

سیستم پایش زمین خوردن سالمندان بر مبنای مدل ترکیبی گوسی و تغییرات آناتومیکی بدن در تصاویر ویدئویی

خسرورضائی، جواد حدادنیا، احمد دلبری

چکیده

مطالعات نشان می‌دهد که ۲۵٪ تا ۴۷٪ سالمندان ساکن در جامعه یکبار یا بیشتر به زمین می‌خورند و این رقم در میان سالمندان آسایشگاهی به حدود ۵۰٪ نیز می‌رسد. در این مقاله الگوریتم جدیدی معرفی شده که در گام نخست با دریافت رشته‌های ویدئویی از افراد، با استفاده از مدل مخلوط گوسی و تخمین پارامترهای این مدل توسط الگوریتم بیشینه ساز امید ریاضی، قالب بدن شخص از فریم‌ها جداسازی می‌شود. در گام بعدی، وقوع زمین خوردگی با تکیه بر تغییرات آناتومیکی بدن شخص سالمند و نمایش حافظه حرکت صورت می‌پذیرد. پیاده‌سازی سیستم بر مجموعه‌ای شامل چندین فریم تصویری دریافت شده از سرای سالمندان مادر سبزوار و پایگاه داده CAVIAR دربردارنده وقایع زمین خوردگی و راه رفتن طبیعی اشخاص انجام شد. در ادامه بر مبنای عامل انحراف استاندارد و ضریب حرکت فرد، وقایع مشکوک به زمین خوردگی و زمین خوردگی‌های واقعی با دقت مناسبی تفکیک شده و در نهایت حساسیت ۹۲/۶۸٪ و ویژگی ۹۶٪ که نشان دهنده توانایی مطلوب سیستم می‌باشد، حاصل آمد. شبیه سازی مناسب الگوریتم بر روی مجموعه داده‌ها سبب شده تا میزان خطا مقداری کمتر از ۶٪ را داشته باشد و از سویی بکارگیری آن در مراکز نگهداری سالمندان و منازل مسکونی، مانیتورینگ دقیقی را از زمین خوردگی به همراه خواهد داشت.

کلید واژه‌ها

پردازش تصویر، حافظه حرکت، زمین خوردگی، سالمندان، مدل ترکیبی گوسین، بیشینه ساز امید ریاضی.

۱ مقدمه

جمعیت اروپا را افرادی با سنین بالاتر از ۶۵ سال تشکیل دهند [۲]. ایران نیز در زمره کشورهای با جمعیت جوان است که در آینده‌ای نه‌چندان دور با جمعیت پیر و سالمند روبه‌رو خواهد بود. زمین خوردن و از دست دادن تعادل، تهدیدی برای سلامتی سالمندان محسوب می‌شود که با وقوع آن، کیفیت زندگی آنان به هم می‌خورد، هزینه‌های نگهداری افزایش می‌یابد و عوارض جسمانی، روانی، اجتماعی و حتی مرگ را به همراه دارد [۳]. مطالعات نشان می‌دهد که ۲۵٪ تا ۴۷٪ سالمندان ساکن در جامعه یکبار یا بیشتر به زمین می‌خورند و این رقم در میان سالمندان آسایشگاهی به حدود ۵۰٪ نیز می‌رسد [۴]. زمین خوردن فرد سالمند عملکرد و استقلال وی را به مخاطره می‌اندازد؛ لذا شناسایی سالمندان در معرض خطر زمین خوردن بسیار با اهمیت است [۵] و به تبع آن اولین گام در پیشگیری از بروز این

با عبور از سال ۲۰۰۰، یک هشتم جمعیت جهان را سالمندانی با سنین بالاتر از ۶۵ سال تشکیل داده‌اند که جمعیتی معادل با ۷۵۰ میلیون نفر می‌باشند [۱]. بر اساس آمار جمعیتی که در سال ۲۰۱۰ منتشر شد، پیش‌بینی بر آن است که در سال ۲۰۳۵ یک سوم

این مقاله در مردادماه سال ۱۳۹۱ دریافت، در آبان‌ماه سال ۱۳۹۲ بازنگری و در بهمن‌ماه سال ۱۳۹۲ پذیرفته شد.

خسرورضائی، دانشگاه حکیم سبزواری، دانشکده برق و کامپیوتر
Kh.rezaee@hsu.ac.ir

جواد حدادنیا، دانشگاه حکیم سبزواری، دانشکده برق و کامپیوتر
Haddadnia@hsu.ac.ir

احمد دلبری، مرکز مطالعات بالینی، نوروبیولوژی و تحقیقات سالمندی،
انستیتو کارولینسکا استکهلم سوئد Ahmad.Delbari@ki.se

[۱۳] پیشنهاد شد که از دقت بالاتری برخوردار بود. سیستم‌های تحلیل لرزش نیز در شناسایی زمین خوردگی فرد سالمند یا معلولان کاربرد دارد. دستگاهی که لرزش کف اتاق را نمایان می‌ساخت توسط Zigel با افزوده شدن یک حسگر صدا بهبود داده شد [۱۴].

در میان تمامی سیستم‌های ذکر شده، کارایی و دقت سیستم‌های بلادرنگی که زمین خوردن شخص را بر مبنای تحلیل تصاویر ویدئویی آشکار می‌کنند، بالاتر و بهتر است. در زمینه طراحی الگوریتم‌های نظارت ویدئویی، Naseimento [۱۵]، روش‌های را بر مبنای تحلیل‌های بینایی ماشین برای شناسایی تغییرات وضعیت افراد ارائه نمود. در سال ۲۰۰۹، Foroughi و دیگر همکارانش [۱۶] کسانی بودند که با استفاده از فضای Eigen و شبکه‌های عصبی حالت‌های قالب بدنی یک شخص را شناسایی می‌نمودند. همچنین وی با تحلیل قالب شکلی بدن انسان و ارائه مدل بیضی به شناسایی زمین خوردگی پرداخته است [۱۷] تا [۲۰]. Foroughi و همکارانش در اغلب مقالات خود از یک طبقه‌بند استفاده نموده‌اند که پس از جداسازی و تحلیل رتبه‌ای مبتنی بر استخراج قالب شکل بدن فرد، عدم تعادل و یا تعادل را در حرکت شخص بررسی نموده است. با این حال دقت کم در پردازش داده‌ها و زمان بر بودن میزان محاسبات در آموزش طبقه‌بندهای نظیر شبکه‌های عصبی و ماشین بردار پشتیبان از مشکلات عمده کار به حساب می‌آید. در این میان، Vlaeyen و همکارانش [۲۱] به رصد واقعی ۲۶ نمونه ویدئو زمین خوردگی سالمندان و کیفیت زمین خوردگی‌ها پرداختند. همچنین Huang و Liao [۲۲] با استفاده از شبکه‌های بیزین، لغزش و زمین خوردن افراد را کشف نمودند. سیستم‌های کنونی، هر یک نقاط قوتی را در تشخیص به همراه دارند و البته با ضعف‌های رو به رو هستند. دقت کم، سرعت پردازش ناچیز، عدم بلادرنگ بودن سیستم در پاسخ‌گویی به رخداد و بالا بودن میزان خطای مثبت از نقاط ضعف این گونه سیستم‌هاست. در این میان، سیستم‌های متکی بر اصول پردازش تصویر که در شناسایی اولیه زمین خوردگی کاربرد داشتند در سال ۲۰۱۲ و ۲۰۱۳ پیشنهاد شده‌اند [۲۳] و [۲۴]. پیش بینی و پایش همزمان زمین خوردگی بر اساس منطق فازی و تکنیک‌های تخمین حرکت از دیگر فعالیت‌های انجام شده است که در آن مدلسازی از حرکت منطبق بر تکنیک Optical Flow صورت گرفته است [۲۵].

۲ سیستم پیشنهادی

شیوه‌ای که در این مقاله برای شناسایی زمین خوردن افراد سالمند پیشنهاد شده است، به طور عمده از تکنیک‌های پردازش تصاویر ویدئویی در تشخیص بخش هدف استفاده می‌کند. در این سیستم با ترکیب چندین ویژگی منحصر به فرد، در گام نخست با استفاده از مدل مخلوط گوسی و تقریب پارامترهای آن توسط بیشینه امید ریاضی، پیش زمینه و پس زمینه فریم‌های تصاویر ویدئویی نمونه از

حادثه، جلوگیری از عوارض ناخواسته زمین خوردن است [۶]. در صورتی که فرد سالمند قادر نباشد که وضعیت خود را در هنگام زمین خوردن به اطلاع دیگران برساند، خطرات ناشی از این اتفاق چند برابر خواهد بود و از این رو حتی ممکن که شخص جان خود را از دست دهد. بر این اساس، وجود سیستمی هوشمند و کارآمد در تشخیص زمین خوردن سالمندان ضروری به نظر می‌رسد. در حال حاضر، سیستم مطمئنی که کارایی بالایی را در شناسایی زمین خوردگی فرد سالمند به همراه داشته باشد، وجود ندارد و عمده این سیستم‌ها از شبکه‌های سنسوری استفاده می‌کنند که شخص در قالب لباس، حسگرها را به همراه دارد. تکنیک‌هایی که تا به امروز جهت نمایان ساختن زمین خوردگی شخص پیشنهاد شده است، در سه مقوله کلی جای می‌گیرند:

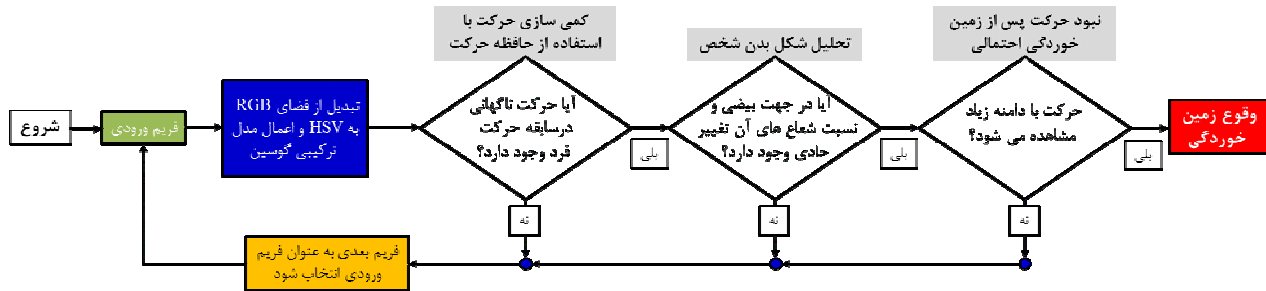
- شبکه‌های حسگری و سنسورهای پوشیدنی.
- به کارگیری ژيروسکوپ‌ها، شتاب‌سنج‌ها و دستگاه‌های تشخیص لرزش ناشی از زمین خوردگی.
- نظارت وضعیت حرکتی بر مبنای تحلیل تصاویر ویدئویی.

در زمینه شبکه‌های حسگری و سنسورهای پوشیدنی، به کارگیری یک سنسور هوشمند جهت تشخیص زمین خوردن افراد کهنسال روشی بود که توسط Sixsmith و Johnson پیشنهاد شد [۷]. سیستمی دیگر توسط Alexander و همکارانش [۸] طراحی شد که در آن از تکنیک‌های شبکه سنسوری برای پایش و نظارت آنلاین وضعیت افراد سالمند استفاده می‌شد. یکی دیگر از تکنیک‌های پیشنهاد شده در این زمینه، بهره‌گیری از شبکه‌های حسگر بی-سیم و سیستم هشدار دهنده است که فرد سالمند در زمان زمین خوردگی از یک شستی برای اعلام وضعیت خود استفاده می‌کند [۹]. اما ایراداتی بر این سیستم‌ها وارد است؛ به طور مثال در لباس‌های سنسوری فرد سالمند بایستی لباس‌های حجیم به تن کند و اگر فراموش کند این لباس را بپوشد، در زمان زمین خوردگی قادر به اعلام وضعیت خود نخواهد بود. از طرفی اگر شخص در زمان زمین خوردن بیهوش شود و یا تحرک نداشته باشد، عملاً پیاده‌سازی این روش مناسب نخواهد بود.

دسته دیگری از سیستم‌های تشخیص زمین خوردگی شخص سالمند وجود دارد که نسبت به شبکه‌های حسگر کارایی عملی بیشتری دارند. دستگاه‌های تحلیل لرزش، ژيروسکوپ‌ها، کمربندهای وضعیت و تخت‌های سنجش فشار، روش‌های دیگری هستند که بر حالت‌های حرکتی شخص استوار می‌باشند. Bourke و دیگر همکارانش [۱۰] یک آستانه مطمئن در الگوریتم‌های تشخیص زمین خوردن ابداع نمودند که از یک سنسور ژيروسکوپ دو محوری بهره می‌برد. برخی دیگر از سیستم‌های پیشنهادی از شتاب‌سنج‌ها استفاده می‌کنند که توسط آن می‌توان دامنه و راستای شتاب حرکت فرد سالمند را برای شناسایی وضعیت حرکت سنجید [۱۱] و [۱۲]. ترکیب همزمان سیستم سنجش شتاب حرکت فرد سالمند و برآورد راستای حرکت نیز توسط Nyan

برخوردار است و قابلیت پیاده‌سازی در مقیاس‌های بزرگتر را داراست. مبنای اصلی الگوریتم، تمایز میان حرکات ناگهانی شخص و حرکات طبیعی است که در آن زمین خوردن از متغیرهای ویژه‌ای در روابط حرکت، جهت‌گیری مکانی فرد و سرعت پیروی می‌کند. وضعیت‌های متفاوت شخص با استفاده از وب‌کم Microsoft VX 6000 با رزولوشن 120×160 پیکسل با نرخ ۱۵ فریم در ثانیه ضبط شده‌اند.

یکدیگر جدا می‌شوند. در بخش بعدی اطلاعات ویژه مربوط به هر فریم در قالب تکنیک‌هایی نظیر برآورد زاویه بدن شخص نسبت به راستای افق، کمیت‌های حرکتی، تصویر نشان دهنده سابقه حرکتی شخص، در قالب تغییرات آناتومیکی بدن شخص سالمند استخراج می‌شوند. در نهایت، نتایج پیاده‌سازی الگوریتم بر چندین رشته ویدئویی به نمایش درخواهد آمد. الگوریتم در شکل ۱ به نمایش درآمده است. سیستم طراحی شده برای تشخیص زمین خوردن سالمندان از توانایی کافی در شناسایی وضعیت حرکتی



شکل ۱ دیگرام نشان دهنده مراحل پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی در شناسایی زمین خوردگی سالمندان در تصاویر ویدئویی

توزیع مخلوط، ترکیبی خطی از توابع چگالی احتمال مولفه‌هایش به حساب می‌آید، بنابراین [۲۷]:

$$p(x) = w_1 p_1(x) + w_2 p_2(x) + \dots + w_n p_n(x) \quad (1)$$

در این معادله برای $i=1, \dots, n$ تعداد مولفه‌های مخلوط p_i و w_i وزن‌های مدل مخلوط و یا ضرایب نامیده می‌شوند. مطابق با رابطه ۲، مولفه‌های مخلوط در توزیع مخلوط گوسی، توابع چگالی گوسی هستند:

$$p(x) = w_1 N(x | \mu_1, \Sigma_1) + w_2 N(x | \mu_2, \Sigma_2) + \dots + w_n N(x | \mu_n, \Sigma_n) \quad (2)$$

مدل مخلوط گوسی کامل بر اساس بردارهای میانگین، ماتریس‌های کوواریانس و وزن‌های مخلوط چگالی تمامی اجزاء پارامتری می‌شوند. پارامترهای GMM در نهایت مطابق با معادله ۳ معرفی می‌شوند:

$$\lambda = \{w_i, \mu_i, \Sigma_i\} \quad i=1, \dots, n \quad (3)$$

در این معادله، μ_i بردار میانگین و Σ_i ماتریس کوواریانس است و وزن‌های مدل مخلوط در معادله $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ صدق می‌کند.

اگر مجموعه‌ای از داده‌های نامشخص X در دسترس باشند، یافتن مدل مخلوط گوسی مناسب طوری تعریف می‌شود که بتواند به بهترین وجه ممکن بر توزیع X منطبق گردد. تقریب‌های مرتبط با بیشترین درست‌نمایی را می‌توان با استفاده از یک حالت خاص الگوریتم بیشینه‌سازی امید ریاضی بدست آورد [۲۸]. الگوریتم EM با استفاده از متغیر پنهان λ شکل می‌گیرد که در آن بیشینه درست‌نمایی با استفاده از آموزش مجموعه X حاصل می‌آید:

۲-۱ تبدیل از فضای RGB به فضای HSV

حذف تأثیرات انعکاس‌های بیش از حد نور و وجود سایه‌های موجود در تصاویر و فریم‌های ویدئویی، صحت جداسازی پیش-زمینه و پس‌زمینه را تا حد بسیار زیادی بالا می‌برد. فضای رنگی که در حذف اثرات ناخواسته نور در تصاویر کارآمد و مناسب است، تبدیل فضای HSV است [۲۶]. با استفاده از تبدیل HSV، می‌توان اثر شدت نورهای ناخواسته و یا سایه‌های موجود در تصویر را تا حد قابل ملاحظه‌ای کاهش داد. در محاسبه بخش H ، $M = \max(R, G, B)$ و $m = \min(R, G, B)$ فرض می‌شوند. از طرفی $r = (M - m) / d$ و $g = (M - r) / d$ نیز با استفاده از روابط $d = M - m$ و $b = (M - B) / d$ محاسبه می‌شوند. کاربرد اصلی تبدیل فریم‌ها از فضای RGB به فضای HSV در به حداقل رساندن تأثیرات سایه اجسام و یا خود فرد در تصاویر است که سبب بروز خطا در جداسازی حالت‌ها خواهد شد. بخش Value در تبدیل HSV نسبت به دو بخش دیگر، در بردارنده اطلاعات بیشتری است.

۲-۲ مدل مخلوط گوسی و تقریب پارامترها با EM

پس از آنکه تصویر از فضای RGB به فضای HSV انتقال یافت، بخش Value فضای HSV به عنوان مبنا در جداسازی انتخاب می‌شود. مدل مخلوط گوسی (GMM)، یک تابع چگالی احتمال پارامتری است که مجموع وزنی چگالی‌های مولفه گاوسی را نمایش می‌دهد. این مدل جهت بیشینه کردن شاخص درست‌نمایی یا احتمال از تثبیت برخی پارامترها در هر بار تکرار استفاده می‌کند و به همین دلیل به الگوریتم K-means شبیه است. پارامترهای مربوط به آن با استفاده از آموزش داده‌ها و به کارگیری الگوریتم‌های تخمین، نظیر MAP و یا EM تقریب زده می‌شوند. از آنجا که

¹ Maximum likelihood

² Expectation Maximization Algorithm

۳ تغییرات آناتومیکی بدن در زمان زمین خوردن

پس از جداسازی پیش‌زمینه و پس‌زمینه تصویر، مکان و موقعیت شخص تعیین می‌شود. مزیت اصلی این فرایند، شناسایی وضعیت شخص نسبت به محور افقی و قائم است. با حذف پیکسل‌های اضافی تصویر و با تعریف یک بیضی تخمینی که معرف وضعیت شخص می‌باشد، می‌توان اطلاعاتی را در ارتباط با شکل، قالب و جهت حرکت شخص به دست آورد. به علت برخی محدودیت‌ها در دریافت کلیپ‌های تصویری از جانب سالمندان، دوربین‌ها در ارتفاع پایینی نصب شدند. فریم برداری با سیار قرار دادن دوربین محقق شد و لیکن مرز مشخصی برای نصب دوربین وجود دارد که اگر از ارتفاع مشخصی عبور کند، سیستم با خطا رو به رو خواهد شد. در دستگاه مختصات دو بعدی، بیضی تخمینی دارای مرکز (x, y) ، راستای φ و قطرهای d_1 و d_2 می‌باشد. در زمان تغییر وضعیت راه رفتن، تحلیل دو شاخصه از اهمیت بالایی برخوردار است:

i. انحراف استاندارد راستای حرکت (Π_{φ}) در بیضی تخمین زده شده

اگر زاویه دید دوربین نسبت به راستای زمین خوردن شخص به صورت قائم باشد، آنگاه جهت بیضی که معرف حالت حرکت فرد سالمند است، به صورت معناداری تغییر خواهد کرد که در آن Π_{φ} نیز به طور چشمگیری افزایش خواهد یافت. در حالتی که شخص سالمند حرکت منظم و طبیعی داشته باشد، Π_{φ} کوچک خواهد بود.

ii. برآورد نسبت d_1/d_2 و محاسبه انحراف استاندارد $\Pi_{d1/d2}$

اگر زاویه دید دوربین نسبت به راستای زمین خوردن شخص به صورت افقی باشد، نسبت d_1/d_2 تغییر می‌کند و از طرفی نیز $\Pi_{d1/d2}$ بزرگ خواهد بود. در صورتی که شخص حرکت طبیعی خود را داشته باشد، $\Pi_{d1/d2}$ کوچک است.

محور بیشینه یا محور اصلی، محوری از بیضی ترسیمی است که در آن قطر بزرگ را به خود اختصاص می‌دهد. این قطر در واقع خطی است که از مرکز می‌گذرد و نسبت به قطر دیگر اندازه بزرگتری را داراست. اما محور کمینه یا قطر کوچک، محوری است که از مرکز می‌گذرد و در مقایسه با قطر دیگر کوچکتر است. زاویه مابین محورها نیز می‌تواند در بردارنده اطلاعات با اهمیتی از جهت و سرعت فرد در حین حرکت باشند [۱۸].

$$p(X|\lambda) = \prod_{t=1}^T p(x_t|\lambda) \quad (4)$$

جهت بیشینه سازی درست نمایی مابین نمونه‌ها و توزیع گوسی بر اساس این معادلات، پارامترهای مدل به صورت مکرر تغییر می‌کنند. الگوریتم EM از دو گام تشکیل شده است:

۱- امید ریاضی که در آن پارامترهای GMM برای هر نمونه از داده‌های d - بعدی $x \in \{X\}_{t=1, \dots, T}$ با استفاده از احتمال قیاسی و برای آمین مولفه با استفاده از رابطه ۵ بدست می‌آید:

$$P(i|x_t, \lambda) = \frac{w_i g(x_t|\mu_i, \Sigma_i)}{\sum_{k=1}^n w_k g(x_t|\mu_k, \Sigma_k)} \quad (5)$$

که در آن $g(x_t|\mu_i, \Sigma_i)$ مطابق با معادله ۶ معرفی می‌شود:

$$g(x_t|\mu_i, \Sigma_i) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d \times \Sigma_i}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x_t - \mu_i)' \Sigma_i^{-1} (x_t - \mu_i)\right\} \quad (6)$$

۲- بیشینه سازی که در آن پارامترها مطابق با احتمال قیاسی محاسبه شده در مرحله قبل تخمین زده می‌شود. پارامترهای GMM نیز مطابق با معادلات ۷ تا ۹ بروز می‌شوند:

$$\bar{w}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T P(i|x_t, \lambda) \quad (7)$$

$$\bar{\mu}_i = \frac{\sum_{t=1}^T P(i|x_t, \lambda) x_t}{\sum_{t=1}^T P(i|x_t, \lambda)} \quad (8)$$

$$\bar{\sigma}_i^2 = \frac{\sum_{t=1}^T P(i|x_t, \lambda) x_t^2}{\sum_{t=1}^T P(i|x_t, \lambda)} - \bar{\mu}_i^2 \quad (9)$$

حلقه‌های الگوریتم تا زمانی تکرار می‌شوند که مرزی از همگرایی حاصل شود. در شکل ۲، مجموعه‌ای از فریم‌های یک رشته ویدئویی و اعمال تبدیل به فضای HSV و مدل ترکیبی گوسین مشاهده می‌شود. این رشته تصویری، مجموعه ۶ فریم است که با فواصل معین از یکدیگر قرار گرفته‌اند.



شکل ۲ خروجی مدل مخلوط گوسی با تقریب EM بر یک رشته ویدئویی

۳-۱ تعیین راستای حرکت فرد و خروج از مرکز

آرایه تصویری از فیلم ورودی که هر سلول آن ماتریسی با ابعاد $m' \times n$ است، در نهایت یک فریم را از ویدیوی ورودی را می‌سازد. به علاوه در ماتریس معرف مرکز ثقل بیضی، سطر N همان مختصات x و y مرکز بیضی محسوب می‌شود که N تعداد فریم‌های رشته ویدئویی ورودی است. با محاسبه مرکز ثقل فرد در فریم‌های آستانه‌گذاری شده، بیضی تقریبی رسم می‌شود که تحلیل جهت و زاویه این بیضی نسبت به راستای افق و راستای قائم در شناسایی زمین خوردن شخص با اهمیت است. راستای هر دو قطر کوچک و بزرگ بیضی، راستای بیضی را در مختصات دو بعدی نمایش می‌دهد و از سویی نسبت بین این دو قطر، خروج از مرکز

شخص سالمند را نشان می‌دهد. در شکل ۳، ترسیم بیضی تخمینی توسط الگوریتم بر ۹ فریم متفاوت از حرکت انجام شده است. نصب دوربین در ارتفاع پایین پاسخگویی مناسب سیستم را به دنبال خواهد داشت و با بالا رفتن ارتفاع و نبود احاطه مناسب دوربین، در صورت وجود زمین خوردگی، به علت پایین بودن تغییر نسبت شعاع‌های بیضی ترسیم شده سیستم با خطا رو به رو می‌شود. هرچند در زمان آزمایش Ω_{th} یا انحراف استاندارد راستای حرکت در بیضی تخمین شده می‌تواند در زاویه دید متفاوت برای شناسایی زمین خوردگی موثر باشد، اما نیاز به یک تکنیک کمکی که بتواند با تغییر زاویه دوربین صحت نتایج را در شناسایی دقیق زمین خوردگی تضمین کند، احساس می‌شود.



شکل ۳ تصاویر از بالا سمت چپ به راست، فریم‌های ۴۰، ۴۵، ۵۳، ۶۱، ۶۶، ۸۹، ۹۵، ۹۷ و ۹۹، در ستون پایین از چپ به راست تغییر بیضی رسم شده بر اساس تغییر حالت بدن شخص مشاهده می‌شود و C_{motion} در فریم ۹۵ ام از آستانه تعریف شده عبور کرده است.

در فریم نشان‌دهنده حرکت‌های قبلی، پیکسل‌های که دارای Value بالاتری هستند، میزان حرکت بیشتری را ثبت نموده‌اند. برای کمی‌سازی حرکت شخص، ضریب C_{motion} مطابق با حافظه حرکت در فریم‌ها برآورد می‌شود و این حافظه در هر $500ms$ ثبت می‌گردد. این ضریب براساس رابطه ۱۱ محاسبه می‌شود.

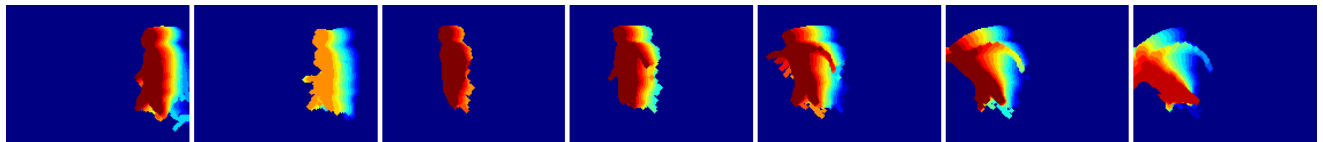
$$C_{motion} = \frac{Pix_{CuFrame}}{Pix_{CuFrame} + Pix_{OtherLevel}} \quad (11)$$

این معادله بر اساس تعداد پیکسل‌های متعلق به فریم جاری و پیکسل‌های دیگر با Value پایین‌تر، ناحیه نشان‌دهنده حرکت‌های قبلی فریم مربوطه است و در فاصله $[0-1]$ تغییرات دارد. بنابراین مطابق با تصویر نمایش داده شده در شکل ۴، پیکسل‌های با رنگ قرمز، نمایش دهنده نقاط مربوط به فریم جاری هستند و پیکسل‌های دیگر، نمایش دهنده نقاط متعلق به حرکت‌های قبلی فرد در فریم‌های مربوط به آنهاست. حافظه حرکت برای مجموعه فریم‌های ۳۵ تا ۱۰۰ از یک رشته ویدئویی نمونه با ۲۲۴ فریم تصویری در شکل ۴ به نمایش در آمده است که برای پوشش کامل این فاصله، فریم‌های مشترک در فواصل ۱۵ فریمی وجود دارد. مدل سرعت به ضریب حرکت مربوط می‌شود و مقداری مابین صفر و یک را داراست. اگر حداکثر باشد، به معنای رخداد یک حرکت آنی است و اگر صفر باشد، به معنای طبیعی بودن نوع حرکت است. حافظه حرکت، امکان تحلیل و بررسی متغیرهای مربوط به زمین خوردگی، نظیر جهت و سرعت حرکت را فراهم می‌آورد.

۳-۲ حافظه حرکت

مطابق توضیحات بخش قبل، در صورتی که دوربین تعبیه شده در فاصله‌ای بسیار بالاتر از کف زمین قرار گیرد، استفاده از تکنیک نسبت شعاع‌های بیضی ترسیمی کارآمد نخواهد بود. روند حرکت را در فریم‌های متوالی یک رشته ویدئویی، می‌توان همانند یک حافظه در نظر گرفت. مزیت اصلی این تکرار در شناسایی حرکت‌های آنی فرد و به ویژه در زمان خوردن است. حافظه حرکت شخص در تصویر یا تصاویر ترکیبی که معرف سابقه حرکت فرد می‌باشند، یکی از تکنیک‌های نمایش روند حرکت شخص سالمند است که مطابق با رشته باینری نواحی حرکتی فرد با $D(Pix_x, Pix_y, t)$ برگرفته از رشته تصویر اصلی $I(Pix_x, Pix_y, t)$ مدل می‌گردد. این رشته باینری بر اساس محاسبه اختلاف و با استفاده از تفریق نمودن فریم‌های باینری حاصل می‌آید. هر پیکسل در تصاویر نشان دهنده سابقه حرکت فرد را با P_{MMI} مطابق با معادله ۱۰ نمایش داده می‌شود که در اصل حافظه موقتی در حرکت در هر نقطه است و در فاصله زمانی $T \in N$ روی می‌دهد (N تعداد فریم‌های نمونه رشته تصویری ورودی است).

$$P_{MMI} = \begin{cases} T & D(Pix_x, Pix_y, t) \\ \max(0, P_{MMI}((Pix_x, Pix_y, t-1)) - 1) & Other \end{cases} \quad (10)$$



شکل ۴ حافظه حرکت برای مجموعه فریم‌های ۳۵ تا ۱۰۰ از چپ به راست در فواصل ۱۵ فریمی با همپوشانی ۵ فریم رو به عقب

دریافت شده از مرکز نگهداری سالمندان فرزانتگان شهر مشهد و رشته‌های ویدئویی دربردارنده وقایع زمین‌خوردگی صورت پذیرفت؛ ۵۰ مورد زمین‌خوردگی در رشته‌ها وجود داشت و در سایر رشته‌ها زمین‌خوردن فرد سالمند وجود نداشت. تمامی رشته‌ها به صورت تصادفی به ۴ دسته Movie با فرمت AVI با رزولوشن 120×160 پیکسل با نرخ ۱۵ فریم بر ثانیه تبدیل شدند. در جدول (۱)، دقت متوسط (AAC)، نرخ آشکار سازی (DR) و نرخ هشدار اشتباه (FAR) مطابق با معادلات (۱۲) تا (۱۴) محاسبه شده‌اند که برای سنجش صحت تشخیصی در دنباله‌های ویدئویی کاربرد دارند.

$$AAC = \left(\frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{TN} + N_{FP} + N_{FN}} \right) \quad (12)$$

$$DR = \frac{\text{Number of True Positive}}{\text{Number of Fall Events}} \quad (13)$$

$$FAR = \frac{\sum \text{Detected ROI}}{\text{Number of Video Frames}} \quad (14)$$

که در این معادلات ضرایب به قرار زیر معرفی می‌شوند:
 N_{TP} : تعداد فریم‌های که در آن زمین‌خوردگی وجود داشته و الگوریتم توانسته آنرا بیابد.
 N_{FN} : تعداد فریم‌های که در آن زمین‌خوردگی وجود داشته و الگوریتم در تشخیص آن با خطا روبه رو بوده است.
 N_{TN} : تعداد فریم‌های که در آن زمین‌خوردگی وجود ندارد و الگوریتم نیز زمین‌خوردگی را به اشتباه شناسایی ننموده است.
 N_{FP} : تعداد فریم‌های که در آن زمین‌خوردگی وجود ندارد اما الگوریتم زمین‌خوردگی را به اشتباه تشخیص داده است.
 همچنین ROI ناحیه هدف در تصویر است که شامل انواع زمین‌خوردگی شخص سالمند است. ویژگی (SP) و حساسیت (SE) که برای سنجش میزان صحت در عملکرد سیستم‌ها کارآمد هستند، محاسبه می‌شوند و فاکتورهای مناسبی برای مقایسه سیستم‌های مشابه به حساب می‌آیند.

۴ نتایج عملی

طی ۳ مرحله فرایند تشخیص زمین‌خوردگی در تصاویر ویدئویی انجام شد و این ۳ مرحله به صورت زیر معرفی می‌شوند:

- کمی‌سازی حرکت و مدل‌سازی حرکت بر اساس آن

با تغییر کردن نسبت به میزان آستانه تعریف شده که مطابق با تجربه و محاسبات آماری رشته‌های ویدئویی حاصل آمده است، می‌توان حرکت‌های مشکوک به افتادن را تحلیل نمود.

- تحلیل شکل و قالب بدن شخص در فریم‌های باینری

یکی از پارامترهای اصلی که با تغییرات گسترده روبه‌رو خواهد بود، η_{ϕ} یا انحراف استاندارد در راستای حرکت است. به طور میانگین از آزمایش ۹۶ رشته ویدئویی، η_{ϕ} حدوداً ۱۵ درجه و نسبت $\eta_{d1/d2}$ برابر با ۰/۹ حاصل آمد.

- عدم حرکت پس از به زمین خوردن شخص سالمند

مرحله نهایی که برای اطمینان یافتن از زمین‌خوردن شخص سالمند حائز اهمیت است، مدت زمانی است که طول می‌کشد تا شخص بتواند پس از به زمین خوردن مجدداً سرپا بیاستد. در صورتی که زمین‌خوردگی شدید باشد، این بازه زمانی نیز طولانی‌تر خواهد بود. به همین دلیل پارامترهای که پس از زمین‌خوردگی و یا در زمان عدم تحرک شخص تغییرات دارد به صورت زیر بیان می‌شوند:

$$\bigcirc C_{motion} < 5\%$$

○ انحرافات استاندارد η_{x} و η_{y} که هر دو از ۲ کوچکتر هستند.

انحرافات استاندارد در معادله بیضی تخمینی که با شروط $\eta_{d1} < 2$ و $\eta_{d1} < 2$ و $\eta_{\phi} < 15^\circ$ نشان‌دهنده عدم تحرک و یا سکون پس از زمین‌خوردگی فرد سالمند محسوب می‌شود. امروزه قریب به اتفاق مراکز نگهداری سالمندان، بیمارستان‌ها و آسایش‌گاه‌ها از دوربین‌های نظارتی برای کنترل وضعیت جسمانی افراد مسن بهره می‌برند. پیاده‌سازی سیستم بر مجموعه‌ای شامل ۷۵۶۴۰ فریم تصویری

جدول ۱ رشته‌های ویدئویی دریافت شده، محاسبه دقت میانگین، DR و FAR الگوریتم پیشنهادی

رشته‌های ویدئویی	تعداد فریم‌ها	تعداد فریم‌های که در آن زمین‌خوردن فرد سالمند وجود دارد		تعداد فریم‌های با حرکت طبیعی یا شبیه به زمین‌خوردگی		Average Accuracy (AAC)	Detection Rate (DR)	False Alarm Rate (FAR)
		N_{TP}	N_{FN}	N_{TN}	N_{FP}			
Movie 1	۱۲۷۵۸	۱۸	۱	۳۱	۲	%۹۴/۲۳	%۹۴/۷۳	%۶/۰۶
Movie 2	۱۶۸۹۲	۱۱	۲	۳۹	۲	%۹۲/۵۹	%۸۴/۶۱	%۴/۸۷
Movie 3	۱۹۶۵۶	۱۲	۱	۶۸	۴	%۹۴/۱۱	%۹۲/۳۰	%۵/۵۵
Movie 4	۲۶۳۳۴	۳۹	۵	۹۳	۲	%۹۴/۹۶	%۸۸/۶۳	%۲/۱۰
مجموع	۷۵۶۴۰	۸۰	۹	۲۳۱	۱۰	%۹۴/۲۴	%۸۹/۸۸	%۴/۱۴

۴-۱ تفسیر نتایج

انتخاب زاویه دید است. در طی آزمایش تنها از یک دوربین استفاده شده است، اما قاعدتاً بهره‌گیری از دو یا چند دوربین نه تنها نقاط کور را از دید سیستم پنهان نمی‌کند، بلکه محیط بیشتری را پوشش خواهد داد. به این معنی که استفاده از یک دوربین یکتا باعث پایین آمدن حساسیت و ویژگی تکنیک سوم نسبت به دو تکنیک دیگر خواهد شد و لذا بروز خطاهای مثبت و منفی طبیعی است.

در اینجا چند سوال کلیدی مطرح می‌شود:

- ۱- اگر در مجموعه فریم‌ها دو یا چند نفر حضور داشته باشند و این افراد همگی با زمین خوردگی رو به رو شوند، سیستم قابلیت شناسایی را خواهد داشت؟ این در حالی است که مشکل همپوشانی در شبکه‌های سنسوری وجود ندارد.
- ۲- در صورت تغییر زاویه دید دوربین یا تغییر ارتفاع آن نسبت به کف اتاق، سیستم مقاوم خواهد ماند؟
- ۳- اگر شخص سالمند رو به دوربین حرکت کند و به زمین بخورد، سیستم باز هم توانایی تشخیص را داراست یا خیر؟
- ۴- آیا سیستم می‌تواند در صورتی که شخص در یک نقطه ساکن باقی بماند و سپس دچار زمین خوردگی شود، رویداد را به درستی شناسایی کند؟

در پاسخ به سوال نخست باید قید شود که به کارگیری چند دوربین که به طور همزمان زمین خوردگی فرد سالمند را شناسایی کنند، سبب می‌شود که دقت، حساسیت تشخیصی و ویژگی به مراتب بالاتر از دو تکنیک دیگر باشد و به همین ترتیب نیز مشکل همپوشانی شناسایی دو یا چند زمین خوردگی حل خواهد شد. تا زمانی که در فریم‌ها دو شخص یا بیشتر با فاصله مناسب وجود داشته باشند، سیستم پیشنهادی، پیش زمینه‌ای دربردارنده همه اشخاص را ارائه می‌دهد و لذا فرایند شناسایی حرکت (یا زمین خوردگی) به درستی ادامه می‌یابد. در سیستم‌های سنسوری مشکل همپوشانی وجود ندارد، چرا که هر شخص از یک مجموعه سنسور مجزا استفاده می‌کند. اما در کنار این ویژگی شبکه‌های سنسوری، یکی از اهداف اصلی در کشف زمین خوردگی، بررسی سابقه زمین خوردگی است تا پزشک متخصص بر اساس آن توانبخشی فرد سالمند را پیشنهاد دهد.

در جدول ۲ مشاهده می‌شود که سیستم از توانایی بالاتری در شناسایی زمین خوردن برخوردار است. سیستم تنها از لحاظ عملکرد با سایر روش‌های تشخیص زمین خوردن سالمندان مقایسه شده است. روش‌ها از پایگاه داده تقریباً متفاوت استفاده نموده‌اند؛ با این تفاوت که روش پیشنهادی در این مقاله بر پایگاه داده بیشتری اعمال شده است. از آنجا که سیستم پیشنهادی بر رشته‌های مشابه با سایر روش‌های مقایسه شده پیاده‌سازی نشده است، دلیلی بر عدم توانایی سیستم در یافتن زمین خوردگی‌های مشابه در سایر رشته‌ها نخواهد بود، چرا که جامعیت الگوریتم پیاده‌سازی آن بر چندین رشته ویدئویی متفاوت، سبب می‌شود تا بتواند در شناسایی زمین خوردگی سالمندان از سایر روش‌ها متمایز باشد. شبکه‌های سنسوری به دلیل ارائه حساسیت بهتر نسبت به دو روش دیگر تا حدودی در نظر کاربران اهمیت بیشتری دارد و به طور متوسط، حساسیتی بالاتر از ۹۸٪ و ویژگی بالاتر از ۹۵٪ را داراست. سیستم‌های تحلیل لرزش و شتاب‌سنج‌ها حساسیتی در فاصله ۹۵-۹۰٪ و ویژگی بالاتر از ۹۵٪ را بیش روی کاربر قرار می‌دهد، در حالی که حساسیت و ویژگی موجود در الگوریتم‌های مبتنی بر ماشین‌بینایی به ترتیب ۹۵-۸۵٪ و ۱۰۰-۹۰٪ است. در مقایسه با سایر سیستم‌های مشابه [۲۳]، دقت تغییر چشمگیری نداشته است و از طرفی با بالا رفتن تعداد فریم‌های تصویری، به نظر می‌رسد جامعیت الگوریتم و یکپارچگی آن در خصوص رشته‌های ویدئویی متفاوت افزایش یافته است. با این اوصاف، نرخ خطای اشتباه کاهش یافته و نیز آهنگ تشخیص ارتقاء پیدا کرده است. بهبود الگوریتم مدل مخلوط گوسی نیز از دیگر شاخصه‌های متمایز کننده سیستم کنونی در مقایسه با دیگر تکنیک‌های ارائه شده است. در استفاده از سیستم نظارتی پیشنهادی در مراکز نگهداری سالمندان به علت برخی محدودیت‌ها در دریافت کلیپ‌های تصویری از جانب سالمندان، دوربین‌ها در ارتفاع پایینی نصب شدند، چرا که رصد این اطلاعات کار بسیار دشواری بود. در این سیستم نقطه کور دوربین بر ایرادات سیستم می‌افزاید. یکی از بخش‌های با اهمیت در شناسایی رویداد زمین خوردگی فرد،

جدول ۲ مقایسه سیستم پیشنهادی با روش‌های تشخیص زمین خوردگی

تکنیک‌ها	مرجع	حساسیت (%)	ویژگی (%)
شبکه‌های سنسوری	Bourke [10]	۱۰۰	۹۷/۵
	Nyan [13]	۱۰۰	۹۲/۵-۹۷/۵
تحلیل لرزش و شتاب سنجی	Tyrer [30]	۹۳/۲۸	۱۰۰
	Zhang [31]	۸۹/۱	-
الگوریتم‌های مبتنی بر ماشین‌بینایی و پردازش تصویر	Rougier [32]	۸۸/۰۰	۸۷/۵
	Vishwakarma [33]	۱۰۰	۱۰۰
	Tao [34]	۸۲-۹۶	-
	Shieh [35]	۸۲/۲	۹۰/۹ - ۹۷/۳
	Rezaee [23]	۹۲/۰۰	۹۲/۴۷
	سیستم کنونی	۹۲/۶۸	۹۶/۳۲

پیشنهادی از حافظه حرکت و ضریب C_{motion} نیز استفاده شده است که اتفاقاً در ارتفاع بالاتر این تکنیک قابلیت بهتری را ارائه می‌دهد. به طور مثال در صورتی که دوربین در بالاتر از سطح بدن شخص سالمند نصب شود، d_1/d_2 در حدود ۷٪ تغییر خواهد داشت. بنابراین با برآورد C_{motion} ، به علت وجود تعداد پیکسل‌های متعلق به فریم جاری و پیکسل‌های دیگر با شدت روشنایی پایین-تر، ناحیه نشان‌دهنده حرکت‌های قبلی در حرکت اندازه‌گیری و مشخص خواهد شد. از این رو اگر تکنیک ترسیم بیضی تخمینی، زمین خوردگی را به درستی تشخیص ندهد، C_{motion} نوعی تضمین در شناسایی این رویداد خواهد بود.

در پاسخ به سوالات ۳ و ۴ ذکر دو موضوع ضروری است؛ اول اینکه اگر شخص با همان وضعیت باقی بماند و زمین خوردگی نداشته باشد، آلامی به صدا در نخواهد آمد. ثانیاً به دلیل اینکه بروز رسانی وزن‌های جدید مطابق با ورود فریم جدید صورت می‌گیرد (یعنی عملیات محاسباتی به صورت فریم-به-فریم انجام می‌شود و نه با مقایسه فریم کنونی نسبت به فریم نخست)، پس اگر شخص در همان حالت سکون با زمین خوردگی رو به رو شود، آنگاه سیستم قادر خواهد بود که زمین خوردگی را شناسایی کند. ضمن آنکه وجود تکنیک حافظه حرکت و C_{motion} در این مورد نیز کارآمد خواهد بود. چراکه در صورت ساکن ماندن شخص در تصویر، نمودار C_{motion} نسبت به فریم‌های ویدئویی نشان‌دهنده حرکت فرد، دامنه‌ای معادل صفر خواهند داشت. با وجود نرخ فریم برداری ۱۵fps دریافت چند فریم متوالی از سریع‌ترین زمین خوردگی هم کافی خواهد بود تا حادثه آشکار شود.

سوالی که در اینجا اهمیت پیدا می‌کند این است که آیا شبکه-های سنسوری قادرند سابقه زمین خوردگی شخص را به صورت هوشمند ثبت کنند؟ برخلاف سیستم‌های نظارت ویدئویی، شبکه-های سنسوری این قابلیت با اهمیت را ندارند و نیز به کارگیری این شبکه‌ها برای هر فرد توجیه اقتصادی نخواهد داشت. با وجود اضافه شدن تعداد افراد و بروز همپوشانی در رشته‌های ویدئویی، الگوریتم قادر است تا حد قابل قبولی عملکرد مناسب داشته باشد، مگر در حالتی که اشخاص فاصله بسیار ناچیزی داشته باشند. مجموعه رشته تصویر ۵ از پایگاه داده CAVIR [۳۶] دریافت شده است و الگوریتم با وجود بیشتر از یک شخص در رشته ویدئویی توانسته آنها را به درستی از یکدیگر تفکیک سازد. اگر دوربین در ارتفاع مناسب و با زاویه بهینه تنظیم شود و شخص به سمت دوربین حرکت کند، در صورت پوشش دوربین حتی با سرعت کم شخص، سیستم قابلیت رصد وضعیت را خواهد داشت. در پاسخ به سایر سوالات، آزمایشی مجزا ترتیب داده شد که در بردارنده پاسخ سوالات مذکور است. دوربین در ارتفاع بالاتری نصب شد، زاویه دید آن به کلی تغییر داده شد، شخص وارد کادر دوربین می‌شود و رو به دوربین در حالت سکون به پشت زمین می‌خورد. نتایج حاصل از شناسایی زمین خوردگی فرد در شکل ۶ به نمایش در آمده است که سیستم پیشنهادی به درستی این نوع زمین خوردگی خاص را با شرایط ذکر شده آشکار نموده است. با بالا رفتن ارتفاع و نبود احاطه مناسب دوربین، در صورت وجود زمین خوردگی، به علت عدم تغییر نسبت شعاع‌های بیضی ترسیم شده سیستم با خطا رو به رو می‌شود، اما از سویی در سیستم



شکل ۵ اعمال الگوریتم پیشنهادی در جداسازی پس زمینه از پیش زمینه تصویر دریافتی از پایگاه CAVIAR برای دو شخص در حال حرکت و عدم بروز خطا در زمان همپوشانی؛ دوربین نسبت به افق در ارتفاع نسبتاً بالایی قرار دارد و زاویه نسبت به راستای عمودی ۴۵ درجه است.



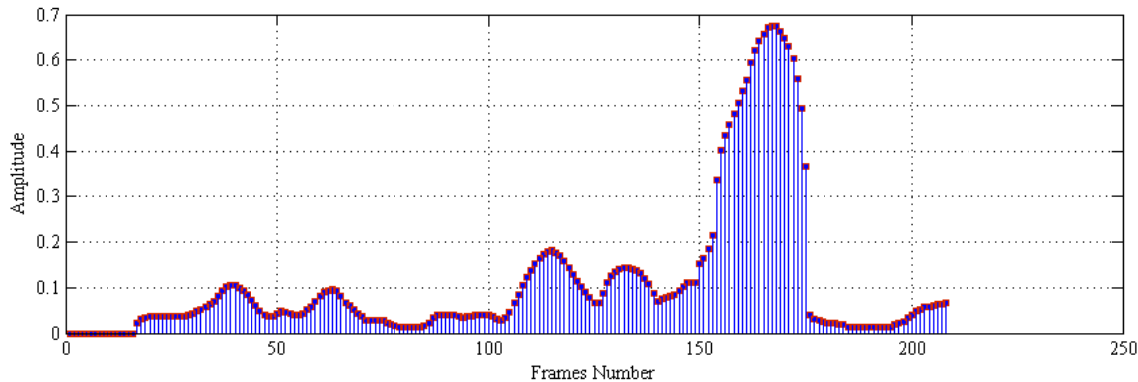
شکل ۶ مجموعه شکل‌های ستون بالا در سمت چپ نمایش دهنده ورود شخص به داخل یک محیط است که از ۱۲۰ فریم تصویری تشکیل شده است. دوربین کاملاً ثابت است و در ارتفاع بالا نصب شده است. فرد لحظاتی رو به روی دوربین توقف می‌کند و در فریم ۱۶۴م در همان حالت توقف به پشت بر زمین می‌افتد. ردیف اول فریم‌های زوج فاصله ۱۲۰ تا ۱۴۰، ردیف وسط فریم‌های زوج فاصله ۱۴۰ تا ۱۶۰ و ردیف پایین، فریم‌های زوج فاصله ۱۶۰ تا ۱۸۰ را نمایش می‌دهد. تصاویر سه گانه سمت راست نیز نمایش دهنده حافظه حرکت فرد می‌باشند.

در نتیجه این آزمایشات و مطابق با انحراف استاندارد راستای حرکت Θ Std Dev یا Π_{θ} و نیز ضریب حرکت، دو نتیجه با اهمیت در شناسایی زمین خوردگی حاصل آمد:

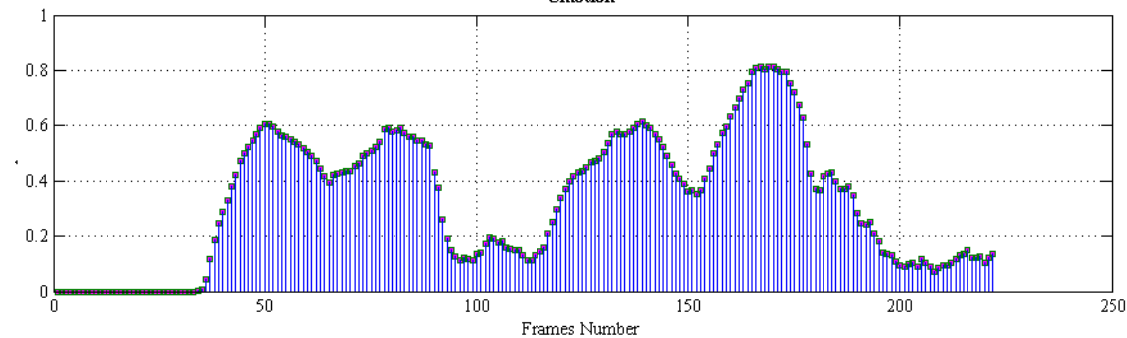
- ۱- انحراف آماری گسترده در جهت و اندازه بیضی ترسیمی
- ۲- وجود جهش در سرعت در زمان حرکت طبیعی فرد سالمند

همانگونه که در بخش نتایج عملی ذکر شد، در نتیجه آزمایشات گسترده، مقدار آستانه زمین خوردگی با $\Pi_{\theta} > 0.6$ و $C_{motion} > 0.65$ فرض شد. با اعمال کلیپ‌های تصویری متفاوت از زمین خوردگی فرد از محیط‌های دیگر و با زوایای مختلف این مقادیر با تغییراتی معادل $(\pm 0.3/60\%)$ و $(\pm 0.1/65\%)$ روبه رو بودند. در مجموعه شکل ۷، فریمی که در آن زمین خوردگی به چشم می‌خورد، به صورت طبیعی قابل شناسایی است. در این فرم نسبت قطرهای بیضی تخمینی در مقایسه با همان نسبت در فریم‌های قبلی کاملاً محسوس است.

Theta Std Dev Values



Cmotion



شکل ۷ دو نمودار نمایش دهنده انحراف استاندارد زاویه تا Π_{θ} برای بیضی تخمینی و C_{motion} مجموعه فریم‌های ویدئویی شکل ۶ که در فریم ۱۶۴ ام میزان هر یک از این مقادیر از آستانه عبور کرده است. با توجه به این دو خاصیت، امکان زمین خوردگی برای کاربر یا پزشک متخصص آشکار خواهد شد.

سازی نهایی الگوریتم نشان داد که سیستم با وجود آنکه از یک دوربین یکتا برای ضبط حرکات فرد سالمند استفاده می‌کند، اما در مقایسه با روش‌های مشابه، حساسیت و ویژگی بالاتری را ارائه می‌دهد و استفاده از چند دوربین دیگر سبب خواهد شد که فاکتورهای اصلی محک سیستم حتی نسبت به شبکه‌های سنسوری مطلوب‌تر باشد. دقت بالاتر از ۹۴٪، نرخ هشدار اشتباه ناچیز و درصد آشکارسازی بالا، میزان اعتماد به عملکرد سیستم را به طور

یکی از اصلی‌ترین نشانه‌های زمین خوردگی را می‌توان در سریع حادث شدن این رویداد قلمداد نمود. تکنیک C_{motion} این ویژگی را پیش روی کاربر خواهد گذاشت که حرکت‌های ناگهانی و آنی فرد سالمند را که عموماً در پیاده روی خود با سرعت نه چندان بالایی حرکت می‌کنند، از سایر حرکات متمایز کند. در گیت‌های توانبخشی سالمندان، پزشک با تکیه بر دید بصری و تجربه خویش، سرعت و حرکت‌های ناگهانی زانو را مد نظر قرار می‌دهد و این قابلیت به وجود خواهد آمد که وی بتواند پیش بینی کند فرد در آینده نزدیک با زمین خوردگی‌های شدیدتر رو به رو خواهد شد یا خیر [۳۷]. در میان آزمایشات متعددی که براساس نوع حرکت و تفاوت آن با زمین خوردگی در مرکز نگهداری سالمندان انجام شد، نتیجه‌ای حاصل آمد که بر اساس آن رابطه تغییرات C_{motion} بر حسب تعداد فریم‌های ویدئویی، نموداری را تشکیل می‌دهد که اولاً عدم حرکت را در مجموع تصاویر ویدئویی آشکار خواهد ساخت و در ثانی این امکان را فراهم می‌آورد تا بتوان حرکت‌های ناگهانی را نظیر زمین خوردگی از حرکات غیر طبیعی تفکیک نمود.

۵ نتیجه گیری

در این پروژه، الگوریتمی جدید معرفی شد که در شناسایی وقایع زمین خوردگی سالمندان از کارایی منحصر به فردی برخوردار است. سیستم بر مبنای تحلیل تصاویر ویدئویی و استفاده از تکنیک‌های ماشین بینایی و پردازش تصویر، وقوع زمین خوردگی را با دقت و سرعت بسیار بالا آشکار می‌سازد. نتایج عملی و شبیه-

- [12] Karantonis, D., Narayanan, M., Mathie, M., Lovell, N. & Celler, B. "Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring", IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine Vol. 10, No. 1, pp. 156-167, 2006.
- [13] Nyan, M., Tay, F.E., Murugasu, E. "A wearable system for pre-impact fall detection", Journal of Biomechanics, Vol. 41, No. 16, pp. 3475-3481, 2008.
- [14] Zigel, Y., Litvak, D. & Gannot, I. "A method for automatic fall detection of elderly people using floor vibrations and sound - proof of concept on human mimicking doll falls", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 56, No. 12, pp. 2858-2867, 2009.
- [15] Nascimento, J.C., Marques, J.S., "Performance evaluation of object detection algorithms for video surveillance", IEEE Transactions on Multimedia, Vol. 8, No. 4, pp. 761-74, 2006.
- [16] Foroughi H., Aabed N., Saberi A., Yazdi H.S. "An eigenspace-based approach for human fall detection using integrated time motion image and neural networks", Proceedings of the IEEE International Conference on Signal Processing (ICSP2008), 2008.
- [17] Foroughi H., Alishah M., Pourreza H., Shahinfar M., "Distinguishing Fall Activities using Human Shape Characteristics", 3rd International Conference on Industrial Electronics, Technology and Automation, University of Bridgeport, Published by Springer, USA, December 2008.
- [18] Foroughi H., Shakeri B., Poureza H., "Intelligent Video Surveillance for Monitoring Fall Detection of Elderly in Home Environments", 11th IEEE International Conference on Computer and Information Technology, Khulna University of Engineering & Technology, Bangladesh, December 2008.
- [19] Foroughi H., Sadoghi H., Pourreza H., "An Eigenspace-Based Approach for Human Fall Detection Using Integrated Time Motion Image and Multi-class Support Vector Machine", 4th IEEE International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing, Technical University of Cluj-Napoca, Romania, August 2008.
- [20] Foroughi H., Naseri A., Sadoghi H., Pourreza H., "Human Motion Recognition Based on Integrated Time Motion Image and Eigenspace", 10th International Conference on Signal and Image Processing, the International Association of Science and Technology for Development, USA, August 2008.
- [21] Vlaeyen, E., Deschodt, M., Debarde G., Dejaeger, E., Boonen, S., Vanrumste, B., Milisen, K., Goedemé, T. "Fall incidents unraveled: a series of 26 video-based real-life fall events in three frail older persons", Medical Engineering & Physics, Vol. 13, pp.103-113, 2013.
- چشمگیری افزایش داده است. پیش‌بینی وقوع زمین‌خوردگی فرد سالمند بر مبنای تحلیل تصاویر ویدئویی از فعالیت‌های آتی نویسندگان مقاله خواهد بود که بر اساس معادلات حرکت و بیومکانیک مفاصل شخص سالمند خواهد بود. پیاده‌سازی و نصب این سیستم در مراکز نگهداری سالمندان و بخش‌های بیمارستانی باعث می‌شود که افراد سالمند در معرض زمین‌خوردگی در برابر خطرات سنگین این اتفاق مصون بمانند.

مراجع

- [1] Newton, R.A., "Standing balance abilities of elderly subjects under altered visual and support surface conditions", physical therapy Canada, Vol. 47, No. 1, pp. 25-29, 1995.
- [2] Ambient Assisted Living Joint Programm, 2008, available from <http://www.aal-europe.eu>.
- [3] Baloh, R.W., Fife, T.D., Zwerling, L., Socotch, T., Jacobson, K., Bell, T., Beykirch, K., "Comparison of static and dynamic posturography in young and older normal people", Journal of the American Geriatrics Society, Vol. 42, No. 4, pp. 405-412, 1994.
- [4] Wegner, L., Kisner, C., Nichols, D., "Static and dynamic balance responses in persons with bilateral knee osteoarthritis", Journal of Orthopaedic & Sports Physical Therapy, Vol. 25, No. 1, pp. 13-18, 1997.
- [5] Atwater, S.L., Crawe, T.K., Deitz, J.C., Richardson, P.K., "Interrater and test-retest reliability of two pediatric balance tests", Physical Therapy, Vol. 70, No. 2, pp. 79-87, 1990.
- [6] Satterfield, K.S. "Balance Testing Helps Identify Elderly at Risk of Multiple Falls", American Otological Society, May 2001.
- [7] Sixsmith, A., Johnson, N., "A smart sensor to detect the falls of the elderly", IEEE Pervasive Computing; Vol. 3, No. 2, pp. 42-47, 2004.
- [8] Alexander, G.L., Rantz, M., Skubic, M., Aud, M.A., Wakefield, B., Florea, E., Paul, A., "Sensor systems for monitoring functional status in assisted living facility residents", Research in Gerontological Nursing, Vol. 1, No. 4, pp. 238-244, 2008.
- [9] DirectAlert. Wireless emergency response system. 2010, URL: <http://www.directalert.ca/emergency/help-button.php>.
- [10] Bourke, A.K., Lyons, G.M., "A threshold-based fall-detection algorithm using a bi-axial gyroscope sensor", Medical Engineering and Physics, Vol. 30 No. 1, pp. 84-90, 2007.
- [11] Kangas, M., Konttila, A., Lindgren, P., Winblad, I. & Jämsä, T. "Comparison of low-complexity fall detection algorithms for body attached accelerometers", Gait & Posture Vol. 28, No. 2 pp. 285-291, 2008.

surveillance", In: Proceedings of the Fifth International Conference on Information, Communications and Signal Conference Processing, pp.1590–15944, 2005.

- [35] Shieh, W.Y, Huang, J.C., "Falling-incident detection and throughput enhancement in a multi-camera video-surveillance system", Medical Engineering & Physics, Vol. 34. No. 7, pp. 954-963, 2012.
- [36] The CAVIAR Test Case Scenarios, URL: <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIARDATA1>.
- [۳۷] رضائی، خ.، مدلسازی حرکت سالمندان به منظور جلوگیری از زمین خوردن آنها بر اساس تصاویر ویدئویی دریافتی از حرکت آنها، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه حکیم سبزواری، ۱۳۹۱.

خسرورضائی مدرک کارشناسی ارشد خود را در دانشگاه حکیم سبزواری در رشته مهندسی پزشکی در گرایش بیوالکتریک در سال ۹۱ دریافت نموده و هم اینک نیز دانشجوی دکتری همان رشته در دانشگاه حکیم سبزواری است. وی عضو انجمن IEEE و ICT ایران است و در زمینه‌های تحقیقاتی پردازش تصویر و ویدئو، بینایی ماشین، بازشناسی الگو و الگوریتم‌های تکاملی فعالیت دارد.



جواد حدادنیا مدارک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی الکترونیک به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۲ و ۱۳۷۵ از دانشگاه امیرکبیر تهران دریافت نمود. وی در سال ۱۳۷۹ در مقطع دکتری مهندسی برق از دانشگاه امیرکبیر تهران فارغ التحصیل و در طی سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۱ به عنوان پژوهشگر برتر دانشگاه Windsor کانادا معرفی شد. او هم اکنون استاد دانشکده برق و کامپیوتر دانشگاه حکیم سبزواری است و حیطه تحقیقاتی ایشان زمینه‌های شبکه‌های عصبی، پردازش تصاویر دیجیتالی، بینایی ماشین، بازشناسی الگو و الگوریتم‌های تکاملی می‌باشد.



احمد دلبری پزشکی عمومی را در دانشگاه علوم پزشکی مشهد در سال ۱۳۷۶ به پایان رسانید و در سال ۱۳۸۹ از انستیتو کارولینسکا در سوئد در رشته علوم اعصاب در سالمندی دانش آموخته شد. وی هم اینک استاد بخش تخصصی غیر بالینی در دانشگاه علوم پزشکی سبزواری می‌باشد. زمینه تخصصی فعالیت ایشان در حوزه طب و علوم اعصاب سالمندی است.



- [22] Liao, Y.T., Huang, C.L., Hsu S.H. "Slip and fall event detection using Bayesian Belief Network", Pattern Recognition, Vol. 45, No.1, pp. 24–32, 2012.
- [23] Rezaee Kh., Ghezelbash M.R., Haddadnia J., Delbari A. "An Intelligent Surveillance System for Falling Elderly Detection Based on Video Sequences", 19th Iranian Conference of Biomedical Engineering (ICBME), Tehran, Iran, 20–21 December 2012.
- [24] Rezaee, Kh., Haddadnia, J., Delbari, A. "Intelligent Detection of the Falls in the Elderly Using Fuzzy Inference System and Video-based Motion Estimation Method", The 8th Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing, 2013.
- [25] Rezaee, Kh., Haddadnia, J., Delbari, A., Madanian. M. "Predicting and Monitoring of the Elderly Falls Based on Modeling of the Motion Patterns Obtained from Video Sequences", Iranian Journal of Aging, Vol. 8, No. 28, pp. 15-21, 2014.
- [26] Gonzalez, R., Wintz P., *Digital image processing*. Third edition, Addison-Wesley Publishing Co., New York., pp. 139–203, 2003.
- [27] Piatkowska, E., Belbachir, A.N., Schraml, S., Gelautz, M. "Spatiotemporal multiple persons tracking using Dynamic Vision Sensor", Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 16–21 June 2012.
- [28] Dempster, A., Laird, N., Rubin, D. "Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm", Journal of the Royal Statistical Society Vol. 39, No. 1, pp. 1–38, 1977.
- [29] Pong P. K., Bowden R., "An Improved Adaptive Background Mixture Model for Real time Tracking with Shadow Detection", In Proc. 2nd European Workshop on Advanced Video Based Surveillance Systems, AVBS01, 2001.
- [30] Tyrer, H.W., Alwan, M., Demiris, G., He, Z. "Technology for successful ageing", Proceedings of the 28th IEEE Annual International Conference, 2006.
- [31] Zhang, T., Wang J., Liu P., and Hou J., "Fall Detection by Embedding an Accelerometer in Cellphone and Using KFD Algorithm", International Journal of Computer Science and Network Security, Vol. 6, No.10, 2006.
- [32] Rougier. J., Meunier, J., St-Arnaud, A., Rousseau, J. "Fall detection from human shape and Motion history using video surveillance", 21st International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops, 2007.
- [33] Vishwakarma, V., Mandal, C.A., Sural, S. "Automatic detection of human fall in video", In: International Conference on Pattern Recognition and Machine Intelligence, pp. 616–23, 2007.
- [34] Tao, J., Turjo, M., Wong, M-F., Wang, M., Tan, Y-P., "Fall incidents detection for intelligent video