش ، تغییر در نور محیط زمانی که تصاویر در محیط آزاد تهیه شده اند و همچنین تغییر ذاتی در نحوه راه رفتن بر اثر مرور زمان است . تاثیر گذر زمان بر نحوه راه رفتن افراد ، موضوعی است که نیاز به انجام تحقیقات بیشتری دارد .

سطحی که فرد بر روی آن راه می رود نیز از عواملی است که تاثیر زیادی بر راه رفتن شخص می گذارد . بطور مثال زمانی که تصاویر مورد استفاده در مرحله آموزش از راه رفتن شخص بر روی چمن تهیه شده اند و تصاویر مورد استفاده برای مرحله تست از راه رفتن افراد بر روی سطح بتنی گرفته شده اند ، بیشترین درصد موفقیتی که گزارش شده است به میزان ۵۷ درصد بوده است [۲۶]. کاهش درصد موفقیت ممکن است در مواردی که سطوح دیگری مانند سطوح شنی و یا سنگلاخ مدنظر باشند حتی بیشتر از این هم باشد . بررسی تاثیر سطوح مختلف بر راه رفتن خود می تواند زمینه تحقیقات آینده باشد.

فصل دوم

تئوری

۲-۱- مقدمه

در این فصل ابتدا به معرفی یکی از تحقیقات اخیر انجام شده در زمینه بازشناسی افراد بر اساس نحوه راه رفتن آنها خواهیم پرداخت . سپس پایگاه داده CASIA را معرفی خواهیم کرد . در مراحل مختلف تحقیق از این پایگاه جهت پیاده سازی الگوریتمهای پیشنهادی استفاده می کنیم . در ادامه به معرفی روشی برای تخمین پیروی راه رفتن می پردازیم . در پایان این فصل الگوریتمهای تحلیل جداسازی خطی (LDA) و تحلیل گروه بندی خطی (LGA) بیان خواهیم کرد . این الگوریتمها در فصل بعد در سیستم بازشناسی به کار گرفته خواهند شد .

۲-۲- معرفی روش Lee و همکارانش

در یکی از روشهایی که در سال ۲۰۰۷ توسط Robert Collins و Yanxi Liu ، Seungkyu Lee از دانشگاه ایالتی پنسیلوانیا با عنوان "استفاده از الگوهای حاشیه ای بر مبنای تغییرات شکل برای بازشناسی مقاوم افراد بر اساس راه رفتن"^{۳۲} ارائه شد [۲۲] ، از ویژگیهای شکل بدن در تصاویر برای ایجاد تمایز بین افراد استفاده شد. در این روش ابتدا فریمها، که به صورت تصاویر باینری از افراد در دیتا بیس موجود است ، نرمالیزه شده و سپس از اختلاف بین این فریم ها در یک پریود راه رفتن به منظور استخراج ویژگی استفاده می شود. جهت محاسبه فریمهای اختلاف از یک فریم کلیدی^{۳۳} استفاده می شود. فریمهای اختلاف، از محاسبه اختلاف بین این فریم کلیدی به ترتیب با سایر فریمهای موجود در همان پریود راه رفتن بدست می آیند. سپس فریمهای اختلاف بر روی محورهای افقی و عمودی تصویر می شوند تا برای هر کدام یک ویژگی موسوم به الگوی حاشیه ای^{۳۴} بر اساس تغییرات شکل^{۳۵} بدست آید. از این ویژگیها برای شناسایی افراد استفاده می شود. در ادامه به بررسی دقیق تر این روش می پردازیم .

۱-۲-۱- روش انجام کار

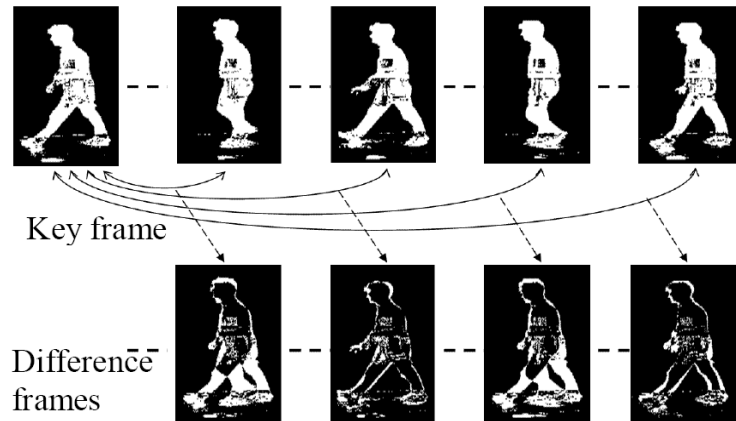
الگوریتم استخراج الگوی حاشیه ای شامل دو مرحله اصلی است. در ابتدا باید فریم کلیدی برای هر سیکل راه رفتن استخراج شود . در اینجا یک پریود راه رفتن از زمانی که هر دو پا بر روی زمین قرار گرفته اند و بیشترین فاصله را از هم دارند و پای چپ جلو است شروع می شود و تا زمانی که بار دیگر همین حالت واقع شود ادامه پیدا می کند. به این منظور نیاز به روشی داریم که به وسیله آن بتوان فریمهای با شرایط مشابه در هر سیکل راه رفتن (برای مثال فریمی که در آن هر دو پا بر روی زمین قرار دارند و پای چپ جلو است) را تعیین کنیم . مرحله دوم شامل محاسبه فریمهای اختلاف براساس تفریق فریم کلیدی بدست آمده در مرحله قبل با سایر فریمها موجود در همان سیکل راه رفتن و پیامد آن محاسبه الگوهای حاشیه ای بر مبنای این فریمهای اختلاف است. شکل (۱-۲) این فرایند را در حالت کلی نشان می دهد.

³² Shape Variation-Based Frieze Pattern for Robust Gait Recognition

³³ Key Frame

³⁴ Frieze Pattern

³⁵ Shape Variation-Based (SVB)

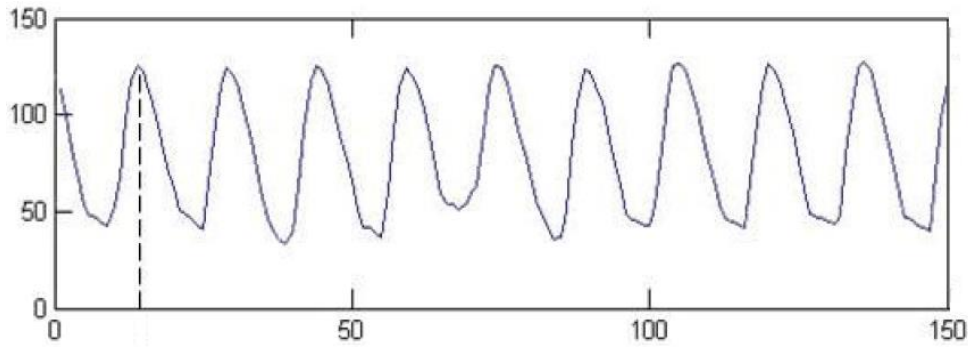


شکل ۱-۲ : محاسبه فریمهای اختلاف بین فریم کلیدی و فریمهای بعدی [۲۲]

۲-۲-۱- انتخاب فریم کلیدی

برای محاسبه الگوی حاشیه ای ابتدا باید فریم کلیدی را به عنوان یک فریم مبنا مشخص کنیم. در واقع هر فریم کلیدی فریم آغازین هر سیکل راه رفتن در نظر گرفته می شود، که در اینجا یکی از دو فریمی است که در یک سیکل راه رفتن هر دو پا بر روی زمین قرار می گیرند و بیشترین فاصله را از هم دارند. هر سیکل راه رفتن از یک فریم کلیدی شروع می شود و به فریم قبل از فریم کلیدی بعدی منتهی می شود. برای یافتن فریم کلیدی ابتدا تمام تصاویر سیلوهت^{۳۶} استخراج شده، سپس با محاسبه مرکز ثقل هر سیلوهت، تصویر سیلوهت فرد در وسط قابی با ابعاد مشخص نرمالیزه می شود. برای یافتن نقطه شروع در هر سیکل، بخش پایینی بدن افراد را در هر فریم بر روی محور افقی تصویر^{۳۷} نموده و پهنای آن را بدست می آوریم. در واقع با این کار فاصله پاها را از هم در هر فریم محاسبه می کنیم. این کار را برای تمام فریم های موجود در یک رشته از تصاویر برای هر فرد تکرار می کنیم و از کنار هم قرار دادن این مقادیر رشته ای عددی حاصل می گردد. شکل (۲-۲) ترسیم این سیگنال است که نمایشگر تغییرات فاصله بین پاها در حین راه رفتن می باشد.

³⁶ Silhouette
³⁷ Project



شکل ۲-۲: بردار حاصل از محاسبه فاصله بین پاها در فریمهای متوالی

با استفاده از این سیگنال می توان تا حد بسیار خوبی فریمهای کلیدی مورد نظر که در آنها پاها بیشترین فاصله را از هم دارند بدست آورد. این نقاط بصورت ماکزیممهای محلی در شکل (۲-۲) قابل مشاهده اند. اما در هر سیکل راه رفتن، در دو مرحله پاها بیشترین فاصله را از هم پیدا می کنند. در یکی از این موارد پای چپ جلو قرار می گیرد و در مورد دیگر پای راست در جلو واقع می شود. بنابراین در هر سیکل راه رفتن دو ماکزیمم خواهیم داشت. تشخیص این که کدام ماکزیمم مربوط به کدام یک از این دو حالت است کار مشکلی است. اگر زاویه دوربین کاملاً بر راستای حرکت فرد عمود نباشد، تعیین هر کدام از این دو حالت به عنوان فریم کلیدی سبب بدست آمدن الگوی حاشیه ای متفاوت با حالت دیگر می شود. بنابر این مشخص کردن دقیق هر یک از این دو حالت مهم است. روش پیشنهادی Lee و همکارانش بر روی دو پایگاه داده CMU MoBo [۲۷] و UoS Human ID [۲۸] پیاده سازی شده است.

در پایگاه داده CMU MoBo، تصاویر راه رفتن ۲۵ نفر برای چهار حالت مختلف، راه رفتن آهسته، راه رفتن سریع، راه رفتن با حمل یک توپ و حرکت بر روی یک سطح شیب دار وجود دارد. تصاویر از حرکت افراد بر روی تردمیل^{۳۸} و از شش زاویه دید مختلف تهیه شده اند، که زاویه دید از پهلو برای پیاده سازی مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین تعداد سیکلهای راه رفتن در این پایگاه داده قابل توجه است، که به آموزش بهتر سیستم شناسایی کمک شایانی می کند. با توجه به این که دوربین در سمت چپ فرد قرار

گرفته است و جهت حرکت فرد در رشته ویدئویی از سمت راست به سمت چپ است ، پای چپ در فریمهایی که پاها بیشترین فاصله را از هم دارند ، کمی پایین تر از پای راست قرار می گیرد . بنابراین از این مطلب می توان برای تعیین اینکه در فریم کلیدی کدام پا جلو قرار گرفته است ، بهره جست . در تحقیق انجام شده [۲۲] تنها از رشته های ویدئویی مربوط به سه نوع راه رفتن ، یعنی راه رفتن آهسته، راه رفتن سریع و راه رفتن با حمل توپ، برای آموزش و تست استفاده شده است .

پیاده سازی الگوریتم در مقاله اصلی بر روی پایگاه داده UoS Human ID تهیه شده در دانشگاه ساوث همپتون^{۳۹} نیز انجام گرفته است . این پایگاه داده شامل رشته ویدئویی تهیه شده از ۱۱۶ نفر در شرایط مختلف است . در این پایگاه رشته های فیلمبرداری شده ، نسبت به پایگاه MoBo از فاصله دورتری گرفته شده اند و تقریباً پاها در تصاویر در یک خط قرار گرفته اند و بر این اساس می توان این مسئله که کدام پا جلو قرار می گیرد را نادیده گرفت و یا اینکه ویژگیهای هر نیم سیکل راه رفتن را جداگانه استخراج و ذخیره کرد [۲۳].

بعد از اینکه فریم کلیدی انتخاب شد، یک رشته تصاویر مربوط به فریمهای اختلاف $D(x,y,t)$ محاسبه می شود.

$$D(x, y, t) = \left| I_{key}(x, y, t_{key}) - I(x + dx, y + dy, t) \right| \quad (1-2)$$

این رابطه $I_{key}(x, y, t_{key})$ فریم کلیدی و $I(x, y, t)$ هم مشخص کننده فریم در لحظه t در سیکل راه رفتن است و (dx, dy) مقدار آفست^{۴۰} در جهت x و y می باشد ، بطوریکه مینیمم اختلاف بین فریم کلیدی و فریم جاری بر اساس این جابجایی محاسبه می شود . شکل (۱-۲) نتیجه انجام این الگوریتم را نشان می دهد.

³⁹ University of Southampton

⁴⁰ Offset

۱-۲-۳- استخراج الگوی حاشیه ای SVB^{۴۱}

برای محاسبه الگوهای حاشیه ای مجموع مقادیر پیکسل‌های فریمهای اختلاف در راستای محور افقی و عمودی تصویر می‌گردند. به بیان دیگر برای هر فریم اختلاف ارزش پیکسل‌های هر سطر را با هم جمع نموده و به این ترتیب برداری بدست می‌آید که تعداد عناصر آن برابر تعداد سطرهای فریم اختلاف است. به طور مشابه، ارزش پیکسل‌های هر ستون در یک فریم اختلاف نیز محاسبه می‌شود، با این کار بردار دیگری بدست می‌آید که تعداد عناصر آن برابر تعداد ستونهای فریم اختلاف است. بدین ترتیب دو بردار تصویر شده برای هر فریم اختلاف حاصل می‌شود. الگوی حاشیه ای SVB با انجام این کار بر روی تک تک فریمهای اختلاف و کنار هم قرار دادن این بردارها بدست می‌آید. به این ترتیب دو الگوی حاشیه ای برای هر سیکل خواهیم داشت، که یکی از تصویر کردن فریمهای اختلاف در جهت افقی^{۴۲} و دیگری از تصویر کردن آنها در جهت عمودی^{۴۳} بدست آمده‌اند.

$$FP_h(y, t) = \sum_x D(x, y, t) \quad (۲-۲)$$

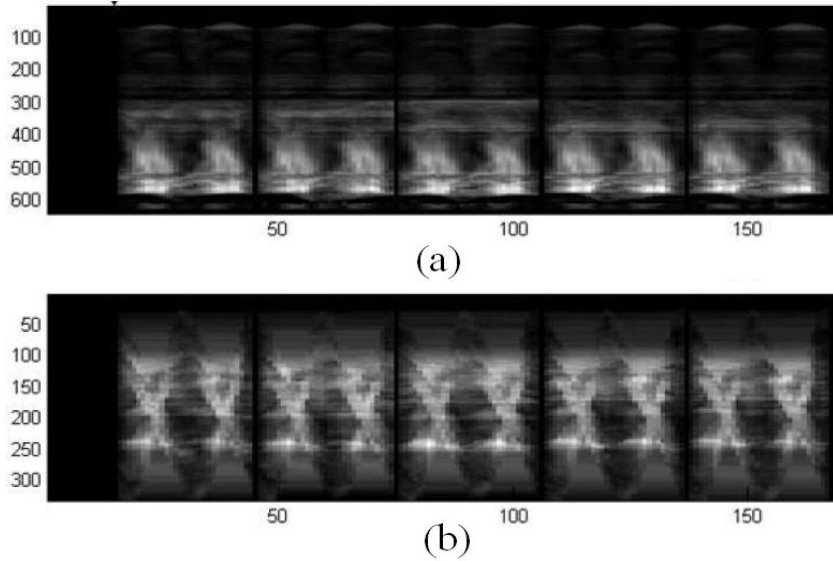
$$FP_v(x, t) = \sum_y D(x, y, t) \quad (۳-۲)$$

دو الگوی حاشیه ای SVB در شکل (۳-۲) می‌گردند. شکل (۲-۳-۱)، الگوی حاشیه ای SVB را در جهت افقی نشان می‌دهد. در این نمودار محور افقی محور زمان (شماره فریمها) را نشان می‌دهد و، هر نقطه بر محور عمودی، متناظر با یک سطر از فریمهای اختلاف می‌باشد. به طور مشابه شکل (۲-۳-۲)، الگوی حاشیه ای SVB را در جهت عمودی نمایش می‌دهد. هر نقطه بر محور عمودی متناظر با یک ستون از فریمهای اختلاف است.

⁴¹ Shape Variation-Based Frieze Pattern

⁴² Horizontal SVB Frieze Pattern

⁴³ Vertical SVB Frieze Pattern

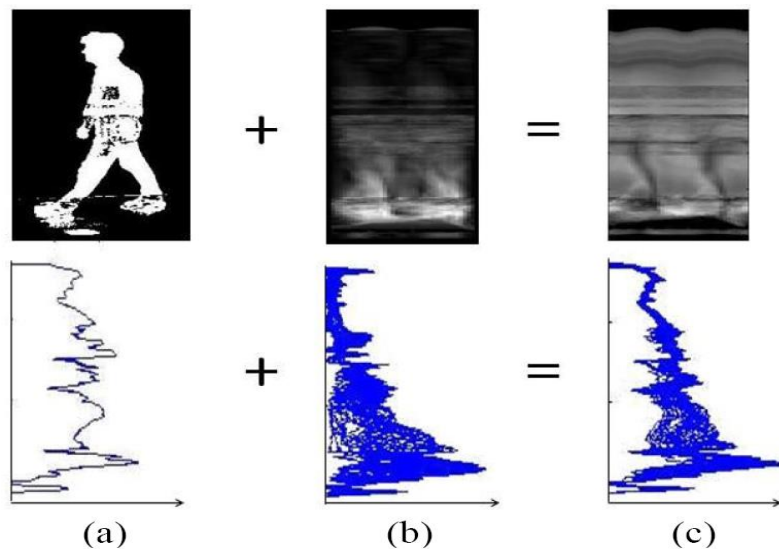


شکل ۲-۳: (a) الگوی حاشیه ای افقی ، (b) الگوی حاشیه ای عمودی

در حالت ایدآل ، چنانچه فریم کلیدی در هر سیکل راه رفتن دقیقا برابر با فریم کلیدی سیکلهای بعدی باشد ، انتظار داریم که همه ستونهای متناظر با فریمهای کلیدی در الگوی بدست آمده برابر با صفر شوند . به این ترتیب ، الگوی حاشیه ای افقی و عمودی تغییرات رشته سیلوهت رادر تصاویر نسبت به فریم کلیدی مشخص می کند . به منظور کاهش اثر نویز در روش پیشنهادی ، الگوی حاشیه افق و عمودی برای هر سیکل راه رفتن محاسبه شده و سپس میانگینی از آنها به عنوان مشخصه توصیف گر فرد بکار می رود . از آنجا که ممکن است تعداد فریمهای سیکلهای راه رفتن یک فرد دقیقا برابر نباشد ، بنابر این باید الگوهای بدست آمده را به یک طول مشخص و مناسب نرمالیزه کنیم تا هم عمل میانگین گیری به طور درست ممکن شود و هم در مقایسه الگوی تست و مدل بدرستی انجام شود.

۴-۲-۱- تفاوت الگوی حاشیه ای SVB و الگوی حاشیه ای

الگوهای حاشیه ای مبتنی بر تغییرات شکل⁴⁴ شبیه به همان الگوهای حاشیه ای اشاره شده در مرجع [۲۱] هستند . در هر دو نوع الگو در واقع نمایشی فضایی-زمان⁴⁵ از تغییرات تصاویر باینری در طول زمان داریم . اما از آنجا که نمونه الگوی حاشیه ای اصلی، با استفاده از یک تصویر سیلوئت کامل محاسبه می شود، به تغییرات ظاهری شکل بدن حساس است. شکل (۲-۴) نشان می دهد که تاکید در الگوی حاشیه ای مبتنی بر تغییرات شکل بر روی قسمت‌های متغیر شکل فرد است که در تصویر اصلی وجود دارند . اگر سطرهای هر فریم کلیدی را بر روی محور عمودی تصویر کنیم و سپس مقدار آن را به هر ستون الگوی حاشیه ای SVB اضافه کنیم ، حاصل همان الگوی حاشیه ای معمولی خواهد بود . این مطلب نشان می دهد که می توان هر الگوی حاشیه ای را به دو بخش تجزیه کرد که یک بخش نمایانگر فریم کلیدی و بخش دوم که همان الگوی حاشیه ای SVB است ، نمایانگر قسمت‌های متحرکی است که بعد از تفریق فریم کلیدی حاصل شده اند .



شکل ۲-۴: (a) فریم کلیدی. (b) الگوی حاشیه ای SVB. (c) الگوی حاشیه ای محاسبه شده در مرجع [۲۱]

۱-۲-۵. مقایسه الگوی حاشیه ای SVB و نمودار خود تشابهی (SSP)⁴⁶

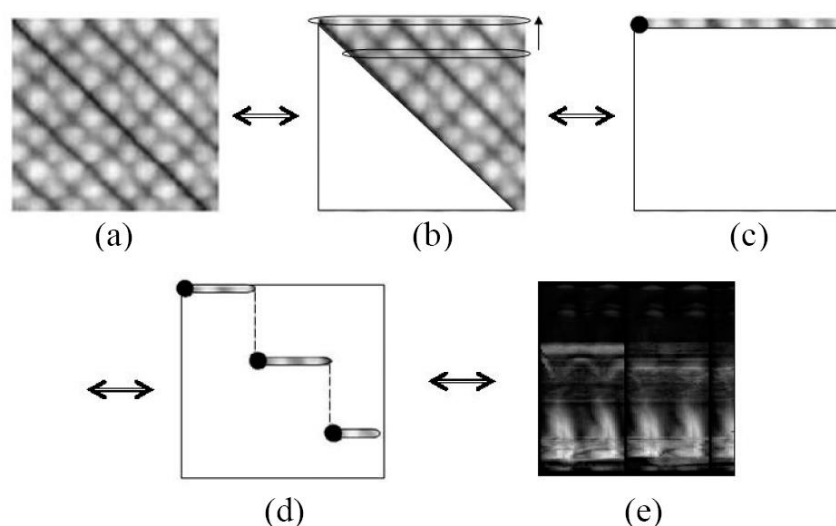
الگوی حاشیه ای SVB را می توان به نمودار خود تشابهی (SSP) محاسبه شده در مرجع [۲۳] نیز مرتبط دانست . نمودار خود تشابهی از محاسبه اختلاف دو به دوی تصاویر بدست می آید . در SSP هر دو محور x و

⁴⁴ SVB Frieze Pattern

⁴⁵ Spatiotemporal

⁴⁶ Self-similarity Plot

۷ محورهای زمان هستند که فریمها را در لحظات مختلف نشان می دهند . به این ترتیب همه مقادیر بر روی محور اصلی صفر خواهند بود . و قسمت زیر قطر اصلی (مثلث پایینی) ماتریس دقیقاً قرینه مقادیر موجود در بالای قطر (مثلث بالایی) هستند . به علاوه هر سطر مثلث بالایی حاصل یک انتقال خطی سطر اول است . این بدان معنی است که تمام مقادیر یک سطر مشخص را می توان با یک انتقال خطی از روی سطر اول بدست آورد. لذا با داشتن هر سطر از SSP سایر سطرهای نمودار خود تشابهی قابل محاسبه می باشند . شکل (۲-۵-۳) یک سطر از نمودار خود تشابهی را نشان می دهد . نقاط سیاه در این شکل نمایانگر فریمهای کلیدی برای هر سطر است .



شکل ۵ : (a) نمودار خود تشابهی (SSP) (b),(c) حذف اجزاء اضافی (d) فریمهای کلیدی برای هر سطر سیکل (e) الگوی حاشیه

ای SVB

می توان هر سطر را به چندین قسمت تقسیم کرد (شکل (۲-۵-۳)) که هر کدام از آنها مربوط به یک سیکل راه رفتن است و فریم کلیدی مربوط به شروع هر یک از آنها بر روی قطر اصلی قرار دارد . به همین ترتیب اگر هر کدام از این سطرهای به صورت عمودی تجزیه شوند ، می توان از روی آن الگوی حاشیه ای SVB افقی را بدست آورد (شکل (۲-۵-۳)). بطور معکوس اگر الگوی حاشیه ای SVB افقی را بر روی محور افقی تصویر کنیم ، می توان یک سطر از SSP را بدست آورد و در پی آن تمام SSP قابل محاسبه می باشد .

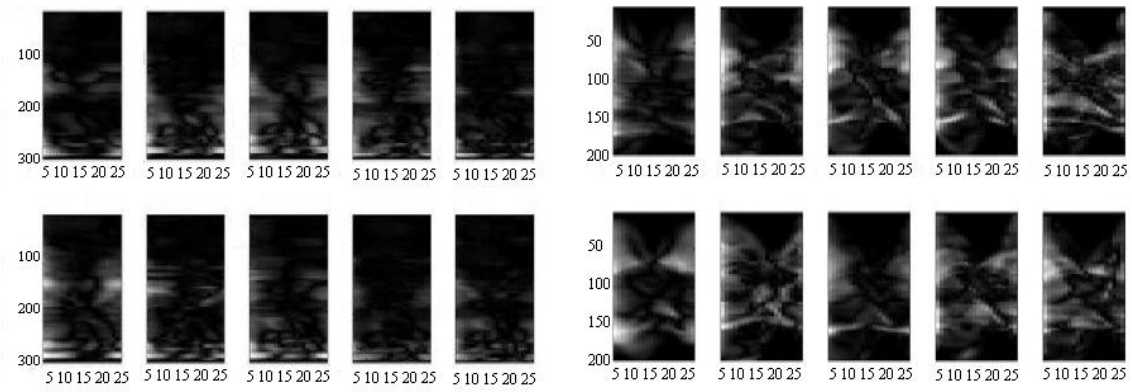
از این مطلب می توان چنین نتیجه گیری کرد که الگوی حاشیه ای SVB ، نوعی نمایش از SSP است ، و هر سطر از الگوی حاشیه ای افقی مقادیر خود تشابهی سطر معادل را در تصویر سیلوهت نشان می دهد.

۱-۲-۶- بررسی تقارن در الگوی حاشیه ای

هر سیکل راه رفتن شامل دو نیم سیکل است . هر دوی این نیم سیکلها دارای الگو و پریودی تقریبا مشابه هستند . یک نیمه سیکل الگوی حاشیه ای تقریبا شیفت یافته نیمه دیگر آن است . اما با وجود این ممکن است دو نیم سیکل کاملا بر هم منطبق نباشند و تفاوتهایی بین آنها وجود داشته باشد . بطور مثال برخی از افراد یک دست خود را در حین راه رفتن حرکت می دهند ولی دست دیگر را حرکت نمی دهند و یا در برخی افراد طول گامهای مربوط به یک پا ممکن است از طول گامهای مربوط به پای دیگر بیشتر باشد . با این وصف برای افراد مختلف تقارن بین دو نیم سیکل مختلف راه رفتن متفاوت است . می توان از این تفاوت به عنوان یک ویژگی برای تشخیص افراد استفاده کرد .

به این منظور در روش Lee و همکارانش [۲۲] برای لحاظ نمودن این عدم تقارن در بین دو نیم سیکل راه رفتن ، اختلاف بین ویژگیهای دو نیم سیکل راه رفتن برای هر فرد استخراج می گردد . شکل (۲-۶) الگوی تقارن را برای چند فرد در پایگاه داده MoBo نشان می دهد .

مقادیر بزرگ در الگوی تقارن نمایانگر اختلافات زیاد در دو نیم سیکل است . بنابراین الگوی تقارن نه تنها معیاری برای مقایسه تقارن دینامیکی راه رفتن برای افراد مختلف به می باشد بلکه مشخص می کند که عدم تقارن مربوط به کدام قسمت بدن می باشد . این نکته قابل توجه است که هر چند ما الگوی تقارن را از روی الگوی حاشیه ای SVB بدست می آوریم ، با وجود این الگوی تقارن اطلاعات جدیدی را در خصوص حرکت فرد در اختیار ما قرار می دهد.



شکل ۲-۶: الگوی تقارن برای ۱۰ نفر (a) برای الگوی حاشیه ای افقی (b) برای الگوی حاشیه ای عمودی [۲۲]

الگوی حاشیه ای SVB ویژگی یک سیکل راه رفتن از یک فرد را با سیکل راه رفتن نفر دیگر مقایسه می کند . اما الگوی تقارن مشخصه دیگری را به ما می دهد که بیانگر تفاوت دو نیم سیکل در یک سیکل راه رفتن است.

۱-۲-۷- معرفی تابع هزینه برای انجام مقایسه و کلاسه بندی

در مرجع [۲۲] برای هر نفر چهار ویژگی استخراج می شود که عبارتند از : الگوی حاشیه ای SVB افقی ، الگوی حاشیه ای SVB عمودی ، الگوی تقارن افقی و الگوی تقارن عمودی .

بعد از بدست آوردن ویژگیهای مذکور ، برای محاسبه تابع هزینه نهایی ، فواصل زیر بین i امین نفر در داده های آموزشی و j امین نفر در داده های تست محاسبه می شود.

$$\Phi_{FP_h} = |FP_h^i - FP_h^j| \quad (۴-۲)$$

$$\Phi_{FP_v} = |FP_v^i - FP_v^j| \quad (۵-۲)$$

$$\Phi_{SM_h} = |SM_h^i - SM_h^j| \quad (۶-۲)$$

$$\Phi_{SM_v} = |SM_v^i - SM_v^j| \quad (۷-۲)$$

در این روابط FP_v و FP_h به ترتیب الگوی حاشیه ای SVB افقی و الگوی حاشیه ای SVB عمودی را نشان می دهند و SM_v و SM_h نشان دهنده الگوی تقارن افقی و الگوی تقارن عمودی می باشند.

تابع هزینه نهایی حاصل جمع همه این چهار فاصله است و به شکل زیر تعریف می شود.

$$C_{ij} = \alpha \times \Phi_{FP_h} + \beta \times \Phi_{FP_v} + \gamma \times (\Phi_{SM_h} + \Phi_{SM_v}) \quad (۸-۲)$$

وزنه‌های α, β و γ به نحوی تعیین می شوند که بیشترین تفکیک پذیری بین راه رفتن افراد مختلف بر اساس داده های آموزشی حاصل شود. با انجام این کار امید می رود تا در مرحله تست نیز در صد موفقیت شناسایی هویت نیز افزایش یابد.

۸-۲-۱- نتایج بدست آمده توسط Lee و همکارانش

در تحقیق انجام شده توسط Lee و همکارانش، از دو پایگاه داده CMU MoBo تهیه شده در دانشگاه CMU آمریکا و Human ID تهیه شده در دانشگاه ساتوث همپتون انگلیس برای ارزیابی روش استفاده شده است.

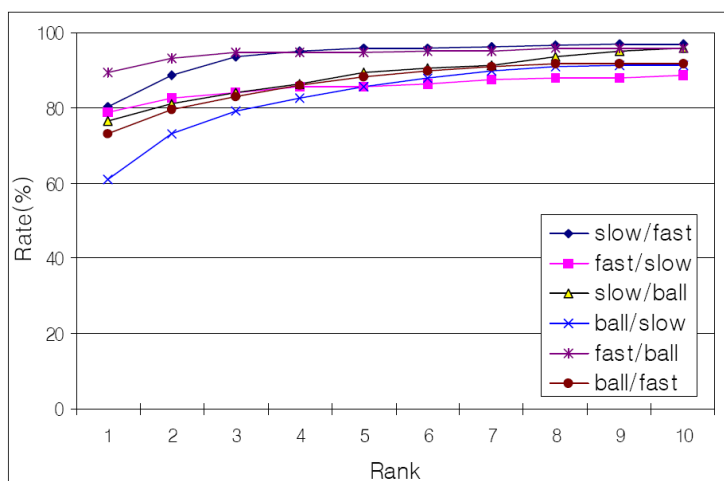
جدول (۱-۲) و نمودار (۱-۲) نتایج بدست آمده از پیاده سازی این الگوریتم بر روی پایگاه داده CMU MoBo نشان می دهد.

جدول ۱-۲: جدول نتایج حاصل از پیاده سازی الگوریتم بر روی پایگاه داده MoBo در حالات مختلف

	S/S	F/F	B/B	S/F	F/S	S/B	B/S	F/B	B/F
الگوی حاشیه ای SVB	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۸۲	٪۸۰	٪۷۷	٪۸۹	٪۶۱	٪۷۳

در این جدول (۱-۲)، اندیس S بیان کننده راه رفتن آهسته، F راه رفتن سریع و B راه رفتن با حمل توپ را نشان می دهند. در جدول (۱-۲) سطر اول، در هر ستون اولین حرف لاتین از سمت چپ وضعیتی را نشان می دهد که سیستم با آن آموزش دیده است و حرف لاتین دوم، رشته تصاویر است که آزمایش با آن انجام

گرفته است. در حالتهایی که رشته تصاویر مورد استفاده در آموزش و آزمایش هر دو از یک خانواده باشند (ستونهای اول ، دوم و سوم نتایج از سمت چپ) نتایج بدست آمده موفقیت صد در صد را نشان می دهد . اما اگر رشته تصاویر مورد استفاده در آموزش سیستم متفاوت از رشته تصاویر مرحله آزمایش باشد در صد موفقیت کاسته می شود (ستونهای ۴ تا ۹ جدول (۲-۱)).



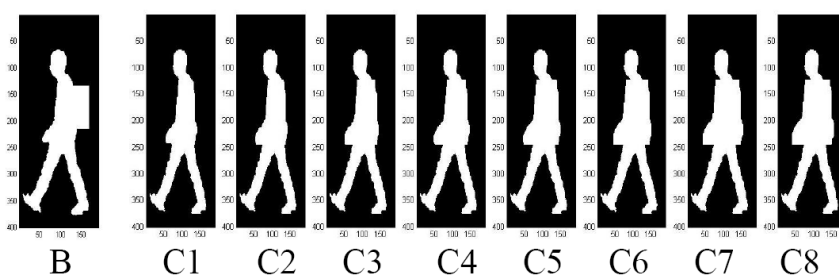
نمودار ۲-۲: نمودار CMS⁴⁷ برای نتایج حاصل از پیاده سازی الگوریتم Lee بر روی پایگاه داده MoBo

الگوریتم مورد نظر بر روی پایگاه داده UoS HumanID تهیه شده در دانشگاه ساوثهمپتون نیز پیاده سازی شده است . به منظور آزمایش کردن پایداری در برابر تغییرات به وجود آمده در ظاهر افراد نیاز است که از هر فرد رشته تصاویر متعدد در حالات مختلف در دسترس باشد . اما به دلیل عدم وجود حالتهای مختلف برای اشخاص در این پایگاه داده ، برای اینکه عامل تغییر در ظاهر افراد شبیه سازی و وارد مسئله شود ، در رشته تصاویری که برای آزمایش استفاده شده است یک بخش مستطیل شکل به قسمت پشت فرد در هر فریم افزوده شده است (probe B). و در رشته تصاویر C1 تا C8 بالا تنه به وسیله یک المان دایره ای به شعاع ۳ با الگوریتم عملگر مرفولوژی منبسط کننده⁴⁸ کمی پهن تر شده است. شکل (۲-۷) نمونه هایی از فریمهای تغییر یافته برای هر رشته از تصاویر را نشان می دهد. با اعمال این تغییرات ، probe B همانند حالتی است

⁴⁷ Cumulative Match Score

⁴⁸ Dilution

که شخص در حال حمل یک کوله پشتی است و probe C حالتی را شبیه سازی می کند که فرد لباس کلفتی را به تن کرده است. Probe A موجود در پایگاه داده هم در مرحله تست و هم در مرحله آزمایش بدون تغییر استفاده شده است. ۵ سیکل ابتدایی هر رشته از تصاویر برای انجام آموزش و مابقی برای انجام تست استفاده شده اند. اما برای probe های B و C از ۵ سیکل اول راه رفتن قبل از تغییر فریمها برای انجام آموزش استفاده شده است و از مابقی سیکلهای موجود بعد از اعمال تغییرات بر روی آنها برای انجام آزمایش بهره گرفته شده است.



شکل ۲-۷: فریمهای نمونه تغییر یافته

جدول (۲-۲) نتایج حاصل از پیاده سازی الگوریتم را بر روی این پایگاه داده نشان داده است .

جدول ۲-۲: نتایج حاصل از پیاده سازی سه روش بر روی پایگاه داده UoS HumanID

رشته تصاویر مورد استفاده	A	B	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8
درصد موفقیت	٪۸۴	٪۸۲	٪۸۲	٪۷۵	٪۷۴	٪۷۳	٪۷۳	٪۷۳	٪۷۲	٪۷۲

۲-۳- پایگاه CASIA

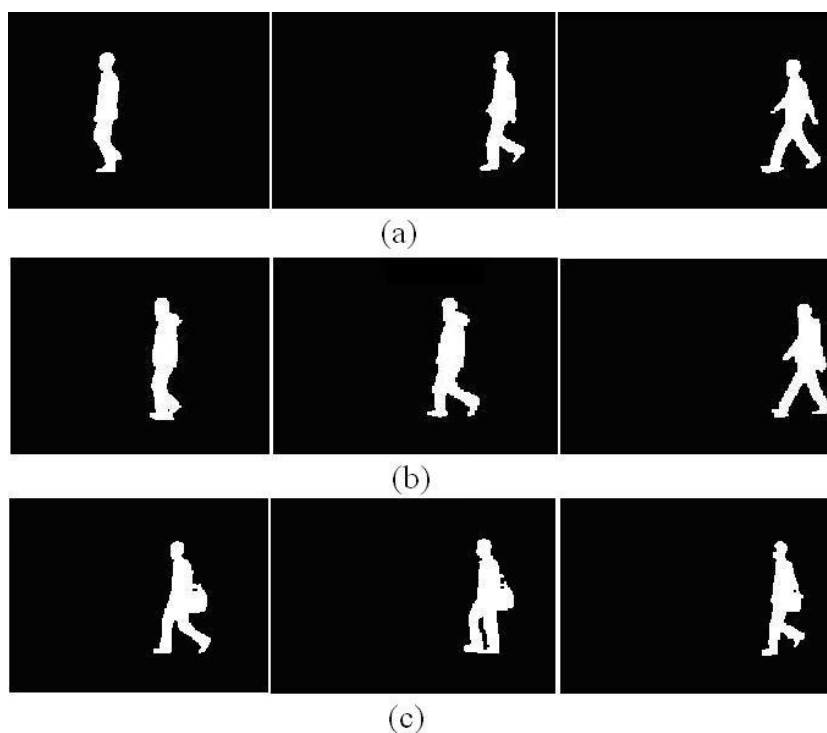
کلیه الگوریتمهای معرفی شده در پایان نامه بر روی بخش B پایگاه CASIA [۲۹] پیاده سازی شده اند . بخش B پایگاه CASIA در سال ۲۰۰۵ در فضای آزاد تهیه شده است . در زمان فیلمبرداری ، موقعیت دوربین ثابت بوده و افراد با سرعت دلخواه از جلوی دوربین حرکت می کنند . سرعت فیلمبرداری ۲۵ فریم بر ثانیه است .

این بخش شامل تصاویر تهیه شده از راه رفتن ۱۲۴ نفر است که در شرایط مختلف و زوایای متفاوت تهیه شده است . در این پایگاه برای هر فرد ۱۰ حالت مختلف راه رفتن وجود دارد . حالت‌های راه رفتن شامل شش حالت راه رفتن است که در آنها تصاویر تهیه شده از فرد بدون تغییر در لباس و حالت ظاهری فرد حین راه رفتن در زمانهای متفاوت تهیه شده اند و به صورت nm-01 ، nm-02 تا nm-06 نامگذاری شده اند . در دو حالت از حالت‌های موجود در دیتا بیس ، فرد با تغییر در لباس در تصاویر ظاهر شده است . این دو حالت در پایگاه به صورت cl-01 و cl-02 نامگذاری شده اند . به جز حالت‌های ذکر شده ، دو حالت دیگر نیز در پایگاه وجود دارد که در آنها فرد در زمان راه رفتن یک کیف دستی را حمل می کند . این حالتها در پایگاه با نام bg-01 و bg-02 معرفی شده اند . تعداد فریمهای موجود در رشته تصاویر پایگاه متفاوت است و بسته به سرعت راه رفتن افراد و مدت زمان فیلمبرداری از شخص از ۳۷ تا ۱۲۷ فریم تغییر می کند [۲۹]. تصویر فرد در فریمهای فیلمبرداری شده با استفاده از تکنیک حذف پس زمینه^{۴۹} از پس زمینه جدا شده و به صورت سیلوهت ذخیره شده اند . در تصویر سیلوهت بدن فرد به صورت سفید با ارزش یک و پس زمینه سیاه با ارزش صفر می باشد . نمونه هایی از تصاویر موجود در پایگاه برای حالت‌های مختلف راه رفتن در شکل (۲-۸) قابل مشاهده است .

شکل (۲-۸-۱) سه فریم نمونه را از رشته تصاویر nm نشان می دهد ، شکل (۲-۸-۲) تصاویر همان فرد را نشان می دهد که با لباس متفاوت در تصاویر ظاهر شده است . این فریمها مربوط به حالاتی است که

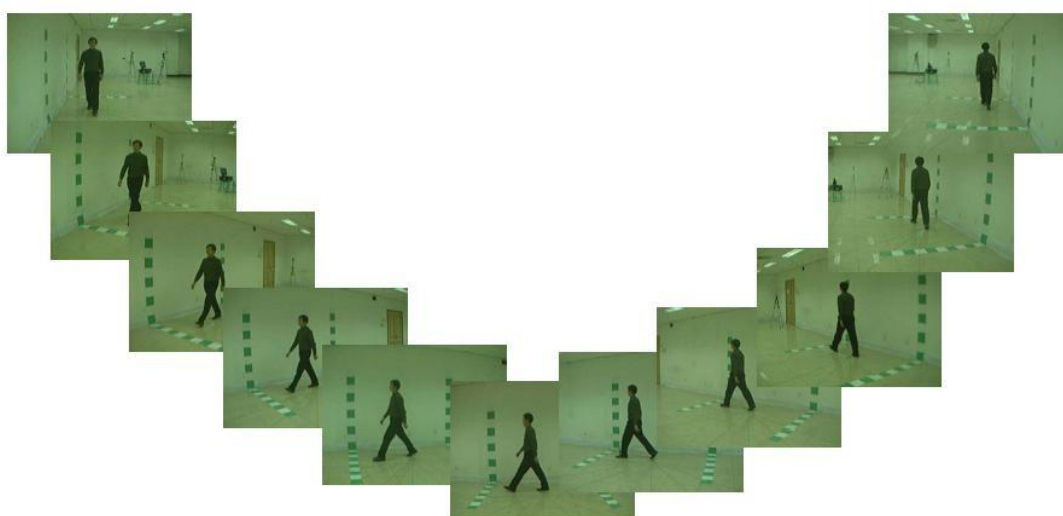
⁴⁹ Background Subtraction

در پایگاه با عنوان ci نامگذاری شده اند. در نهایت در شکل (۲-۸-۶) همان شخص را در حال حمل یک کیف نشان داده شده است. این رشته تصاویر با bg در دیتا بیس مشخص شده اند.

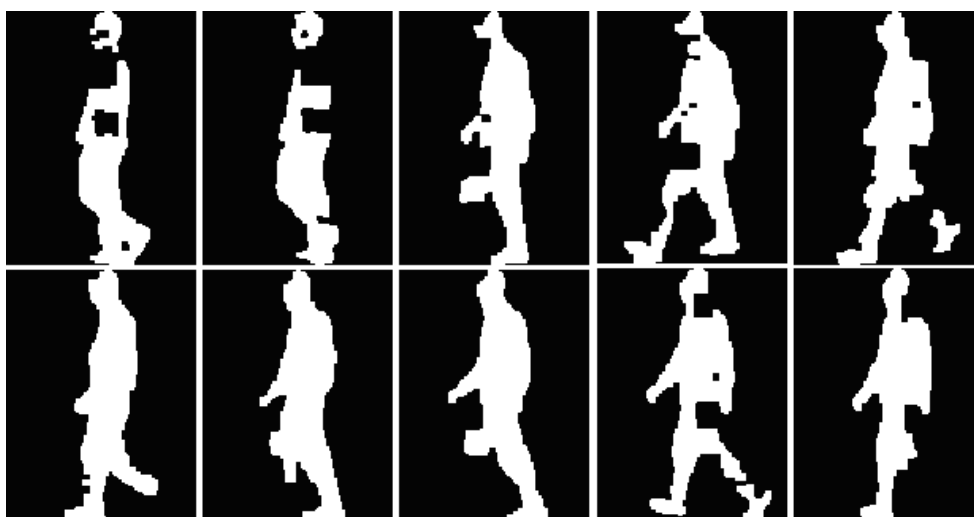


شکل ۲-۸: نمونه تصاویر موجود در دیتا بیس CASIA

برای هر کدام از حالت‌های مذکور تصاویر از ۱۱ زاویه متفاوت از صفر تا ۱۸۰ درجه تهیه شده است. شکل (۲-۹) نمونه‌هایی از تصاویر فیلمبرداری شده را برای زوایای مختلف موجود در پایگاه نشان می‌دهد.



همانطور که در فصل (۱) اشاره شد در مراحل مختلف تهیه تصاویر تا حصول فریمهای باینری، عوامل متعددی می تواند سبب ایجاد اغتشاشات ناخواسته در نتیجه نهایی شود. سایه ها، اشیا متحرک دیگر موجود در پس زمینه، نور محیط، خطای موجود در ابزار فیلمبرداری و خطای الگوریتمی و محاسباتی در مرحله ناحیه بندی، از جمله عواملی بودند که به آنها اشاره شد. نتیجه چنین اغتشاشاتی، خراب شدن تصویر سیلوهت نهایی است. نمونه چنین فریمهایی در پایگاه CASIA، در شکل (۲-۱۰) نشان داده شده است.



شکل ۲-۱۰: نمونه فریمهای نویزی موجود در دیتا بیس CASIA

۱-۳-۱- نرمالیزه کردن تصاویر فرد

موقعیت بدن فرد، در فریمهای مختلف رشته ویدئویی در این پایگاه به دلیل ثابت بودن موقعیت دوربین تغییر می کند. شکل (۲-۱۱) نمونه هایی از فریمهای پایگاه و موقعیت تصویر فرد در هر فریم را نشان می دهد.



شکل (۱۱-۲): تغییر موقعیت تصویر فرد در فریمهای مختلف

برای اینکه بتوان الگوریتم مورد نظر را بر روی رشته ویدئویی این پایگاه داده آزمایش کنیم و با توجه به اینکه فاصله فرد از دوربین، باعث تغییر اندازه سیلوئت بدن در فریمهای مختلف می شود، سیلوئت بدن فرد را نرمالیزه کرده و در مرکز یک قاب با ابعاد مشخص قرار می دهیم. برای ادامه کار ابعاد قاب مورد نظر را ۱۲۸×۹۶ در نظر می گیریم.

برای قرار دادن سیلوئت بدن در یک قاب، نیاز است تا مرکز ثقل بدن فرد را بدست آوریم. در صورت نویزی بودن تصاویر در دسترس، ابتدا نیاز به یک پیش پردازش اولیه برای حذف نقاط پراکنده موجود در تصاویر است. بعد از آن می توان از روابط زیر مرکز ثقل بدن فرد را در فریمها بدست آورد [۲].

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{x,y} I(x,y)x \quad (۹-۲)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{x,y} I(x,y)y \quad (۱۰-۲)$$

که در روابط بالا n تعداد پیکسلهای مربوط به بدن فرد در تصویر کلی است و برابر است با

$$n = \sum_{x,y} I(x,y) \quad (۱۱-۲)$$

پس از بدست آوردن مرکز ثقل سیلوئت بدن در فریمهای اصلی سیلوئت نرمالیزه شده و در یک قاب با ابعاد ۱۲۸×۹۶ نظیر نمونه ها در شکل (۱۲-۲) قرار می گیرد.

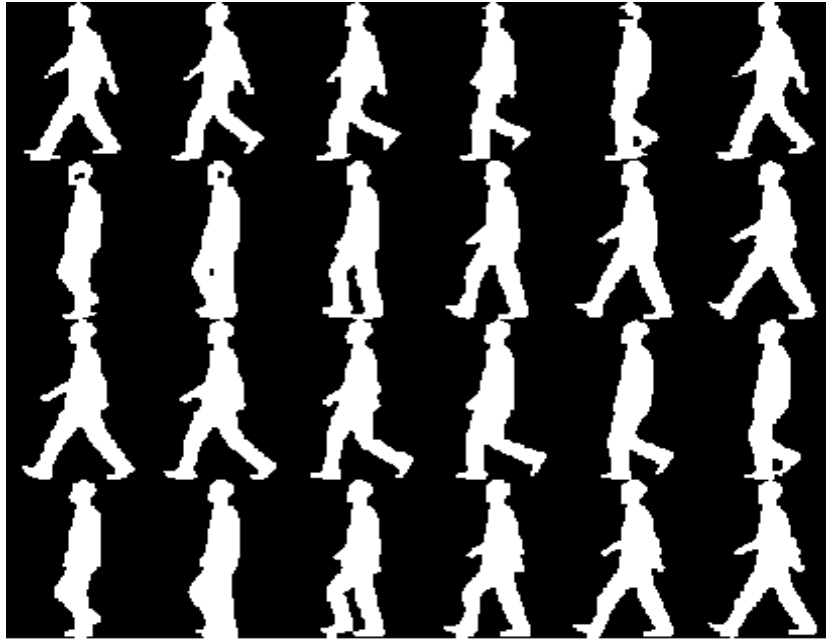


شکل ۲-۱۲ : تصاویر فرد پس از نرمالیزه کردن

با انجام این فرایند ، تصاویر موجود در پایگاه داده برای پیاده سازی الگوریتم آماده می شوند .

۲-۴- روش محاسبه پریود راه رفتن

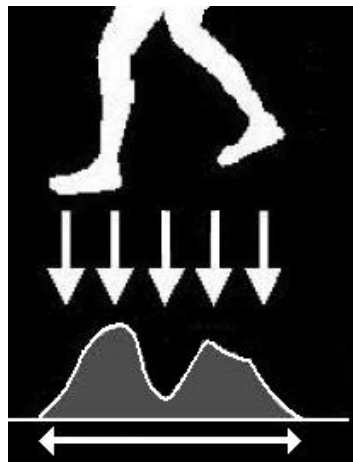
راه رفتن هر فرد ، تا حد زیادی پریودیک می باشد . اگر ویژگیهای استخراج شده از فرایند راه رفتن را به صورت یک سیگنال پریودیک در نظر بگیریم ، آنگاه این سیگنال دارای دو مشخصه است که یکی پریود این سیگنال و دیگری فاز آن را مشخص می کند. پریود راه رفتن وابسته به سرعت راه رفتن فرد است و فاز آن مشخص کننده حالتی است که فرد در حین راه رفتن در آن قرار دارد. نقطه شروع راه رفتن را می توان هر یک از حالات راه رفتن فرض کرد . بطور مثال یک سیکل راه رفتن را می توان از زمانی در نظر گرفت که هر دو پای شخص بر روی زمین قرار دارد ، فاصله بین دو پا بیشترین مقدار خود را دارد و پای چپ در جلو قرار گرفته است. با این فرض یک سیکل راه رفتن در تصاویر ، از فریمی که شخص این حالت را به خود می گیرد شروع شده و تا فریم ماقبل فریمی که فرد دوباره در همین حالت قرار می گیرد ادامه می یابد. شکل (۲-۱۳) یک سیکل راه رفتن را نشان می دهد.



شکل ۲-۱۳: فریمهای مربوط به یک سیکل راه رفتن

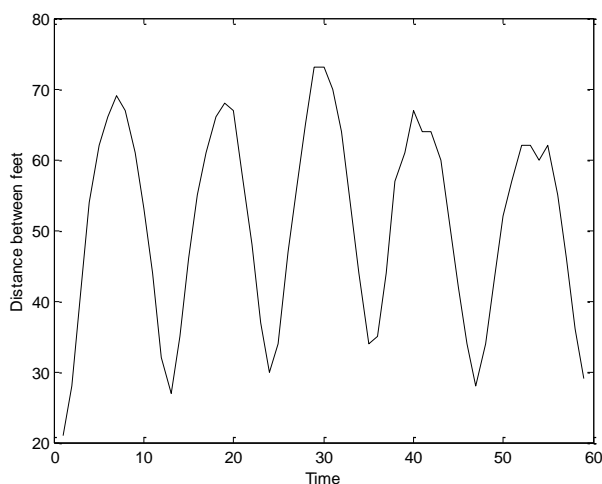
در بسیاری از الگوریتمهای مورد استفاده در شناسایی افراد از روی نحوه راه رفتن نیاز است که پریود راه رفتن محاسبه شود. در الگوریتمهای معرفی شده، پریود راه رفتن از روی فاصله بین پاها تخمین زده می شود. به این منظور به صورت زیر عمل می کنیم.

۱. ابتدا بخش پایینی بدن (پاها) را بر روی محور افقی تصویر می کنیم. طول سیگنال بدست آمده نشان دهنده فاصله پاها از یک دیگر است (شکل ۲-۱۴).



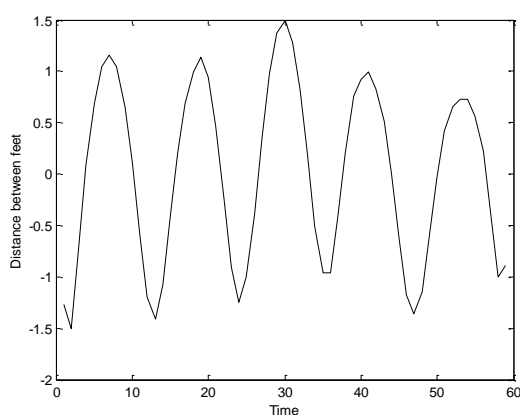
شکل ۲-۱۴: تصویر کردن بخش پایینی بدن به منظور تخمین پریود راه رفتن

۲. طولهای بدست آمده را در امتداد زمان در کنار هم قرار داده و یک سیگنال شبه پریودیک در حوزه زمان مطابق شکل (۲-۱۵) حاصل می شود .



شکل ۲-۱۵ : تغییر فاصله بین پاها.

۳. همانطور که در شکل (۲-۱۵) مشخص است سیگنال بدست آمده ، یک سیگنال تقریباً پریودیک است . برای تخمین پریود این سیگنال ابتدا آنرا وسیله یک فیلتر پایین گذر هموار^{۵۰} می کنیم . سپس میانگین و انحراف معیار سیگنال تخمین زده می شود و با کم کردن میانگین از سیگنال و تقسیم آن بر انحراف معیار بدست آمده آن را نرمالیزه می کنیم (شکل (۲-۱۶)).



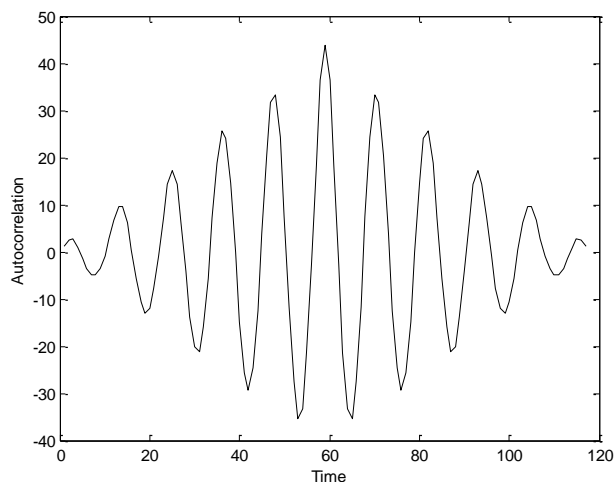
شکل ۲-۱۶ : سیگنال مربوط به فاصله بین پاها بعد از هموار و نرمالیزه کردن.

⁵⁰ Smooth

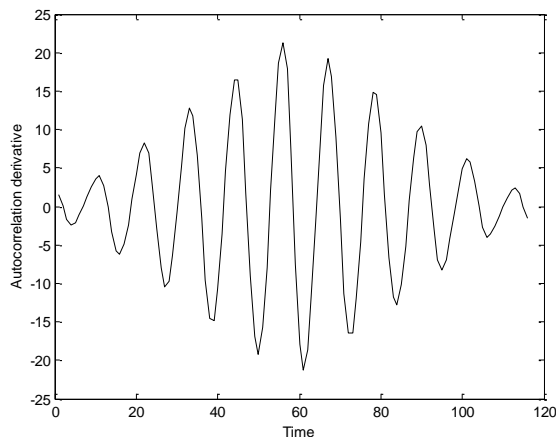
۴. تخمین پریود سیگنال ، تابع خود همبستگی آن را محاسبه می کنیم (شکل ۲-۱۷) [۲].

۵. نقاط ماکزیمم در سیگنال خود همبستگی از روی نقاط گذر از صفر مشتق بدست می آیند . شکل

(۲-۱۸) مشتق تابع خود همبستگی را نشان می دهد .



شکل ۲-۱۷ : تابع خودهمبستگی سیگنال نرمالیزه شده مربوط به فاصله بین پاها.



شکل ۲-۱۸ : مشتق سیگنال خود همبستگی.

با توجه به ماهیت راه رفتن ، در یک سیکل راه رفتن سیگنال بدست آمده در مرحله ۳ دو نقطه مقدار ماکزیمم خواهد داشت که یکی در زمان جلو بودن پای چپ و دیگری در نیم سیکل بعدی و در زمان جلو بودن پای راست اتفاق می افتد . به این ترتیب پریود راه رفتن دو برابر فاصله بین دو ماکزیمم متوالی است . چنانچه

تعداد سیکل راه رفتن در یک رشته از تصاویر بیش از یکی باشد، می توان تخمین بهتری از پریود راه رفتن را بصورت میانگین پریودهای بدست آمده محاسبه کرد .

۲-۵- تحلیل جداسازی خط (LDA) و تحلیل گروه بندی خطی (LGA)

نظر به اینکه در روش پیشنهادی در این تحقیق از روشهای آنالیز LDA و LGA استفاده نموده ایم در این بخش جهت آشنایی این روشها را توضیح خواهیم داد

۲-۵-۱- تحلیل جداسازی خطی (LDA)^{۵۱}

به طور کلی عبارت "تحلیل جداسازی خطی" اصطلاحی است که به کلیه روشهایی اطلاق می شود که یک تابع جداساز خطی را بر روی ورودیها اعمال می کنند و بر اساس خروجی این تابع خطی جداسازی انجام می گیرد . این عبارت همچنین به طور خاص برای دسته ای از روشها به کار برده می شود که در آنها بدنبال انتقالهایی^{۵۲} در فضای ویژگیها می گردیم که به نحوی پراکندگی بین کلاسها را حداکثر و پراکندگی درون کلاسها به حداقل برساند و به این ترتیب شانس کلاسه بندی درست را افزایش دهد . در ادامه به منظور معرفی تحلیل جداسازی خطی، به بیان این تحلیل برای حالتی که تنها دو کلاس داشته باشیم می پردازیم و سپس آن را برای حالت چند کلاسه تعمیم می دهیم.

۲-۵-۱-۱- تحلیل جداسازی خطی برای دو کلاس

⁵¹ Linear Discriminant Analysis

⁵² Transformation

در حالتی که در مسئله تنها دو کلاس برای جداسازی وجود داشته باشد، تحلیل جداسازی خطی به "جداسازی خطی فیشر"^{۵۳} موسوم است. همانطور که پیش از این ذکر شد هدف ما در این مرحله یافتن جهت‌های در فضای ویژگیها است که با تصویر کردن ویژگیها در این جهات بهترین تفکیک پذیری بین کلاسها حاصل شود [۳۰].

برای شروع، مسئله تصویر کردن داده‌های d بعدی را بر روی یک خط در نظر می‌گیریم. به طور منطقی در اینجا انتظار بر این است که حتی با داشتن ویژگیهایی که در فضای d بعدی دارای تفکیک پذیری مناسبی هستند، با تصویر کردن آنها بر روی یک خط، داده‌هایی به هم ریخته و مخلوط شده حاصل شود که جدا کردن کلاسها را به امری مشکل مبدل می‌سازد. هر چند با چرخاندن این خط در جهات مختلف ممکن است بتوان راستایی را یافت که داده‌های تصویر شده دارای تفکیک پذیری خوبی باشند و این هدف مورد نظر ما می‌باشد.

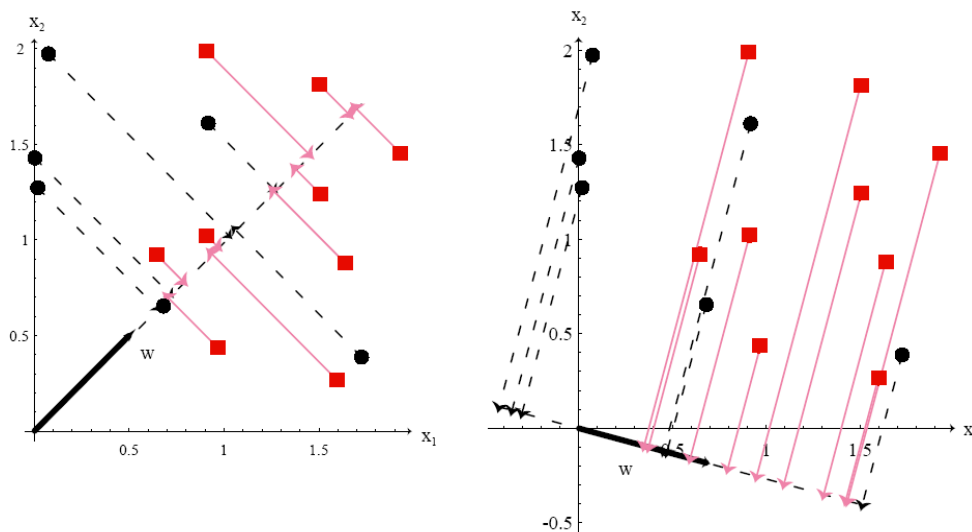
فرض کنید که n نمونه d بعدی مختلف متعلق به دو کلاس C_1 و C_2 داریم که با $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ نشان می‌دهیم. با داشتن بردار w ، می‌توان یک ترکیب خطی از اجزا نمونه x را به فرم رابطه زیر نوشت

$$y = w^t x \quad (۱۲-۲)$$

اگر $\|w\| = 1$ باشد، آنگاه از نظر هندسی در یک فضای دو بعدی، y_i ها معادل تصویر شده x_i ها بر روی خطی هستند که در راستای بردار w قرار دارد. در اینجا اندازه بردار w اهمیت چندانی ندارد. چیزی که حائز اهمیت است راستای بردار w است. آنچه در این مرحله مطلوب ماست، این است که نمونه‌های تصویر شده بر روی خط به نحوی قرار گیرند که نمونه‌های مربوط به هر کلاس بخوبی قابل جداسازی باشند نه اینکه به هم ریخته و درهم باشند. شکل (۱۹-۲) نتیجه تصویر کردن نمونه‌ها را در دو راستای مختلف نشان می‌دهد. همانگونه که مشخص است با دو راستای متفاوت دو نتیجه کاملاً متفاوت حاصل می‌شود. یک راستا سبب

⁵³ Fisher Linear Discriminant

در هم آمیختن نمونه های هر دو کلاس با هم شده است و راستای دیگر سبب بهبود تفکیک پذیری بین نمونه های دو کلاس می شود .



شکل ۲-۱۹ : نتیجه تصویر کردن نمونه ها در دو راستای مختلف . در شکل سمت راست تفکیک پذیری بسیار بهتری بین نمونه های مربع شکل و نمونه های دایره ای نسبت به شکل سمت چپ قابل مشاهده است.

بر این اساس مسئله ای که مطرح است یافتن بهترین جهتی است که با تصویر کردن نمونه ها در آن جهت می توان امیدوار بود که نتیجه کلاسه بندی مطلوب حاصل شود . یک معیار جدایی بین داده های تصویر شده فاصله بین میانگین نمونه ها است . به طور شهودی انتظار می رود که هر چه فاصله بین میانگین نمونه ها در کلاس های مختلف بیشتر باشد جدا کردن آنها راحت تر انجام گیرد. با فرض اینکه m_i را میانگین نمونه های d بعدی مربوط به کلاس i ام در نظر بگیریم که از رابطه زیر بدست می آید

$$m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{\mathbf{x} \in C_i} \mathbf{x} \quad (2-13)$$

(n تعداد نمونه های موجود در این کلاس است) آنگاه میانگین نمونه های تصویر شده از رابطه زیر بدست می آید .

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{m}}_i &= \frac{1}{n_i} \sum_{\mathbf{x} \in C_i} \mathbf{y} \\ &= \frac{1}{n_i} \sum_{\mathbf{x} \in C_i} \mathbf{w}^t \mathbf{x} = \mathbf{w}^t \mathbf{m}_i\end{aligned}\tag{۱۴-۲}$$

واضح است که $\tilde{\mathbf{m}}_i$ تصویر شده m_i در راستای بردار \mathbf{w} است.

به این ترتیب فاصله بین میانگین های تصویر شده عبارت است از

$$|\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2| = \left| \mathbf{w}^t (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2) \right|\tag{۱۵-۲}$$

که می خواهیم این فاصله تا حد ممکن بزرگ باشد. از طرف دیگر برای اینکه تفکیک پذیری کلاسها مناسب باشد بایستی پراکندگی داده های موجود در هر کلاس هم تا حد ممکن کوچک باشد. بنابراین برای داشتن تفکیک پذیری مناسب باید نسبت فاصله بین میانگین کلاسها به انحراف معیار یا واریانس داده ها در کلاسها تا حد امکان بزرگ باشد تا بهترین تفکیک پذیری حاصل شود. انتظار داریم با برآورده شدن این معیار نتیجه کلاسه بندی بهتری بدست آوریم.

برای داده های d بعدی به جای داشتن یک عدد که نمایش دهنده واریانس است یک ماتریس کوواریانس با ابعاد $d \times d$ خواهیم داشت. عناصر قطر اصلی در ماتریس کوواریانس، σ_{ii} ، واریانس x_{ii} ها را نشان می دهد و عناصر غیر قطر اصلی، σ_{ij} ، کوواریانس بین x_i و x_j را نشان می دهد. بنابراین اگر x_i و x_j مستقل باشند σ_{ij} برابر با صفر خواهد بود. ماتریس کوواریانس برای حالتی که n داده d بعدی به صورت $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ داشته باشیم از رابطه زیر بدست می آید.

$$\text{cov} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\mathbf{x}_k - \mathbf{m})(\mathbf{x}_k - \mathbf{m})^t\tag{۱۶-۲}$$

در رابطه فوق \mathbf{m} میانگین داده هاست که به صورت زیر محاسبه می شود.

$$\mathbf{m} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathbf{x}_k \quad (17-2)$$

در عمل به جای استفاده مستقیم از ماتریس کوواریانس در هر کلاس، معیار با نام پراکندگی را برای داده های هر کلاس تعریف می کنیم که متناسب با ماتریس کوواریانس است. ماتریس پراکندگی به شکل زیر تعریف می شود:

$$\mathbf{S} = \sum_{k=1}^n (\mathbf{x}_k - \mathbf{m})(\mathbf{x}_k - \mathbf{m})^t \quad (18-2)$$

همچنان که در رابطه ماتریس پراکندگی مشخص است، تفاوت آن با رابطه ماتریس کوواریانس تنها در یک ضریب $\frac{1}{n}$ است که در یافتن جهت تصویر نمودن داده ها نقشی ندارد.

بر این اساس ماتریس پراکندگی برای داده های تصویر شده در کلاس i ام به صورت زیر می باشد

$$\tilde{\mathbf{S}}_i = \sum_{\mathbf{y}_k \in C_i} (\mathbf{y}_k - \tilde{\mathbf{m}}_i)(\mathbf{y}_k - \tilde{\mathbf{m}}_i)^t \quad (19-2)$$

بنابراین $(1/n)(\tilde{\mathbf{S}}_1 + \tilde{\mathbf{S}}_2)$ تخمینی از واریانس کل داده های موجود است که از روی هم ریختن داده های هر دو کلاس حاصل شده است. $\tilde{\mathbf{S}}_1 + \tilde{\mathbf{S}}_2$ را پراکندگی درون کلاسی کل^{۵۴} مربوط به داده های تصویر شده می نامیم.

مطابق آنچه گفته شد در جداسازی خطی فیشر هدف یافتن یک تابع خطی به فرم $\mathbf{w}^t \mathbf{x}$ است که تابع معیار زیر را ماکزیمم کند.

$$J(w) = \frac{|\tilde{\mathbf{m}}_1 - \tilde{\mathbf{m}}_2|^2}{\tilde{\mathbf{S}}_1 + \tilde{\mathbf{S}}_2} \quad (20-2)$$

⁵⁴ Total within-class scatter

در اینجا w ای که تابع معیار $J(w)$ را ماکزیمم می کند ، همان راستایی را به دست می دهد که بیشترین تفکیک پذیری بر اساس معیاری که پیش از این گفته شد حاصل شود .

برای آنکه $J(w)$ را به صورت تابع صریحی از w بدست آوریم دو ماتریس پراکندگی S_i و S_w را به صورت زیر تعریف می کنیم

$$S_i = \sum_{x \in C_i} (x - m_i)(x - m_i)^t \quad (21-2)$$

و

$$S_w = S_1 + S_2 \quad (22-2)$$

با جایگذاری روابط ۱ و ۳ در رابطه ۸ خواهیم داشت

$$\begin{aligned} \tilde{S}_1 &= \sum_{x \in C_i} (w^t x - w^t m_i)(w^t x - w^t m_i)^t \\ &= \sum_{x \in C_i} w^t (x - m_i)(x - m_i)^t w \\ &= w^t S_i w \end{aligned} \quad (23-2)$$

بنابر این $\tilde{S}_1 + \tilde{S}_2$ به صورت زیر خواهد بود

$$\tilde{S}_1 + \tilde{S}_2 = w^t S_w w. \quad (24-2)$$

بطور مشابه برای میانگین های داده های تصویر شده هم روابط به صورت زیر برقرار است

$$\begin{aligned} (\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2)^2 &= (w^t m_1 - w^t m_2)^2 \\ &= w^t (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^t w \\ &= w^t S_B w. \end{aligned} \quad (25-2)$$

که در این رابطه

$$\mathbf{S}_B = (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)^t \quad (26-2)$$

در روابط فوق \mathbf{S}_w را ماتریس پراکندگی درون کلاسی می نامند که با ماتریس کوواریانس مربوط به کل نمونه های هر دو کلاس متناسب است . همچنین \mathbf{S}_B ماتریس پراکندگی بین کلاسی نامیده می شود.

تابع معیار $J(w)$ را برحسب \mathbf{S}_w و \mathbf{S}_B و به فرم زیر نوشته می شود

$$J(w) = \frac{\mathbf{w}^t \mathbf{S}_B \mathbf{w}}{\mathbf{w}^t \mathbf{S}_w \mathbf{w}} \quad (27-2)$$

بردار w ای که تابع معیار $J(w)$ را ماکزیمم می کند بایستی در رابطه زیر صدق کند

$$\mathbf{S}_B \mathbf{w} = \lambda \mathbf{S}_w \mathbf{w} \quad (28-2)$$

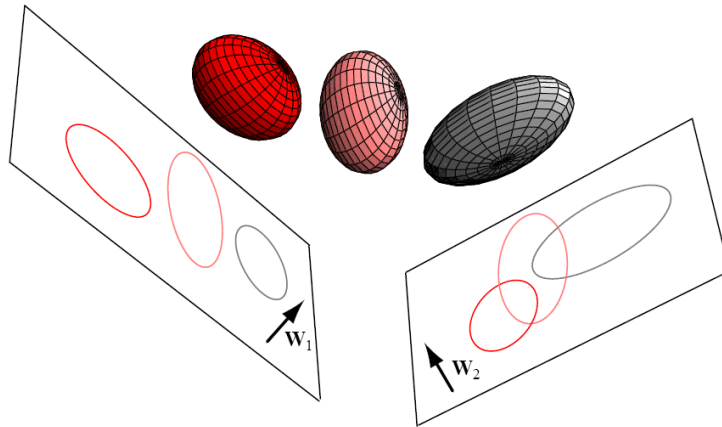
که در این رابطه λ یک مقدار ثابت است . به بیان دقیق تر این مسئله، یک مسئله مقادیر ویژه تعمیم یافته است که در آن λ یک مقدار ویژه و w بردار ویژه مربوط به آن می باشد. در صورتی که دترمینان ماتریس \mathbf{S}_w مخالف صفر باشد آنگاه می توان رابطه فوق را به مسئله یافتن مقادیر ویژه معمولی تبدیل کرد :

$$\mathbf{S}_w^{-1} \mathbf{S}_B \mathbf{w} = \lambda \mathbf{w} \quad (29-2)$$

بنابراین بردار w معادل بزرگترین مقدار ویژه همان راستایی است که با تصویر کردن داده ها در آن راستا تابع معیار تعیین شده ماکزیمم مقدار خود را خواهد داشت و بر اساس آن بیشترین تفکیک پذیری بین دو کلاس C_1 و C_2 حاصل می شود.

۲-۵-۱-۲- تحلیل جداسازی خطی برای بیش از دو کلاس

فرض کنید که به جای دو کلاس در حالت کلی c کلاس متمایز داشته باشیم. در این حالت نیاز است که مسئله جداسازی خطی فیشر را به نحوی مناسب تعمیم دهیم که در برگیرنده این وضعیت باشد. در حالت کلی به جای یک تابع جداساز در مسئله قبل، $c-1$ تابع جداساز خواهیم داشت. به طور مثال برای سه کلاس از داده ها در یک فضای سه بعدی تصویر داده ها حد اکثر می تواند ۲ بعدی باشد (شکل ۲-۲۰). بنابراین تصویر کردن داده ها از یک فضای d بعدی به یک فضای $c-1$ بعدی خواهد بود، که در اینجا به طور ضمنی این فرض در نظر گرفته شده است که $d \geq c$. تعمیم ماتریس پراکندگی درون کلاسی به فرم رابطه (۲-۳۰) خواهد بود.



شکل ۲-۲۰: تصویر کردن سه دسته از داده های سه بعدی در فضای دو بعدی

$$S_w = \sum_{i=1}^c S_i \quad (۳۰-۲)$$

که همانند قبل S_i عبارت است از

$$S_i = \sum_{\mathbf{x} \in C_i} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)^t \quad (۳۱-۲)$$

و \mathbf{m}_i میانگین هر کلاس از داده ها است که بصورت رابطه زیر بدست می آید

$$\mathbf{m}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{\mathbf{x} \in C_i} \mathbf{x} \quad (32-2)$$

برای تعمیم \mathbf{S}_B ، در ابتدا یک بردار میانگین کلی \mathbf{m} ، و یک ماتریس پراکندگی کلی \mathbf{S}_T را به صورت زیر تعریف می‌کنیم

$$\mathbf{m} = \frac{1}{n} \sum_{\mathbf{x}} \mathbf{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c n_i \mathbf{m}_i \quad (33-2)$$

و

$$\mathbf{S}_T = \sum_{\mathbf{x}} (\mathbf{x} - \mathbf{m})(\mathbf{x} - \mathbf{m})^t \quad (34-2)$$

به این ترتیب خواهیم داشت

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_T &= \sum_{i=1}^c \sum_{\mathbf{x} \in C_i} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i + \mathbf{m}_i - \mathbf{m})(\mathbf{x} - \mathbf{m}_i + \mathbf{m}_i - \mathbf{m})^t \\ &= \sum_{i=1}^c \sum_{\mathbf{x} \in C_i} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)^t + \sum_{i=1}^c \sum_{\mathbf{x} \in C_i} (\mathbf{m}_i - \mathbf{m})(\mathbf{m}_i - \mathbf{m})^t \\ &= \mathbf{S}_W + \sum_{i=1}^c \sum_{\mathbf{x} \in C_i} n_i (\mathbf{m}_i - \mathbf{m})(\mathbf{m}_i - \mathbf{m})^t \end{aligned} \quad (35-2)$$

در قیاس با بخش اول رابطه (35-2)، قسمت دوم این رابطه را ماتریس پراکندگی بین کلاسی می‌نامیم. بنابراین ماتریس \mathbf{S}_T مجموع ماتریسهای پراکندگی بین کلاسی و درون کلاسی است.

$$\mathbf{S}_B = \sum_{i=1}^c n_i (\mathbf{m}_i - \mathbf{m})(\mathbf{m}_i - \mathbf{m})^t \quad (36-2)$$

و بنابراین

$$S_T = S_w + S_B \quad (37-2)$$

تصویر کردن از یک فضای d بعدی به یک فضای $c-1$ بعدی به وسیله $c-1$ تابع مجزاساز انجام می گیرد.

$$y_i = \mathbf{w}_i^t \mathbf{x} \quad i = 1, 2, \dots, c-1 \quad (38-2)$$

اگر y_i ها را به صورت عناصر یک بردار \mathbf{y} در نظر بگیریم، و بردارهای \mathbf{w}_i ستونهای ماتریس \mathbf{W} با ابعاد d در $c-1$ باشند آنگاه معادله تصویر کردن داده ها را می توان به صورت یک رابطه به فرم زیر نوشت

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}^t \mathbf{x} \quad (39-2)$$

بوسیله این رابطه نمونه های d بعدی x_1, x_2, \dots, x_n به صورت نمونه های y_1, y_2, \dots, y_n در فضای $c-1$ بعدی تصویر می شوند. بنابراین با تعریف

$$\tilde{\mathbf{m}}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{y \in \tilde{C}_i} \mathbf{y} \quad (40-2)$$

$$\tilde{\mathbf{m}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c n_i \tilde{\mathbf{m}}_i \quad (41-2)$$

$$\tilde{\mathbf{S}}_w = \sum_{i=1}^c \sum_{y \in \tilde{C}_i} (\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{m}}_i)(\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{m}}_i)^t \quad (42-2)$$

و

$$\tilde{\mathbf{S}}_B = \sum_{i=1}^c n_i (\tilde{\mathbf{m}}_i - \mathbf{m})(\tilde{\mathbf{m}}_i - \mathbf{m})^t \quad (43-2)$$

همانند حالتی که دو کلاس داشتیم می توان نشان داد که

$$\tilde{\mathbf{S}}_w = \mathbf{W}^t \mathbf{S}_w \mathbf{W} \quad (44-2)$$

$$\tilde{\mathbf{S}}_B = \mathbf{W}^t \mathbf{S}_B \mathbf{W} \quad (45-2)$$

این روابط چگونگی تصویر شدن ماتریسهای پراکندگی درون کلاسی و بین کلاسی را در فضایی با ابعاد کمتر نشان می دهد . اما آنچه که ما به دنبال آن هستیم یافتن ماتریس انتقال \mathbf{W} به گونه ای است که نسبت ماتریس پراکندگی بین کلاسی را به ماتریس پراکندگی درون کلاسی ، از برخی جهات ماکزیمم شود . یک معیار اسکالر ساده برای پراکندگی ، دترمینان ماتریس پراکندگی است. دترمینان حاصل ضرب مقادیر ویژه یک ماتریس است و بنابراین حاصل ضرب واریانسها در جهات اصلی پراکندگی داده ها است . با استفاده از این موضوع تابع معیار را به فرم زیر بدست می آوریم

$$J(\mathbf{W}) = \frac{|\tilde{\mathbf{S}}_B|}{|\tilde{\mathbf{S}}_w|} = \frac{|\mathbf{W}^t \mathbf{S}_B \mathbf{W}|}{|\mathbf{W}^t \mathbf{S}_w \mathbf{W}|} \quad (46-2)$$

به نظر می رسد که مسئله یافتن \mathbf{W} ای که تابع معیار $J(\mathbf{W})$ را ماکزیمم کند ، کار دشواری است. اما خوشبختانه می توان آن را به نحوی تغییر داد که راه حل نسبتا ساده باشد. ستونهای ماتریس \mathbf{W} مدنظر ، بردارهای ویژه معادل بزرگترین مقادیر ویژه در رابطه زیر هستند

$$\mathbf{S}_B \mathbf{w}_i = \lambda_i \mathbf{S}_w \mathbf{w}_i \quad (47-2)$$

که همانند قبل می توان آن را به یک مسئله یافتن مقادیر ویژه معمولی تبدیل کرد و یا بجای آن می توان مقادیر ویژه معادله مشخصه زیر را محاسبه کرد

$$|\mathbf{S}_B - \lambda_i \mathbf{S}_w| = 0 \quad (48-2)$$

و سپس معادله

$$(\mathbf{S}_B - \lambda_i \mathbf{S}_w) \mathbf{w}_i = 0 \quad (49-2)$$

را به طور مستقیم برای یافتن بردار های ویژه w_i ، حل کرد . به این ترتیب با یافتن w_i ها و کنار هم قرار دادن آنها به صورت ستونی در یک ماتریس W بدست می آید .

در آخر با تصویر کردن داده ها به وسیله ماتریس W ، انتظار داریم که در مرحله کلاسه بندی نتیجه بهتری حاصل شود . البته این نکته را باید در نظر گرفت که چنانچه داده ها در فضای ویژگیها دارای توزیع پیچیده ای باشند ممکن است استفاده از روش تحلیل جداساز خطی نه تنها نتیجه مطلوبی نداشته باشد بلکه سبب تداخل بیشتر داده ها شود و کلاسه بندی را دشوارتر کند. بنابراین استفاده از این تکنیک و درصد موفقیت آن وابستگی زیادی به نوع داده ها و نحوه پراکندگی آنها در فضا دارد . با این حال این تکنیک یکی از شناخته شده ترین روشها برای بهبود کلاسه بندی می باشد .

۲-۵-۲- تحلیل گروه بندی خطی (LGA)^{۵۵}

در تحلیل های خوشه بندی^{۵۶} هدف تقسیم داده ها در تعدادی زیر مجموعه همگن است به طوریکه داده هایی که در هر دسته قرار می گیرند از برخی جنبه های از پیش تعیین شده دارای مشخصه های مشترکی باشند . در مورد داده هایی که در فضای دو بعدی یا سه بعدی قرار دارند ، چشم انسان می تواند به خوبی خوشه های مختلف داده ها را از هم تمیز دهد . الگوریتمهایی نیز وجود دارند که برای این مقصود مورد استفاده قرار می گیرند . یکی از الگوریتمهای معروف در این زمینه ، روش k میانگین^{۵۷} است که در آن داده ها در داخل کره ای قرار می گیرند که فاصله کمتری تا مرکز آن کره دارند . در این روش هدف به حداقل رساندن یک تابع هزینه است که مجموع مربعات فواصل داده های هر خوشه تا مرکز آن خوشه را در بر می گیرد . مجموعه ای که شامل همه جوابهای ممکن برای این مسئله است را فضای پاسخها^{۵۸} می گویند . پر

⁵⁵ Linear Grouping Analysis

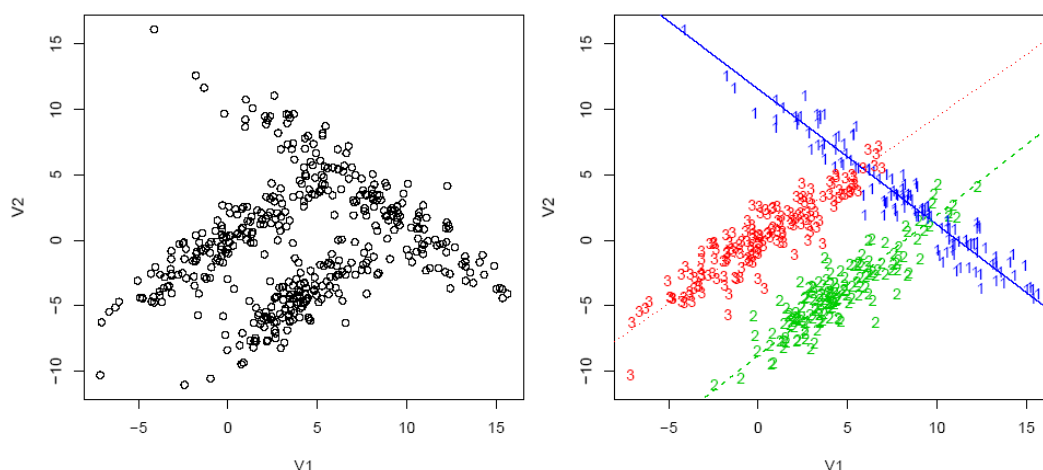
⁵⁶ Clustering

⁵⁷ K-means

⁵⁸ Solution Space

واضح است که اندازه این مجموعه با افزایش تعداد داده ها ، ابعاد و تعداد خوشه ها به صورت نمایی و با شیب تندی افزایش می یابد [۳۱].

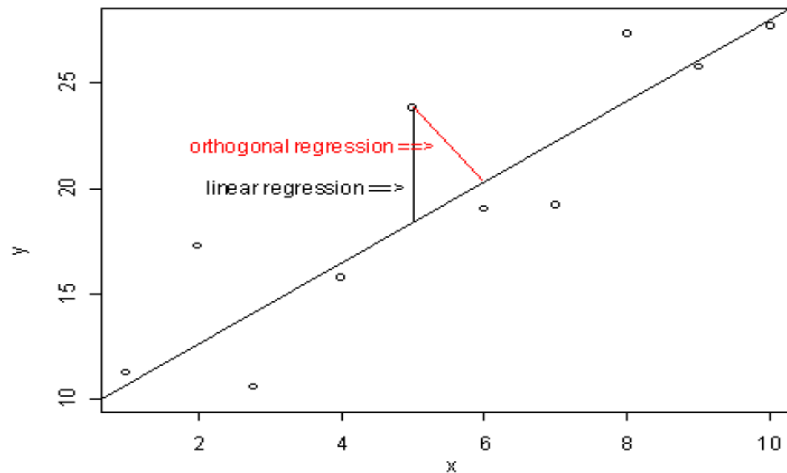
تحلیل گروه بندی خطی (LGA) ، الگوریتمی است که در آن هدف دسته بندی داده ها حول خطوط یا صفحاتی در فضای چند بعدی^{۵۹} است و نخستین بار توسط Van Aelst و همکارانش در سال ۲۰۰۶ معرفی شد [۳۲]. کاربرد این الگوریتم زمانی است که داده هایی که در یک دسته قرار می گیرند در فضا ، ساختاری خطی داشته باشند (شکل (۲-۲۱)).



شکل ۲-۲۱ : نمایش دسته ای از داده ها با توزیع خطی در فضای دو بعدی

در LGA تابعی که باید مینیمم شود مجموع مربعات فواصل عمودی داده ها تا خط یا صفحه نماینده این داده ها در فضا است (شکل (۲-۲۲)). هر چند اگر پراکندگی داده ها در فضا ساختار خطی نداشته باشد ، این معیار دیگر مناسب نخواهد بود . برای اندازه گیری فاصله عمودی در این الگوریتم از ماتریس پراکندگی داده ها بهره گرفته می شود .

⁵⁹ Hyper plane



شکل ۲-۲۲: فاصله عمودی یک داده تا یک خط و تفاوت آن با فاصله خطی

۲-۵-۲-۱- معرفی LGA

تحلیل گروه بندی خطی (LGA) عبارت است از دسته بندی داده ها در اطراف صفحاتی در فضا^{۶۰}. به این منظور از رگرسیون متعامد^{۶۱} برای یافتن صفحه ای که مجموع مربعات فواصل متعامد هر داده تا صفحه نماینده آن را مینیمم می کند استفاده می شود.

در ابتدا الگوریتم k میانگین را در نظر بگیرید. در این الگوریتم داده ها، با مینیمم کردن مجموع مربعات برای هر خوشه در k خوشه کروی گروه بندی می شوند. تابع هزینه ای که برای این منظور مورد استفاده قرار می گیرد عبارت است از

$$\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n z_{ij} (x_j - m_i)^T (x_j - m_i) \quad (۲-۵۰)$$

^{۶۰} واژه صفحه با در نظر گرفتن فضای سه بعدی بیان می شود، با این وجود بایستی توجه کرد که در فضای دو بعدی به جای صفحه، خط خواهیم داشت. بطور کلی برای فضای دو، سه و بزرگتر از سه، واژه hyper plane مورد استفاده قرار می گیرد. از این به بعد به به طور کلی جای تمام این موارد واژه صفحه را به کار می بریم مگر آنکه به طور دقیق نیاز به اشاره به نوع آن باشد.

^{۶۱}Orthogonal Regression

در رابطه (۵۰-۲) n تعداد داده ها ، k تعداد نمونه ها ، x_j نمونه های ما در فضای d بعدی و m_i مراکز کره ها هستند . همچنین در رابطه (۵۰-۲) ، z_{ij} برابر یک است اگر داده زام متعلق به خوشه i ام باشد و در غیر این صورت مقدار آن برابر صفر خواهد بود (رابطه (۵۱-۲))

$$z_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{اگر نمونه } j \text{ام متعلق به خوشه } i \text{ام باشد} \\ 0 & \text{اگر نمونه } j \text{ام متعلق به خوشه } i \text{ام نباشد} \end{cases} \quad (51-2)$$

به منظور به مینیمم کردن تابع هزینه معرفی شده ، در الگوریتم k میانگین یک الگوریتم بازگشتی مورد استفاده قرار می گیرد :

۱. در مرحله نخست داده ها ، در k زیرمجموعه نا تهی به صورت دلخواه تقسیم می شوند .
 ۲. برای هر زیر مجموعه میانگین داده های مربوط به آن محاسبه می شود .
 ۳. هر داده به زیر مجموعه ای نسبت داده می شود که کمترین فاصله را از میانگین آن داشته باشد و رابطه (۵۰-۲) محاسبه می شود .
- مراحل ۲ و ۳ آنقدر تکرار می شوند تا همگرایی حاصل شود . مراحل فوق را چندین بار و برای تقسیم بندیهای اولیه متفاوت (گام ۱) انجام داده و نتیجه ای که کمترین مقدار مجموع مربعات را داشته باشد به عنوان پاسخ نهایی پذیرفته می شود .

در مقایسه با k میانگین ، در LGA تلاش برای یافتن صفحاتی در فضا است که فاصله عمودی نمونه ها تا این صفحات مینیمم باشد . برای نمایش پارامتری روابط ، هر صفحه H_i را با بردار عمود بر آن (a_i) و یک ثابت (b_i) نشان می دهیم . بنابراین فاصله عمودی هر نمونه x_i تا صفحه H_i برابر است با :

$$d_O^2(x_j, H_i) = (a_i^T x_j + b) \quad (52-2)$$

و بر این اساس تابع هزینه برای LGA عبارت است از :

$$\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n d_{O}^2(x_j, H_i) \quad (53-2)$$

این تابع هزینه به مجموع مربعات عمودی باقیمانده-⁶² (ROSS) موسوم است. برای مینیمم کردن این تابع هزینه روشی مشابه با آنچه در مورد الگوریتم k میانگین مورد استفاده قرار گرفت به کار می رود:

۱. ابتدا k زیرمجموعه ناتهی به صورت دلخواه از داده ها، ایجاد می شود.
 ۲. با استفاده از زیر مجموعه های داده شده برای هر زیر مجموعه، صفحه ای که بهترین انطباق را بر داده های آن زیر مجموعه داشته باشد محاسبه می شود.
 ۳. فاصله عمودی هر نمونه تا صفحات بدست آمده در مرحله قبل محاسبه و نمونه به زیر مجموعه ای که کمترین فاصله را با صفحه مربوط به آن داشته باشد نسبت داده می شود.
- همانند قبل، مراحل ۲ و ۳ آنقدر تکرار می شوند تا پاسخ بدست آمده همگرا شود. این کار چندین بار و هر بار با انتخاب زیر مجموعه های اولیه مختلف انجام می گرفته و در نهایت پاسخی که تابع هزینه کمترین مقدار را داشته باشد به عنوان پاسخ تهابی انتخاب می شود.

برای یافتن صفحه ای که بر روی یک زیر مجموعه از داده ها بهترین انطباق را داشته باشد، از روش رگرسیون متعامد استفاده می کنیم.

برای توضیح روش رگرسیون متعامد فرض کنید x_1, x_2, \dots, x_n مجموعه داده ها در فضای d بعدی، با ماتریس پراکندگی S باشند. اگر بردار های ویژه این ماتریس را با e_1, e_2, \dots, e_d معادل با مقادیر ویژه $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_d \geq 0$ نشان دهیم، آنگاه

$$\arg \min \sum_{i=1}^n (a^T x_i - b) \quad (54-2)$$

⁶² Residual Orthogonal Sum of Squares (ROSS)

در این رابطه $a = e_d$ ، کوچکترین بردار ویژه ماتریس پراکندگی با قید $\|a\|=1$ است و $b = e_d^T \bar{x}$ که \bar{x} مقدار میانگین داده ها می باشد .

در اینجا برای آنهایی که با تحلیل اجزا اصلی (PCA) آشنا هستند ، مشخص است که رگرسیون متعامد و به دنبال بردن داده ها به فضایی با ابعاد $d-1$ است که نزدیک ترین فاصله را با داده های اصلی در فضای d بعدی داشته باشند . این کار معادل تشکیل یک مجموعه بردار پایه $d-1$ بعدی با استفاده از $d-1$ اجزا اصلی^{۶۴} در PCA و عمود بر آخرین جزء اصلی و تصویر کردن داده ها در این فضای $d-1$ بعدی است .

این رابطه بین PCA و رگرسیون متعامد ، این امکان را در اختیار ما قرار می دهد که تا از ماهیت ماتریس پراکندگی و توانایی آن در تفسیر ساختار داده ها استفاده کنیم . به این ترتیب الگوریتم LGA با انجام مراحل زیر انجام می گیرد :

۱. این مرحله شامل تقسیم داده ها به k زیرمجموعه ناتهی است ، بطوری که در هیچ از زیر مجموعه ها عضو مشترک با زیر مجموعه های دیگر وجود نداشته باشد . برای هر کدام از این زیر مجموعه ها صفحه ای که بر آن منطبق می شود محاسبه می شود .

۲. مربع فاصله عمودی تمام داده ها با هر کدام از صفحات بدست آمده ، محاسبه شده و هر داده به صفحه ای که به آن نزدیک تر است نسبت داده می شود . سپس بر اساس این گروه بندی جدید صفحات منطبق بر هر گروه محاسبه می شود .

۳. مرحله ۲ زمانی که پاسخ همگرا شود یعنی زیر مجموعه های بدست آمده برای دو تکرار متوالی تغییر نکند ، تکرار می شود .

۴. مراحل ۱ تا ۳ چندین بار تکرار می شود و پاسخی که کمترین مجموع مربعات را دارد به عنوان پاسخ نهایی انتخاب می شود .

⁶³ Principal Component Analysis

⁶⁴ Principal Components

فصل سوم

بهبود روش Lee و ارائه

یک روش جدید

۳-۱- مقدمه

در این فصل در ابتدا ویژگیهای بکار رفته در روش Lee و همکارانش [۲۲] را با در نظر گرفتن پایگاه اطلاعاتی CASIA مورد مطالعه قرار می دهیم . همانطوری که خواهیم دید ویژگیهای استفاده شده این روش ، قابلیت خوبی برای شناسایی الگوهای راه رفتن از یکدیگر ندارند . در روش پیشنهادی در این تحقیق اقدام به اصلاح ویژگیهای موجود نموده و با اصلاح این ویژگیها و شیوه استفاده از آنها در کلاسه بند پیشنهادی ، عملکرد سیستم بازشناسی را بهبود خواهیم داد . در پایان این فصل برای غلبه بر مشکل تغییر در پوشش و ظاهر فرد ، که سبب افت قابل توجه موفقیت در سیستمهای بازشناسی مبتنی بر راه رفتن می شود الگوریتم جدیدی را ارائه خواهیم داد .

۳-۲- بهبود روش Lee

در این بخش ویژگیهای استفاده شده در روش Lee را مورد مطالعه قرار می دهیم . سعی ما بر این است که با کنار گذاشتن ویژگیهای غیر موثر و تغییر نحوه استخراج ویژگیهای دیگر عملکرد این الگوریتم را در امر بازشناسی بهبود دهیم .

۳-۲-۱- آنالیز ویژگیهای مورد استفاده در روش Lee و همکارانش [۲۲]

انتخاب ویژگیها در یک الگوریتم شناسایی، از عوامل مهمی است که در موفقیت الگوریتم نقش تعیین کننده دارد. ویژگیها باید به نحوی انتخاب شوند که به بهترین صورت نمایش دهنده مشخصه پترن تحت بررسی باشند. محاسبه هر ویژگی هزینه ای محاسباتی به سیستم تحمیل می کند. بنابراین ویژگیهای بکار رفته باید ارزش هزینه محاسباتی تحمیل شده به سیستم را داشته باشند. از سوی دیگر، استخراج هر ویژگی به دلایل متعدد همراه با از نويز می باشد. لذا اضافه کردن هر ویژگی موجب وارد شدن نويز مربوطه به سیستم می گردد که در نتیجه می تواند از کیفیت سیستم شناسایی بکاهد. بر این اساس در تشخیص الگوها وارد کردن ویژگیهای مختلف الگو لزوماً به معنی بالاتر رفتن درصد موفقیت سیستم نخواهد بود و حتی این خطر وجود دارد که با وارد شدن یک ویژگی جدید به سیستم به دلیل ورود قدری نويز، نه تنها نتیجه مدنظر حاصل نشود بلکه تاثیر منفی بر روی نتیجه نهایی داشته باشد. به همین خاطر در زمان انتخاب ویژگیها باید دقت لازم لحاظ شود تا از تاثیر مثبت ویژگی انتخاب شده اطمینان حاصل شود و از طرف دیگر سود حاصل از ویژگی، ارزش هزینه محاسباتی و زمان صرف شده برای استخراج آن را داشته باشد. با این توضیح در ادامه به بررسی ویژگیهای استفاده شده در روش ارائه شده به وسیله Lee و همکارانش می پردازیم تا میزان تاثیر هر کدام از ویژگیهای بکار رفته در این روش را بر درصد موفقیت الگوریتم در شناسایی افراد به صورت تکی و در ترکیب با سایر ویژگیها مشخص کنیم.

در روشی که Lee و همکارانش ارائه کرده اند از چهار ویژگی برای بدست آوردن مشخصه راه رفتن هر فرد استفاده شده است. این ویژگیها عبارت بودند از FP_v ، FP_h ، SM_v و SM_h ، که مراحل استخراج هر کدام به تفصیل در فصل (۲) توضیح داده شد. FP_h از جمع بستن بر روی سطرهای تصویر (ماتریس) اختلاف بین فریم کلیدی با فریمهای دیگر و قرار دادن بردارهای بدست آمده از هر فریم اختلاف در یک سیکل راه رفتن در کنار هم حاصل می شد. FP_v مشابه با FP_h محاسبه می شد با این تفاوت که عمل جمع بستن بر روی ستونهای تصویر اختلاف انجام می گرفت. و در نهایت دو الگوی SM_v و SM_h ، که از محاسبه اختلاف دونیم سیکل راه رفتن در FP_v و FP_h بدست می آیند.

انجام بازشناسی به وسیله هر کدام از این ویژگیها به صورت تکی می تواند نشان دهنده میزان مشارکت و توانایی هر کدام از این ویژگیها در موفقیت الگوریتم باشد .

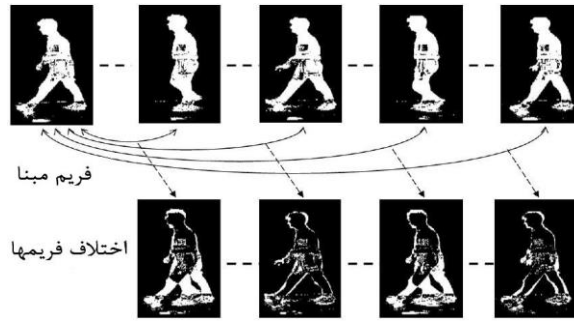
نتایج بدست آمده نشان میدهد که ویژگیهای معرفی شده در الگوریتم Lee و همکارانش توانایی یکسانی در ایجاد تمایز بین افراد ندارند . بر مبنای نتایج بدست آمده FP_v بیشترین توانایی را در ایجاد تمایز بین افراد دارد ، بعد از آن FP_h . دو ویژگی SM_h و SM_v در مقایسه با FP_h و FP_v ، تا حد زیادی در شناسایی افراد ضعیف عمل کرده اند.

برای اینکه تاثیر متقابل ویژگیهای مورد استفاده را بر عملکرد سیستم شناسایی نیز مشاهده کنیم بار دیگر بازشناسی را با استفاده از ترکیب FP_h و FP_v و ترکیب SM_h و SM_v و همچنین ترکیبی از هر چهار ویژگی انجام می دهیم .

در زمانی که هر چهار ویژگی به کار گرفته شوند ، نسبت به زمانی که تنها از دو ویژگی FP_h و FP_v استفاده می شود ، کاهش نسبی را در نرخ شناسایی شاهد هستیم . بنابراین وارد کردن دو ویژگی SM_h و SM_v نه تنها کمکی به امر بازشناسی نمی کند بلکه با وارد کردن اطلاعات نویزی به سیستم از عملکرد سیستم می کاهد . به علاوه سبب تحمیل شدن محاسبات اضافی به سیستم می شود ، بدون آنکه بهره ای حاصل شود . بر این اساس پیشنهاد می شود تا ویژگیهای SM_h و SM_v را از سیستم شناسایی حذف و تنها از ویژگیهای FP_h و FP_v در الگوریتم استفاده کنیم . همانطوریکه نشان خواهیم داد با این تغییر ، عملکرد سیستم تنزل پیدا نمی کند . بر این اساس ، در ادامه تنها ویژگیهای FP_h و FP_v را مورد مطالعه قرار می دهیم .

۳-۲-۲ - استفاده از فریمهای متوالی

همانطورکه در بخش قبل به آن اشاره شده ، Lee در الگوریتم خود [۲۲] ، برای بدست آوردن ویژگیهای حرکتی فرد ، اساس کار را بر مبنای استفاده از اختلاف بین یک فریم کلیدی (مبنا) با سایر فریمهای موجود در یک سیکل راه رفتن قرار می دهد (شکل (۳-۱)).

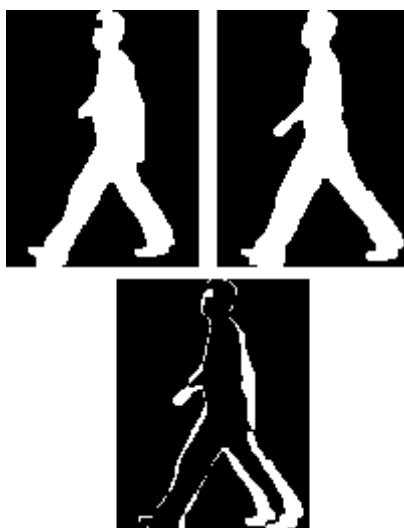


شکل (۳-۱): محاسبه اختلاف بین فریم کلیدی و سایر فریمها.

به واقع این فریم کلیدی نقش حساسی را در الگوریتم مذکور به عهده دارد. با توجه به اهمیت انتخاب این فریم در روش Lee و وابستگی ویژگی های استخراج شده به این فریم، به خوبی می توان درک کرد که انتخاب نادرست و همراه با خطای این فریم می تواند تاثیر منفی زیادی در نتایج بدست آمده نهایی بگذارد. حساسیت این روش به انتخاب فریم کلیدی را می توان به عنوان یک امتیاز منفی برای این روش در نظر گرفت.

ماهیت گسسته فریم های رشته ویدئویی که از راه رفتن افراد تصویر برداری شده است، این امکان را که در دو سیکل متفاوت راه رفتن، فریم گرفته شده از یک حالت مشخص در سیکل راه رفتن که می تواند همان فریم کلیدی باشد، دقیقا مشابه نباشند را تا حد زیادی افزایش می دهد. این مسئله برای سایر فریمها نیز صادق است. از سوی دیگر، نویزی بودن تصاویر باینری، که به دلایل متعددی که پیش از این ذکر شد ممکن است اتفاق بیفتد، می تواند در الگوریتم تعیین فریم کلیدی باعث بروز اشتباه شود. بطور مثال تشخیص اینکه پای چپ جلو است یا پای چپ با اضافه شدن ناحیه اضافی به تصویر کفش می تواند مشکل ایجاد کند.

شکل (۳-۲) دو فریم کلیدی تشخیص داده شده توسط الگوریتم Lee و اختلاف موجود بین آنها را برای دو سیکل متفاوت نشان می دهد. وجود این اختلاف و تاثیر آن بر مراحل بعدی استخراج ویژگیها، می تواند سبب کاهش درصد موفقیت کار شود.



شکل ۳-۲ : تفاوت در دو فریم کلیدی برای دو سیکل مختلف مربوط به یک شخص.

برای رفع وابستگی سیستم شناسایی به فریم کلیدی و متعاقبا کاهش اثر خطاهای به وجود آمده در مراحل مختلف الگوریتم که در اثر عدم تطابق کامل فریمهای کلیدی انتخاب شده در سیکلهای متفاوت راه رفتن به وجود می آید ، می توان ایده استفاده از اختلاف بین فریمهای متوالی در یک سیکل راه رفتن را به جای استفاده از اختلاف بین فریم کلیدی و سایر فریمها مطرح کرد . با انجام این کار وابستگی الگوریتم به یک فریم مشخص در کل مراحل استخراج ویژگی از بین می رود . از سوی دیگر بدست آوردن اختلاف بین داده های متوالی در یک رشته از داده های گسسته به نوعی تغییرات دینامیکی حاکم بر فرآیند راه رفتن را نشان می دهد . لذا در ادامه تحقیق به طور مشخص بجای استفاده از فریم کلیدی برای مقایسه تغییرات فریمها در یک سیکل راه رفتن از اختلاف سیلوهت در فریمهای متوالی استفاده می کنیم . در اینجا نیز برای اینکه بتوان در مراحل بعدی ویژگیها بدست آمده را با هم مقایسه کرد نیاز است که نقطه شروع سیکلهای مختلف با هم یکسان باشند . به این منظور همانند الگوریتم Lee ، فریمی را که در آن فاصله بین پاهای فرد بیشترین فاصله را از هم دارند و پای چپ در جلو قرار دارد به عنوان فریم آغازین هر سیکل راه رفتن در نظر می گیریم .

با انتخاب فریم آغازین در طول یک سیکل راه رفتن ، اختلاف هر فریم با فریم بعدی آن را با استفاده از رابطه (۱-۳) بدست می آوریم . در رابطه (۱-۳) ، $I(x,y,t)$ فریم در لحظه t ام ، n تعداد فریمهای موجود در یک سیکل راه رفتن و $D(x,y,t)$ اختلاف بین فریم لحظه t و فریم لحظه $t+1$ است . به این ترتیب با داشتن n فریم در هر سیکل راه رفتن $n-1$ فریم اختلاف خواهیم داشت . شکل (۳-۳) نمونه ای از اختلاف بین فریمها را برای رشته های ویدئویی نشان می دهد .



شکل ۳-۳ : اختلاف بین فریمهای متوالی .

با بدست آمدن فریم های اختلاف متوالی می توان اقدام به استخراج الگوهای حاشیه ای نمود . مشابه روش Lee الگوی حاشیه ای افقی (FP_h) با تصویر کردن هر ماتریس (فریم) اختلاف ، در راستای افقی (جمع بستن بر روی سطرها) و الگوی حاشیه ای عمودی (FP_v) با تصویر کردن ماتریس اختلاف در راستای عمودی (جمع بستن بر روی ستونها) بدست می آید . روابط (۲-۳) و (۳-۳) روش محاسبه این الگوها را بیان می کنند .

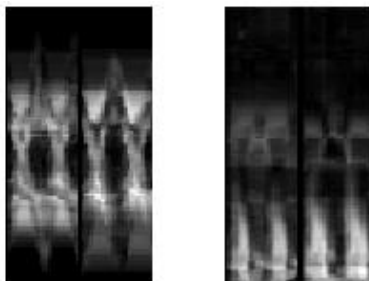
$$D(x, y, t) = |I(x, y, t) - I(x, y, t+1)| \quad t=1,2,\dots,n-1 \quad (1-3)$$

$$FP_h(y, t) = \sum_x D(x, y, t) \quad (2-3)$$

$$FP_v(x, t) = \sum_y D(x, y, t) \quad (3-3)$$

با این کار از هر ماتریس اختلاف فریمهای متوالی ، دو بردار استخراج می شود که ابعاد یکی از آنها برابر با تعداد سطرهای ماتریس اختلاف و ابعاد دیگری به تعداد ستونهای ماتریس اختلاف است . این کار را برای

تک تک فریمهای اختلاف انجام می دهیم و بردارهای بدست آمده را به ترتیب در کنار هم قرار می دهیم . با انجام این کار دو الگوی FP_v و FP_h به صورت سیگنالهای دو بعدی مطابق شکل (۳-۴) بدست می آید .



شکل ۳-۴ : نمونه هایی از الگوی حاشیه ای افقی (چپ) و عمودی (راست)

با در نظر گرفتن نتایج بدست آمده در از بررسی تاثیر ویژگیها و مشخص شدن این مطلب که دو ویژگی SM_h و SM_v کمکی به بهبود عملکرد سیستم نمی کنند ، در این مرحله از محاسبه این دو ویژگی صرفه نظر می کنیم .

پس از استخراج دو ویژگی FP_v و FP_h در هر سیکل راه رفتن ، میانگین ویژگیهای مربوط به سیکلهای مختلف راه رفتن را محاسبه می کنیم تا تخمین مناسبی از ویژگیهای FP_v و FP_h داشته باشیم . اما در این مرحله به دلیل اینکه طول سیکلهای مختلف راه رفتن ممکن است متفاوت باشد ، انجام میانگین گیری با مشکل مواجه می شود . لذا به نوعی نرمالیزه کردن زمانی نیاز است تا ابعاد ویژگیهای بدست آمده که برابر با تعداد فریمهای موجود در سیکل راه رفتن است ، با هم برابر شود . گزینه دیگری که برای انجام این کار می توان پیشنهاد کرد ، استفاده از الگوریتمهایی نظیر DTW ^{۶۵} است که برای مقایسه سیگنالهایی با طول نامساوی استفاده می شوند . در اینجا با بررسی تعداد فریمهای موجود برای سیکلهای متعدد راه رفتن در پایگاه اطلاعاتی موجود ، میانگین ۲۵ فریم برای هر سیکل راه رفتن بدست آمد . بنابر این ما طول متوسط ۲۵ فریم برای یک سیکل راه رفتن را انتخاب و با انجام نمونه گیری مجدد^{۶۶} ، ماتریسهای FP_v و FP_h که طولی بیشتر از

⁶⁵Dynamic Time Warping

⁶⁶ Resampling

۲۵ فریم و یا کمتر از آن را دارند به ۲۵ فریم می‌رسانیم. به این ترتیب عملیات یکسان سازی طول ویژگیها بر روی FP_h و FP_v انجام می‌گیرد.

با یکسان شدن طول ویژگیهای بدست آمده در سیکلهای مختلف مربوط به یک فرد می‌توان اقدام به میانگین‌گیری از آنها کرد و به این شکل تنها یک ماتریس FP_h و یک ماتریس FP_v برای هر شخص به عنوان ویژگیهای مدل‌کننده راه رفتن شخص استخراج می‌گردد.

$$FP_h = \frac{\sum_{i=1}^n FP_{hi}}{n} \quad (4-3)$$

$$FP_v = \frac{\sum_{i=1}^n FP_{vi}}{n} \quad (5-3)$$

در روابط (۴-۳) و (۵-۳)، m تعداد سیکلهای موجود، و FP_{hi} و FP_{vi} ویژگیهای استخراج شده برای سیکل i ام هستند. انجام این مراحل هم در مرحله آموزش سیستم و هم در مرحله آزمایش، مورد نیاز است.

برای ارزیابی ویژگیهایی که به این روش استخراج شده‌اند فرایند آموزش و باز شناسی سیستم را با استفاده از این ویژگیها انجام داده و نتایج را با ویژگیهای مورد استفاده در روش Lee مورد مقایسه قرار می‌دهیم.

همانطور که در فصل بعد خواهیم دید بررسی نتایج بدست آمده، نشان دهنده این مطلب است که، استفاده از اختلاف بین فریمهای متوالی برای استخراج ویژگیها، علاوه بر اینکه باعث بهبود نسبی در درصد موفقیت الگوریتم می‌شود، بلکه پایداری بهتر نتایج را نیز سبب می‌شود، به این معنی که نتایج بدست آمده در هر دو مرحله آزمایش الگوریتم برای هر دو رشته تصاویر $nm-05$ و $nm-06$ در پایگاه داده CASIA تقریباً مشابه هستند و اختلاف چندانی ندارند در حالیکه در الگوریتم Lee این اختلاف مشهودتر است.

به این ترتیب می توان چنین نتیجه گیری نمود که در محاسبه ماتریس ویژگیهای FP_v و FP_h استفاده از اختلاف بین فریمهای متوالی موثرتر از اختلافات بین یک فریم ثابت با سایر فریمها است .

۳-۲-۳ - استفاده از مشخصه های آماری FP_v و FP_h

مقایسه مستقیم ماتریسهای ویژگی FP_v و FP_h مطابق با آنچه در روش Lee انجام گرفته است ، اگر چه از نظر محاسباتی ساده می باشد ولی معایبی به همراه دارد . مهمترین این معایب این است که تعیین دقیق فریم آغازین در مقایسه ویژگیها بسیار کلیدی است .

برای مثال در روش معرفی شده در فصل (۲) ، Lee و همکارانش ، فریم آغازین هر سیکل راه رفتن را که به عنوان فریم کلیدی هم در نظر گرفته اند ، فریمی تعیین می کنند که پاهای بیشترین فاصله را از هم داشته و پای چپ جلو باشد . برای مشخص کردن این فریم هم به دلیل حرکت افراد از سمت راست به چپ در پایگاه داده مورد استفاده پایین تر بودن پای چپ از پای راست را در تصاویر ملاک قرار می دهند . اما در تصاویر موجود ممکن است به دلیل خطای ناحیه بندی ، تشخیص این که کدام پا در جلو قرار گرفته است با خطا درست نباشد . از طرف دیگر اگر جهت حرکت فرد تغییر کند و به جای حرکت از راست به چپ در جهت مخالف و از چپ به راست حرکت کند ، الگوریتم با مشکل مواجه خواهد شد .

همچنین ، چنانکه پیش از این اشاره شد ، طول سیکلهای مختلف به دلیل تغییر در سرعت راه رفتن فرد ممکن است متفاوت باشد . برای مقایسه مستقیم ویژگیها (FP_v و FP_h) نیاز است که طول آنها با هم یکسان باشد . برای یکسان کردن طول ویژگیها بایستی عملیات نمونه گیری مجدد انجام گیرد تا ابعاد ماتریس ویژگیها با ابعاد از پیش تعیین شده برابر شود . انجام این عملیات باعث حذف بخشی از اطلاعات موجود در ویژگیهای استخراج شده خواهد شد و یا موجب ورود اطلاعات نا دقیقی به سیستم می شود . این تاثیرات جزء ماهیت ذاتی این دسته عملیات می باشد و در صورت استفاده اجتناب ناپذیر است .

برای رفع این مشکل، می توان به جای به کار بردن مستقیم FP_h و FP_v ، برخی نمایه های^{۶۷} این ویژگیها که به نوعی در برگیرنده مشخصه های آنها باشد را به کار برد. برای مثال مشخصه های آماری، تبدیل فوریه و یا انواع تبدیل های دیگری که برای انتقال به فضای فرکانسی مورد استفاده قرار می گیرند از جمله روشهایی است که می توانند به این منظور استفاده شوند.

معروف ترین مشخصه آماری یک مجموعه میانگین داده ها است. پیشنهاد ما استفاده از میانگین ارزش سطرهای FP_h و FP_v به عنوان بردارهای ویژگی می باشد. در واقع میانگین هر سطر از ماتریسهای ویژگی FP_h و FP_v را در طول زمان بدست می آوریم. به این ترتیب هر ماتریس FP_h و FP_v ، به صورت یک بردار یک ستونی با تعداد درایه هایی مساوی با تعداد سطرهای ماتریسهای اولیه تبدیل می شود. بردار میانگین متناظر با FP_h را MFP_h و به طور مشابه بردار استخراج شده از ماتریس FP_v را MFP_v می نامیم. بردارهای ویژگی بدست آمده را با حذف مقدار میانگین و تقسیم کردن بر مقدار انحراف معیارش، نرمالیزه می کنیم. این پیشنهاد با توجه به بهبود نتایج تجربی حاصل شده از آزمایشات داده شده است.

با انجام این کار برای هر شخص دو بردار ویژگی خواهیم داشت. برای بررسی میزان تاثیر انجام چنین کاری بر روی درصد موفقیت شناسایی سیستم، در اینجا نیز بازناسی را به وسیله تک تک ویژگیهای جدید و همچنین ترکیب آنها انجام داده ایم تا میزان توانایی هر کدام از آنها در ایجاد تمایز مشخص شود.

نتایج تجربی نشان می دهد که با استفاده از میانگین سطری ویژگیها، درصد شناسایی موفق به میزان قابل ملاحظه ای افزایش می یابد. در مقایسه با سیستمی که از ماتریسهای FP_h و FP_v (با استفاده از اختلاف متوالی فریمها) استفاده شده و این ماتریسها به صورت مستقیم برای بازناسی به کار گرفته شوند، به طور متوسط ۱۴,۷٪ بهبود نرخ شناسایی را شاهد هستیم.

استفاده از بردارهای MFP_h و MFP_v به جای بکار بردن ماتریسهای FP_h و FP_v ، علاوه بر این که ابعاد فضای ویژگیها را کاهش می دهد و به میزان قابل ملاحظه ای باعث بهبود درصد موفقیت الگوریتم می شود،

⁶⁷ Descriptor

مشکل مساوی نبودن سیکلهای مختلف راه رفت و همینطور مسئله تعیین فریم آغازین سیکل راه رفتن را بر طرف می کند. با میانگین گیری از سطرهای FP_v و FP_h نقطه شروع سیکل راه رفتن اهمیتی ندارد و می توان فریم آغازین را در هر کجا انتخاب کرد. تنها نکته مهم تعیین طول سیکل راه رفتن است. از طرف دیگر چون تمام ویژگیها با هر طولی به صورت یک بردار یک ستونی تبدیل می شوند، مسئله نامساوی بودن ویژگیهای استخراج شده برای سیکلهای مختلف نیز مرتفع می شود.

۳-۲-۴ اعمال LDA بر MFP_h و MFP_v

بر اساس آنچه در بخش قبل گفته شد، می توانیم امیدوار باشیم که به اعمال الگوریتم LDA بر روی بردارهای ویژگی بدست آمده، در مرحله کلاسه بندی درصد موفقیت الگوریتم را بهبود بیشتری دهیم. هدف ما یافتن راستاهایی در فضای ویژگیها است که با تصویر کردن داده ها در آن راستاها بهترین تفکیک پذیری بین الگوی راه رفتن افراد حاصل شود در اینجا کاهش ابعاد فضای ویژگیها مد نظر نمی باشد.

برای اینکه بتوان الگوریتم LDA را بر روی ویژگیها اعمال کنیم، در مرحله آموزش برای هر نفر، بردارهای MFP_v و MFP_h را برای هر سیکل راه رفتن بدست می آوریم. در محاسبه ماتریسهای FP_v و FP_h ، این نکته که فریم آغازین در کجا انتخاب شود اهمیتی ندارد و تنها باید یک سیکل راه رفتن در نظر گرفته شود. بر خلاف آنچه در تا این مرحله برای محاسبه ماتریسهای FP_v و FP_h عمل می کردیم، در اینجا دیگر میانگین آنها را برای بدست آوردن یک ویژگی واحد برای هر کدام بدست نمی آوریم و هر یک را به عنوان یک داده مجزا برای نفر مربوطه در نظر می گیریم. به این ترتیب برای هر شخص به تعداد سیکلهای راه رفتن موجود در مرحله آموزش، ماتریسهای FP_v و FP_h خواهیم داشت. حال بردارهای MFP_v و MFP_h را برای هر کدام از ماتریسهای FP_v و FP_h موجود بدست می آوریم. بسته به طول رشته تصاویر موجود برای هر فرد تعداد ویژگیهای بدست آمده، متفاوت خواهد بود اما با در نظر گرفتن رشته تصاویر سری $nm-01$ تا $nm-04$ در پایگاه داده برای آموزش، به طور متوسط تعداد ۶ نمونه بردار MFP_v و MFP_h برای هر شخص بدست می آید.

با بدست آمدن بردارهای MFP_h و MFP_v ، می توان ماتریس پراکندگی بین کلاسی و درون کلاسی را برای ویژگیهای موجود بدست آورد و طبق مراحل ذکر شده در برای جهت تحلیل LDA دو ماتریس W_h و W_v را که مشخص کننده راستای تصویر کردن هر کدام از بردارهای ویژگی (MFP_h و MFP_v) است ، بدست آورد . با بدست آمدن ماتریس W_h و W_v برای هر نفر ، میانگین بردارهای MFP_h و MFP_v بدست آمده از سیکلهای مختلف را به فضای جدید تصویر می کنیم . این میانگین ها از روابط زیر بدست می آیند .

$$MFP_h = \frac{\sum_{i=1}^n MFP_{hi}}{n} \quad (6-3)$$

$$MFP_v = \frac{\sum_{i=1}^n MFP_{vi}}{n} \quad (7-3)$$

در رابطه (6-3) و (7-3) ، n تعداد سیکلهای موجود برای هر نفر و MFP_{hi} و MFP_{vi} بردارهای ویژگی استخراج شده برای سیکل i ام هستند .

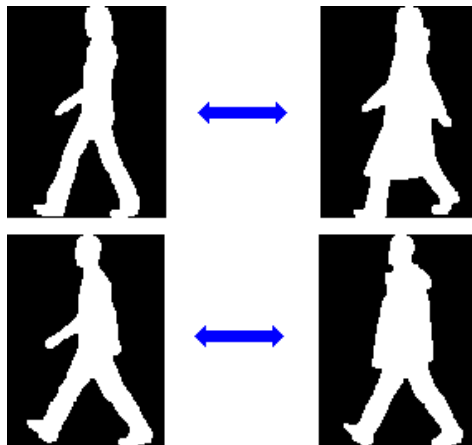
با بدست آمدن ویژگیهای نهایی ، هر کدام از این ویژگیها را با استفاده از ماتریس W مربوط به آن تصویر کرده و حاصل را به عنوان داده آموزشی به همراه ماتریسهای W_h و W_v ذخیره می کنیم .

مراحل استخراج ویژگیها در مرحله آزمایش مشابه با مراحل انجام شده در آموزش می باشد ، با این تفاوت که دیگر نیاز به محاسبات مربوط به تحلیل LDA وجود ندارد و جهت تصویر کردن ویژگیها از ماتریسهای W_h و W_v بدست آمده مرحله آموزش استفاده می کنیم . برای کلاسه بندی ، ویژگیهای استخراج شده آزمون را با هر کدام از ویژگیهای افراد در پایگاه داده مقایسه می کنیم . برای این منظور از فاصله اقلیدسی استفاده می شود .

چنانکه در فصل مشاهده خواهد شد ، بهره گرفتن از الگوریتم LDA باعث بهبود درصد موفقیت شناسایی الگوریتم می شود .

۳-۳ - استفاده از الگوریتم LGA برای مدل کردن پا

استفاده از روشهای مبتنی بر شکل ظاهری فرد در تصاویر اگر چه از سرعت بالایی برخوردار هستند ، اما این روشها به تغییر ظاهری فرد بسیار حساس هستند و درصد شناسایی موفق با تغییر شکل ظاهری فرد به شدت کاهش پیدا می کند . البته این یک امر طبیعی است . زیرا یکی از فاکتورهایی که در تشخیص فرد از روی نحوه راه رفتن توسط انسان نیز مورد استفاده قرار می گیرد ، شکل ظاهری فرد است که از آن به عنوان ویژگیهای استاتیکی بدن هم یاد می شود و بطور طبیعی با تغییر در این فاکتور انتظار می رود که نرخ موفقیت در بازشناسی افراد کاهش یابد . از طرف دیگر نوع لباسی که شخص پوشیده است از عوامل عمده تغییر در ظاهر فرد است و همچنین از عواملی است که تا حدی راه رفتن فرد را تحت تاثیر قرار می دهد . بنابراین ، با وجود این مسائل بازشناسی فرد با پوششهای مختلف کاری دشوار می باشد . در چنین مواقعی می توان امیدوار بود که ویژگیهای دینامیکی حرکت ، بتوانند ما را در امر بازشناسی کمک کنند . شکل (۳-۵) نمونه هایی از تغییر در پوشش افراد که در تصاویر موجود در پایگاه داده CASIA وجود دارد را نشان می دهد .



شکل (۳-۵) : تغییر در شکل ظاهری فرد در اثر تغییر در پوشش .

روش پیشنهادی اخیر که مورد بررسی قرار گرفت ، در زمانی که تغییر ظاهر فرد نداشته باشیم به خوبی جواب می دهد ولی هنگامی که فرد با لباس متفاوتی در صحنه ظاهر می شود ، موفقیتی بیش از ۳۰ درصد را به دنبال ندارد . بر این اساس منطقی به نظر می رسد که در چنین شرایطی به دنبال روشهایی باشیم که ویژگیهای استخراج شده مستقل از ظاهر فرد باشد .

پاها از بخشهای اصلی شرکت کننده در راه رفتن افراد هستند و قسمت زیادی از ویژگیهای دینامیکی راه رفتن مربوط به این بخش از بدن می شود . بنابراین اگر بتوان این بخش از بدن را به روش مناسبی مدل کرد ، می توان تا حد زیادی ویژگیهای دینامیکی حرکت فرد را استخراج کرد . با این توضیح در ادامه مدلی را برای رسیدن به این منظور پیشنهاد می دهیم.

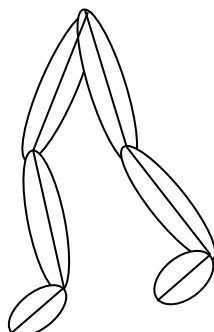
۳-۳-۱- نسبت طول بخشهای پا در بدن انسان

در ابتدای بحث به جهت اینکه نیاز به داشتن اطلاعاتی در باره نسبت بخشهای مختلف پا در بدن داریم ، توضیح مختصری در این باره داده می شود . لئوناردو داوینچی نقاش و مهندس معروف ایتالیایی مطالعاتی را در این زمینه انجام داد [۳۳] . بر اساس این مطالعات که بعد از او هم مورد تایید و استفاده قرار گرفت [۳۴] ، در افراد مختلف به طور میانگین طول ران با طول ساق پا تقریباً برابر است . بر همین اساس طول کف پا تقریباً نصف طول ران در یک فرد است . ما در ادامه از این دانش اولیه برای مدل کردن پا استفاده خواهیم کرد .

۳-۳-۲- مدل کردن پا

هر پای انسان دارای سه بخش اصلی و دو مفصل است که این سه بخش را به هم متصل می کنند . این سه قسمت عبارتند از ران ، ساق و کف پا و دو مفصل اصلی در ساختمان پا زانو و قوزک پا هستند . برای مدل کردن هر یک از این قسمتها می توان از یک خط استفاده کرد . بنابراین هر پا با سه تکه خط نمایش داده

خواهد شد و در مجموع برای مدل کردن هر دو پا به شش تکه خط نیاز است . شکل (۳-۶) این مدل را بر روی پا نشان می دهد .



شکل (۳-۶) : مدل سه بخشی برای هر پا .

برای اینکه بتوان هر خط را به طور منحصر به فرد تعیین کرد نیاز به مشخص کردن شیب (راستا) و یک نقطه بر روی خط است . چنانکه این دو پارامتر به درستی تعیین شوند می توان انتظار داشت تا موقعیت بخشهای مختلف پا در هر فریم به خوبی مشخص شده و در نتیجه سیر تغییر موقعیت پا در فریمهای مختلف مدل گردد .

به منظور منطبق کردن مدل توصیف شده بر روی پاها ، از ایده معرفی شده در روش LGA استفاده می کنیم . در ابتدا قسمت مربوط به پاها را در هر فریم جدا می کنیم . چون که در مرحله پیش پردازش فریمها ، تصویر هر فرد در فریم نرمالیزه شده و مرکز ثقل بدن فرد در مرکز یک قاب با ابعاد مشخص قرار گرفته است ، به راحتی می توان بخش پایینی هر فریم را که مربوط به پا می شود جدا کرد . پس از جدا کردن بخش مربوط به پا ، پیکسلهای مرتبط با قسمتهای های اضافی به غیر از پا را حذف می کنیم . این کار را می توان با انتخاب بزرگترین بخش متصل به هم^{۶۸} و حذف قسمتهای کوچک دیگر در تصویر انجام داد . شکل (۳-۷) مراحل انجام این کار را نشان می دهد .

⁶⁸ connected component

پس از تفکیک پا از سایر قسمت‌های بدن به مرحله اصلی که ، تطبیق مدل بر روی بدن است می‌رسیم. چنانکه قبلاً گفته شد ، الگوریتم LGA ، یک الگوریتم تکرار است برای انطباق مدل بر داده‌ها نیاز به مقدار دهی دارد . چنانچه این مقدار دهی اولیه از پاسخ نهایی فاصله زیادی داشته باشد ، تعداد تکرار زیادی نیز مورد نیاز است تا پاسخ نهایی بدست آید و حتی خطر واگرا شدن الگوریتم هم وجود دارد .



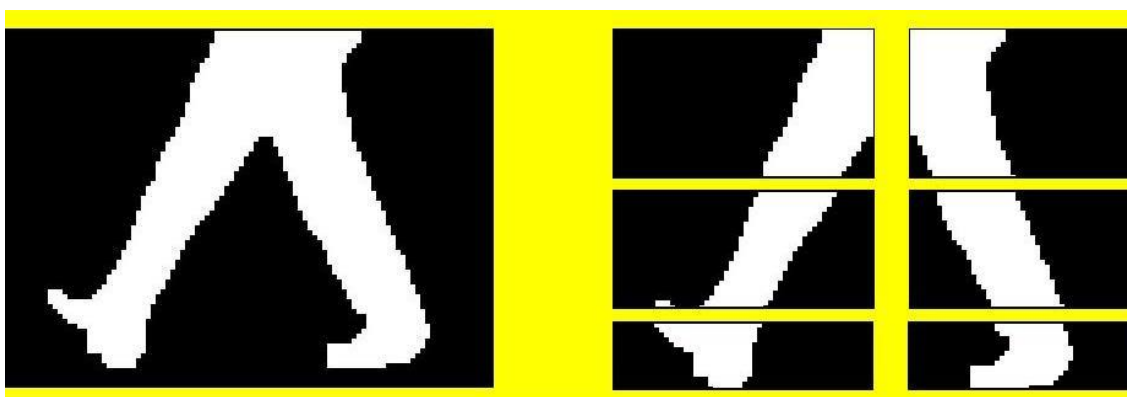
شکل ۳-۷: تفکیک پا از سایر قسمت‌های بدن

برای اینکه بر این مشکلات غلبه کنیم ، می‌توانیم از دانش اولیه ای که درباره اندازه تقریبی بخش‌های مختلف پا نسبت هم و همینطور موقعیت حدودی هر قسمت از پاها در تصویر استفاده کنیم . همانطور که پیش از این بیان شد ، اندازه ران در هر فرد تقریباً برابر با ساق پا و دو برابر طول کف پا است . از سوی دیگر موقعیت این بخشها در پا نیز تقریباً در تصاویر مشخص است . قسمت ساق پا در زیر ران و کف پا هم پایین تر از ساق پا قرار دارد . با دانستن این مطالب ، می‌توان انتخاب جمعیت اولیه را برای شروع الگوریتم LGA به گونه ای انجام داد که کمک شایانی به کاهش تعداد تکرار مورد نیاز برای رسیدن به جواب کند و خطر واگرا شدن الگوریتم را نیز تا حد بسیار زیادی کاهش داد و تقریباً به صفر رساند .

۳-۳-۲-۱- الگوریتم پیشنهادی برای مدل کردن پاها :

۱-۴- در ابتدای شروع الگوریتم LGA ، تصویر جداشده پا در هر فریم را به شش بخش تقسیم می‌کنیم . هر بخش نشان دهنده گروه‌های اولیه پیکسل‌های مربوط به بخشی از پاها می‌باشد . به این منظور مرکز ثقل تصویر پاها را مشخص کرده و تصویر را از محل مرکز ثقل به صورت عمودی به دو

بخش تقسیم می کنیم . با این کار سعی می کنیم تا دو پای موجود در تصویر را به صورت اولیه از هم جدا کنیم . سپس بر اساس نسبت طول قسمت‌های مختلف پا به هم ، تصویر پاها را به صورت افقی به سه قسمت تقسیم می کنیم . دو بخش بالایی ، ناحیه ای دو برابر پایین ترین بخش تصویر را شامل می شوند . شکل (۸-۳) این تقسیم بندی را نشان می دهد .



شکل ۸-۳ : تفکیک اولیه بخش‌های مختلف پا .

با انجام تقسیم بندی فوق ، گام اول در الگوریتم LGA انجام می شود .

۲-۴- با انتخاب گروه‌های اولیه ، مرکز ثقل و ماتریس پراکندگی برای هر گروه تعیین می گردند .

$$Cr_i = \frac{1}{n_i} \sum_{r \in G_i} I(r, c)r \quad (۸-۳)$$

$$Cc_i = \frac{1}{n_i} \sum_{c \in G_i} I(r, c)c \quad (۹-۳)$$

روابط (۶-۳) و (۷-۳) برای محاسبه مرکز ثقل گروه i ام بکار می روند . در این روابط $I(r, c)$ مقدار پیکسل واقع در سطر r ام و ستون c ام در تصویر I ، G_i بیان کننده گروه (ناحیه) i ام مربوط به تصویر پا ، n_i تعداد پیکسل‌های موجود در گروه i ام و $m_i = (Cr_i, Cc_i)$ مرکز ثقل گروه i ام هستند که در آنها $i = 1, 2, \dots, 6$. با توجه به مرکز ثقل هر گروه ماتریس پراکندگی را برای آن بدست می آوریم .

$$\mathbf{S}_i = \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - m_i)(x_{ij} - m_i)^T \quad (10-3)$$

با بدست آوردن ماتریس پراکندگی مقادیر ویژه مربوط به این ماتریس و متعاقباً بردارهای ویژه متناظر با مقادیر ویژه آن محاسبه می شوند. ماتریس پراکندگی به دلیل اینکه داده ها (پیکسلهای تصاویر) دو بعدی هستند، یک ماتریس 2×2 خواهد بود، که دارای دو بردار ویژگی می باشد. بردار ویژه متناظر با مقدار ویژه بزرگتر، برداری است که راستای بیشترین پراکندگی داده ها و بردار ویژه دیگر برداری است که بر بردار ویژه نخست عمود بوده و راستایی را مشخص می کند که داده ها پراکندگی کمتری دارند. بردارهای ویژگی متناظر با مقدار ویژه بزرگتر در هر گروه از داده ها راستایی را نشان می دهد که خط مدل کننده آن ناحیه، راستایی هم جهت با آن دارد.

۳-۴- با بدست آمدن بردارهای ویژگی ماتریس پراکندگی، با استفاده از رابطه ۵ فاصله پیکسلهای تصویر پا تا هریک از خطوط هم راستا با بردار ویژگی متناظر با مقدار ویژه بزرگتر محاسبه می شود. برای انجام این کار از بردار ویژه متناظر با مقدار ویژه کوچکتر ماتریس پراکندگی استفاده می شود. پس از بدست آمدن فاصله هر پیکسل با تمام شش خط، پیکسل مورد نظر به ناحیه ای نسبت داده می شود که کمترین فاصله را با خط مربوط به آن ناحیه دارد.

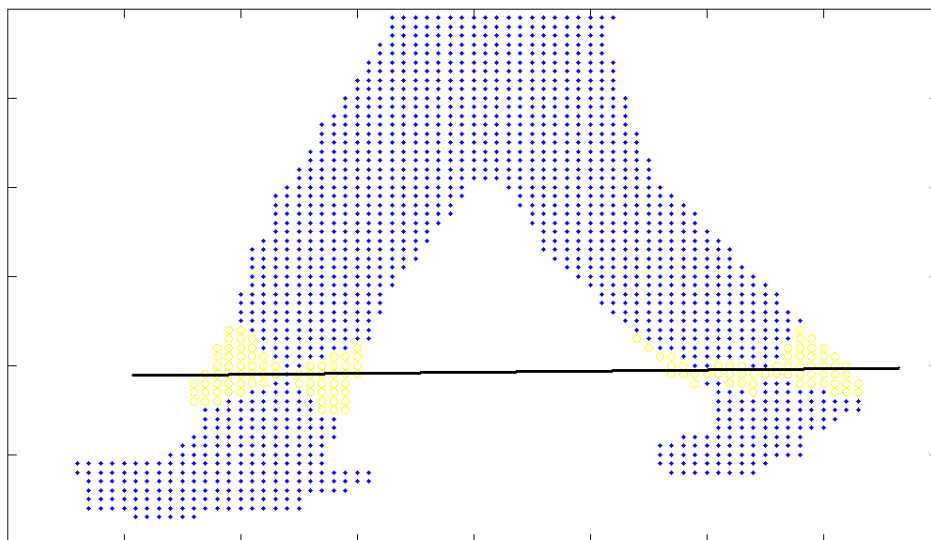
مراحل ۲ و ۳ تا آنجا تکرار می شوند تا دیگر تغییری در نواحی به وجود نیاید. با رسیدن به این مرحله الگوریتم متوقف می شود و بردارهای ویژه بدست آمده و مراکز ثقل هر ناحیه به همراه نسبت مقدار ویژه بزرگتر به مقدار ویژه کوچکتر ماتریس پراکندگی هر ناحیه به عنوان ویژگی ذخیره می شود. این فرایند باید برای تمامی فریمهای موجود در سیکل راه رفتن انجام پذیرد و در نهایت با کنار هم قرار دادن ویژگیهای بدست آمده از فریمهای موجود در سیکل راه رفتن در طول زمان، سه ویژگی حاصل می شود که یکی در بر گیرنده بردارهای ویژگی نظیر مقادیر ویژه بزرگتر نواحی شش گانه پا در فریمها است، دومی نسبت مقادیر ویژگی بزرگتر به مقادیر ویژگی کوچکتر این نواحی را شامل می شود و سومی هم مراکز ثقل نواحی مختلف پا را در طول سیکل راه رفتن در بر می گیرد.

این الگوریتم بر روی سیکلهای مختلف راه رفتن پیاده سازی شده و با میانگین گیری از ویژگیهای بدست آمده از سیکلهای مختلف ، ویژگیهای نهایی حاصل می شوند . آنچه در بالا به آن اشاره شد کلیات چگونگی پیاده سازی الگوریتم است . اما در این بین مشکلاتی هم وجود دارد که باید رفع شوند.

نخستین مسئله ای که می توان به آن اشاره کرد و پیش از این هم با آن مواجه بودیم مسئله عدم تساوی طول سیکلهای مختلف راه رفتن است ، که هم در مرحله میانگین گیری و هم در مرحله انجام مقایسه در مرحله کلاسه بندی سبب بروز مشکل می شود . بنابراین برای رفع این مشکل نیاز است تا با در نظر گرفتن یک طول استاندارد برای ویژگیها ، ویژگیهایی که طول کمتر یا بیشتری از حد استاندارد تعیین شده را دارند با انجام نمونه برداری مجدد همسان نمود .

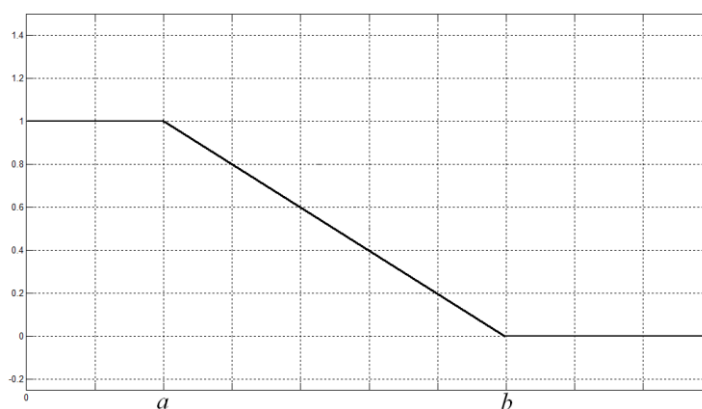
مسئله دیگری که وجود دارد ، نیاز به شروع شدن همه ویژگیها از یک نقطه یکسان در سیکل راه رفتن است . برای رفع این مشکل نیز همانند قبل ، فریم آغازین هر سیکل راه رفتن را فریمی در نظر می گیریم که فاصله بین دو پا بیشترین مقدار خود را داشته باشد و پای چپ در جلو قرار داشته باشد . اما بزرگترین مشکلی که در پیاده سازی الگوریتم LGA به شکلی که در بالا گفته شد به وجود می آید در شکل (۳-۹) قابل مشاهده است .

همانطور که در شکل (۳-۹) مشخص است ، در گام سوم الگوریتم و زمانی که فواصل پیکسلهای تصویر تا خطوط نماینده هر ناحیه محاسبه می شود . این امکان وجود دارد که راستای خط منطبق شده بر یک ناحیه در جهتی باشد که ناحیه دیگری از تصویر پا را قطع کند . در این هنگام پیکسلهایی که در ناحیه دوم هستند و در نزدیکی این خط قرار می گیرند به غلط به آن منتسب می شوند و این امر سبب بروز مشکل در الگوریتم می شود .



شکل ۳-۹: منتسب شدن دو ناحیه مجزا به یک راستای یکسان در یک تصویر.

برای فائق آمدن بر این مشکل ، می توان از یک قید دیگر در گام سوم الگوریتم استفاده کرد و فاصله پیکسلهایی که به یک ناحیه نسبت داده می شوند تا مرکز ثقل آن ناحیه محدود کرد . این قید در واقع طول هر خط را با وارد کردن و در نظر گرفتن دانش اولیه ای که درباره نسبت بخشهای مختلف پا داریم محدود می کند . این کار را می توان با اعمال یک وزن دهی مناسب پیاده سازی کرد . برای پیاده سازی این مطلب ، با ایده گرفتن از توابع عضویت سیستم فازی^{۶۹} ، استفاده از توابعی به فرم شکل (۳-۱۰) را پیشنهاد می کنیم .



⁶⁹ Fuzzy

شکل ۳-۱۰: تابع پیشنهادی برای تصحیح فواصل .

در شکل (۳-۱۰) ، چنانچه فاصله یا طول بدست آمده کمتر از مقدار a باشد ، عدد یک به آن نسبت داده می شود ، به فواصلی که بزرگتر از مقدار b باشند عدد صفر نسبت داده می شود و فواصلی که بین دو مقدار a و b باشند وزنی را به خود می گیرند که از خط واصل دو نقطه $(a,1)$ و $(b,0)$ پیروی می کند . به این ترتیب برای هر یک از پیکسلها دو فاصله ، یکی فاصله عمودی تا خط و دیگری طول پاره خط واصل تا مرکز ثقل ، محاسبه می شود . به هر یک از این فواصل بر مبنای نمودار شکل (۳-۱۰) دو وزن که مقدار آن بین صفر تا یک است نسبت داده می شود . هرچه وزن اختصاص داده شده به یک پیکسل برای یک ناحیه بیشتر باشد میزان تعلق این پیکسل به آن ناحیه بیشتر است . وزن کل ، حاصل ضرب این دو عدد در نظر گرفته می شود . مقادیر a و b برای هر کدام از فاصله های عمودی و افقی متفاوت و بستگی به اندازه تصویر و نسبت بخشهای مختلف پا ، توسط کاربر تعیین می شوند . در نهایت با محاسبه این وزنها ، هر یک از پیکسلها به ناحیه ای نسبت داده می شود که بیشترین وزن را برای آن ناحیه بدست آورده باشند .

با اضافه کردن این بخش به گام ۳ الگوریتم ، می توان مشکل مطرح شده را به میزان زیادی مرتفع کرد . درنهایت با اعمال الگوریتم LGA به روشی که گفته شد ویژگیهای مورد نظر استخراج می شوند . نتایج پیاده سازی این روش ، بهبود قابل ملاحظه ای را برای حالتی که پوشش افراد تغییر می کند نشان می دهد . این نتایج در فصل بعد آورده شده است .

فصل چهارم

نتایج و پیشنهادات

۴-۱- مقدمه

در این پایان نامه ، به بررسی مبحث بازشناسی افراد مبتنی بر نحوه راه رفتن آنها پرداختیم . آنچه بیشتر مورد تاکید قرار گرفت ، معرفی روشهایی بود که بر اساس پردازش شکل ظاهری فرد در تصاویر عمل میکردند . در ادامه به بررسی دقیق تر یکی از روشهایی در سالهای اخیر که در این زمینه ارائه شده بود پرداختیم و سعی کردیم تا بر مبنای ایده معرفی شده در این روش ، با تصحیح ویژگیهای به کار گرفته شده در آن و اعمال الگوریتم LDA بر روی ویژگیهای تصحیح شده عملکرد آن را بهبود دهیم .

هرچند نتایج بدست آمده در مراحل قبل برای زمانی که تغییری در پوشش فرد به وجود نیاید چشمگیر بود ، اما با تغییر در پوشش فرد که سبب تغییر در شکل ظاهری وی می شود ، عملکرد سیستم به شدت کاهش می یابد . برای غلبه بر این مشکل در بخش (۳-۲) ، روشی را برای مدل سازی دو بعدی پا پیشنهاد کردیم تا با استخراج ویژگیهای حرکتی فرد بدون توجه به شکل ظاهری ، تاثیر نوع پوشش را کاهش دهیم . استفاده از این الگوریتم ، نتایج امیدوار کننده ای را برای رفع مشکل پوشش ، در اختیار ما قرار داد .

تمامی الگوریتمهای پیشنهادی در این پایان نامه بر روی پایگاه داده CASIA ، پیاده سازی شده اند . در این پیاده سازیها ، از رشته تصاویر nm-01 تا nm-04 موجود در پایگاه داده برای هر فرد برای انجام آموزش سیستم بهره گرفته شده و رشته تصاویر nm-05 ، nm-06 ، nm-01 ، nm-02 و ci-01 را برای مرحله آزمایش سیستم به کار گرفته ایم .

۴-۲- نتایج

در این بخش نتایج بدست آمده از پیاده سازی الگوریتمها متعددی که در مراحل مختلف در این پایان نامه انجام گرفته است را ارائه خواهیم کرد.

۴-۲-۱- نتایج پیاده سازی الگوریتمهای معرفی شده در بخش (۳-۲)

با توجه به آنچه در بخش (۳-۲-۱) عنوان شد ، به منظور ارزیابی تاثیر هریک از ویژگیهای معرفی شده توسط Lee و همکارانش [۲۲] ، عملیات بازشناسی را با استفاده از هریک از این ویژگیها به تنهایی انجام گرفت . جدول (۴-۱) درصد موفقیت هر یک از این ویژگیها را در امر بازشناسی افراد نشان می دهد . همچنانکه در این جدول مشخص است ویژگیهای معرفی شده در الگوریتم Lee توانایی یکسانی در ایجاد تمایز بین افراد از خود نشان نمی دهند . بر اساس نتایج بدست آمده FP_v بیشترین میزان متمایز کنندگی را در بین چهار دیگر دارد و بعد از آن FP_h قرار می گیرد . ویژگی های SM_h و SM_v به نسبت دو ویژگی دیگر موفقیت چندانی را در ایجاد تمایز بین افراد مختلف نشان نمی دهند . جدول (۴-۲) نتایج بازشناسی را با استفاده از ترکیب ویژگیهای ذکر شده نشان می دهد . بر طبق نتایج این جدول ، بیشترین میزان موفقیت زمانی حاصل می شود که از ترکیب دو ویژگی FP_h و FP_v با هم استفاده شود . اضافه کردن دو ویژگی SM_h و SM_v به مجموعه ویژگیها و بکار بردن هر چهار ویژگی برای انجام عمل بازشناسی ، نه تنها کمکی به بالا بردن درصد موفقیت الگوریتم نمی کند بلکه سبب کاهش نسبی درصد بازشناسی موفق می شود .

جدول ۴-۱ : درصد موفقیت هر یک از ویژگیهای ارائه شده در روش Lee در شناسایی افراد

Rank \ Features	nm-05		nm-06	
	Rank 1	Rank 5	Rank 1	Rank 5
SM_h	٪۴۶,۲	٪۵۹,۶	٪۴۶,۶	٪۵۳,۴
SM_v	٪۴۴,۵	٪۵۸	٪۴۲,۳	٪۶۰,۲
FP_h	٪۶۲,۲	٪۷۶,۳	٪۶۱	٪۸۰,۵
FP_v	٪۶۸	٪۸۵,۷	٪۷۲,۹	٪۸۲,۲

جدول ۴-۲ : درصد موفقیت ویژگیهای ارائه شده در الگوریتم Lee در ترکیب با یکدیگر برای بازشناسایی افراد

Rank	nm-05	nm-06
------	-------	-------

Features	Rank 1	Rank 5	Rank 1	Rank 5
SM_h+SM_v	٪۴۷	٪۶۱,۳	٪۵۰	٪۵۷,۶
FP_h+FP_v	٪۶۸,۹	٪۸۵,۷	٪۷۱,۲	٪۸۳,۹
$SM_h+SM_v+FP_h+FP_v$	٪۶۴,۷	٪۸۴	٪۶۷,۸	٪۸۱,۳

بنابر این می توان با حذف ویژگیهای SM_h و SM_v ، تنها FP_h و FP_v را برای انجام بازشناسی بکار برد .

بر اساس نتایج بدست آمده در ادامه تنها ویژگیهای FP_h و FP_v مورد محاسبه قرار می گیرند.

اگر در محاسبه ویژگیهای FP_h و FP_v به جای استفاده از اختلاف بین فریمهای موجود در یک سیکل راه رفتن با تنها یک فریم کلیدی، اختلاف بین فریمهای متوالی را محاسبه و مورد استفاده قرار دهیم، وابستگی الگوریتم به انتخاب فریم تا حد زیادی کاسته می شود. چنانکه در جدول (۳-۴) مشاهده می شود، با انجام این کار نتایج بدست آمده در مقایسه با نتایج جداول (۱-۴) و (۲-۴)، تا حد زیادی برای هر دو رشته تصاویر nm-05 و nm-06 به هم نزدیک بوده و از پایداری بیشتری برخوردار است. به علاوه بهبود نسبی در میزان موفقیت الگوریتم نیز مشاهده می شود.

جدول ۳-۴: نتایج بدست آمده با استفاده از ویژگیهای FP_h و FP_v که با استفاده از اختلاف فریمهای متوالی محاسبه شده اند.

Features	Rank	nm-05		nm-06	
		Rank 1(%)	Rank 5(%)	Rank 1(%)	Rank 5(%)
FP_h		۶۸,۰۷	۸۳,۱۹	۶۹,۷۵	۸۲,۳۵
FP_v		۶۸,۰۷	۸۳,۱۹	۷۰,۵۹	۸۲,۳۵
FP_h+FP_v		۷۴,۸	۸۴,۸۷	۷۳,۷	۸۴,۷۵

بکار گیری میانگین سطری ویژگیهای FP_h و FP_v به جای بکار بردن این ویژگیها بطور مستقیم، می تواند بهبود قابل توجهی را در میزان بازشناسی موفق به همراه داشته باشد. نتایج بدست آمده در جدول (۴-۴)

مؤید این مطلب است . در مقایسه با نتایج جدول (۴-۳) ، استفاده از میانگین گیری سطری در صد موفقیت سیستم را در حدود ۱۴ درصد افزایش می دهد .

جدول ۴-۴ : درصد موفقیت سیستم پس از استفاده از میانگین سطری ویژگیهای FP_h و FP_v

Features \ Rank	nm-05		nm-06	
	Rank 1(%)	Rank 5(%)	Rank 1(%)	Rank 5(%)
MFP_h	۸۲,۴	۹۰,۷۵	۷۱,۲	۸۷,۳
MFP_v	۸۲,۴	۹۱,۶	۷۶,۳	۹۳,۲
MFP_h+MFP_v	۹۰,۷۵	۹۵	۸۷,۳	۹۵,۷۶

اعمال الگوریتم تحلیل جداسازی خطی (LDA) بر روی داده ها ، پیش از محاسبه تابع هزینه ، می تواند سبب تفکیک پذیری بیشتر داده ها شده و در نتیجه عمل کلاسه بندی با خطای کمتری انجام می شود . جدول (۴-۵) ، میزان موفقیت سیستم را در امر بازشناسی ، پس از استفاده از الگوریتم LDA نشان می دهد . با این کار بهبود ۵ درصدی در میزان موفقیت سیستم مشاهده می شود .

جدول ۴-۵ : نتایج بدست آمده پس از اعمال الگوریتم LDA بر روی ویژگیها

Features \ Rank	nm-05		nm-06	
	Rank 1 (%)	Rank 5 (%)	Rank 1 (%)	Rank 5 (%)
MFP_h	۹۲,۶۸	۹۵,۹۳	۸۹,۴۳	۹۵,۹۳
MFP_v	۷۸,۰۵	۹۱,۰۶	۷۵,۶۱	۹۱,۸۷
MFP_v+MFP_h	۹۵,۹۳	۹۶,۷۵	۹۳,۵	۹۶,۷۵

اگر مقایسه ای بین روش پیشنهاد شده و در این تحقیق و یکی از کارهای انجام شده در این زمینه [۲] که بر روی پایگاه داده موجود پیاده سازی شده است، انجام دهیم، مشاهده می کنیم که روش پیشنهادی هم از لحاظ زمانی و هم از نظر درصد موفقیت بالاتر از الگوریتم مطرح شده در مرجع [۲] قرار می گیرد. جدول (۴-۶) میزان موفقیت هر دو روش و مدت زمان مورد نیاز برای پردازش و استخراج ویژگیها برای هر نفر را نشان میدهد. لازم به ذکر است که در پیاده سازی روش ارائه شده در مرجع [۲] از یک کامپیوتر AMD با پردازشگری با سرعت ۱۶۰۰ مگاهرتز استفاده شده است در صورتی که روش موجود با استفاده از یک کامپیوتر AMD با سرعت ۹۰۰ مگاهرتز پیاده سازی شده است. همچنانکه مشخص است با وجود اینکه پردازشگر با سرعت کمتری برای پیاده سازی الگوریتم پیشنهاد شده در این تحقیق بکار گرفته شده است ولی باز هم سرعت پیاده سازی به مراتب بیشتر است.

جدول (۴-۶): مقایسه نتایج بدست آمده از روش موجود و روش پیشنهاد شده در مرجع [۲]

زمان پیاده سازی برای هر فرد	Rank1(%)	Rank5(%)	
۳,۶۳ ثانیه	۹۵,۹۳	۹۶,۷۵	روش پیشنهادی در این تحقیق
۱۴,۰۸ ثانیه	۹۰,۲۴	۹۷,۱۵	روش معرفی شده در مرجع [۲]

۴-۲-۲- نتایج پیاده سازی الگوریتم مدل سازی پا با استفاده از LGA معرفی شده

در بخش (۳-۳)

جدول (۴-۷) نتایج الگوریتم بهبود یافته Lee را در شرایطی نشان می دهد که آموزش سیستم با استفاده از رشته تصاویر nm-01 تا nm-04 موجود در پایگاه اطلاعات انجام گرفته است و در مرحله آموزش از رشته تصاویر cl-01 و cl-02 استفاده شده است. همچنانکه مشخص است، با تغییر در پوشش افراد میزان موفقیت سیستم با کاهش شدید مواجه می شود.

جهت رفع این مشکل در بخش (۳-۳) روشی را پیشنهاد دادیم که با استفاده از الگوریتم LGA به مدل کردن پا می پرداخت. جدول (۴-۸) نتایج بدست آمده از روش پیشنهادی برای مدل سازی پا به وسیله الگوریتم

LGA را برای شرایط مشابه با جدول (۷-۴) نشان می دهد . مقایسه نتایج بدست آمده بهبود قابل توجه در میزان بازشناسی موفق در زمان بکار بردن الگوریتم مدل سازی پاها نشان می دهد .

جدول ۷-۴ : نتایج الگوریتم بهبود یافته Lee در شرایط تغییر در پوشش فرد.

Rank Features	cl-01		cl-02	
	Rank 1 (%)	Rank 5 (%)	Rank 1 (%)	Rank 5 (%)
FP_h	۲۴,۳۹	۳۶,۵۹	۱۹,۵۱	۴۶,۳۴
FP_v	۱۴,۶۳	۳۶,۵۹	۱۳,۱۸	۲۹,۲۷
FP_h+FP_v	۲۶,۰۲	۴۸,۷۸	۲۶,۰۲	۴۷,۱۵

جدول ۸-۴ : نتایج پیاده سازی الگوریتم مدل سازی پا با استفاده از LGA معرفی شده در بخش (۳-۳)

Rank Features	cl-01		cl-02	
	Rank 1 (%)	Rank 5 (%)	Rank 1 (%)	Rank 5 (%)
استفاده از LGA برای مدل سازی پاها	۴۶	۶۰,۸	۴۷,۳	۵۹,۳

۳-۴ - پیشنهادات

در این بخش ایده هایی که جهت ادامه کار پیشنهاد می گردد را معرفی می کنیم. در کار انجام شده در این پایان نامه از ماتریس های اختلاف فریم ها برای تمایز افراد استفاده شد. ویژگیهای استخراج شده بر گرفته از مشخصه های آماری این ماتریس ها می باشد. پیشنهاد می گردد تا در ادامه کار به کمک ابزارهایی مانند تبدیل فوریه دو بعدی و یا نظایر آن که فضای ویژگیها را از زمان به فرکانس منتقل می کنند، ویژگیهای جدیدی از این ماتریسها استخراج نمود .

از سوی دیگر به خدمت گرفتن کلاسیفایر های قدرتمندی مانند انواع شبکه های عصبی و یا SVM و مطالعه تاثیر آنها بر میزان موفقیت سیستم بازشناسی موجود ، می تواند به عنوان یک کار تحقیقاتی در ادامه مورد توجه قرار گیرد .

الگوریتم پیشنهاد شده در بخش (۳-۳) را می توان با بکار گیری الگوریتمهای پیچیده تر موجود در محاسبه LGA ، بهبود بخشید .

هر چند در سالهای اخیر تحقیقات زیادی درباره کاربرد نحوه راه رفتن به عنوان یک بیومتریک در شناسایی افراد انجام گرفته است، ولی این تحقیقات هنوز در مرحله ابتدایی قرار دارند. تهیه پایگاه دادههای کامل تر، با تعداد نمونه های بیشتر و در نظر گرفتن شرایط مختلف در این پایگاه ها می تواند کمک شایانی به پیشبرد تحقیقاتی که در این راستا در حال انجام است بنماید.

همانطور که پیش از این هم اشاره شد ، درصد موفقیت در شناسایی افراد با استفاده از این بیومتریک تحت تاثیر عوامل مختلف، به میزان زیادی تغییر می کند و هنوز نمی توان با تکیه بر این بیومتریک با اطمینان به شناسایی افراد در شرایط مختلف پرداخت. یکی از راه حلهایی که برای غلبه بر این مسئله پیشنهاد شده است، استفاده همزمان از نحوه راه رفتن به همراه بیومتریکیهای دیگر نظیر تشخیص چهره است. مطالعات مختلفی در این زمینه آغاز شده و نتایج بدست آمده نشانگر موثر بودن این تدبیر برای بهبود عملکرد در بازشناسی افراد است [۳۵]، [۳۶]، [۳۷]. پیشنهاد می گردد تا روش ارائه شده در این پایان نامه را با تلفیق سایر بیومتریکیها تکمیل نماییم.

با ادامه تحقیقات در این زمینه می توان امیدوار بود که در آینده ، نتایج مطالعات و فعالیتهای انجام گرفته به مرحله ای برسد که قابل کاربرد به صورت موثر در زمینه های مختلف باشد.

مراجع

- [۱] فائزه تفضلی ، رضا صفابخش . شناسایی افراد بر اساس مدل الگوی حرکتی بدن به هنگام راه رفتن ، پنجمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران (MVIP2008) .
- [۲] شروین رحیم زاده ۱۳۸۶ . تشخیص هویت افراد بر اساس باز شناخت الگوی راه رفتن. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.
- [3] M. Savvides, Introduction to Biometric Recognition Technologies and Applications, Carnegie Mellon CyLab & ECE, online, available at: http://www.biometriccatalog.org/biometrics/biometrics_101.pdf
- [4] M. S. Nixon, J. Carter, 2006, "Automatic Gait Recognition by Gait", Proceedings of the IEEE, Vol. 94, No. 11.
- [5] G. Johansson, 1973 "Visual Perception of Biological Motion and a Model for its Analysis", Perception and Psychophysics, Vol. 14, No. 2, pp. 201–211.
- [6] M.P. Murray, A.B. Drought, R.C. kory, 1964, "Walking Pattern of Normal Men", J. Bone Joint Surg. 46 A(2) 33-360.
- [7] Z. Liu, S. Sarkar, 2005, Effect of Silhouette Quality on Hard Problems in Gait Recognition, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 35(2): 170-183.
- [8] L.Lee, W.E.L Grimson, 2002, Gait Analysis for Recognition and Classification", Proceedings of the International Conference Face and Gesture Recognition, 01.
- [9] C. BenAbdelkader, 2002, "Gait as a Biometric for Person Identification in Video Sequences", PhD Dissertation, University of Maryland, College Park.
- [10] Z. Liu, S. Sarkar, 2004, "Simplest representation yet for gait recognition: averaged silhouette", Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, Vol. 2,704-711.
- [11] D. Tolliver, R.T. Collins, 2002, Gait Shape Estimation for Identification, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, USA.
- [12] A. Bissacco, P. Saisan, S. Soatto, 2003, Gait Recognition using Dynamic Affine Invariants, Computer Science Department, Electrical Engineering Department, University of California, Los Angeles.

- [13] A. Kale, A. Rajagopalan, N. Cuntoor, and V. Kruger, 2002, "Gait-based recognition of humans using continuous HMMs", Proceeding of the IEEE Conference on Automatic Face and Gesture Recognition.
- [14] H.I. Suk, B.K. Sink, 2006, "HMM-based gait recognition with human profiles", Springer, LNCS 4109, pp.596-603.
- [15] A. Sundaresun, A. R. Chowdhury, R. Chellappa, 2003, "A hidden markov model based framewok for recognition of humans from gait sequences", Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing.
- [16] C. Chen, J. Liang, H. Zhao, H. Hu, 2006, Gait recognition using hidden markov model, Springer, ICNC, Part I, LNCS 4221, pp.399-407.
- [17] A. Kale, N. Cuntoor, B. Yegnanarayana, A.N. Rajagopalan, R. Chellappa, 2003, Gait Analysis for Human Identification, Springer, LNCS, pp. 706-714.
- [18] M. Ekinici, E. Gedikli, 2005, Gait Recognition Using View Distance , Vectors, Springer, Part I, LNAI 3801, pp. 973–978.
- [19] M. Ekinici, E. Gedikli, 2005, A Novel Approach on Silhouette Based Human Motion Analysis for Gait Recognition, Springer, LNCS 3804, pp. 219–226.
- [20] S. Yu, L. Wang, W. Hu, T. Tan, 2004, Gait Analysis for Human Identification in Frequency Domain, National Laboratory of Pattern Recognition(NLPR), Institute of Automation,Chinese Academy of Sciences, Beijing, China.
- [21] Y.Liu, R.Collins and Y.Tsin, 2002, Gait Sequence Analysis using Frieze Patterns, European Conference on Computer Vision, Copenhagen, pp.657-671. Also, Technical Report CMU-RI-TR-01-38, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, December, 2001.
- [22] S. Lee, Y. Liu, and R. Collins, 2007 , "Shape Variation-based Frieze Pattern for Robust Gait Recognition," Proceedings of CVPR 2007, 1-8.
- [23] C. BenAbdelkader, R.G. Cutler, L.S. Davis, 2004, Gait Recognition Using Image Self-Similarity, EURASIP Journal on Applied Signal Processing 04, pp.572–585
- [24] J.P. Foster, M.S. Nixon, A. Prugel-Bennett, 1999, New Area Based Metrics for Gait Recognition, University of Southampton.
- [25] S. Sarkar, Z. Liu, 2006, "Recognition from Gait", Faculty of Computer and Engineering, University of south florida.
- [26] Z. Liu and S. Sarkar, 2006, Improved Gait Recognition by Gait Dynamics Normalization, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence.

- [27] R. Gross, J. Shi, 2001, The CMU Motion of Body (MoBo) Database, Technical Report CMU-RI-TR-01-18, Robotics Inst., Carnegie Mellon Univ.
- [28] J. D. Shutler, M. G. Grant, M. S. Nixon, and J. N. Carter, 2002, On a Large Sequence-Based Human Gait Database, Proc. 4th International Conference on Recent Advances in Soft Computing, Nottingham (UK), pp 66-71.
- [29] CASIA Gait Database, <http://www.sinobiometrics.com>
- [30] R.O. Duda, P.E. Hart, D.G. Stork "Pattern classification", (2ed., Wiley, 2000)(ISBN 0471056693), pp. 117-124.
- [31] J. Harrington, 2008, Extending linear grouping analysis and robust estimators for very large data sets, PhD thesis, University Of British Columbia (Vancouver, Canada).
- [32] S. Van Aelst, X. Wang, R.H. Zamar, R. Zhu, 2006, Linear grouping using orthogonal regression, Computational Statistics & Data Analysis 50 (2006) 1287 – 1312.
- [33] Human Figure Drawing Proportions, online : available at: <http://www.realcolorwheel.com/human.htm>.
- [34] S.Piva, L. Comes, M. Asadi, C. S. Regazzoni, 2006, Grouped-People Splitting Based on Face Detection and Body Proportions Constraints, Proceedings of the IEEE , International Conference on Video and Signal Based Surveillance (AVSS'06), pp. 21-25.
- [35] L. Wang, T. Tan, H. Ning, W. Hu, 2004, "Fusion of Static and Dynamic Body Biometrics for Gait Recognition", IEEE Trans. Circuit Sys. Video Techno., vol. 14, no. 2, pp. 149-158.
- [36] A. Kale, A. Roy Chowdhury and R Chellappa, 2004, Fusion of Gait and Face for Human Recognition, In Proceeding of International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing.
- [37] G. Shakhnarovich and T. Darrell, 2002, on Probabilistic Combination of Face and Gait Cues for Identification, International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition.
- [38] M.P. Murray, A.B. Drought, R.C. Kory, 1964, "Walking Pattern of Normal Men", J. Bone Joint Surg. 46 A(2) 33-360.
- [39] P.S. Huang, C.J. Harris, M.s. Nixon, 1999, Human Gait Recognition in Canonical Space Using Temporal Templates, IEE Proceeding Computer Vision, Image & Signal Processing.
- [40] M. S. Nixon, T. Tan, R. Chellappa, 2006, Human Identification Based on Gait, Springer.
- [41] UK Biometrics Working Group, 2003, Use of Biometrics for Identification and Authentication, biometrics@cesg.gov.uk

- [42] L. wang, T. Tan, 2003, Silhouette Analysis-Base Gait Recognition for Human Identification, IEEE Trans. PAMI, 25(12) 1505-1518.
- [43] Z. Liu and S. Sarkar, 2006, Outdoor Recognition at a Distance by Fusing Gait and Face", Image and Vision Computing.
- [44] D.C. Post, 2006, Gait Analysis Review, online, available at: www.nd.edu/~dpost/IntSyst/report1.pdf
- [45] M.S. Nixon, J.N. Carter, D. Cunado, P.S. Huang, S.V. Stevenage, 2006, Automatic Gait Recognition, University of Southampton.
- [46] J. Paul Brooks, E.L. Boone, 2008, Robust L1 orthogonal regression, Department of Statistical Sciences and Operations Research, Virginia Commonwealth University , West Main Street, 2008.
- [47] H. Murase, R. Sakai, 1996, "Moving object recognition in eigenspace representation: gait analysis and lip reading", Pattern Recognition Lett.17, 155–162.
- [48] J. B. Hayfron-Acquah, M. S. Nixon, J. N. Carter, 2003, "Automatic gait recognition by symmetry analysis", Pattern Recognition Letters, ELSEVIER Science 24, 2175-2183.
- [49] L. Wang, T. Tan, H. Ning, W. Hu, 2004, "Fusion of Static and Dynamic Body Biometrics for Gait Recognition", IEEE Trans. Circuit Sys. Video Techno., vol. 14, no. 2, pp. 149-158.
- [50] P. Jonathon Phillips, Hyeonjoon Moon, Syed A. Rizvi, Patrick J. Rauss, 2000, "The FERET evaluation Methodology for Face Recognition Algorithms", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp 1090-1104.
- [51] T. H. W. Lam, R. S. T. Lee, D. Zhang, 2007, Human gait recognition by the fusion of motion and static spatio-temporal templates, The Journal of Pattern Recognition Society, <http://www.elsevier.com/locate/pr>.

Abstract

In this thesis, we address the problem of human recognition using gait. First we review well-known approaches reported in literature. There are two approaches for gait recognition, model based and appearance based approach. One of recent methods with good reported result, was introduced by Lee et al [22]. In this method difference between human silhouette frames in a gait cycle and the key frame is computed. From this four feature vectors are extracted.

We address two problems of this approach: using the key frame and redundant features. Since the detection of key frame is subject to error we propose to use difference of successive silhouettes instead of using key frame. We also remove the redundant features from the list of features used in the Lee et al method[22]. As we will show through the experiments the proposed modifications improve the recognition performance.

The gait recognition result significantly deteriorates when person changes clothes. This is one of the main problems addressed for gait recognition in the literature. We noticed that legs movement during walking cycle less depends to clothes style in compare to other part of human body. Based on this observation we model leg dynamics using linear grouping analysis (LGA), then we extract discriminate features from this model. As the experimental result shows using the proposed approach we achieve a significant improvement for gait recognition in presence of cloths change.