

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

گروه هوش مصنوعی

یک الگوریتم بهینه برای ترکیب داده در شبکه

های چندرسانه ای حسگر بی سیم

سید حجت مقدسی

استاد راهنما:

دکتر علی اکبر پویان

اساتید مشاور :

دکتر مجتبی حسینی راد ، مهندس وحید قاسمی

پایان نامه جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

تیر ۹۳

دانشگاه صنعتی شاهرود
دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات
گروه هوش مصنوعی

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای سید حجت مقدسی

تحت عنوان: یک الگوریتم بهینه برای ترکیب داده در شبکه‌های چند رسانه‌ای حسگر بی‌سیم

در تاریخ ۹۳/۴/۳ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد ارزیابی و با درجه عالی مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	دکتر سید مجتبی حسینی‌راد		دکتر علی‌اکبر پویان
	مهندس وحید قاسمی		

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
			دکتر حمید حسن پور
	مهندس رضا خرقانیان		دکتر عطاالله ابراهیم زاده

تقدیم به

آفتابی که روزی از پس ابرها، برون خواهد آمد.

اللهم عجل لولیک الفرج

شکر و قدردانی

سپاس خدایی را که آدمی را به نعمت تفکر آراست و اساتید فرزانه ای چون دکتر علی اکبر پویان و دکتر حمید حسن پور را در مسیر راهم قرار داد، تا از اندیشه‌ی نابشان بهره گیرم و دانش و بینششان را، ره توشه‌ی خیش سازم. پاس میدارم اندیشه‌ی بلندتان را و ارج می‌نمهمت و الایان را.

شکر می‌کنم از پدر و مادر یگانام، که داشته‌هایم از دعای خیر آنان است. همچنین سپاس می‌گویم، همسر عزیزم را که مراد این راه، با صبوری خیش همراهی نمود و وجودش تکیه‌گاه زندگیم است. از برادر و خواهرانم که همواره مشوقم بودند شکر می‌کنم. سپاس می‌گویم استاد بزرگوار علی حسنین ایسینی را، این موفقیت را مدیون ره نمون- هایس می‌دانم.

تعهد نامه

اینجانب سید حجت مقدسی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی دانشکده

مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه با عنوان:

یک الگوریتم بهینه برای ترکیب داده در شبکه های چندرسانه ای حسگر بی سیم

تحت راهنمایی جناب دکتر علی اکبر پویان متعهد می شوم .

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهش های محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.

چکیده

ترکیب داده‌ها یا همجوشی داده‌ها، منجر به تولید داده‌های مطلوب‌تر می‌گردد. بالاترین سطح از ترکیب داده‌ها یا استنتاج معمولاً موجب افزایش صحت تصمیم‌گیری در مورد محیط مسئله می‌شود. هدف این پایان‌نامه مطالعه روی تئوری دمپستر-شفر به عنوان یکی از الگوریتم‌های قدرتمند در زمینه‌ی استنتاج است. هرچند این تئوری یکی از توسعه‌های تئوری بیزین بوده ولی تفاوت‌هایی در زمینه‌ی دیدگاه حل مسئله بین آن‌ها وجود دارد. این پایان‌نامه با ارائه‌ی یک راهکار مناسب، مبتنی بر یک الگوریتم بهینه-سازی (مانند الگوریتم ژنتیک)، کارایی دمپستر-شفر برای انجام استنتاج، را افزایش می‌دهد.

استنتاج می‌تواند موجب بهبود عملکرد ابزارهایی مانند شبکه‌های چند رسانه‌ای حسگر بی‌سیم گردد. یکی از کاربردی‌ترین ابزارهای چندرسانه‌ای حسگر، شبکه‌های همپوشان دوربین می‌باشد (شبکه‌های حسگر بصری همپوشان). این شبکه‌ها برای شناسایی رخداد خاصی در یک محیط تعبیه می‌شوند. استنتاج در سطح این شبکه‌ها باعث افزایش قابلیت اطمینان نسبت به آن‌ها می‌شود. خانه‌های هوشمند سلامت یکی از طرح‌های پژوهشی، برای حمایت از افراد کهنسال و معلول است. تشخیص افتادن افراد روی زمین، یکی از چالش‌های مربوط به این خانه‌ها هست. در قسمت مطالعه‌ی موردی این پایان‌نامه سعی شده، قابلیت اعتماد استنتاج، در شبکه‌ای از دوربین‌های همپوشان (که به منظور شناسایی افتادن افراد به کار گرفته می‌شوند) افزایش یابد. در نهایت نیز با کمک همین روش بهترین دوربین‌ها با ضرایب اعتماد مناسب برای تشخیص افتادن افراد شناسایی شدند.

کلمات کلیدی:

ترکیب داده ها، همجوشی داده ها، شبکه های چند رسانه ای حسگر بی سیم، استنتاج،
تئوری ترکیب داده های بیزین (*BDT*)، تئوری دمپستر-شفر (*DST*)، شناسایی افتادن
افراد، خانه های هوشمند سلامت، شبکه ی دوربین های همپوشان، الگوریتم ژنتیک.

لیست مقالات مستخرج :

سید حجت مقدسی، علی اکبر پویان ، وحید قاسمی ، "مکان یابی بهترین دوربین ها برای شناسایی افتادن افراد مبتنی بر دوربین های همپوشان با تئوری دمپستر-شفر"، فصل نامه ی علمی پژوهشی صنایع الکترونیک (SUBMITTED).

فهرست مطالب

۱ فصل اول مقدمه..... ۱

۱-۱ مروری بر ترکیب داده ها..... ۲

۱-۱-۱ تعریف ترکیب داده ها..... ۲

۱-۱-۲ انواع تقسیم بندی ترکیب داده ها..... ۲

۱-۱-۳ روشها و الگوریتمهای ترکیب داده ها..... ۴

۱-۱-۳-۱ استنتاج..... ۵

۱-۱-۳-۲ تخمین..... ۵

۱-۱-۴ تعریف مفاهیم متشابه در رابطه با ترکیب داده ها..... ۶

۱-۱-۴-۱ تجمیع داده ها..... ۶

۱-۱-۴-۲ ادغام چند حسگری..... ۶

۱-۲ مروری بر شبکه های چندرسانه های حسگر بی سیم..... ۶

۱-۲-۱ شبکه های چند رسانه ای بی سیم..... ۷

۱-۳ هدف پایان نامه..... ۱۰

۲ فصل دوم استنتاج..... ۱۱

۱-۲ مقدمه..... ۱۲

۱-۱-۲ استنتاج چیست؟..... ۱۲

۱-۲-۲ آشنایی با BDT..... ۱۴

۱-۲-۲ BT..... ۱۵

۱-۲-۲ استنتاج به کمک تئوری بیزین..... ۱۶

۲۰ آشنایی با DST	۳-۲
۲۰ مقدمه	۱-۳-۲
۲۱ مفاهیم پایه ای در تئوری دمپستر-شفر	۲-۳-۲
۲۱ فرضیات	۱-۲-۳-۲
۲۲ تکه های باور	۲-۲-۳-۲
۲۵ منبع داده	۳-۲-۳-۲
۲۶ ترکیب داده ها به کمک تئوری دمپستر-شفر	۳-۳-۲

۳ فصل سوم الگوریتم پیشنهادی برای ترکیب بهینه‌ی داده‌ها..... ۲۹

۳۰ مقدمه	۱-۳
۳۱ تخمین تابع MASS به کمک سیستم استنتاج فازی	۲-۳
۳۴ قابلیت اعتماد	۳-۳
۳۴ قابلیت اعتماد در استنتاج WMSN	۱-۳-۳
۳۵ نحوه‌ی محاسبه‌ی قابلیت اعتماد با الگوریتم ژنتیک	۲-۳-۳
۳۶ کروموزوم	۱-۲-۳-۳
۳۷ تابع شایستگی	۲-۲-۳-۳
۳۸ عملگرهای ژنتیکی	۳-۲-۳-۳
۳۸ مرور کلی بر الگوریتم پیشنهادی	۴-۳

۴ فصل چهارم شناسایی افتادن افراد در خانه‌های هوشمند سلامت..... ۳۹

۴۰ مقدمه	۱-۴
۴۰ شناسایی افتادن افراد	۱-۱-۴
۴۲ FD در خانه های هوشمند سلامت	۲-۱-۴

۴۳ طرح مسئله	۲-۴
۴۴ معرفی پایگاه داده	۳-۴
۴۷ پیش پردازش	۴-۴
۴۸ تفکیک پسزمینه	۱-۱-۴
۵۰ حذف پس زمینه با استفاده از CB	۱-۱-۴-۴
۵۲ الگوریتم پیشنهادی برای حذف پس زمینه	۲-۱-۴-۴
۵۷ استخراج ویژگی	۵-۴
۵۷ تغییرات زاویه ای مرکز بیضی محاط	۱-۵-۴
۵۹ تغییرات نسبت قطر بزرگ به قطر کوچک بیضی محاط	۲-۵-۴
۶۰ متغیر <i>Cmotion</i>	۳-۵-۴

۵ فصل پنجم محاسبه ی تابع MASS برای بکارگیری DST جهت شناسایی افتادن افراد..... ۶۳

۶۴ مقدمه	۱-۵
۶۵ تجزیه و تحلیل متغیرهای حرکتی	۲-۵
۶۵ ثابت تحرک	۱-۲-۵
۷۲ تغییرات زاویه ای مرکز بیضی محاط	۲-۲-۵
۷۳ تغییرات نسبت قطر کوچک به قطر بزرگ بیضی محاط	۳-۲-۵
۷۵ μ	۴-۲-۵
۷۷ طراحی FIS برای تولید مقادیر MASS	۳-۵
۷۷ مدلسازی خروجی های FIS	۱-۳-۵
۷۷ مدلسازی خروجی های FIS به ازای تغییرات صعودی <i>Cmotion</i>	۱-۱-۳-۵
۷۹ مدلسازی خروجی های FIS به ازای تغییرات نزولی <i>Cmotion</i>	۲-۱-۳-۵
۸۰ مدلسازی خروجی های FIS به ازای تغییرات ثابت <i>Cmotion</i>	۳-۱-۳-۵

- ۲-۳-۵ مدلسازی FIS برای تولید تابع mass ۸۱
- ۱-۲-۳-۵ مدلسازی FIS به ازای تغییرات صعودی *Cmotion* ۸۱
- ۲-۲-۳-۵ مدلسازی FIS به ازای تغییرات ثابت *Cmotion* ۸۶
- ۳-۲-۳-۵ مدلسازی FIS به ازای تغییرات نزولی *Cmotion* ۸۹
- ۳-۳-۵ الگوریتم استفاده از FIS برای تولید مقادیر mass ۹۰

ع فصل ششم آزمایش‌ها و نتایج ۹۱

- ۱-۶ مقدمه ۹۲
- ۲-۶ مقدمات انجام آزمایش‌ها ۹۲
- ۱-۲-۶ همروند سازی دوربین های هر سناریو ۹۲
- ۲-۲-۶ تعیین مقادیر هدف ۹۴
- ۳-۶ استنتاج به کمک DST ۹۵
- ۴-۶ جستجو در فضای پاسخ های مسئله برای به دست آوردن چیدمان بهینه دوربین ها ۹۶
- ۱-۴-۶ تعریف کروموزوم ۹۶
- ۲-۴-۶ جمعیت ۹۸
- ۳-۴-۶ تعریف تابع شایستگی ۹۸
- ۴-۴-۶ آزمایش‌ها ۹۸
- ۱-۴-۴-۶ یک نمونه از اعمال DST ۹۹
- ۲-۴-۴-۶ نتایج اعمال DST روی پایگاه داده ۱۰۱
- ۵-۴-۶ چینه‌بندی بهترین دوربینها برای FD ۱۰۵
- ۶-۴-۶ ارزیابی ۱۰۹
- ۵-۶ مقایسه با نتایج روشهای مشابه ۱۱۷
- ۱-۵-۶ به دست آوردن ضریب تخفیف یا اعتماد ۱۲۰
- ۱-۱-۵-۶ تعریف کروموزوم ۱۲۰

۱۲۰ ۲-۱-۵-۶ تعریف تابع شایستگی

۱۲۰ ۳-۱-۵-۶ ایجاد نسل اولیه

۱۲۱ ۴-۱-۵-۶ عملگرهای ژنتیکی

۷ فصل، هفتم پیشنهاد و تحقیقات آتی ۱۲۵

۱۲۶ ۱-۷ جمع بندی و پیشنهادها

۱۲۶ ۲-۷ تحقیقات آتی

فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۱: تقسیم بندی و انواع شبکه های چند رسانه ای حسگر بیسیم [۱۱]. ۹
- شکل ۱-۲: تشخیص عدم قطعیت با کمک توابع belief. ۲۵
- شکل ۱-۳: مکانیزم عملکرد یک سیستم استنتاج فازی [۳۶]. ۳۳
- شکل ۲-۳: نمای کلی از الگوریتم پیشنهادی برای بهبود کارایی دمپستر-شفر. ۳۳
- شکل ۳-۳: روش محاسبه ی تابع شایستگی در الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر GA و DST ... ۳۷
- شکل ۴-۳: فلوجارت الگوریتم پیشنهادی، مبتنی بر DST و GA. ۳۸
- شکل ۱-۴: پیش پردازشهای لازم برای شناسایی افتادن فرد. ۴۵
- شکل ۲-۴: موقعیت دوربین ها در پایگاه داده ی استفاده شده [۷۲]. ۴۶
- شکل ۳-۴: فعالیت های ممکن برای یک فرد در پایگاه داده معرفی شده [۷۲, ۷۳]. ۴۶
- شکل ۴-۴: انواع افتادن که در پایگاه داده [۷۳] وجود دارد [۷۲]. ۴۷
- شکل ۵-۴: مراحل افتادن یک فرد روی زمین. ۴۹
- شکل ۶-۴: نمایی از وجود نویزهای سایه و انعکاس نور در روش GMM (برای BS). ۵۰
- شکل ۷-۴: کرانه‌ی تصمیم برای الگوریتم CB به ازای هر پیکسل [۷۴]. ۵۱
- شکل ۸-۴: مقایسه‌ی بین دو الگوریتم GMM و CB برای BS. ۵۲
- شکل ۹-۴: چند نمونه از هم‌رنگی بین شی متحرک با پس زمینه. ۵۳
- شکل ۱۰-۴: چند نمونه از جداسازی پس زمینه به کمک الگوریتم CB. ۵۳
- شکل ۱۱-۴: مثالی از الگوریتم پیشنهادی برای بهبود کارایی CB. ۵۵
- شکل ۱۲-۴: مثالی از الگوریتم پیشنهادی برای بهبود کارایی CB. ۵۵
- شکل ۱۳-۴: مثالی از الگوریتم پیشنهادی برای بهبود کارایی CB. ۵۶
- شکل ۱۴-۴: مثالی از الگوریتم پیشنهادی برای بهبود کارایی CB. ۵۶

- شکل ۴-۱۵:نمایی از بیضی محاط(تجزیه و تحلیل شبیح فرد). ۵۸
- شکل ۴-۱۶:تغییرات زاویهای مرکز بیضی محاط(تجزیه و تحلیل شبیح فرد). ۵۸
- ۴-۱۷: قطر بزرگ و قطر کوچک مرکز بیضی محاط(تجزیه و تحلیل شبیح فرد). ۵۹
- شکل ۴-۱۸: تغییرات بیضی محاط در لحظهی افتادن فرد روی زمین. ۶۰
- شکل ۴-۱۹: Motion History Image. ۶۱
- شکل ۵-۱:تجزیه و تحلیل نمودار Cmotion با حافظه نامحدود. ۶۷
- شکل ۵-۲:تجزیه و تحلیل نمودار Cmotion با حافظهی محدود ۱۰۰ فریم. ۶۸
- شکل ۵-۳:نمایی از مدلسازی FIS_C_R به کمک MATLAB. ۸۵
- شکل ۵-۴:خروجی Unknown در FIS_I_R. ۸۷
- شکل ۵-۵: خروجی Regular در FIS_I_R. ۸۸
- شکل ۵-۶: خروجی Immobile در FIS_I_R. ۸۸
- شکل ۶-۱:عملکرد ضریب تخفیف(اعتماد)در بهینه سازی استنتاج در دوربین ها. ۱۲۲

فهرست جداول

- جدول ۱-۱: سطح بندی ترکیب داده ها بر اساس ورودی و خروجی. ۵
- جدول ۱-۲: نمونه ای از نظر فرد خبره در مورد وضعیت آب و هوایی یک روز بعد. ۱۲
- جدول ۲-۲: نظریه ی پنج فرد خبره در مورد وضعیت آب و هوایی روز بعد. ۱۳
- جدول ۳-۲: ترکیب دادهها به کمک دو روش میانگین گیری و میانه برای وضعیت آب و هوا. ۱۴
- جدول ۴-۲: نماد گذاری جهت به کارگیری BDT برای ترکیب داده ها. ۱۹
- جدول ۵-۲: ویژگی تابع mass در DST. ۲۳
- جدول ۶-۲: معرفی توابع باور در DST. ۲۴
- جدول ۱-۴: متغیرهای نهتایی برای به کارگیری CB. ۵۱
- جدول ۱-۵: مشخصات سیستم استنتاج فازی FIS_C_R. ۸۲
- جدول ۲-۵: قواعد فازی برای سیستم استنتاج فازی FIS_C_R. ۸۴
- جدول ۳-۵: مشخصات سیستم استنتاج فازی FIS_I_R. ۸۶
- جدول ۴-۵: قواعد فازی به کار گرفته شده در FIS_I_R. ۸۷
- جدول ۵-۵: مشخصات سیستم فازی FIS_R_I_C. ۸۹
- جدول ۱-۶: زمان تاخیر دوربین های پایگاه داده ی استفاده شده به ازای هر سناریو. ۹۳
- جدول ۲-۶: فریم شروع و اتمام طی افتادن فرد روی زمین به ازای هر دوربین. ۹۷
- جدول ۳-۶: یک مثال از اعمال DST به یک فریم از سناریوی پایگاه داده. ۹۹
- جدول ۴-۶: نتیجه ی اعمال Tracker_DST به دو فریم متوالی. ۱۰۰
- جدول ۵-۶: بهترین چیدمان دوربینها برای استنتاج بدون Tracker با حدتقرب ۶۰. ۱۱۰
- جدول ۶-۶: بهترین چیدمان دوربین ها برای استنتاج بدون Tracker با حدتقرب ۸۰. ۱۱۰

- جدول ۶-۷: درصد میزان یادگیری و ارزیابی در ارزیابی عبوری برای استنتاج بدون Tracker با حدتقرب ۶۰ ۱۱۱
- جدول ۶-۸: درصد میزان یادگیری و ارزیابی در ارزیابی عبوری برای استنتاج بدون Tracker با حدتقرب ۸۰ ۱۱۲
- جدول ۶-۹: بهترین چیدمان دوربین ها برای استنتاج با Tracker_۳۰ با حدتقرب ۹۰ ۱۱۳
- جدول ۶-۱۰: بهترین چیدمان دوربین ها برای استنتاج با Tracker_۳۰ با حدتقرب ۹۵ ... ۱۱۳
- جدول ۶-۱۱: بهترین چیدمان دوربین ها برای استنتاج با Tracker_۳۰ با حدتقرب ۹۸ ... ۱۱۳
- جدول ۶-۱۲: درصد میزان یادگیری و ارزیابی در ارزیابی عبوری برای استنتاج بدون Tracker_۳۰ با حدتقرب ۹۰ ۱۱۴
- جدول ۶-۱۳: درصد میزان یادگیری و ارزیابی در ارزیابی عبوری برای استنتاج بدون Tracker_۳۰ با حدتقرب ۹۵ ۱۱۵
- جدول ۶-۱۴: درصد میزان یادگیری و ارزیابی در ارزیابی عبوری برای استنتاج بدون Tracker_۳۰ با حدتقرب ۹۸ ۱۱۶
- جدول ۶-۱۵: روشهای موجود برای FD ۱۱۸
- جدول ۶-۱۶: روش ارائه شده ۱۱۹
- جدول ۶-۱۷: مقادیر کروموزومهای پنج نسل آخر حاصل از GA ۱۲۳

فهرست نمودارها

- نمودار ۵-۱: $Cmotion$ های (حافظه نامحدود) به ازای یک سناریو در ۸ دوربین. ۶۹
- نمودار ۵-۲: $Cmotion$ های (حافظه محدود) به ازای یک سناریو در ۸ دوربین. ۷۰
- نمودار ۵-۳: مرحله ی critical در نمودار $Cmotion$ و نمودار تغییرات $Cmotion$ ۷۱
- نمودار ۵-۴: مدلسازی فازی میزان درصد متغیر $Cmotion$ ۷۱
- نمودار ۵-۵: زاویه ی مرکزی بیضی محاط ۷۲
- نمودار ۵-۶: تغییرات زاویه ی مرکز بیضی محاط به ازای یک سناریو در ۸ دوربین. ۷۳
- نمودار ۵-۷: مدلسازی فازی میزان درصد متغیره $\delta\theta$ ۷۴
- نمودار ۵-۸: δab بیضی محاط (محور عمود) به ازای یک سناریو در ۸ دوربین. ۷۴
- نمودار ۵-۹: مدلسازی فازی متغیر δab ۷۵
- نمودار ۵-۱۰: μ بیضی محاط به ازای یک سناریو در ۸ دوربین. ۷۶
- نمودار ۵-۱۱: مدلسازی فازی میزان درصد متغیر μ ۷۶
- نمودار ۵-۱۲: تغییرات صعودی در نمودار $Cmotion$ (با حافظه ی محدود). ۷۸
- نمودار ۵-۱۳: تغییرات نزولی در $Cmotion$ (با حافظه ی محدود). ۸۰
- نمودار ۵-۱۴: مقادیر ثابت برای نمودار $Cmotion$ (با حافظه ی محدود). ۸۱
- نمودار ۵-۱۵: نمودار، دو ورودی و خروجی REGULAR سیستم استنتاج فازی FIS_C_R. ۸۳
- نمودار ۵-۱۶: نمودار، دو ورودی و خروجی CRITICAL سیستم استنتاج فازی FIS_C_R. ۸۳
- نمودار ۶-۱: یک مثال از نمودار های هدف برای حالت CRITICAL و IMMOBILE ۹۵
- نمودار ۶-۲: مقایسه ی نمودار سه دوربین و نتیجه ی DST برای حالت REGULAR ۱۰۲
- نمودار ۶-۳: مقایسه ی نمودار سه دوربین و نتیجه ی DST برای حالت IMMOBILE ۱۰۲
- نمودار ۶-۴: مقایسه ی نمودار سه دوربین و نتیجه ی DST برای حالت IMMOBILE ۱۰۳

- نمودار ۵-۶: مقایسه‌ی نمودار سه دوربین و نتیجه‌ی DST برای
 حالت REGULAR_CRITICAL ۱۰۳
- نمودار ۶-۶: مقایسه‌ی نمودار سه دوربین و نتیجه‌ی DST برای
 حالت REGULAR_IMMOBILE ۱۰۴
- نمودار ۷-۶: مقایسه‌ی نمودار سه دوربین و نتیجه‌ی DST برای
 حالت REGULAR_CRITICAL_IMMOBILE ۱۰۴
- نمودار ۸-۶: مقایسه‌ی بین نتایج DST و Tracker_DST (۳۰ فریم) در REGULAR ۱۰۶
- نمودار ۹-۶: مقایسه‌ی بین نتایج DST و Tracker_DST (۳۰ فریم) در CRITICAL ۱۰۶
- نمودار ۱۰-۶: مقایسه‌ی بین نتایج DST و Tracker_DST (۳۰ فریم) در IMMOBILE ۱۰۷
- نمودار ۱۱-۶: مقایسه‌ی بین نتایج DST و Tracker_DST
 (۳۰ فریم) در REGULAR_CRITICAL ۱۰۷
- نمودار ۱۲-۶: مقایسه‌ی بین نتایج DST و Tracker_DST
 (۳۰ فریم) در REGULAR_IMMOBILE ۱۰۸
- نمودار ۱۳-۶: مقایسه‌ی بین نتایج DST و Tracker_DST
 (۳۰ فریم) در REGULAR_CRITICAL_IMMOBILE ۱۰۸
- نمودار ۱۴-۶: نتایج یادگیری و آزمون در ارزیابی عبوری (سناریو ۱۹ ارزیاب در نظر گرفته شده).
 ۱۰۹

فهرست علائم و اختصارات

MLP	Multi Layer Perceptron
DAI-DAO	Data Input – Data Output
DAI-FEO	Data Input – Feature Output
FEI-FEO	Feature Input – Feature Output
FEI-DEO	Feature Input – Decision Output
DEI-DEO	Decision Input – Decision Output
BT	Bayesian Theory
DST	Dempster-Shafer Theory
K-NN	K-Nearest Neighbor
SVM	Support Vector Machine
PCA	Principle Component Analysis
WSN	Wireless Sensor Network
WMSN	Wireless Multimedia Sensor Network
CYSMN	Can You See Me Now
BDT	Baysian Data Fusion Theory
FIS	Fuzzy Inference System
GA	Genetic Algorithem
RVM	Relevance Vector Machine
OFD	Optical Flow Decay
BS	Background subtraction
FD	Fall Detection
GMM	Gaussian Mixture Model
CB	Code Book
CW	Code Word
MHI	Motion History Image

فصل اول

مقدمه

در این فصل برای آشنایی ذهن خواننده، مروری بر مفاهیم ترکیب یا همجوشی داده‌ها خواهیم داشت. همچنین تقسیم بندی‌های مربوط به این موضوع ذکر خواهد شد. در نهایت با مقدمه‌ای در زمینه‌ی شبکه‌های چندرسانه‌ای حسگر بیسیم این فصل پایان خواهد یافت.

۱-۱ مروری بر ترکیب داده ها

۱-۱-۱ تعریف ترکیب داده‌ها

ترکیب داده‌ها^۱ (همجوشی داده‌ها) نوعی پردازش روی انواع داده‌ها (داده‌های خام، پردازش یافته، اطلاعات، داده‌های سطح بالایی مانند نتایج دسته‌بندی و خوشه‌بندی) می‌باشد. خروجی عمل ترکیب داده‌ها، داده‌هایی هستند که نماینگر مناسب‌تر، دقیق‌تر و کارآمدتر نسبت به داده‌های اولیه هستند [۱] [۲].

۱-۱-۲ انواع تقسیم‌بندی ترکیب داده‌ها

ترکیب داده‌ها را می‌توان براساس سیستم‌های بکار رفته، چهار چوب کاری، تئوری‌های مطرح و پردازش‌های تعریف شده تقسیم‌بندی کرد. در زیر چند نوع از تقسیم‌بندی داده‌ها که در [۲] [۳] ذکر شده است را می‌آوریم.

۱. ترکیب داده‌ها از لحاظ سطح داده

- سطح پایین (داده‌های خام، اندازه‌گیری‌ها، ...): مانند کاهش نویز در سیگنال‌ها و تصاویر (به عنوان مثال لغزاندن یک فیلتر میانه روی تصویر که منجر به کاهش نویز آن می‌شود، یک نوع ترکیب داده در سطح پایین است).
- سطح متوسط (ویژگی‌های استخراج شده از محیط مسئله، ...): مانند نگاشت انواعی از داده‌ها به یک محیط دیگر (به عنوان مثال یک شبکه‌ی عصبی MLP^2 نوعی نگاشت انجام می‌دهد، که می‌توانیم در دسته‌ی ترکیب سطح متوسط، آن را قرار دهیم).

^۱ Data fusion
^۲ Multi Layer Perceptron

- سطح بالا (تصمیم گیری‌ها، سمبل‌ها، ...) : مانند الگوریتم بیزین که با ترکیب خروجی چند دسته بند یک دسته بندی مناسب تر برای داده‌ها ارائه می‌کند. این نوع ترکیب داده‌ها را در اصطلاح استنتاج نیز می‌نامند (در فصل دوم این موضوع بیشتر بیان شده است).

- چند سطحی (ورودی و خروجی برای الگوریتم یا ابزار مورد نظر می‌تواند از هر کدام از سه سطح بالا باشد).

۲. تقسیم بندی ترکیب داده‌ها براساس سطح ورودی و خروجی :

- ^۱ DAI-DAO : شامل انواعی از ترکیب داده‌ها هستند، که ورودی و خروجی هر دو داده‌های خام است. مراحل پیش پردازش در اکثر الگوریتم‌های داده کاوی و یا پردازش تصویر و سیگنال در این گروه قرار می‌گیرند (به عنوان نمونه می‌توانیم از کاربرد فیلتر میانه برای حذف نویز نمک فلفلی در تصاویر نام برد، که ورودی و خروجی هر دو تصویر یا همان داده‌های خام می‌باشند).

- ^۲ DAI-FEO : شامل انواعی از ترکیب داده‌ها هستند، که ورودی داده‌های خام ما را تشکیل می‌دهند و خروجی حاصل از الگوریتم، ویژگی‌های استخراج شده. مراحل استخراج ویژگی در اکثر الگوریتم‌های داده کاوی نیز در این زیر گروه قرار می‌گیرند (به عنوان مثال می‌توانیم از روش تفاضل دو فریم متوالی برای تفکیک شی از پس زمینه در پردازش ویدیو نام ببریم. اکثر لبه‌ها مانند کنی نیز در این زیر گروه قرار می‌گیرند).

- ^۳ FEI-FEO : شامل انواعی از ترکیب داده‌ها هستند که ورودی ویژگی‌های استخراج

^۱ Data Input – Data Output

^۲ Data Input – Feature Output

^۳ Feature Input – Feature Output

شده از محیط هستند و از طرفی خروجی نیز ویژگی‌های محیط است. تفاوت ورودی با خروجی در این است که خروجی مناسب‌تر و کارآمدتر برای به کار گیری می‌باشد (در اینجا می‌توانیم از الگوریتمی مانند ^۱PCA نام ببریم. کاربرد این الگوریتم در کاهش تعداد ویژگی‌های استخراج شده از محیط است. با اینکه خروجی و ورودی هر دو ویژگی‌های محیطی هستند اما خروجی برای ما مطلوب‌تر و مناسب‌تر است).

- ^۲FEI-DEO: شامل انواعی از ترکیب داده‌ها هستند، که ورودی به عنوان ویژگی‌های محیطی هست و خروجی به عنوان تصمیم می‌باشد (به عنوان مثال می‌توانیم از انواع الگوریتم‌های دسته بندی و خوشه بندی در این مرحله نام ببریم).
- ^۳DEI-DEO: شامل انواع الگوریتم‌های ترکیب که با هدف ترکیب نتایج حاصل از کلاس بندی‌ها استفاده می‌شوند. این روش‌ها در ذیل مسئله‌ی استنتاج مطرح هستند (مانند ^۴BT و ^۵DST به عنوان یک مثال می‌توان به ^۳[۳] اشاره کرد. در ^۳[۳] یک سیستم تشخیص هویت مبتنی بر تصویر چهره و صدای شخص معرفی شده است. در نهایت نیز از ^۶KNN و ^۷SVM برای شناسایی فرد استفاده شده). جدول ۱-۱ گویای ارتباط بین دو تقسیم بندی اخیر در مورد ترکیب داده‌ها میباشد.

۳-۱-۱ روش‌ها و الگوریتم‌های ترکیب داده‌ها

روش‌ها و الگوریتم‌های ترکیب داده‌ها را می‌توان در دو زیر مجموعه تقسیم بندی کرد. در

ادامه به معرفی این تقسیم بندی می‌پردازیم.

^۱ Principle Component Analysis

^۲ Feature Input – Decision Output

^۳ Decision Input – Decision Output

^۴ Bayesian Theory

^۵ Dempster-Shafer Theory

^۶ K-Nearest Neighbor

^۷ Support Vector Machine

۱-۱-۳-۱ استنتاج^۱

استنتاج در سطح ترکیب تصمیم‌ها مطرح می‌شود [۳]. دو دسته از روش‌های سنتی برای استنتاج BT و DST می‌باشند. روش‌های دیگری مانند منطق فازی، شبکه عصبی و همجوشی داده‌های معنایی^۲ سایر روش‌های موجود برای استنتاج هستند.

جدول ۱-۱: سطح بندی ترکیب داده‌ها بر اساس ورودی و خروجی.

	سطح پایین	سطح متوسط	سطح بالا	چند سطحی
DAI-DAO	■			
DAI-FEO				■
FEI-FEO		■		
FEI-DSO				■
DSI-DSO			■	

۱-۱-۳-۲ تخمین^۳

تخمین یعنی به دست آوردن بردار حالت پردازش از بردار اندازه‌گیری شده یا توالی از بردارهای اندازه‌گیری شده [۳]. از روش‌های تخمین می‌توان به روش‌های زیر اشاره کرد [۴]:

- کمترین مربعات^۱

^۱ Inference

^۲ Semantic data fusion

^۳ Estimation

• Maximum Likelihood

• لغزاندن فیلتر میانه

• فیلتر کالمن

• فیلتر پارتیکل^۲

۴-۱-۱ تعریف مفاهیم متشابه در رابطه با ترکیب داده‌ها

۱-۴-۱-۱ تجمیع داده‌ها^۳

تجمیع داده‌ها نوع خاصی از ترکیب داده‌ها محسوب می‌شود [۱, ۵]. به عبارت دیگر می‌توان گفت که تجمیع داده‌ها نوعی ترکیب داده‌ها است، که در آن هدف از ترکیب داده‌ها کاهش حجم داده‌ها هست [۵]. مانند PCA که در آن حجم ویژگی‌ها را کاهش می‌دهیم.

۱-۴-۱-۲ ادغام چند حسگری^۴

ادغام داده‌های حاصل از چند نوع حسگر را ادغام چند حسگری می‌گویند. به عنوان مثال در [۵] سعی شده است با ادغام دو نوع متفاوت از داده‌ها (صدای فرد و تصویر چهره‌ی فرد) سن افراد تشخیص داده شود. معمولاً ادغام چند حسگری به منظور افزایش میزان کارایی انجام می‌پذیرد (در [۶] نیز نویسنده مدعی شده که بازده روش تشخیص سن مبتنی بر تصویر چهره و صدای فرد بیشتر از حالتی است که تنها از چهره یا صدا، استفاده گردد).

۲-۱ مروری بر شبکه‌های چندرسانه‌ای حسگر بی‌سیم

شبکه‌های حسگر بی‌سیم^۵، مجموعه‌ای از گره‌های مجهز به تجهیزات الکترونیکی و

^۱ Least squares

^۲ Particle Filter

^۳ Data Aggregation

^۴ Multisensor Integration

^۵ WSN

مخابراتی و منابع انرژی هستند [۷]. این گره‌ها در محیط هدف پراکنده می‌شوند و داده‌های مد نظر را از محیط دریافت می‌کنند. داده‌ها در نهایت در یک ایستگاه اصلی تجمیع می‌شوند [۷]. کاربردهای متنوعی برای شبکه‌های حسگر بی‌سیم وجود دارد، در [۸] به تعدادی از این کاربردها اشاره شده است :

- پایش محیط (کنترل ترافیک، کنترل رخ داد آتش سوزی در جنگل یا خانه)
- کنترل سلامتی افراد (مانند Body sensor ها)
- مراقبت (مراقبت از افراد سالمند، یا کنترل افراد معلول)
- کاربردهای زیست محیطی (کنترل غلظت آلاینده‌های محیطی)
- کاربردهای نظامی (کنترل خطوط مرزی)

گونه‌های سنتی شبکه‌های حسگر بی‌سیم مجهز به یک حسگر هستند. به عبارت دیگر هر گره این شبکه به صورت عادی از یک حسگر، منبع تغذیه، فرستنده و گیرنده داده تشکیل شده است [۹]. در برخی موارد مجهز به تجهیزات مانند موقعیت یاب جغرافیایی نیز می‌شوند.

نمونه‌های جدیدتر این شبکه‌ها، به جای یک حسگر مجهز به چند حسگر هستند [۱۰]. این شبکه‌های جدید را WMSN^۱ می‌نامند. در ادامه به معرفی این شبکه‌ها می‌پردازیم .

۱-۲-۱ شبکه‌های چند رسانه‌ای بی‌سیم

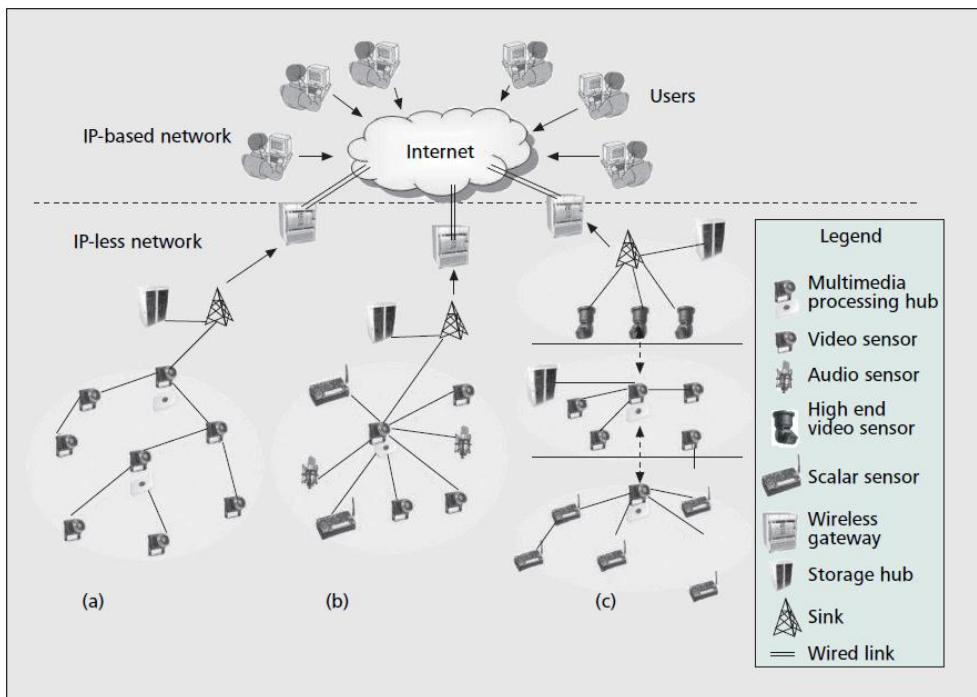
در چند سال اخیر با ارزان‌تر شدن تجهیزات الکترونیکی و کم‌حجم شدن آن‌ها، گونه‌های جدیدی از WSN ها گسترش یافتند. به عنوان مثال با تجمیع دوربین‌های CMOS و میکروفن‌های کوچک در یک گره همزمان امکان دریافت دو نوع داده برای این شبکه‌ها میسر می‌شود [۱۰]. با گسترش WMSN کاربردها و چالش‌های جدیدی برای آن‌ها نیز مطرح شده است. به برخی از

^۱ Wireless Multimedia Sensor Network

کاربردها و قابلیت های این شبکه که در [۱۰, ۱۱]، به آن اشاره شده است توجه فرمایید :

- قابلیت نظارت چند رسانه ای در محیط هدف
 - قابلیت ذخیره سازی اتفاقات (قابلیت ذخیره کردن ویدیو تصادفات ترافیکی)
 - ارائه ی مراقبت های سلامت پیشرفته (کنترل همزمان وضعیت سلامت فرد با دریافت همزمان چند نوع اطلاعات حیاتی: تعداد ضربان قلب، سیگنال های EEG و ECG، تعداد تنفس ها و سایر علائم حیاتی)
 - مراقبت و پایش افراد میانسال و معلول (مانند تشخیص رخ داد سقوط یا افتادن این افراد در خانه های سالمندان یا حتی خانه هایی که تنها و بدون مراقب در حال زندگی در آن هستند)
 - در بازی ها (یکی از تلاش هایی که در سال های اخیر در حال انجام است، تولید واقعیت مجازی می باشد) به عنوان نمونه، در یک بازی کامپیوتری انتقال همزمان صوت و تصویر و قابلیت لمس را می توان مثال زد). در این زمینه سیستم هایی مانند ^۱CYSMN گسترش یافته اند.
- برخی چالش ها که در WMSN در [۱۰, ۱۱]، به آن اشاره شده است را در ذیل آورده شده است:
- محدود بودن منابع انرژی همواره یکی از چالش های اصلی در WSN ها مطرح بوده است [۸]. با توجه به اینکه حجم داده های چند رسانه ای به شدت زیاد است ، این موضوع در WMSN ها به صورت جدی تری مطرح می شود .
 - محدود بودن پهنای باند انتقالی نیز یکی از چالش های جدید در این شبکه ها است. علت اصلی این موضوع هم حجم بالای اطلاعات است. در این رابطه تلاش می شود با انجام فشرده سازی هایی روی داده های چند رسانه ای حجم آن ها کاهش پیدا کند. البته باید در نظر داشت استفاده از الگوریتم های پیچیده ی فشرده سازی دوباره ما را با چالش منابع محدود انرژی در گره های این شبکه ها مواجه خواهد کرد (به عنوان مثال در [۱۲, ۱۳] تلاش شده است با تبدیل موجک حجم

تصاویر انتقالی در گونه ای خاص از این شبکه ها کاهش داده شود).



شکل ۱-۱: تقسیم بندی و انواع شبکه‌های چند رسانه‌ای حسگر بی‌سیم [۱۱].

- باتوجه به اینکه حجم داده‌های چند رسانه ای خیلی بالاست. یکی از راه حل‌های اصلی این موضوع این است که در هر گره ابتدا پردازش‌ها انجام گیرد و نتایج این پردازش‌ها ارسال شود. در این مورد نیز با چالشی به نام "پردازش درون شبکه ای" مواجه می‌شویم.
- تمام مواردی که در بالا ذکر شد، همچنین موارد مشابه را می‌توان در قالب QoS^1 در این شبکه ها مطرح کرد. هدف از QoS در این شبکه‌ها افزایش سطح کیفیت خدمات چندرسانه‌ای در این شبکه ها است [۱۱]. QoS در گونه ای از WMSN‌ها، مانند دستگاه های ATM با سیم و بی سیم ملزم به ارائه ی معماری جدیدتر برای این شبکه ها هستند (مانند در نظر گرفتن ملاحظات امنیتی [۸]).

¹ Quality of Service

۳-۱ هدف پایان نامه

همانطور که در قسمت قبل اشاره شد، یکی از چالش های اساسی در شبکه های چند رسانه ای حسگر بی سیم ترکیب داده ها یا همجوشی داده ها است. ترکیب داده ها سطوح مختلفی دارد. در این پایان نامه هدف، بالاترین سطح ترکیب داده ها یا همان استنتاج هست.

کیفیت استنتاج یکی از متغیرهای QoS می باشد. در این گزارش تلاش خواهد شد، یک الگوریتم بهینه برای استنتاج در شبکه های چند رسانه ای حسگر بی سیم ارائه شود .

همانطور که می دانید الگوریتم های BT و DST دو روش سنتی در ترکیب داده ها هستند. در فصل دوم، مروری بر این الگوریتم های استنتاج می شود. در فصل سوم الگوریتم پیشنهادی را که، ترکیبی از الگوریتم دمپستر-شفر و یک الگوریتم بهینه سازی (مانند الگوریتم ژنتیک می باشد) است، شرح داده خواهد شد. فصل چهارم به بیان یک مطالعه ی موردی در زمینه ی موضوع این گزارش پرداخته است. موضوع این فصل شناسایی افتادن افراد روی زمین به کمک دوربین های همپوشان است. به همین منظور در فصل پنجم و ششم به روش استنتاج بین دوربین های همپوشان برای شناسایی رخداد یک پدیده می پردازیم. با همه ی این تفصیل نتیجه گرفته می شود که انجام استنتاج باعث افزایش کارایی یک شبکه ی چند رسانه ای حسگر مانند دوربین های همپوشان می شود. البته الگوریتم مطرح شده در فصل سوم شامل انتخاب حسگرهای مناسب برای استنتاج و دادن یک ضریب اعتماد به هر کدام از آنها است. این دو مفهوم اخیر باعث بهینه شدن الگوریتم استنتاج مورد نظر (دمپستر-شفر) می شود.

فصل دوم

استنتاج

استنتاج در بالاترین سطح داده‌ها انجام می‌شود. یکی از روش‌های متداول برای استنتاج که در این فصل بررسی خواهد شد تئوری دمپستر-شفر می‌باشد. لازمه‌ی درک این تئوری تفهیم کامل تئوری بیزین و کاربرد آن در استنتاج داده‌های سطح بالا است. باتوجه به اینکه DST برگرفته از تئوری بیزین است. در این فصل به شرح کوتاهی در مورد BT پرداخته شده. در نهایت با مقایسه‌ی که بین DST و BDT انجام پذیرفته، این فصل خاتمه می‌یابد.

۱-۱-۲ استنتاج چیست؟

استنتاج در لغت به معنای نتیجه گیری است. از کلمه‌ی استنتاج معمولاً در علم منطق استفاده می‌شود. هدف از عمل استنتاج یکپارچه کردن فرضیات مختلف در مورد یک پدیده هست که از سوی چندین منبع تولید شده است. از دیدگاهی دیگر می‌توانیم استنتاج را نوعی ترکیب و همجوشی داده‌های سطح بالا نیز تعریف کنیم [۵]. برای اینکه ذهن خواننده به موضوع نزدیک شود یک مثال در این مورد می‌آوریم. فرض کنید از ما خواسته‌اند وضعیت آب و هوای فردا را پیش‌بینی نماییم. در این مورد هیچ اطلاعات هواشناسی در اختیار ما قرار ندارد. در عوض ما دسترسی به ۵ فرد خبره در این زمینه داریم. هر کدام از این افراد با توجه به مشاهدات و تجربه‌های خود می‌توانند تشخیص دهند که فردا چه وضعیت آب و هوایی رخ خواهد داد. وضعیت آب و هوایی را به عنوان یک مجموعه، مانند مجموعه‌ی زیر در نظر می‌گیریم .

وضعیت آب و هوایی = { آفتابی ، ابری ، بارانی ، برفی ، مه آلود }

در مرحله‌ی اول از هر کدام از این افراد خبره می‌خواهیم که با توجه به وضعیت آب و هوایی امروز درصدی از احتمال رخداد هر کدام از پدیده‌های موجود در مجموعه‌ی "وضعیت آب و هوایی" را اعلام کند. به عنوان مثال نظریه‌ی یکی از این ۵ کارشناس می‌تواند شبیه جدول زیر باشد .

جدول ۱-۲: نمونه‌ای از نظر فرد خبره در مورد وضعیت آب و هوایی یک روز بعد.

مه آلود	برفی	بارانی	ابری	آفتابی	وضعیت آب و هوایی
۰	۸	۵۰	۳۰	۱۲	میزان درصد دهی فرد خبره

حال نکته‌ی بسیار ظریف در این مورد این است، که جدول فوق بیان کننده‌ی نظریه‌ی

یک کارشناس در مورد وضعیت آب و هوای روز بعد می‌باشد (این موضوع ربطی به مسله‌ی احتمالات ندارد). بنابراین قوانین مربوط به نظریه‌ی احتمالات نیز در آن صادق نیست (هرچند جمع این ارقام باید مقدار واحد یا ۱۰۰ باشد). در این شرایط هر کدام از افراد خبره یک پیشگویی در مورد وضعیت آب و هوا را دارند. جدول زیر گویای نظرات این پنج فرد است.

جدول ۲-۲: نظریه‌ی پنج فرد خبره در مورد وضعیت آب و هوایی روز بعد.

وضعیت آب و هوایی	آفتابی	ابری	بارانی	برفی	مه آلود
پیشگویی فرد اول	۱۲	۳۰	۵۰	۸	۰
پیشگویی فرد دوم	۵	۳۵	۶۰	۰	۰
پیشگویی فرد سوم	۴	۱۵	۷۵	۳	۳
پیشگویی فرد چهارم	۵	۳۰	۳۰	۳۰	۵
پیشگویی فرد پنجم	۱۵	۱۵	۴۰	۱۵	۱۵

در مرحله‌ی نهایی نظر این پنج کارشناس را جمع خواهد شد. به این مرحله استنتاج نیز گفته می‌شود. روش‌های مختلفی برای استنتاج وجود دارد. یک گروه از این روش‌ها، روش‌های آماری می‌باشند. ساده‌ترین و ابتدایی‌ترین راهکار آماری، برای عمل استنتاج عملگرهای ساده‌ی آماری مانند، میانگین‌گیری و محاسبه‌ی میانه است [۱۴].

اگر پیش بینی هر کارشناس را به عنوان یک نقطه در یک فضای پنج بعدی تصور شود (که این ابعاد به ترتیب درصد رخداد وضعیت آفتابی، ابری، بارانی، برفی و مه آلود بودن را نمایش می‌دهند). میانگین‌گیری نظرهای این پنج کارشناس تعیین یک نقطه در فضای پنج بعدی مذکور خواهد بود. در مورد محاسبه‌ی میانه نیز، میانه‌ی نظرهای این پنج کارشناس محاسبه خواهد شد. در جدول

۳-۲ به کمک این دو روش عمل استنتاج را انجام خواهد گردید .

جدول ۳-۲: ترکیب داده‌ها به کمک دو روش میانگین گیری و میانه برای وضعیت آب و هوا.

وضعیت آب و هوایی	آفتابی	ابری	بارانی	برفی	مه آلود
استنتاج به روش میانگین گیری	۸/۲	۲۵	۵۱	۱۱/۲	۴/۶
استنتاج به روش محاسبه میانه	۵	۳۰	۵۰	۸	۳

از طرفی می توان از روش های دقیق تر مانند شبکه های عصبی مصنوعی نیز استفاده کرد. در [۱۵] یک شبکه ی عصبی مصنوعی معرفی شده که عمل استنتاج به کمک این شبکه دقیق تر از دو روش میانه و میانگین گیری انجام می شود (علت این موضوع در آموزش شبکه ی عصبی نهفته است). با آموزش دیدن این ANN استنتاج به سمت دقیق تری خواهد رفت [۱۵]. برخی از روش های استنتاج نیز برتری هایی نسبت به روش های استنتاج سنتی و شبکه ی عصبی دارند. یکی از این روش ها استفاده از تئوری دمپستر-شفر برای استنتاج می باشد. با توجه به اینکه این تئوری توسعه ای از تئوری بیزین است. در بخش بعدی این فصل ابتدا تئوری بیزین و کاربرد آن در زمینه ی ترکیب داده ها و استنتاج شرح داده خواهد شد. در بخش بعدی نیز به توضیح تئوری دمپستر-شفر می پردازیم.

۲-۲ آشنایی با BDT^۱

ارتباط تنگاتنگ و شباهت های بسیاری بین دو تئوری بیزین و دمپستر-شفر وجود دارد. با توجه به اینکه تئوری دمپستر-شفر توسعه ای از تئوری بیزین است، برای درک مناسب تئوری بیزین

^۱ Bayesian Data Fusion Theory

ابتدا باید با مفاهیم تئوری بیز آشنا شد. این بخش از فصل دوم از سه قسمت تشکیل شده است. در قسمت اول با تئوری بیزین و کاربردهای آن آشنا خواهیم شد. در قسمت دوم به یکی از کاربردهای این تئوری در زمینه‌ی همجوشی یا ترکیب داده‌ها می‌پردازیم. در قسمت سوم نیز با بیان یک مثال، به صورت عملی با BDT آشنا خواهید شد.

BT ۱-۲-۲

نام تئوری بیزین از نام ریاضی‌دان بزرگ توماس بیز^۱ گرفته شده است. توماس بیز اولین کسی بود که پیشنهاد استفاده از رابطه‌ی مشهور به بیز را در تئوری احتمالات سنتی، مطرح کرد [۱۶]. فرض می‌کنیم $\{B_1, B_2, \dots, B_k\}$ یک افراز برای فضای نمونه‌ی S باشد. طوری که به ازای هر $j=1, 2, \dots, k$ داشته باشیم $P(B_j) > 0$ و فرض کنید، A پیشامدی با فرض $P(A) > 0$ باشد، در اینصورت به ازای $i=1, \dots, k$ داریم [۱۷]:

$$P(B_i|A) = \frac{P(B_i) \times P(A|B_i)}{\sum_{j=1}^k P(B_j) \times P(A|B_j)} \quad ۱-۲$$

احتمالات شرطی یکی از ابتدایی‌ترین کاربردهای قانون بیز هست. برای آشنایی بیشتر با تئوری احتمالات می‌توانید به [۱۸] [۱۷] مراجعه کنید. همچنین برای آشنایی بیشتر با تئوری بیزین به [۱۶] مراجعه شود.

در یک دیدگاه جدید و کلی می‌توانیم تئوری بیزین را به عنوان یه محیط کاری در نظر بگیریم.

در محیط کاری بیزین مسائلی مانند مسائل زیر جای می‌گیرند:

- احتمالات شرطی: که ابتدایی‌ترین مسائلی بودند که در این چهارچوب تحلیل شدند. توضیحات کوتاهی در صفحه‌ی پیش در این مورد داده شد.
- یادگیری ماشین: تئوری بیزین در یادگیری ماشین کاربردهای خیلی گسترده‌ای دارد. به عنوان

Thomas Bayes(1701-1761)^۱

نمونه می‌توانیم به برخی از این کاربردها اشاره کنیم: دسته‌بند بیزین، دسته‌بند نایوبیز^۱، شبکه‌ی بیز، شبکه‌ی باور بیز^۲ (که این مورد شباهت بسیاری با تئوری باور^۳ دکتر شفر دارد. برای مطالعه‌ی بیشتر در مورد خواص این شبکه‌ها و همچنین روش‌های تحلیل به کمک این شبکه‌ها می‌توانید به [۱۹] مراجعه کنید. هرچند در بخش مربوط به DST توضیحاتی کوتاه نیز در مورد این شبکه‌ها ذکر گردیده)، شبکه‌ی عصبی مصنوعی بیزین.

- ترکیب و همجوشی داده‌ها: که این موضوع نیز در قسمت بعدی بحث خواهد شد .
باتوجه به مواردی که در بالا ذکر شدند، تئوری بیزین، یک ابزار قدرتمند و کارآمد در بسیاری از مسائل است. در این پایان‌نامه به یکی از کاربردهای این تئوری در زمینه‌ی ترکیب داده‌ها اشاره خواهد شد.

۲-۲-۲ استنتاج به کمک تئوری بیزین

همانطور که در قسمت قبل اشاره شد، یکی از کاربردهای تئوری بیزین در مورد ترکیب و همجوشی داده‌ها می‌باشد. همجوشی داده‌ها در تئوری بیزین، یک همجوشی سطح بالا هست. به عبارت دیگر ترکیب داده‌ها به کمک تئوری بیز، نوعی استنتاج می‌باشد (البته توجه شود که اگر تئوری بیز در قالب شبکه‌ی عصبی مصنوعی قرار بگیرد، به عنوان یک ابزار ترکیب داده در سطح متوسط نیز قابل استفاده است).

ایده‌ی اولیه برای ترکیب داده‌ها از طریق تئوری بیزین را می‌توان از مخرج کسر معادله ۲-۲ به دست آورد. اگر فقط یک رخداد B داشته باشیم، در آن صورت شکل معادله ۲-۲ به صورت ساده‌تری در خواهد آمد [۱۷].

^۱ یک نوع دسته بندی با نظارت (Supervised) می‌باشد.

^۲ Bayesian Belief Network

^۳ Belief theory

$$P(A|B) = \frac{P(A) \times P(B|A)}{P(B)} \quad ۲-۲$$

از دو معادله‌ی ۲-۱ و ۲-۲ می‌توانیم نتیجه‌ی زیر را بگیریم.

$$P(B) \equiv \sum_{j=1}^k P(B_j) \times P(A|B_j) \quad ۳-۲$$

نتیجه‌گیری بالا یک مثال خاص از رابطه‌ی Chapman-Kolmogorov است [۲۰]. در

معادله‌ی ۴-۲ رابطه‌ی Chapman-Kolmogorov را مشاهده می‌کنید.

$$P(A|B) = \sum_i P(A|X_i, B) \times P(X_i|B) \quad ۴-۲$$

اساس قانون بیز به دست آوردن بهترین تخمین برای متغیرهای نامعلوم از روی مجموعه‌ی

داده‌ها می‌باشد (یکی از دلایل اصلی که به معادله‌ی ۴-۲ متوسل می‌شویم، این است که دسترسی

به $P(A|B)$ برای ما ناممکن است ولی در عوض $P(B|A)$ در دسترس می‌باشد). بر این اساس

آشنایی با دو اصطلاح در این رابطه ضروری است. این اصطلاحات در رابطه با متغیر x و مجموعه

داده‌های data به صورت زیر تعریف می‌شوند:

- تخمین پیشینه‌ی تابع درست نمایی^۱: $P(\text{data}|x)$

- برآوردگر پیشینه‌گر احتمال پسین^۲: $P(x|\text{data})$

در این قسمت فرمول بندی تئوری بیز برای انجام همجوشی داده‌ها بیان خواهد شد. در زیر به شرح

هر دو نوع رابطه‌ای که در [۲۰] ذکر شده است پرداخته خواهد شد.

۱. همجوشی یا ترکیب داده‌ها در یک حسگر منفرد^۳:

تصور کنید که در محیط S یک حسگر منفرد داریم که به صورت مرتب متغیر y را در این

^۱ likelihood

^۲ Maximum a posterior estimate

^۳ در [۲۱] به این نوع همجوشی Tracking نیز گفته شده است.

محیط اندازه می‌گیرد. در صورتی که در محیط x اتفاق بیفتد، این حسگر action را انجام خواهد داد. اگر در زمان k این حسگر y_k را دریافت کند، با یک مجموعه‌ی Y مواجه خواهیم شد (فرمول ۲-۵). برای بیان اینکه این مجموعه نشانگر y ها تا کدام زمان می‌باشد، به آن اندیس نیز اضافه می‌کنیم (فرمول ۲-۶).

$$Y = y_1, y_2, \dots, y_k \quad ۵-۲$$

$$Y_k = y_1, y_2, \dots, y_k \quad ۶-۲$$

از طرفی اگر وضعیت S در زمان k ، x_k باشد، مسئله‌ی اصلی را می‌توان به صورت $P(x_k|Y)$ بیان کرد. به عبارت دیگر x_k تنها وابسته به y_k نیست، بلکه تمام y های قبلی در آن تاثیر دارند. برای حل مسئله‌ی بالا از رابطه‌ی ۲-۷ کمک می‌گیریم. که البته با دقت در ۲-۷ می‌توان ۲-۸ را نتیجه گرفت.

$$P(x_k|Y_k) = P(x_k|y_k, Y_{k-1}) = \frac{P(y_k|x_k, Y_{k-1}) \times P(x_k|Y_{k-1})}{P(y_k|Y_{k-1})} \quad ۷-۲$$

$$\text{conditional density} = \frac{\text{likelihood} \times \text{predicted density}}{\text{normalisation}} \quad ۸-۲$$

$$\text{conditional density} \equiv P(x_k|Y_k) = P(x_k|y_k, Y_{k-1}) \quad ۹-۲$$

$$\text{likelihood} \equiv P(y_k|x_k, Y_{k-1}) \quad ۱۰-۲$$

$$\text{predicted density} \equiv P(x_k|Y_{k-1}) \quad ۱۱-۲$$

$$\text{normalisation} \equiv P(y_k|Y_{k-1}) \quad ۱۲-۲$$

در اینجا به عنوان یک نمونه پایه‌ای ترین حالت محیط S را برای x_1 محاسبه می‌کنیم.

$$P(x_1|Y_1) = P(x_1|y_1, Y_0) = \frac{P(y_1|x_1, Y_0) \times P(x_1|Y_0)}{P(y_1|Y_0)} \quad ۱۳-۲$$

$$\text{likelihood} \equiv P(y_1|x_1, Y_0) \quad ۱۴-۲$$

$$\text{predicted density} \equiv P(x_1|Y_0) = \quad ۱۵-۲$$

$$\int P(x_1|x_0, Y_0) \times P(x_0|Y_0) dx_0 = \int P(x_1|x_0) \times P(x_0|Y_0) dx_0$$

$$\text{normalisation} \equiv P(y_1|Y_0) =$$

$$\int P(y_1|x_1, Y_0) \times P(x_1|Y_0) dx_1 = \int P(y_1|x_1) \times P(x_1|Y_0) dx_1$$

۱۶-۲

توجه شود که در معادلات ۲-۱۳ با فرض سفید بودن نویز^۱ طرف دوم معادله نوشته شده

است [۲۰].

۲. همجوشی یا ترکیب داده‌ها در چند حسگر :

برای همجوشی داده‌های بین چند حسگر نیاز به بیان متغیرها با نمادگذاری جدید داریم.

برای نمادهای x و y و Y نیازمند افزودن اندیس مربوط به شماره حسگرها نیز هستیم.

در این مورد نیز با گسترش رابطه ۲-۱۳ به رابطه ۲-۱۷ می‌رسیم (در رابطه ۲-۱۷، N بیان

کننده تعداد حسگرها می‌باشد) [۲۰].

جدول ۲-۴: نماد گذاری جهت به کارگیری BDT برای ترکیب داده‌ها

چند حسگر	حسگر منفرد
$x_{time\ step}^{sensor\ number}$	$x_{time\ step}$
$y_{time\ step}^{sensor\ number}$	$y_{time\ step}$
$Y_{time\ step}^{sensor\ number}$	$Y_{time\ step}$

$$P(x|Y_k^1 Y_k^2 \dots Y_k^N) =$$

$$\frac{[P(x|Y_k^1) \times P(x|Y_k^2) \times \dots \times P(x|Y_k^N)] \times P(x|Y_{k-1}^1 Y_{k-1}^2 \dots Y_{k-1}^N)}{P(x|Y_{k-1}^1) \times P(x|Y_{k-1}^2) \dots \times P(x|Y_{k-1}^N)} \times \text{normalization}$$

۱۷-۲

در رابطه ۲-۱۷ مقدار normalization که برای نرمالسازی مقدار $P(x|Y_k^1 Y_k^2 \dots Y_k^N)$

^۱ این نویز را به این علت سفید می‌نامیم، که تمام فرکانس‌های آن در تبدیل فوریه، باهم برابر هستند.

استفاده می‌شود، به صورت رابطه ۲-۱۸ محاسبه می‌گردد.

$$normalization = \frac{P(y_k^1|Y_{k-1}^1) \times P(y_k^2|Y_{k-1}^2) \times \dots \times P(y_k^N|Y_{k-1}^N)}{P(y_k^1 y_k^2 \dots y_k^N | Y_{k-1}^1 Y_{k-1}^2 \dots Y_{k-1}^N)} \quad 18-2$$

به عنوان مثال رابطه‌ی بالا برای حالتی که تنها دو حسگر داشته باشیم و همچنین برای

k=2 به صورت رابطه ۲-۱۹ در خواهد آمد.

$$P(x|Y_1^1 Y_1^2) = \frac{P(x|Y_1^1) \times P(x|Y_1^2) \times P(x|Y_0^1 Y_0^2)}{P(x|Y_0^1) \times P(x|Y_0^2)} \times normalization \quad 19-2$$

که در معادله‌ی ۲-۲۰ normalization به صورت رابطه ۲-۲۰ محاسبه می‌شود.

$$normalization = \frac{P(y_1^1|Y_0^1) \times P(y_1^2|Y_0^2)}{P(y_1^1 y_1^2 | Y_0^1 Y_0^2)} \quad 20-2$$

در [۲۰] دو روش برای همجوشی داده‌ها بین چند حسگر معرفی شده است.

I. همجوشی بعد از مرحله‌ی Tracker در هر حسگر

II. همجوشی بدون انجام Tracker در هر حسگر

Tracker نوعی استنتاج از یک منبع برای یک بازه‌ی زمانی معین است. تا اینجا با نحوه‌ی

عملکرد تئوری بیزین در زمینه‌ی ترکیب داده‌ها آشنا شدیم. در قسمت بعد یکی دیگر از روش‌های

موجود در زمینه‌ی ترکیب داده‌ها معرفی خواهد شد.

۳-۲ آشنایی با DST^۱

۱-۳-۲ مقدمه

در اواسط دهه‌ی ۱۹۶۰ میلادی دکتر آرتور دمپستر^۱ یک تئوری جدید مبتنی بر حد بالای

^۱ Dempster-Shafer Theory

احتمال^۲ و حد پایین احتمال^۳ را مطرح کرد [۲۱, ۲۲]. همانطور که در [۲۲] نیز ذکر شده، دکتر دمپستر استنتاج از طریق تئوری بیزین را پایه‌ی تئوری خود قرار داد. بعدها وی تئوری خود را طوری تکامل بخشید که در خارج از محدوده‌ی تئوری احتمالات کاربردی شود [۲۰] (همین موضوع یکی از تفاوت‌های بین تئوری بیزین و تئوری دمپستر-شفر است). بعد از حدود ۱۰ سال تئوری اولیه‌ی دمپستر توسط دکتر شفر^۴ توسعه و بهبود داده شد (این توسعه تحت عنوان نظریه‌ی باور^۵ انجام شد [۲۳]). این تئوری به دلیل تلاش‌های این دو محقق به نام تئوری دمپستر-شفر مشهور شده است (البته در بسیاری از منابع و مراجع مانند [۲۰] [۲۴] این تئوری تحت DST معرفی شده است). برای درک مناسب و بهتر این تئوری لازم است برخی اصطلاحات معرفی شوند. در قسمت بعد مفاهیم ابتدایی لازم معرفی خواهند شد.

۲-۳-۲ مفاهیم پایه‌ای در تئوری دمپستر-شفر

در این قسمت مفاهیم لازم، جهت درک تئوری دمپستر-شفر را معرفی شده‌اند. در DST ما با یک سیستم شامل فرضیات^۶، تکه‌های باور^۷ و منبع داده^۸ رو برو هستیم. در زیر تلاش شده، به صورت خلاصه این مفاهیم معرفی گردند.

۲-۳-۲-۱ فرضیات

فرضیات در یک سیستم مبتنی بر DST بیان‌کننده‌ی تمام حالات ممکن در سیستم می‌-

^۱ Arthur P. Dempster (born: 1929)

^۲ Upper probability

^۳ Lower probability

^۴ Glenn Shafer (born: 1946)

^۵ Mathematical theory of evidence

^۶ hypotheses

^۷ Pieces of evidence

^۸ Data source

باشد (حتی حالت های نادرست^۱). تمام اجزاء فرضیات داری دو ویژگی هستند: از چهارچوب ادراکی^۲ ما نسبت به جهان مسئله ناشی می شوند و منحصر بفرد و یگانه^۳ هستند (فرضیات باهم همپوشانی نداشته و ویژگی انحصار متقابل^۴ دارند [۲۳]). چهارچوب ادراکی یک مجموعه ی متناهی جهانی می- باشد. چهارچوب ادراکی را معمولا با نماد Ω نمایش می دهند. این مجموعه از تمام فرضیات ما نسبت به جهان مسئله تشکیل شده است.

$$\Omega = \{h_1, h_2, \dots, h_k\}$$

۲۱-۲

مجموعه ای که توابع باور تحت آن مجموعه تعریف می گردند، مجموعه ی 2^Ω می باشد (در [۲۰] این موضوع یکی از تفاوت های بنیادین بین DST و BT ذکر شده است. مجموعه ی هدف در BT همان مجموعه ی Ω می باشد، در حالی که در DST با مجموعه ی توانی Ω کار میکنیم).

۲-۳-۲ تکه های باور

اولین بار شفر در کتاب خود [۲۵] مفهوم باور، را مطرح کرد. تئوری باور شفر ، یک دیدگاه جدید بین مهندسان و محققین برای تحلیل سیستم های ناشناخته ایجاد کرد [۲۶]. منظور از سیستم ناشناخته ، سیستمی است که ما دیدگاه درون سیستمی به آن نداریم. این سیستم ها تنها راه شناختی که برای محققان باقی می گذارند دیدگاه برون سیستمی هست. همین موضوع اخیر یکی دیگر از تفاوت های بین DST و BT را تشکیل می دهند که در [۲۰] و [۲۴] ذکر شده است. همین مسئله باعث امید مهندسين برای ایجاد سیستم های خبره در محیط های ناشناخته شد [۲۶]. هر تکه باور ، به مجموعه ای از فرضیات (یکی از زیر مجموعه های Ω ، یا یکی از اعضای 2^Ω اشاره دارد) مربوط می شود (به عبارت دیگر رابطه ی بین فرضیات و تکه های باور از نوع تابع می باشد).

^۱ Fault state
^۲ Frame of discernment
^۳ Singleton
^۴ Mutually exclusion

معمولا تکه‌های باور در عبارات و گزاره‌های منطقی بیان می‌گردند [۲۷]. برای کمیت دادن به تکه باورهای مسئله، شفر پیشنهاد استفاده از نگاشت احتمالات پایه^۱ را مطرح کرد [۲۵]. البته در متون دیگر مانند [۲۴, ۲۸, ۲۹] از این تابع تحت عنوان نگاشت باور پایه^۲ یا ساختار باور [۳۰] و یا تابع نگاشت mass^۳ [۲۴, ۲۸, ۲۹] یاد شده است (به همین دلیل این تابع را اکثرا با نماد m نمایش می‌دهند). در [۲۸] به نحوه‌ی تعریف این تابع اشاره شده است (به روابط ۲-۲۲ و ۲-۲۳ توجه شود).

$$m: 2^\Omega \rightarrow [0,1] \quad 22-2$$

$$0 \geq m(A) \quad , \quad A \subseteq 2^\Omega \quad 23-2$$

توجه شود که در تئوری احتمالات سنتی نگاشت به صورت $\Omega \rightarrow [0,1]$ انجام می‌شود، درحالی که در DST به صورتی که در رابطه ۲-۲۲ مشاهده کردید انجام می‌شود.

جدول ۲-۵: ویژگی تابع mass در DST.

$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$	ویژگی ۱:
$if(2^\Omega = 1) \rightarrow \sum_{A \subseteq 2^\Omega} m(A) = 1$	
$if(2^\Omega > 1) \rightarrow \sum_{A \subseteq 2^\Omega} m(A) > 1$	ویژگی ۲:
$if(2^\Omega = 0) \rightarrow \sum_{A \subseteq 2^\Omega} m(A) = 0$	
$m(\emptyset) = 0$	ویژگی ۳:
$m(\Omega) = 1$	ویژگی ۴:
$m(A) \leq m(B) \quad if \quad (A \subseteq B, A \text{ and } B \subseteq \Omega)$	ویژگی ۵:

^۱ Basic probability assignment

^۲ Basic belief assignment

^۳ Mass assignment function

به کمک همین تابع می‌توانیم تخمین مناسب از قسمت غیرقطعی سیستم را به دست بیاوریم. در [۲۸] قسمت غیر قطعی سیستم به دو دسته تقسیم بندی شده است: عدم قطعیت تصادفی و عدم قطعیت شناختی. تابع باور به ما کمک می‌کند عدم قطعیت را از هر نوعی که باشد اندازه گیری کنیم. از تابع نگاشت mass، بعضی توابع دیگر مشتق می‌شوند. در جدول ۲-۶ به معرفی این توابع می‌پردازیم (تمام این توابع مانند m به صورت $[0,1] \rightarrow 2^\Omega$ تعریف می‌شوند).

با درک یک قانون در مورد توابع bel و pl به راحتی می‌توان مقدار عدم قطعیت مربوط به فضای مسئله را به دست آورد. در این موضوع در رابطه ۲-۲۴ بیان شده است [۲۴].

$$\{A \subseteq \Omega | m(A) > 0\} \rightarrow bel(A) \leq pl(A) \quad ۲۴-۲$$

جدول ۲-۶: معرفی توابع باور در DST.

روش محاسبه	توضیحات	نام تابع
$bel(A) = \sum_{B \subseteq A; B \neq \emptyset} m(B)$	این تابع حد پایین عدم قطعیت را نشان می‌دهد.	تابع باور (Belief ¹)
$pl(A) = \sum_{A \cap B \neq \emptyset} m(B)$	این تابع نشانگر حد بالای عدم قطعیت است.	تابع مقبولیت (plausibility)
$cmn(A) = \sum_{B \supseteq A} m(B)$	بیان کننده‌ی مفهوم خوش‌بینی	تابع مشترکات (commonality)
$Doubt(A) = 1 - bel(A)$	مفهومی مقابل مفهوم bel	تابع تردید
$Disbelief(A) = 1 - pl(A)$	مفهومی مقابل تابع pl	تابع عدم باور

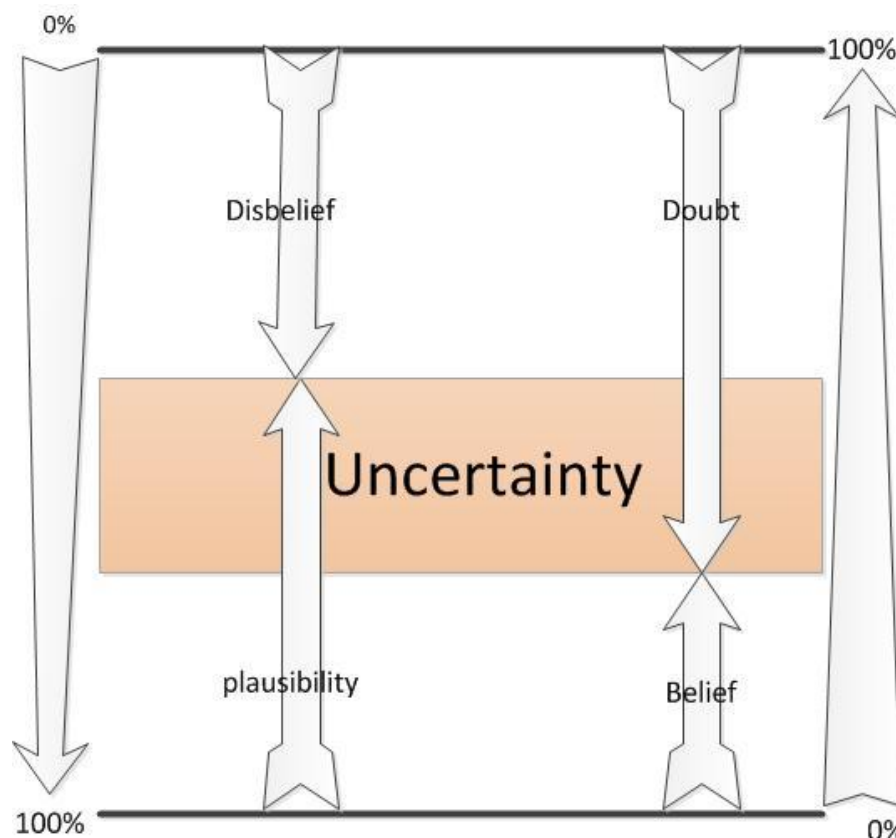
¹ در برخی منابع از این تابع تحت عنوان support نیز یاد شده است [20].

به این ترتیب می‌توانیم به راحتی عدم قطعیت محیط مسئله را محاسبه کنیم (رابطه ۲-۲۵).

برای درک بهتر این موضوع به شکل ۱-۲ شود.

$$\text{Uncertainty}(A) = \text{pl}(A) - \text{bel}(A)$$

۲۵-۲



شکل ۱-۲: تشخیص عدم قطعیت با کمک توابع belief

۲-۳-۲-۳ منبع داده

منبع داده به هر موجودیتی که در کسب اطلاعات سیستم نقش داشته باشد اطلاق می‌شود.

گرد [۲۴]. منبع داده‌ها نیز یکی دیگر از تفاوت‌های مطرح بین DST و BT می‌باشند (در BT به

صورت درونی^۱ با اطلاعات مربوط به خود سیستم، ولی در DST به صورت برونی^۲ از سیستم تهیه

می‌گردند).

^۱ Subjective

^۲ Objective

برای درک بهتر به مثال پیش بینی وضعیت آب و هوایی روز بعد (که در ابتدای فصل آورده شد) توجه فرمایید. اگر در این سیستم ما دسترسی به متغیرهای آب و هوایی منطقه‌ی مورد نظر (مانند: میزان دمای هوا، میزان برودت محیط، سوابق بارندگی سال‌های گذشته، تصاویر ماهواره‌ای مربوط به حرکت توده‌های ابر، اطلاعات هواشناسی مربوط به مناطق مجاور در روزهای اخیر و ...) داشته باشیم، می‌توانیم با یک دیدگاه درون سیستمی به مسئله نگاه کنیم. تحت این شرایط است که مسئله با کمک تئوری بیزین قابل تحلیل می‌گردد. اما اگر به هیچ‌کدام از این اطلاعات دسترسی نداشته باشیم، دیدگاه درون سیستمی به ما کمکی نخواهد کرد. در اینجاست که نیاز به یک دیدگاه برون سیستمی هست (به عبارت دیگر سیستم به عنوان یک جعبه سیاه مطرح خواهد شد). در اینگونه مسائل DST ما را قادر می‌سازد سیستم مورد نظر را بررسی نماییم. اطلاعات مربوط به اینگونه سیستم‌ها معمولاً از یک فرد یا سیستم خبره گرفته می‌شود. این کارشناس خبره حتماً لازم نیست که یک فرد باشد (ممکن است یک سیستم نرم‌افزاری، یک ربات، یک معادله‌ی آماری نیز باشد [۲۴]). به عنوان نمونه در مورد پیش‌بینی وضعیت آب و هوایی روز بعد، اگر بخواهیم به کمک چند کارشناس خبره این پیش‌بینی را انجام دهیم (همانگونه که در ابتدای این فصل نیز به آن اشاره شد)، با یک نگرش برون سیستمی به مسئله توجه کرده‌ایم.

۲-۳-۳ ترکیب داده‌ها به کمک تئوری دمپستر-شفر

یکی از کاربردهای اساسی DST در زمینه‌ی همجوشی یا ترکیب داده‌ها است. این موضوع اولین بار توسط دمپستر در [۲۱، ۲۲] مطرح شد. سپس شفر در [۲۵] آن را گسترش داد. به کمک قانون ترکیب داده‌های DST می‌توان massهای متعلق به مجموعه‌ی فرضیات را باهم ترکیب کرد.

$$m(Z) = \frac{\sum_{A \cap B = Z \neq \emptyset} m(A) \times m(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \emptyset} m(A) \times m(B)} = \frac{\sum_{A \cap B = Z \neq \emptyset} m(A) \times m(B)}{\sum_{A \cap B \neq \emptyset} m(A) \times m(B)} \quad ۲۶-۲$$

$$A, B, Z \subseteq \Omega$$

یکی از کاربردهای جالب برای تئوری دمپستر-شفر در [۳۱] آماده است. در این مثال یک

ربات شبکه‌ی محیط اطراف خود را به سه دسته تقسیم می‌کند (رابطه ۲-۲۷). در مجموعه‌ی بالا واضح است که $U = O, E$ می‌باشد.

$$\{ \text{خالی، پر، نامعلوم} \} = \{ U^1, O^2, E^3 \} \quad 27-2$$

حال این ربات می‌خواهد خانه‌هایی از این شبکه را که پر و اشغال هستند را شناسایی کند (رابطه ۲-۲۸). در اینجا دو نوع تابع mass برای این مسئله تعریف شده است. m_s این مقدار توسط حسگر ربات اندازه‌گیری شده و در آینده (حرکت‌های بعدی) برای ما واضح می‌گردد. m_o این مقدار برای ما واضح شده، چرا که در گذشته ربات از این خانه‌ها گذشته است (این مثال، یک نمونه‌ی عملی از ترکیب داده‌ها در یک حسگر منفرد می‌باشد).

$$m(O) = \frac{(m_s(O) \times m_o(O)) + (m_s(O) \times m_o(U)) + (m_s(U) \times m_o(O))}{1 - (m_s(O) \times m_o(E)) - (m_s(E) \times m_o(O))} \quad 28-2$$

همانطور که در تئوری بیزین نیز اشاره کردیم، دونوع دسته بندی برای ترکیب داده‌ها تحت BDT وجود داشت. رابطه‌ی ۲-۳۰ بیان کننده‌ی همجوشی داده‌ها از طریق DST بین دو حسگر می‌باشد.

$$m^{1,2}(C) = \frac{\sum_{A \cap B = C} m^1(A) \times m^2(B)}{\sum_{A \cap B \neq \emptyset} m^1(A) \times m^2(B)} = \frac{\sum_{A \cap B = C} m^1(A) \times m^2(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \emptyset} m^1(A) \times m^2(B)} \quad 29-2$$

می‌توانیم رابطه ۲-۲۹ برای سه حسگر نیز گسترش داد. در این صورت معادله ۲-۳۰ حاصل می‌شود.

$$m^{1,2,3}(D) = \frac{\sum_{A \cap B \cap C = D} m^1(A) \times m^2(B) \times m^3(C)}{\sum_{A \cap B \cap C \neq \emptyset} m^1(A) \times m^2(B) \times m^3(C)} \quad 30-2$$

Unknown ¹
Occupied ²
Empety ³

برای تعداد بیشتری از حسگرها و یا مجموعه فرضیات، رابطه‌ی ۲-۳۰ را می‌توان توسعه دهیم. [۲۰] یک مثال جالب برای استنتاج از طریق دمپستر-شفر آورده است. در این مثال دو رادار وجود دارد، که می‌خواهند نوع هواپیمایی که به منطقه نزدیک می‌شود را تشخیص دهند. نوع هواپیما تحت مجموعه‌ی ۲-۳۱ می‌باشد.

$$\Omega = \{F - 111, P - 3C, F/A_{18}\} \quad ۳۱-۲$$

هرکدام از این رادارها مقداری را به ازای احتمال اینکه هواپیما از کدام نوع هست، نسبت می‌دهند. تحت این شرایط خاص محیط مسئله با BDT قابل تحلیل است. ولی در دیدگاه دیگر ممکن است رادار نوع هواپیما را تشخیص ندهد (که در آن صورت تحت عنوان حالت Unknown از آن یاد می‌شود). یا اینکه تشخیص دهد هواپیما با سرعت زیاد در حال حرکت است (این مجموعه را Fast می‌نامیم و به صورت $Fast = \{F - 111, F/A_{18}\}$ تعریف می‌شود). حال مجموعه‌ی هدف ما به صورت ۲-۳۳ تعریف می‌شود. تحت این شرایط این مسئله تنها از طریق DST قابل استنتاج است (در این مسئله تفاوت ظریف موجود بین BT و DST را مشاهده می‌کنید).

$$A = \{F - 111, F/A_{18}, P_{3C}, Unknown, Fast\}, A \subseteq \Omega \quad ۳۳-۲$$

مثال‌های متنوع در مورد کاربرد دمپستر-شفر در مسائل مختلف وجود دارد. توجه به این مثال‌ها نشان دهنده‌ی کار برد انحصاری DST برای استنتاج در برخی مسائل است.

فصل سوم

الگوریتم پیشنهادی برای

ترکیب بهینه داده‌ها

DST کاربردهای زیادی در سطح استنتاج در شبکه‌های حسگر چند رسانه‌ای بی‌سیم می‌تواند داشته باشد. بهینه سازی یک الگوریتم همجوشی از دیدگاه‌های مختلف و متنوعی مطرح می‌شود. یکی از این دیدگاه‌ها نحوه‌ی ترکیب داده‌ها است. اما قبل از انجام بهینه سازی به نحوه‌ی تخمین توابع mass در DST پرداخت خواهد شد.

الگوریتم پیشنهادی این بخش ابتدا شامل نحوه‌ی انتقال یک مسئله به محیط DST است. تخمین تابع mass را به کمک سیستم استنتاج فازی انجام شده. در نهایت به معرفی قابلیت اعتماد یا میزان تاثیر هر کدام از منابع در نتیجه‌ی نهایی پرداخت شده است. در این رابطه نیز از یک الگوریتم بهینه سازی (در اینجا GA) استفاده گشته است.

۳-۱ مقدمه

همانطور که در فصل قبل ذکر شد، استنتاج بالاترین سطح همجوشی داده‌ها است. در این سطح جنس داده‌ها از نوع تصمیم می‌باشد. استنتاج همواره یکی از فعالیت‌های متداول در زندگی روزمره‌ی افراد است. پدیده‌ی استنتاج خود با چالش‌ها و مسائل مختلفی روبرو است. یکی از این موارد میزان تاثیر منابع مختلف تصمیم، روی نتیجه‌ی نهایی استنتاج است. برای اینکه ذهن خواننده درک بهتری از این موضوع داشته باشد، مثال متداولی در این مورد ذکر خواهد شد.

شناسایی اشخاص توسط افراد، یکی از کارهای عادی و روزمره است. با صرف نظر کردن از روش‌های ادراکی و استخراج اطلاعات می‌توان با دیدگاه متفاوت به این موضوع نگاه کرد. این دیدگاه سطح بالا، در زمینه‌ی استنتاج و جمع بندی نهایی در ذهن افراد مطرح می‌شود. معمولاً برای شناخت افراد دو روش بصری و سمعی وجود دارد (هر چند تاثیر گذاری برخی ابزار مانند حس لامسه و بویایی را نمی‌توان کنار گذاشت). در دو حالت افراط و تفریط می‌توان یکی از این ادراکات را حذف کرد. به عبارت دیگر افراد ناشنوا تنها از طریق بینایی به شناسایی اشخاص اقدام می‌کنند. از طرفی افراد نابینا تنها از طریق شنوایی اقدام به این موضوع می‌کنند. ولی اکثر افراد در حالت بینابینی هستند. عامل تعیین کننده، تاثیر این ادراکات در شرایط و موقعیت‌های مختلف است. در این بین ما با عاملی تحت عنوان ضریب تاثیر مواجه هستیم. ضریب تاثیر گویای میزان تاثیر یک منبع در نتیجه‌ی استنتاج است.

به کارگیری ضریب تاثیر یا قابلیت اعتماد و همچنین تعیین میزان این ضریب به ازای هر منبع یکی از چالش‌ها در زمینه‌ی استنتاج است [۲۸, ۳۲]. تعیین درست و مناسب این ضریب موجب بهینه شدن الگوریتم و در نتیجه نزدیک شدن نتایج حاصل به واقعیت خواهد شد. در ادامه به نحوه‌ی کاربرد ضریب تاثیر در DST و نحوه‌ی تعیین آن به کمک یک الگوریتم بهینه سازی پرداخته شده است.

قبل از ذکر این موارد باید فراموش نکنیم برای بررسی یک مسئله به کمک DST ابتدا باید مسئله‌ی مطرح شده را به حوزه‌ی DST انتقال داد. در همین رابطه سیستم استنتاج فازی مقادیر mass مربوط به DST محاسبه شده است.

۲-۳ تخمین تابع mass به کمک سیستم استنتاج فازی

منطق فازی برای اولین بار توسط پروفسور لطفی زاده استاد دانشگاه برکلی ارائه شد [۳۳]، [۳۴]. اساس و پایه‌ای منطق فازی بر روی عدم قطعیت در فضای موضوعی یک مسئله استوار است [۳۵، ۳۶]. برای مدل کردن موضوع عدم قطعیت، مسئله‌ای بنام توابع عضویت^۱ مطرح می‌شود [۳۷]. طرح این موضوع باعث نزدیک شدن دنیای مسئله به مسائل ذهنی انسانی خواهد شد. این دو موضوع (مدل کردن عدم قطعیت و تقریب به زبان انسانی) باعث ایجاد یک رابطه‌ی قوی و تنگاتنگ بین تئوری دمپستر-شفر و منطق فازی شده است. در DST موضوع عدم قطعیت به کمک توابع belief و plausibility مدل میشود [۲۰، ۲۳، ۲۷، ۲۸].

یکی از چالش‌های بکارگیری DST در مسائل عددی و مهندسی نحوه‌ی به دست آوردن تابع mass می‌باشد. همانطور که در [۲۳] نیز ذکر شده، یکی از پایه‌های اساسی در تئوری دمپستر-شفر وجود، فرد خبره است. خبره کسی است که یک دیدگاه برون سیستمی نسبت به فضای مسئله دارد. در [۲۳] به این نکته نیز تاکید شده است که خبره ممکن است انسان نباشد و به صورت یک شبکه‌ی عصبی یا سیستم فازی و یا حتی یک معادله‌ی ریاضی در آن مطرح گردد.

موضوع بکارگیری سیستم‌های فازی به عنوان یک خبره در زمینه‌ی به دست آوردن تابع

¹ Membership function

mass قبلا در [۳۸] مطرح شده بود [۳۸] از روش خوشه بندی فازی برای این موضوع استفاده کرده بودند. در این مورد اقدام به قطعه بندی تصاویر به کمک تئوری دمپستر-شفر شده است. موضوع خوشه بندی در برخی مسائل به صورت مناسب جواب می‌دهد. اما در برخی موارد دیگر خوشه بندی فازی برای تخمین تابع mass مناسب نمی‌باشد.

در الگوریتم پیشنهادی از FIS برای تخمین مقادیر تابع mass استفاده شده است. علت این فازی بودن، ذات حرکات انسان می‌باشد [۳۹]. به عنوان نمونه نمی‌توان مرزی دقیق بین نشستن یا حالت ایستادن یک فرد مشخص کرد. در مورد افتادن نیز دقیقا نمی‌توان گفت که از کدام لحظه به بعد افتادن شروع شده یا به اتمام رسیده است. FIS یا سیستم استنتاج فازی، یک سیستم مبتنی بر قواعد اگر-آنگاه است [۳۶]. این قواعد یک نگاشت بین ورودی و خروجی که هر دو اعداد فازی هستند را ایجاد می‌کنند [۳۶]. در اینجا لازم است یادآوری در مورد طراحی یک سیستم فازی شود. در یک سیستم فازی ابتدا توسط توابع عضویت مرحله‌ی فازی سازی^۱ انجام می‌پذیرد. سپس به کمک یک عده قواعد که در داخل FIS از پیش تعریف شده است (شکل ۳-۱)، نگاشتی از داده‌های ورودی به خروجی انجام می‌گیرد. در مرحله‌ی نهایی نیز اعداد خروجی فازی از حالت فازی به حالت غیرفازی تبدیل می‌شوند^۲. نحوه‌ی بکارگیری FIS برای تخمین تابع mass را میتوان به صورت زیر ذکر کرد :

۱. فازی سازی بر روی ورودی ها و تبدیل آن‌ها به مقادیر فازی

۲. اعمال قواعد فازی و به دست آوردن خروجی های فازی

خروجی این سیستم فازی، مقادیر mass را تشکیل می‌دهد. این mass ها ورودی DST هستند. خروجی DST پاسخ نهایی به مسئله‌ی مطرح شده خواهد بود (به شکل ۳-۲ توجه شود).

^۱ fuzzification
^۲ defuzzification

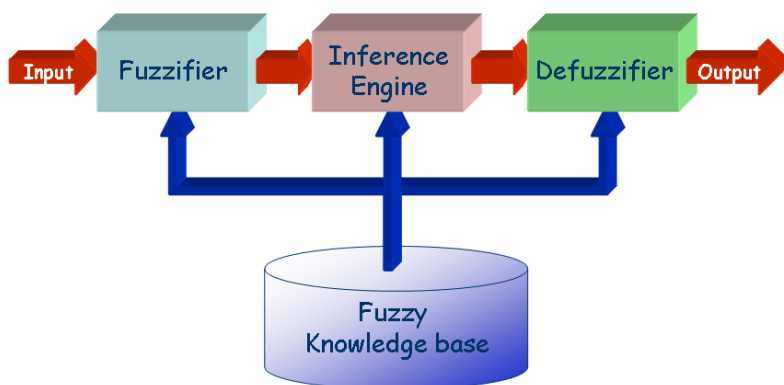
حال در اینجا این سوال مطرح میشود که مقادیر خروجی یک FIS تخمین زندهی mass

چه چیزهایی خواهد بود؟

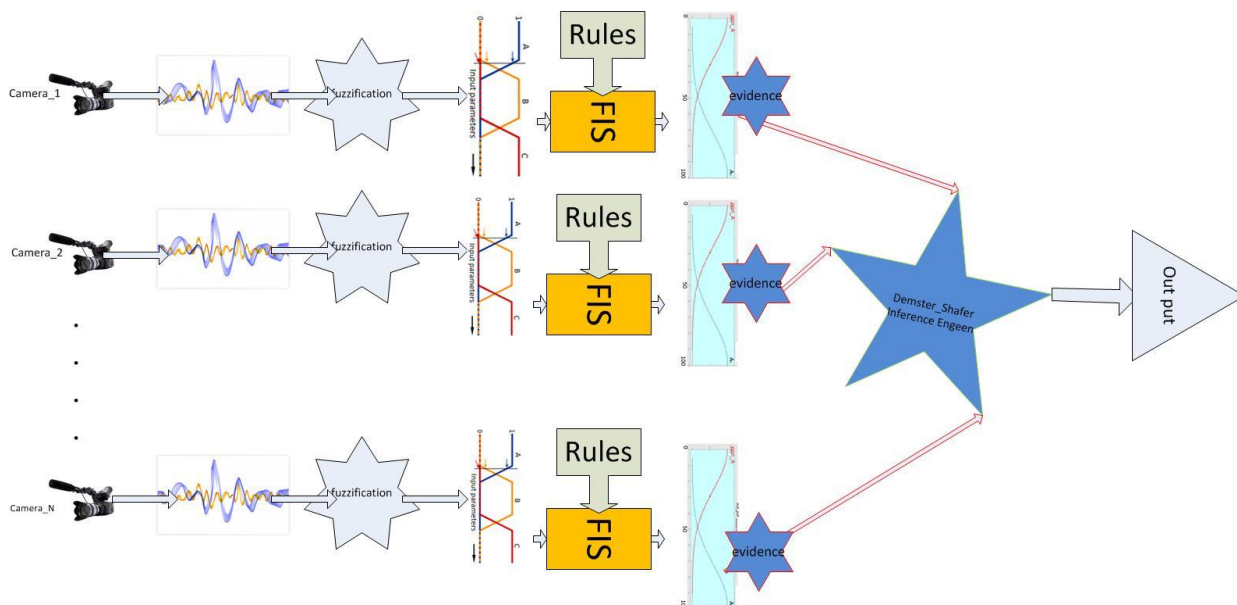
پاسخ این است که مقادیر خروجی همان درصدهای رخداد شواهد یا همان زیر مجموعه‌های

مجموعه‌ی توانی فرضیات می‌باشد. به عنوان مثال در تصویر ۱-۳ خروجی 2^{Ω} مجموعه توانی

میباشد. برای آشنایی بیشتر با این موضوع به شکل ۲-۳ توجه فرمایید.



شکل ۱-۳: مکانیزم عملکرد یک سیستم استنتاج فازی [۳۶].



شکل ۲-۳: نمای کلی از الگوریتم پیشنهادی برای بهبود کارایی دمپستر-شفر

۳-۳ قابلیت اعتماد

در این بخش به توضیح قابلیت اعتماد و میزان اهمیت آن در موضوع استنتاج می‌پردازیم. قابلیت اعتماد تعیین کنند جایگاه اهمیت هر کدام از منابع در الگوریتم استنتاج است. قابلیت اعتماد معمولاً به عنوان یک ضریب برای مقادیر mass منابع مطرح می‌شود. در [۲۸] و [۴۰] از قابلیت اعتماد تحت عنوان نرخ تخفیف^۱ نیز نام برده شده. قابلیت اعتماد یا نرخ تخفیف معمولاً به تابع belief اعمال می‌شود [۲۸, ۳۲, ۴۰] (با تعریف تابع belief در جدول ۲-۵ آشنا شدید). تعیین مناسب این ضریب حتی باعث صرفه جویی در طی الگوریتم می‌شود. به عنوان نمونه می‌توان منابعی را که میزان تاثیر آنها کم یا نزدیک صفر است را از محدوده‌ی استنتاج خارج نمود (البته برای این موضوع راه حل جداگانه‌ای ارائه خواهد شد). قابلیت اعتماد را وزن منابع^۲ نیز می‌نامند [۴۱, ۴۲]. البته باید توجه داشت که موضوع استفاده از قابلیت اعتماد در DST و همچنین نحوه‌ی بکارگیری آن و در نهایت تعیین آن موضوعات چالش برانگیز در این رابطه خواهد بود.

۳-۳-۱ قابلیت اعتماد در استنتاج WMSN

موضوع دادن قابلیت اعتماد به حسگرها موضوع جدیدی نیست. به عنوان مثال در [۴۱] برای تشخیص دقیق‌تر فعالیت افراد در خانه‌های هوشمند، اقدام به وزن‌دهی به حسگرها شده است. نتیجه‌ی این وزن‌دهی قابلیت اعتماد هر حسگر را نمایش می‌دهد و سرانجام تاثیر نهایی آن در DST را مشخص می‌نماید. ولی باید در نظر داشت تعیین مقادیر قابلیت اعتماد یکی از مباحث پراهمیت در این زمینه است.

^۱ Discounting factor

^۲ Weight of source

۲-۳-۳ نحوه‌ی محاسبه‌ی قابلیت اعتماد با الگوریتم ژنتیک

در این قسمت به نحوه‌ی محاسبه‌ی قابلیت اطمینان در DST می‌پردازیم. ابتدا باید توجه داشت که برآورد قابلیت اطمینان یک مسئله‌ی بهینه‌سازی است. برای درک بهتر موضوع تصور کنید که N حسگر (که می‌توانند حسگر عادی یا چند رسانه‌ای باشند) در محیط مسئله پراکنده شده‌اند. هر کدام از این حسگرها مقداری از واقعیت‌های رخ داده در محیط را دریافت می‌کنند. از طرفی هر کدام از این حسگرها، ممکن است ابعاد مختلفی از واقعیت‌های رخ داده در محیط را دریافت کنند. بعد از اعمال الگوریتم شرح داده شده در بخش دو این فصل و به دست آوردن خروجی امکان دارد یک یا چند نمونه از موارد زیر رخ دهد:

- یک یا تعدادی از حسگرها که دریافت مناسبی از محیط ندارند، تاثیر منفی بیشتری روی نتیجه‌ی استنتاج بگذارند.
 - یک یا تعدادی از حسگرها که دریافت صحیح‌تر و مناسب‌تر نسبت به اتفاقات رخ داده در محیط دارند تاثیر کمتری در نتیجه‌ی استنتاج بگذارند.
 - یک یا تعدادی از حسگرها آنچنان تاثیر ضعیفی روی کلیات استنتاج بگذارند که لازم باشد آن‌ها را حذف کنیم. به عبارت دیگر حضور چنین حسگرهایی برای ما هزینه‌بر باشد.
- با شرح موارد بالا، می‌توان فهمید موضوعی که در این قسمت مطرح میشود. پیدا کردن ترکیب مناسب از مجموعه‌ای حسگرها با قابلیت اطمینان مختلف است. که نزدیکترین نتیجه را به واقعیت رخ داده در محیط از خود نشان دهد.

$$sensors_set = \{sensor1, sensor2, \dots, sensorN\} \quad 1-3$$

$$trustworthiness = \{weight1, weight2, \dots, weightN\} \quad 2-3$$

$$0 \geq weight_i \geq 1$$

$$N \geq i \geq 1$$

همانطور که در روابط ۱-۳ و ۲-۳ مشاهده می‌کنید، هر کدام از وزن‌ها متعلق به یکی از حسگرها می‌باشد.

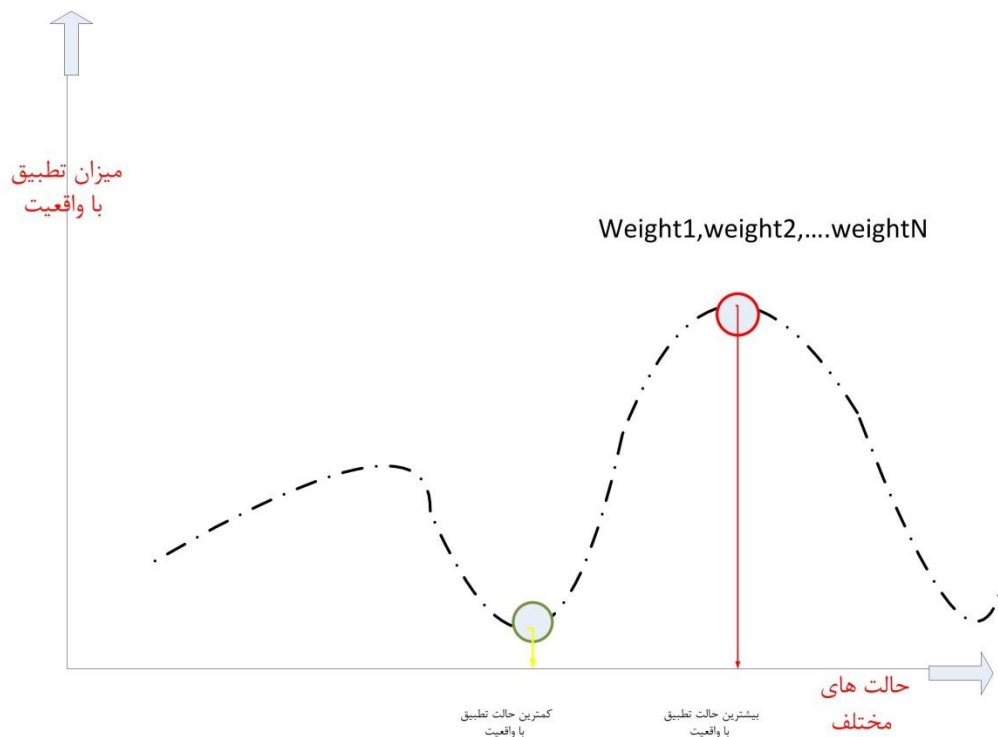
به دست آوردن مجموعه‌ای از وزن‌های حسگرها که با اعمال به DST بیشترین میزان تطبیق با واقعیت را دارا باشند، یک مسئله‌ی بهینه‌سازی است. در این بین ممکن است برخی از حسگرها حذف شوند. به عبارت دیگر ما یک معادله‌ی N متغییره داریم. این معادله‌ی N متغییره در برخی نقاط بیشینه حالت تطبیق را نسبت به واقعیت پیدا میکند. که پیدا کردن این نقطه‌ی بیشینه یک مسئله‌ی بهینه‌سازی خواهد بود. اگر تعداد حالت‌های ممکن را در محور عمودی در نظر بگیریم و تطبیق با واقعیت موجود را (که این موضوع از نتیجه‌ی DST به دست می‌آید) در محور عمودی در نظر بگیریم، در آن صورت میتوانیم یک نمودار مطابق شکل ۳-۳ داشته باشیم. که در نقطه‌ی مشخص شده در آن بهینه‌ترین حالت را بخود می‌گیرد.

برای حل اینچنین مسئله‌ی بهینه‌سازی، میتوانیم از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مانند GA یا الگوریتم‌های مشابه استفاده کنیم.

الگوریتم ژنتیک یک الگوریتم بهینه‌سازی بر مبنای نظریه‌ی تکامل می‌باشد [۴۳]. برای به کارگیری این الگوریتم ابتدا باید متغییرهای مربوط به این الگوریتم را تعریف کرد.

۳-۲-۱ کروموزوم

تعریف کروموزوم یکی از تعاریف اصلی در الگوریتم ژنتیک است. کروموزوم معمولاً از تعدادی ژن تشکیل می‌شود [۴۳]. هر ژن نیز خود مقادیری می‌پذیرد. در مسئله‌ای که مطرح شده، هر ژن عبارت است از وزنی که یک حسگر می‌گیرد و در نهایت، هر حالتی که شامل یک مجموعه از وزن‌ها به حسگرهای مورد بحث است، یک کروموزوم گفته می‌شود.



شکل ۳-۳: روش محاسبه‌ی تابع شایستگی در الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر DST و GA

۳-۲-۳-۲ تابع شایستگی

تابع شایستگی نشان دهنده‌ی میزان بهینگی یک کروموزوم می‌باشد. توجه شود که در مسئله‌ی مطرح شده میزان تطبیق یک کروموزوم با واقعیت، میزان شایستگی آن را نشان می‌دهد.

۳-۲-۳-۳ عملگرهای ژنتیکی

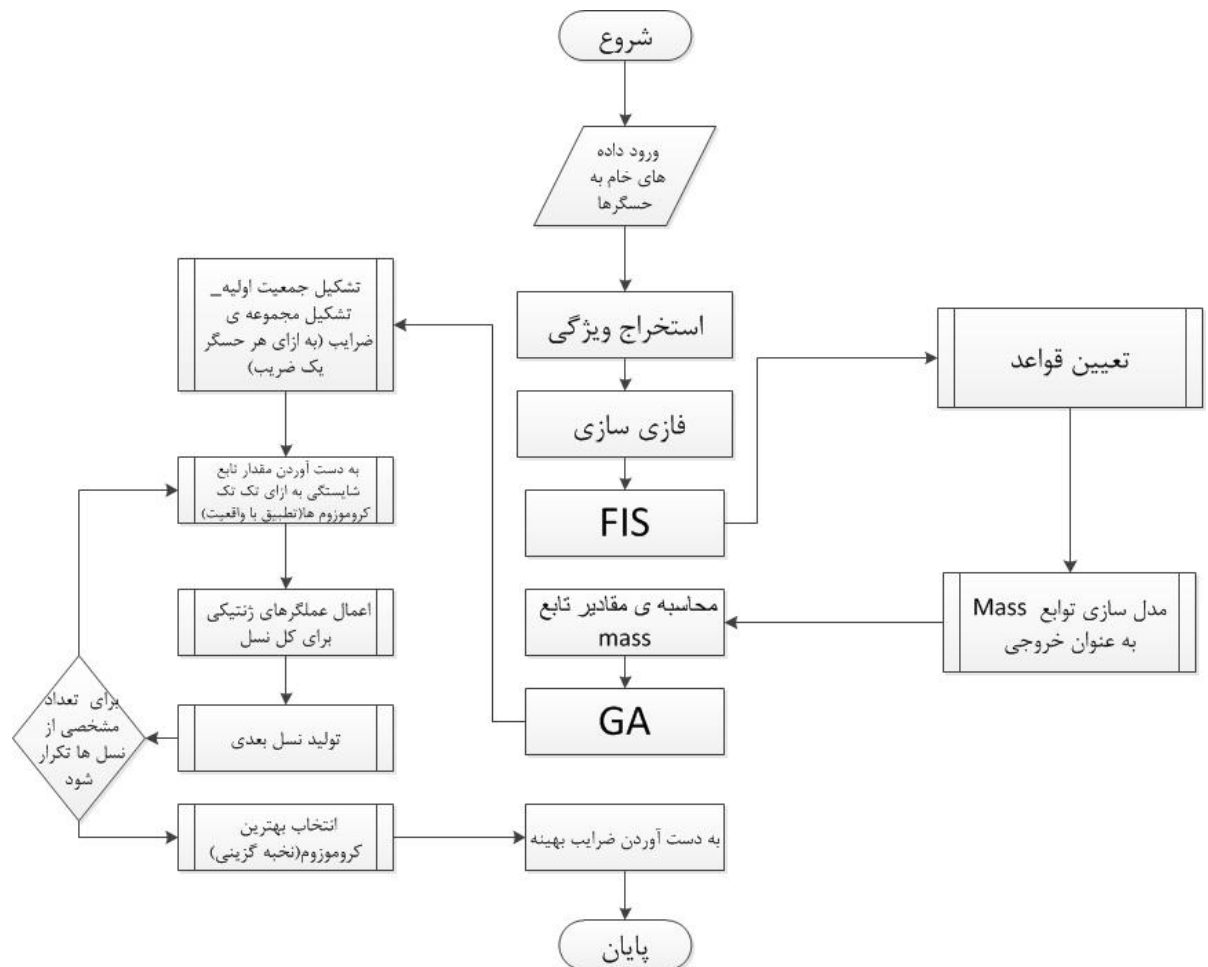
عملگرهای ژنتیکی، عملگرهایی می‌باشند که به کمک آن‌ها نسل جدید کروموزوم‌ها تولید می‌گردند. این عملگرها از طبیعت الهام گرفته شده‌اند. معمولاً هر الگوریتم ژنتیک دارای دو عملگر آمیزش^۱ و جهش^۲ می‌باشد. عملگر آمیزش یک عملگر متعارف در الگوریتم‌های ژنتیک برای تولید نسل بعدی است. برای انجام این عملگر معمولاً دو کروموزوم مد نظر از یک محل برش داده می‌شوند و سپس این تکه کروموزوم‌ها به همدیگر متصل شده و در نهایت کروموزوم‌های نسل بعد

^۱ crossover
^۲ mutation

تولید می‌شوند. برای جلوگیری از گرفتار شدن در دام بهینگی محلی نیز از عملگر جهش استفاده میکنند. برای مطالعه‌ی بیشتر در این مورد میتوانید به [۴۳] مراجعه کنید.

۳-۴ مرور کلی بر الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم پیشنهادی در این فصل مبتنی بر دو عنصر میباشد. یکی انتقال محیط مسئله به DST که به کمک سیستم استنتاج فازی انجام می‌پذیرد. و عنصر دوم محاسبه‌ی ضرایب اعتماد مربوط به تک تک حسگرها. در زیر تمام مراحل الگوریتم به صورت فلوچارت آورده شده است.



شکل ۳-۴: فلوچارت الگوریتم پیشنهادی، مبتنی بر DST و GA

فصل چهارم

شناسایی افتادن افراد



خانه‌های هوشمند سلامت

در این فصل به مطالعه‌ی موردی روی شناسایی سقوط افراد در خانه‌های هوشمند سلامت پرداخته شده است. برای همین منظور از استنتاج به روشی که در فصل سوم توضیح داده شد، استفاده گردیده. همانطور که در فصل گذشته نیز گفتیم هدف ما پیدا کردن بهترین حالت همجوشی و ترکیب داده‌های منتشر شده از حسگرها به منظور انجام بهترین حالت استنتاج می-باشد. در این مسئله نیز بهترین دوربین‌ها برای این محیط شناسایی خواهد شد.

۱-۴ مقدمه

افتادن افراد یکی از عوامل اصلی آسیب دیدن، در حوادث خانگی است [۴۴]. بر همین اساس افتادن، بیشترین آسیب را به افراد کهنسال و معلول وارد می‌کنند [۴۴]. [۴۴] در کشوری مانند انگلیس نزدیک به ۳۲ درصد از جراحات بیمارستانی ناشی از حوادث مربوط به سقوط افراد [۴۴] می‌باشد. افراد کهنسال ۵۰ درصد بیشتر از جمعیت عادی در معرض سقوط و افتادن هستند [۴۵]. مطالعه و تحقیق روی جمعیت جهان گویای این موضوع است، که جمعیت جهان به سمت پیر شدن پیش می‌رود. روند پیری جمعیت در کشورهای توسعه یافته سریعتر است. به عنوان نمونه یک تحقیق در کشور آمریکا نشان می‌دهد تا سال ۲۰۳۰ از هر ۵ نفر آمریکایی یک نفر در رده‌ی سنی بالای ۶۵ سال قرار خواهد گرفت (این در حالی است که هم اکنون از هر ۸ آمریکایی تنها یک نفر بالای ۶۵ سال هست) [۴۶] با توجه به اینکه سالمندان جزو اقشار آسیب پذیر جامعه محسوب می‌شوند، تعدادی نیرو جهت مراقبت از این قشر باید به کار گرفته شود. به منظور کاهش نیروی درگیر جامعه در زمینه‌ی مراقبت از کهنسالان، هوشمند سازی سیستم های کنترل و مراقبت از این قشر، یکی از چهارچوب های اصلی برای محققان می‌باشد [۴۴].

شناسایی سقوط و افتادن افراد، چه در حیطه‌ی سخت افزاری و چه در محدوده‌ی نرم‌افزاری یکی از چالش های محققین است. برخی از این تحقیقات مانند [۴۷, ۴۸] در زمینه‌ی طراحی یک سیستم سخت افزاری تلاش کرده‌اند. برخی دیگر نیز مانند [۴۹, ۵۰] تلاش برای بهینه کردن سیستم نرم افزاری برای شناسایی افتادن افراد کرده اند.

۱-۱-۴ شناسایی افتادن افراد

افتادن یا سقوط، حادثه‌ای می‌باشد که طی آن فرد با از دست دادن تعادل یا تحمل ضربه، با سرعت نسبتاً زیادی (سرعت زیاد در مقایسه با سایر فعالیت ها، مانند نشستن) به سمت زمین

حرکت می‌کند و با آن برخورد می‌نماید [۵۱]. طی این حادثه ممکن است، جراحات یا آسیب‌هایی به فرد وارد آید (مخصوصاً اگر فرد کهنسال یا معلول باشد).

منظور از شناسایی افتادن، یک سیستم هوشمند مستقل از انسان است، که ضمن تجزیه و تحلیل حرکات فرد، این رخداد را تشخیص می‌دهد. این سیستم شامل سخت افزار و نرم افزار می‌باشد. سیستم‌های شناسایی افتادن از جنبه‌ی سخت افزاری و نرم افزاری قابل بررسی هستند.

در [۴۴] روش‌های موجود برای شناسایی سقوط افراد به سه گروه تقسیم شده است. در ادامه به معرفی این روش‌های می‌پردازیم:

۱. حسگرهای بی‌سیم: این دسته از روش‌های شامل حسگرها و مدارهای الکترونیکی هستند که به فرد متصل می‌گردند. در [۵۲] به کمک ژيروسکوپ افتادن افراد تشخیص داده می‌شود. در [۴۹] از یک سرعت‌سنج توکار که داخل تلفن همراه تعبیه شده است، استفاده شده (روش‌های مشابه مانند [۵۲] و [۵۳] با بستن و همراه داشتن شتاب‌سنج توام هستند). در [۵۴] از ژيروسکوپ و شتاب‌سنج به صورت همزمان استفاده شده است. معمولاً سرعت و دقت روش‌های مبتنی بر حسگرهای بی‌سیم قابل حمل نسبت به سایر روش‌ها بالا است [۴۴]. اما این روش‌ها یک ایراد بزرگ دارند. مشکل اینجاست که استفاده از این روش‌ها در محیط‌های واقعی تقریباً غیرممکن است. ما نمی‌توانیم یک فرد کهنسال را مجبور کنیم همیشه به خود یک وسیله را ببندد (این کار برای وی مشقت‌آور خواهد داشت) یا اینکه همراه بودن این تجهیزات اکثراً با مشکل فراموشی همراه هستند [۴۴].

۲. روش‌های بصری: روش‌های بصری مبتنی بر حسگرهای قابل نصب از انواع دوربین‌ها هستند. در [۶] از دوربین‌های عمقی kinect استفاده شده است یا در [۵۵] از اطلاعات عمقی و سطحی به صورت همزمان استفاده شده است (از اطلاعات عمقی به منظور شناسایی کف زمین و از اطلاعات سطحی برای به دست آوردن مرکز ثقل فرد استفاده شده است). در برخی دیگر مانند [۳۷] [۵۵]

[۵۶] از دوربین‌های معمولی برای اینکار استفاده شده. در اکثر این روش‌ها نیاز به پردازش‌های سنگین روی ویدئو هست، همین موضوع باعث می‌شود قابلیت اطمینان سیستم از نظر تشخیص و زمان تشخیص کاهش یابد. این سیستم‌ها یک حسن بزرگ دارند. این حسن بزرگ کاربردی بودن آن‌ها در محیط‌های واقعی (مانند خانه‌های هوشمند سلامت، خانه‌های سالمندان...) هست.

۳. روش‌های ترکیبی: این روش‌های مبتنی بر استفاده‌ی هم‌زمان هر دو دسته از روش‌ها می‌باشند. در [۴۷] به معرفی یک سیستم شناسایی سقوط افراد پرداخته شده است. از اجزای این سیستم شتاب-سنج، دوربین سه بعدی و میکروفن است. بعد از پردازش‌های موازی که روی ویدئو و صوت انجام می‌شود، نتایج حاصل با نتیجه شتاب سنج ترکیب می‌شود و در نهایت سیستم پاسخ مناسب را می‌دهد. در [48] یک سیستم مشابه با [۴۷] معرفی شده. در [۵۷] از تعدادی میکروفن برای FD بکار برده‌اند. در [۵۸] از مجموعه‌ای از حسگرهای مادون قرمز متصل به سقف اتاق استفاده شده. در حالت کلی این روش‌ها دقت بالایی دارند، ولی معایب روش‌های دسته‌ی اول را نیز دارند.

۴-۱-۲ FD^۱ در خانه‌های هوشمند سلامت

خانه‌های هوشمند، خانه‌هایی مجهز به تجهیزات الکترونیکی برای کنترل و پایش هوشمند محیط خانه می‌باشند (از لحاظ حفظ امنیت و افزایش میزان راحتی و آسایش) [۵۰، ۵۹]. در این خانه‌ها در صورت بروز حوادث و اتفاقات این سیستم‌های هوشمند، عمل مناسبی را از خود بروز می‌دهند. توجه به اینگونه خانه‌ها از دهه‌ی هشتاد میلادی شروع شد (به این صورت که خانه‌ها را مجهز به تجهیزات الکترونیکی خاصی می‌کردند) [۵۹]. در [۵۹] مزایایی را برای این خانه‌ها برشمرده-اند: پایش از راه دور وضعیت خانه (مقابله با سرقت و آتش سوزی...)، کمک به استقلال سالمندان و... را می‌توان نام برد.

یکی از اهداف حال حاضر اینگونه پروژه‌ها، پایش وضعیت سلامت قشر آسیب پذیر (مانند

سالمدان و معلولان) و کمک به حفظ استقلال این افراد هست [۶۰]. به عنوان مثال در [۶۱] پایش وضعیت بیومتریک سالمدان یکی از اهداف خانه‌ها مورد بحث قرار گرفته است (تا سال ۲۰۱۰، شش پروژه مربوط به خانه‌های هوشمند سلامت در جهان در حال انجام بودند [۶۱]). یکی از مسائلی که در حال حاضر در این حیطة دنبال می‌شود شناسایی افتادن و سقوط افراد در اینگونه خانه‌ها هست (به دلیل اینکه این حادثه، یک اتفاق معمول در افراد مسن و یا معلول می‌باشد).

در اینگونه از خانه‌ها، شبکه‌ای از دوربین‌ها در محل‌ها و موقعیت‌های خاصی از خانه نصب می‌شوند. تصاویر دریافتی در هر لحظه به یک مرکز پردازش تصویر (مانند یک کامپیوتر ساده) ارسال می‌شود. در صورتی که این مرکز پردازشی تشخیص به رخداد حادثه‌ی افتادن فرد روی زمین را بدهد، عمل از قبل پیش بینی شده را انجام می‌دهد (مانند تماس اتوماتیک با یکی از نزدیکان).

۲-۴ طرح مسئله

در این قسمت قصد داریم، هدف اصلی این فصل را بیان کنیم. سیستم‌های مبتنی بر شبکه‌ی حسگر بصری به دلیل کاربردهای بسیار گسترده در تشخیص و ثبت اتفاقات روز به روز در حال گسترش می‌باشند [۶۲]. این حسگرهای بصری اغلب به دو دسته‌ی همپوشان و غیر همپوشان تقسیم می‌شوند [۶۲]. همانطور که در قسمت قبل اشاره کردیم، اکثر سیستم‌های تشخیص افتادن افراد که مبتنی بر شبکه‌ی دوربین‌های همپوشان کار میکنند، پردازش‌های شکل ۴-۱ را روی ویدئوی دریافتی انجام می‌دهند [۶۳].

تقریباً تمام این تحقیقات روی مرحله‌ی استخراج ویژگی تمرکز کرده‌اند.

در [۶۴] تلاش کرده از روی زاویه‌ی قرار گرفتن فرد در هر لحظه در صحنه‌ی

دوربین، FD را انجام دهد. [۶۵] در قسمت استخراج ویژگی علاوه از زاویه‌ی سقوط، سرعت

حرکت سر را نیز لحاظ کرده است. [۶۶] از RVM^۱ استفاده کرده. [۶۷]

[67] با کمک OFD^۲ استخراج ویژگی را انجام داده است. [۶۸] [۶۹] روش‌های متفاوتی را در پیش گرفته‌اند. در هر دو این تحقیقات سعی شده با دوربین‌های همپوشان، فضای سه بعدی از فرد در محیط ایجاد شود (مانند تشکیل BB^۳ از طریق دو دوربین با زاویه‌های عمود برهم در [۶۸])، سپس با کمک روش‌های خاص FD انجام پذیرد. [۶۳] به کمک MHI^۴ استخراج ویژگی را انجام داده. استفاده از فضای سه بعدی علاوه بر [۶۸] در روش‌هایی مانند [۷۰] نیز مشاهده می‌شود. در [۷۰] به کمک چهار دوربین که در مقابل هم قرار داشتند، شیخ سه بعدی فرد استخراج شده. سپس پراکندگی شیخ فرد در محور عمودی استخراج شده است. که تحت این شرایط، اگر پراکندگی به صورت غیر معمول باشد باشد، تشخیص بر رخداد افتادن داده می‌شود.

هدف از طرح موضوع FD تنها یک مطالعه‌ی موردی روی ترکیب داده‌ها در سطح استنتاج است. در این راستا تکنیک‌های مربوط به FD و پیش‌پردازش‌های لازم، به صورت گذرا مورد بحث قرار خواهند گرفت. برای طرح موضوع ترکیب داده‌ها در سطح استنتاج که در قالب مسئله‌ی FD انجام می‌پذیرد، به معرفی پایگاه داده‌ای مناسب با موضوع این پایان نامه خواهیم پرداخت. البته در نظر داشته باشید که این فصل یک مطالعه‌ی مقدماتی برای رسیدن به هدف اصلی است، که در فصل پنجم و ششم به آن پرداخته شده است.

^۱ Relevance Vector Machine

^۲ Optical Flow Decay

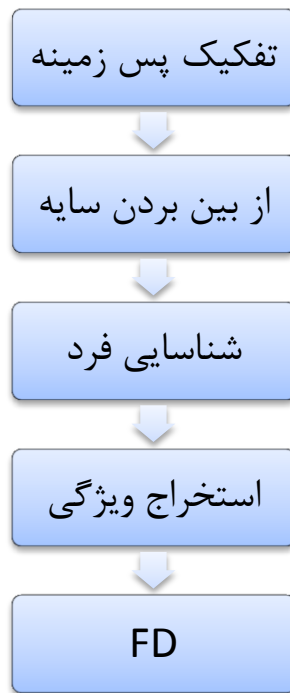
^۳ Bounding Box

^۴ Motion History Image

۳-۴ معرفی پایگاه داده

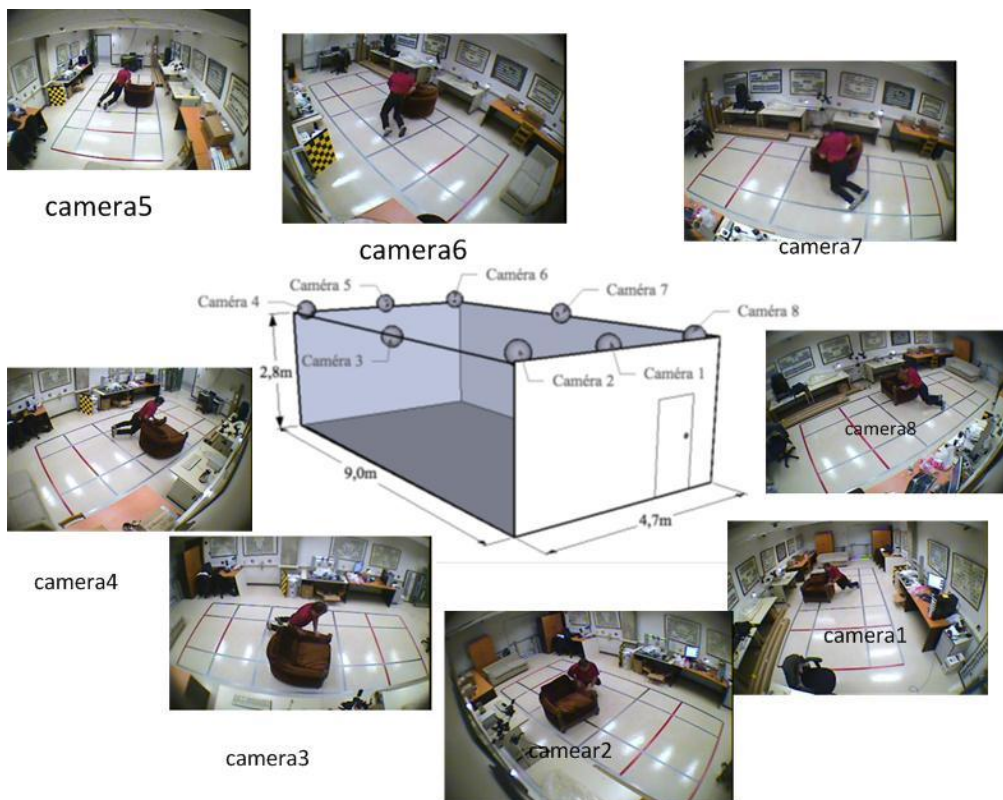
در این قسمت پایگاه داده‌ای که روی آن آزمایش شده است، معرفی گردیده. با توجه به اهداف این پایان نامه پایگاه داده‌ی [۷۱] را مورد استفاده قرار داده‌ایم. این پایگاه داده در دانشگاه مونترال کانادا و در سال ۲۰۱۰ تهیه و تنظیم شده است. موضوع این پایگاه داده یک اتاق می‌باشد. که هشت دوربین در زوایای مختلف این اتاق و در ارتفاع دیوارها نصب شده‌اند (شکل ۴-۲).

۲۴ سناریو در این پایگاه داده وجود دارند. در این سناریوها، تقریباً تمام فعالیت‌های ممکن برای یک فرد در نظر گرفته شده است (شکل ۴-۳).



شکل ۴-۱: پیش پردازش‌های لازم برای شناسایی افتادن فرد.

یکی دیگر از ویژگی‌های جالب توجه این پایگاه داده این است که تمامی انواع سقوط و افتادن افراد را نیز پوشش می‌دهد. برای همین منظور به شکل ۴-۴ توجه فرمایید.



شکل ۴-۲: موقعیت دوربین‌ها در پایگاه داده‌ی استفاده شده [۷۱].



ت. حمل کردن جعبه



ب. انسداد در مسیر پایش فرد



آ. پوشیدن کت



چ. نشستن روی صندلی



ج. خم شدن برای برداشتن چیزی



ث. انجام کارهای منزل (جارو کشیدن)

شکل ۴-۳: فعالیت‌های ممکن برای یک فرد در پایگاه داده معرفی شده [۷۱, ۷۲].



ت. افتادن از جلو



ب. افتادن از پشت



آ. از دست دادن تعادل



چ. از دست دادن تعادل



ج. از دست دادن تعادل



ث. افتادن هنگام نشستن

شکل ۴-۴: انواع افتادن که در پایگاه داده [۷۲] وجود دارد [۷۱].

۴-۴ پیش پردازش

همانطور که در بخش ۲-۴ نیز اشاره شد، پیش پردازش یک عمل نسبتاً یکسان در تمامی کارها و تحقیقات مشابه هست. برای درک مناسب اینکه چگونه میتوان به کمک پردازش ویدیو و تصویر، سقوط را تشخیص داد، نیاز به تجزیه و تحلیل فرآیند سقوط است. فرآیند سقوط یک فرآیند مرکب از چندین رویداد بهم پیوسته می باشد [۵۱] (شکل ۴-۵).

۱. مرحله ی قبل از سقوط^۱

۲. مرحله بحرانی^۲

۳. مرحله ی بعد از سقوط^۳

۴. مرحله ی بهبودی یا بازیابی^۱

^۱ Pre_fall phase

^۲ Critical phase

^۳ Post_fall phase

در این قسمت مراحل پیش پردازش انجام شده را به ترتیب توضیح می‌دهیم. الگوریتم‌های مربوط به این قسمت را در نسخه ۲۰۱۳ نرم افزار MATLAB پیاده‌سازی شده‌اند. برای این منظور از Computer Vision System، toolbox استفاده شده است (البته به جز حذف پس زمینه با الگوریتم CB که به کمک کتابخانه‌ی GSmovie زبان جاوا انجام شده).

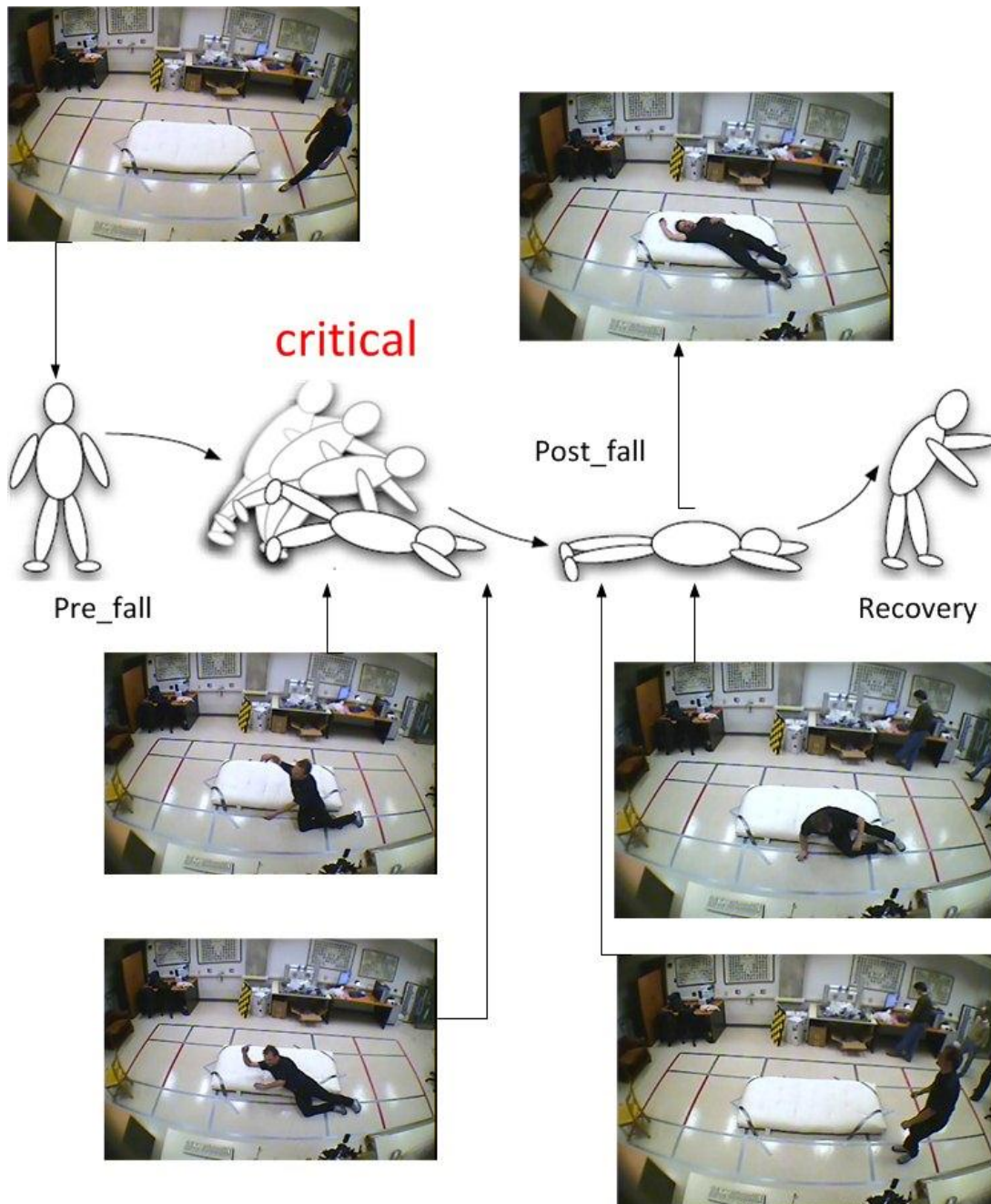
۱-۴-۴ تفکیک پس زمینه

ابتدایی‌ترین مرحله در پردازش‌هایی ویدیو (در مواردی که با شی در حال حرکت روبرو هستیم) تفکیک پس زمینه است [۷۳]. در این زمینه روش‌ها و الگوریتم‌های بسیاری وجود دارد. از آن جمله می‌توان به GMM و CB اشاره نمود. هر کدام از این روش‌ها دارای مزیت و معایبی هستند. در هر محیط با توجه به ویژگی‌های آن و همچنین نویزهای موجود در محیط روش مناسب انتخاب می‌شود. GMM یک روش قدرتمند در حذف پس زمینه می‌باشد [۷۴, ۷۵]. اما نقطه‌ی ضعفی که این روش دارد، موضوع سایه و انعکاس نور می‌باشد. به عنوان یک نمونه می‌توان به نتایج حاصل از اعمال GMM در پایگاه داده‌ی استفاده شده در این پایان نامه اشاره کرد (شکل ۴-۶).

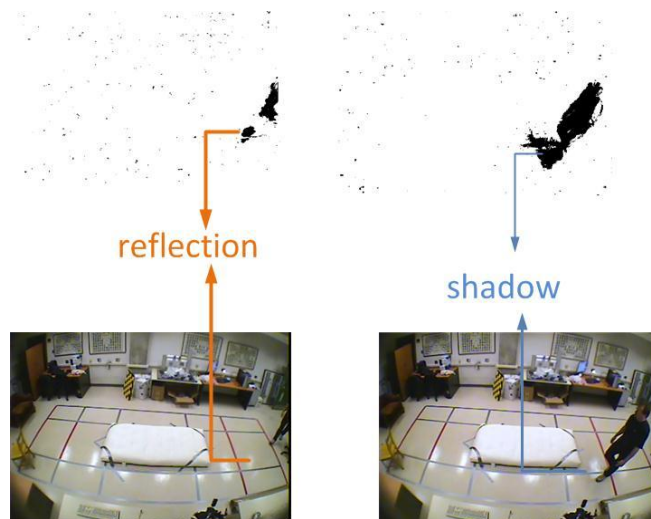
البته برای مقابله با این دو نوع نویز روش‌های مختلفی (مانند استفاده از عملگرهای مورفولوژی [۷۶]) پیشنهاد شده است. با به کارگیری این تکنیک‌های در مجموع نتیجه‌ی قابل قبولی در محیط این پایگاه داده حاصل نشد. روش دیگر استفاده از الگوریتم CB می‌باشد (شکل ۴-۷ یک مقایسه در مورد بکارگیری GMM و CB در پایگاه داده‌ی مورد استفاده است). دو ویژگی اصلی این الگوریتم بلادرنگ بودن و مقاوم در مقابل نویزهایی چون سایه و انعکاس است (این الگوریتم قابلیت بکارگیری در محیط‌هایی که پس زمینه‌ی متحرک دارند نیز می‌باشد) [۷۳]. اما نکته‌ای که در اینجا باید در مورد ضعف این الگوریتم ذکر کرد، خطای الگوریتم زمانی که یک شی با پس زمینه هم رنگ است، (یا رنگ‌های مشابه با پس زمینه هستند) خیلی زیاد می‌شود (شکل ۴-۸). در قسمت آینده

^۱ Recovery phase

ابتدا به شرح توضیح الگوریتم CB خواهیم پرداخت. در نهایت نیز الگوریتم استفاده شده در این پایان نامه را توضیح خواهیم داد. الگوریتم ارائه شده که میتوان آن را به نوعی تکمیل کننده الگوریتم CB دانست تا حدود زیادی ضعف الگوریتم CB را (همرنگ بودن شی با محیط) برطرف میکند.



شکل ۴-۵: مراحل افتادن یک فرد روی زمین.



شکل ۴-۶: نمایی از وجود نویزهای سایه و انعکاس نور در روش GMM (برای BS).

۴-۴-۱-۱ حذف پس‌زمینه با استفاده از CB

CB یک الگوریتم است که از دو مرحله‌ی آموزش و مرحله‌ی بکارگیری تشکیل شده است.^۱ در مرحله‌ی آموزش به ازای تک تک پیکسل‌های یک دنباله‌ی ویدیو یک Code_Book تشکیل می‌شود. هر Code_Book خود حداقل از یک Code_Word تشکیل شده است. هر Code_Word دارای ۹ متغیر به ازای همان پیکسل می‌باشد. لیست این متغیرها را در جدول ۴-۱ به ازای پیکسل i ام مشاهده می‌نمایید.

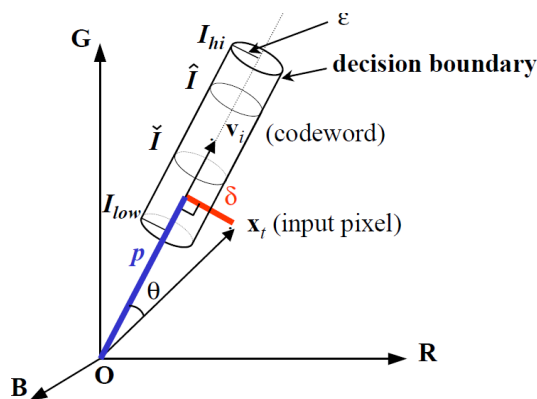
با تشکیل این Code_Word ها به ازای هر پیکسل یک کرانه‌ی تصمیم برای هر پیکسل و به ازای تک تک Code_Word های آن پیکسل شکل می‌گیرد (شکل ۴-۷). در مرحله‌ی بکارگیری چنانچه پیکسلی در محدوده‌ی کرانه‌ی تصمیم یکی از Code_Word ها قرار گیرد، آن پیکسل را پس زمینه محسوب می‌کنیم.

^۱ این الگوریتم برای اولین بار توسط Kyungnam Kim و همکاران در سال ۲۰۰۵ ارائه شد

جدول ۴-۱: متغیرهای نه‌تایی برای به کارگیری CB.

شماره	متغیر	توضیحات
۱	\bar{R}_i	متوسط مولفه‌ی قرمز به ازای پیکسل i ام در تمام طول آموزش که منطبق به این <code>code_word</code> هستند
۲	\bar{G}_i	متوسط مولفه‌ی سبز به ازای پیکسل i ام در تمام طول آموزش که منطبق به این <code>code_word</code> هستند
۳	\bar{B}_i	متوسط مولفه‌ی آبی به ازای پیکسل i ام در تمام طول آموزش که منطبق به این <code>code_word</code> هستند
۴	\hat{I}	بیشترین روشنایی مشاهده شده به ازای این <code>code_word</code>
۵	\check{I}	کمترین روشنایی مشاهده شده به ازای این <code>code_word</code>
۶	F	تعداد تکرار های این <code>code_word</code> به ازای این پیکسل
۷	λ	اعوجاج رنگی به ازای <code>code_word و در پیکسل i ام</code>
۸	P	اولین مشاهده‌ی این <code>code_word</code> به ازای پیکسل i ام
۹	Q	آخرین مشاهده‌ی این <code>code_word</code> به ازای پیکسل i ام

برخی از نتایج حاصل از اعمال الگوریتم CB در پایگاه داده‌ی مورد استفاده در این گزارش را در شکل ۴-۸ مشاهده می‌نمایید. ذکر این نکته لازم است، که الگوریتم CB با تمام قدرتی که در مقابل نویزهایی چون انعکاس و سایه دارد و پس زمینه‌ی متحرک [۷۷]، دارای نقاط ضعفی نیز هست. یکی از بارزترین نقطه ضعف این الگوریتم عدم توانایی تفکیک پس زمینه از شی زمانی که هر دو هم‌رنگ باشند، هست.



شکل ۴-۷: کرانه‌ی تصمیم برای الگوریتم CB به ازای هر پیکسل [۷۳].



شکل ۴-۸: مقایسه‌ی بین دو الگوریتم GMM و CB برای BS.

۴-۱-۴-۲ الگوریتم پیشنهادی برای حذف پس زمینه

یکی از چالش‌هایی موجود در پایگاه داده‌ی این گزارش، هم‌رنگ بودن لباس یا پوشش فرد در طول یک سری ویدیویی بود. همین موضوع باعث به اشتباه افتادن الگوریتم CB شده و در نهایت فرآیند استخراج ویژگی به درستی صورت نخواهد گرفت. تاثیر منفی آن روی نتایج حاصل به شدت نامناسب بود. به همین دلیل به کمک برخی تکنیک‌های پردازش تصویر تغییرات کوچکی روی نتایج حذف پس زمینه داده شد، که نتیجه باعث اصلاح ویژگی‌های استخراج شده بود.

ابتدا توجه خوانندگان را به فریم‌هایی از نمونه‌ی شماره ۱۱ و دوربین ۳ که در شکل ۴-۹ مشاهده مینمایید جلب می‌کنیم. همانطور که مشاهده می‌کنید الگوریتم CB در این مورد دچار اشتباه شده و با اعمال عملگرهای معمول مورفولوژی (close و open) قسمت زیادی از شی (که همان فرد متحرک است) از دست می‌رود (شکل ۴-۱۰).



فریم ۴۴۰



فریم ۴۶۵

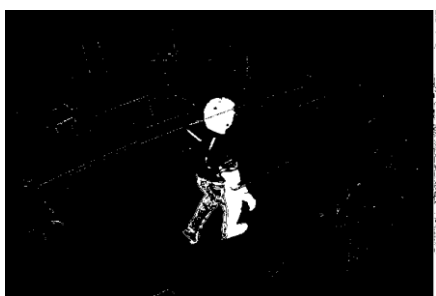


فریم ۵۴۸

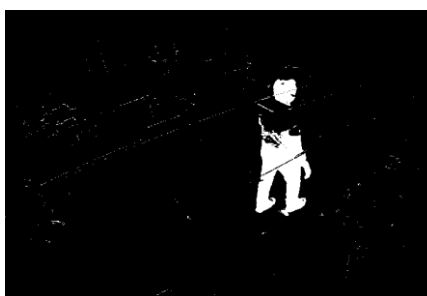


فریم ۴۸۹

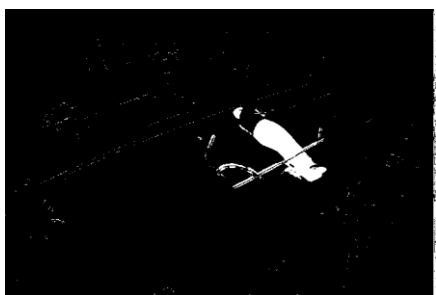
شکل ۹-۴: چند نمونه از هم‌رنگی بین شی متحرک با پس‌زمینه.



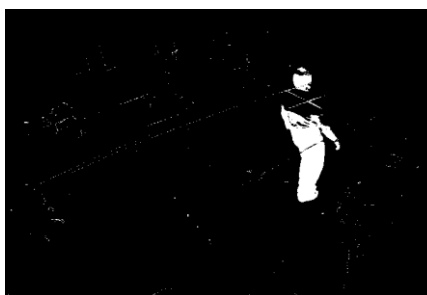
فریم ۴۴۰



فریم ۴۶۵



فریم ۵۴۸



فریم ۴۸۹

شکل ۱۰-۴: چند نمونه از جداسازی پس‌زمینه به کمک الگوریتم CB.

اما راه حل پیشنهادی ما برای رفع چنین مشکلاتی (جدایی بین اجزای یک شی واحد) را به صورت مرحله به مرحله شرح می‌دهیم.

۱. اعمال عملگر close به کل تصویر که باعث میشود blob هایی که به اشتباه به شیخ فرد متصل شده از آن جدا شود. به عنوان نمونه می‌توانید به فریم ۵۴۸ام در شکل ۴-۱۰ اشاره کرد.

۲. اعمال یک فیلتر مناسب که تمام blob هایی که تعداد پیکسل آن‌ها از حد خاصی کمتر است را حذف کند. این مرحله را می‌توان با سعی و خطا در نمونه‌های مختلف انجام داد. حاصل این مرحله blob هایی خواهند بود که از یک حدی بیشترند (به عنوان نمونه این حد آستانه برای کل این پایگاه داده ۲۵ پیکسل در نظر گرفته شده است).

۳. به دست آوردن مرکز blob های باقی مانده.

۴. متصل کردن مرکز این blob ها به همدیگر.

۵. اعمال عملگر مورفولوژی open

در شکل ۴-۱۱ ، ۴-۴ ، ۱۰-۱۲ ، ۴-۱۳ و ۴-۱۴ اعمال مرحله به مرحله این الگوریتم و

نتیجه‌ی حاصل از آن را مشاهده می‌نمایید.



code book,chute11,camera3,frame440



phase 1 & phase 2

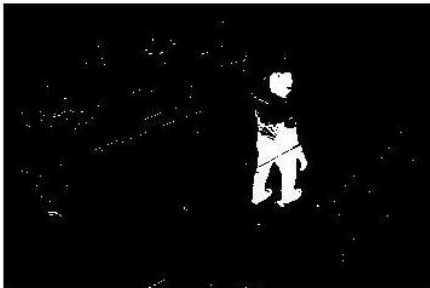


phase 3 & phase 4



phase 5

شکل ۴-۱۱: مثالی از الگوریتم پیشنهادی برای بهبود کارایی CB.



code book,chute11,camera3,frame465



phase 1 & phase 2

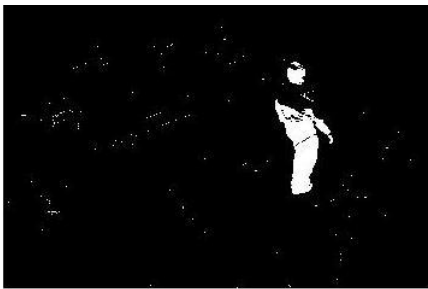


phase 3 & phase 4



phase 5

شکل ۴-۱۲: مثالی از الگوریتم پیشنهادی برای بهبود کارایی CB.



code book , chute 11 , camera 3 , frame 489



phase 1 & phase 2

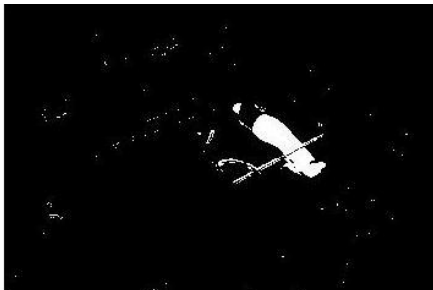


phase 3 & phase 4



phase 5

شکل ۴-۱۳: مثالی از الگوریتم پیشنهادی برای بهبود کارایی CB.



code book , chute 11 , camera6 , frame548



phase 1 & phase 2



phase 3 & phase 4



phase 5

شکل ۴-۱۴: مثالی از الگوریتم پیشنهادی برای بهبود کارایی CB.

۵-۴ استخراج ویژگی

در این مرحله، نیاز به استخراج ویژگی داریم. در همین راستا از یکی از روش‌های معرفی شده در [۵۱] استفاده می‌کنیم. سه نوع روش برای شناسایی افتادن افراد در [۵۱] معرفی شده است:

- FD از طریق اطلاعات دو بعدی (تغییرات شکلی فرد ، MHI).
- FD از طریق اطلاعات دو بعدی (از طریق بردار حرکت).
- FD از طریق اطلاعات سه بعدی (مانند حرکت و جهت سر).

در این پایان نامه، از روش اول استفاده خواهد شد. برای اینکار لازم است سه نوع ویژگی استخراج گردد. این ویژگی‌ها به ترتیب زیر می‌باشند :

۴-۵-۱ تغییرات زاویه‌ای مرکز بیضی محاط

برای استخراج این ویژگی و همچنین ویژگی دوم، لازم است ابتدا یک بیضی محاط برای فردی که از پس‌زمینه تفکیک شده است ترسیم گردد. یک نمونه از این بیضی محاط را در شکل ۴-۱۵ مشاهده می‌نمایید.



شکل ۴-۱۵: نمایی از بیضی محاط (تجزیه و تحلیل شبیح فرد).

همانطور که می دانید قطر کوچک بیضی دارای یک زاویه نسبت به خط افق می باشد. این زاویه را θ می نامیم (شکل ۴-۱۶). یکی از متغیرهای بسیار پراهمیت برای تشخیص تغییر شکل یک شیء در حال حرکت، اختلاف θ برای دو فریم متوالی است (این پارامتر را $\theta\delta$ می نامند).



شکل ۴-۱۶: تغییرات زاویه ای مرکز بیضی محاط (تجزیه و تحلیل شبیح فرد).

۴-۵-۲ تغییرات نسبت قطر بزرگ به قطر کوچک بیضی محاط^۱

یکی دیگر از معیارهای تغییر شکل در فریم‌های متوالی، تغییرات نسبت قطر بزرگ به قطر

کوچک بیضی محاط در دو فریم متوالی می‌باشد (شکل ۴-۱۷). برای درک بهتر موضوع به چند نمونه

از فریم‌های شکل ۴-۱۸ توجه فرمایید.



۴-۱۷: قطر بزرگ و قطر کوچک مرکز بیضی محاط (تجزیه و تحلیل شبیح فرد).

^۱ نسبت قطر بزرگ به قطر کوچک بیضی محاط و زاویه‌ای مرکز بیضی محاط نسبت به افق را می‌توانیم توسط توابعی که در IPT.toolbox (Image Processing Toolbox) که در MATLAB موجود است، به دست آورد. برای اینکار کافی است از تابع regionprops در IPT استفاده نمود. برای آشنایی بیشتر با سایر کاربردهای IPT می‌توانید [۷۸] مراجعه کنید.



شکل ۴-۱۸: تغییرات بیضی محاط در لحظه‌ی افتادن فرد روی زمین.

۴-۵-۳ متغیر C_{motion}

یکی از متغیرهای اصلی در زمینه‌ی شناسایی افتادن افراد C_{motion} می‌باشد. C_{motion} را به کمک MHI محاسبه می‌نمایند (به عنوان نمونه در [۱۱] برای شناخت حرکات انسان از این تصویر کمک گرفته شده است). MHI یک تصویر می‌باشد، که حرکات اخیر را در ویدیو به صورت برجسته تر نمایش می‌دهد [۷۹]. از این تصویر در تحلیل ویدئو ها، شناسایی حرکات (مانند حرکات دست) و خیلی موارد دیگر استفاده می‌شود [۷۹]. فرض کنید ویدیو $I(x,y,t)$ را داریم. تحت این شرایط $D(x,y,t)$ یک دنباله از فریم‌ها می‌باشد، که به صورت باینری اشیاء متحرک در آن تفکیک شده‌اند.

اگر H_τ تابعی باشد، که MHI را برای ما بسازد، این تابع به صورت زیر تعریف خواهد شد (اگر N تعداد کل فریم‌های ویدیو مورد نظر باشد $N \leq \tau$ 1 خواهد بود).

$$H(x, y, t)_\tau = \begin{cases} \tau & \text{if } (D(x, y, t) == 1) \\ \max(0, H(x, y, t-1)_\tau - 1) & \text{otherwise} \end{cases} \quad 1-4$$

همانطور که مشاهده می‌کنید، با اعمال این فرمول، حرکتی که به صورت اخیر در ویدئو

رخ داده روشن‌تر دیده خواهند شد (شکل ۴-۱۹).



شکل ۴-۱۹: Motion History Image.

بعد از اینکه به ازای هر فریم MHI مربوط به آن را به دست آوردیم، C_{motion} آن را به صورت زیر محاسبه می‌نمایم (در این فرمول منظور از blob همان شیخ فرد متحرک می‌باشد).

$$C_{motion} = \frac{\sum_{pixel(x,y) \in blob} H(x, y, t)_\tau}{\#pixels \in blob} \quad ۲-۴$$

توجه شود که C_{motion} می‌تواند مقداری بین صفر تا صد را به خود بگیرد. صفر گویای عدم تحرک و مقدار صد نشان دهنده‌ی حرکات شدید در MHI می‌باشد.

فصل پنجم

محاسبه‌ی تابع $mass$

برای بکارگیری DST

جهت شناسایی افتادن افراد

در این فصل به تحلیل شبیح فرد (که در فصل گذشته از پس زمینه جدا شد) پرداخته شده است. از روی پارامترهای استخراج شده (مانند ثابت حرکتی و بیضی محاط) و با تحلیل آنها میتوان تشخیص افتادن یک فرد را داد. اما برای اینکه سیستم در قالب DST قرار گیرد نیاز به تخمین تابع $mass$ داریم. که این موضوع نیاز به کمک FIS حل خواهد شد. در نهایت توابع $mass$ مورد نیاز برای DST در این فصل به دست خواهد آمد.

۵-۱ مقدمه

همانطور که در فصل گذشته ذکر شد برای شناسایی افتادن افراد روی زمین از طریق سری-های ویدیویی روش‌های مختلفی وجود دارد. یکی از این روش‌ها، که مبنای تشخیص افتادن افراد در این گزارش نیز است، بررسی تغییرات رخ داده در شکل شبیح یک فرد در طول افتادن است.

در [۸۰, ۸۱] از طریق تطبیق لبه‌های شناسایی شده در شبیح فرد افتادن افراد تشخیص داده می‌شود. اما روش به کار گرفته در این گزارش از طریق استخراج متغیرهای حرکتی مربوط به شبیح فرد است. به چگونگی تعیین متغیرهای حرکتی در فصل قبل اشاره کردیم. در این فصل در مورد آن‌ها و ویژگی‌های مربوط به آن‌ها بیشتر صحبت خواهد شد. با استفاده از منطق فازی سه سیستم استنتاج فازی برای تولید توابع mass طراحی خواهد شد (در تمام این فصل برای پیاده سازی سیستم استنتاج فازی از toolbox فازی نرم افزار MATLAB استفاده شده است. برای مطالعه‌ی بیشتر در مورد این toolbox می‌توانید به [۸۲] مراجعه کنید). البته ذکر این نکته لازم است که از توابع فازی برای تشخیص افتادن افراد در [۸۳, ۸۴] نیز استفاده گردیده. ([۸۴] از طریق ارتفاع مرکز ثقل و در [۸۳] برای مدلسازی زاویه‌ای شبیح سه بعدی فرد). اما باید توجه داشت که روش پیشنهادی به کلی با روش‌های ذکر شده متفاوت می‌باشد.

نکته‌ی بعدی که ذکر آن در اینجا ضروری است، پاسخ به سوالی است که در ذهن خواننده ایجاد می‌شود. اینکه ورودی‌های فازی بر چه معیاری توسط توابع عضویت فازی در این فصل مدل شده‌اند؟ پاسخ به این سوال این است که بر اساس تجزیه و تحلیل داده‌های موجود. ممکن است سوال دوم مطرح گردد که چرا از یکی از ابزارهای موجود مانند شبکه‌ی عصبی برای به دست آوردن این اعداد استفاده نگردیده؟ پاسخ به این سوال در روح تئوری دمپستر-شفر نهفته است. و آن اینکه نمی‌توان به سیستم نگاه درون سیستمی داشته باشیم [۲۳]. استفاده از ابزای مانند شبکه‌ی عصبی به مسئله‌ی مطرح شده یک نگاه درون سیستمی خواهد داد و در این صورت به کارگیری DST

اشتباه صد در صد خواهد بود. برای اجتناب از این رویداد یک نگاه برون سیستمی لازم است. که در این فصل شاهد این موضوع هستید.

۵-۲ تجزیه و تحلیل متغیرهای حرکتی

متغیرهای حرکتی که در فصل قبل با آنها آشنا شدید، ارزش بسیار زیادی در تشخیص نوع حرکت فرد در دنباله‌ی ویدیویی دارند. در این قسمت به تحلیل همه‌ی این متغیرها پرداخته شده.

۵-۲-۱ ثابت تحرک

ثابت تحرک یا C_{motion} یکی از متغیرهای ارزشمند در شناسایی افتادن افراد است. همانگونه که در فصل چهارم ذکر شد مقادیر بالای این متغیر گویایی رخداد تحرکات شدید یا رخدادهای ناگهانی در محیط است و مقادیر کم گویایی رخدادهای آرام در محیط. از این رو C_{motion} یکی از سرنخ‌های برای شناسایی افتادن افراد خواهد بود. علت این امر آن است که افتادن یک فرد روی زمین یک حرکت شدید است. درست است که هر حرکت شدیدی را نمی‌توانیم افتادن قلم داد کنیم. اما هر افتادنی روی زمین حتما همراه با حرکت شدید خواهد بود. برخی از حرکات انسان توأم با تحرکات شدید هست (مانند: نشستن ناگهانی روی صندلی یا مبل) که باید بین این موارد و افتادن روی زمین فرق قایل شد. در شکل ۵-۱ به مقادیر متغیر C_{motion} توجه کنید (این نمودار متعلق به نمونه‌ی ۳ و دوربین ۷ است). البته دقت به این موضوع نیز لازم است که ورود ناگهانی یک فرد به محیط دید ویدیو همین تاثیرات را دارد. که باید بتوانیم بین این تغییرات و افتادن افراد تمیز قایل شویم.

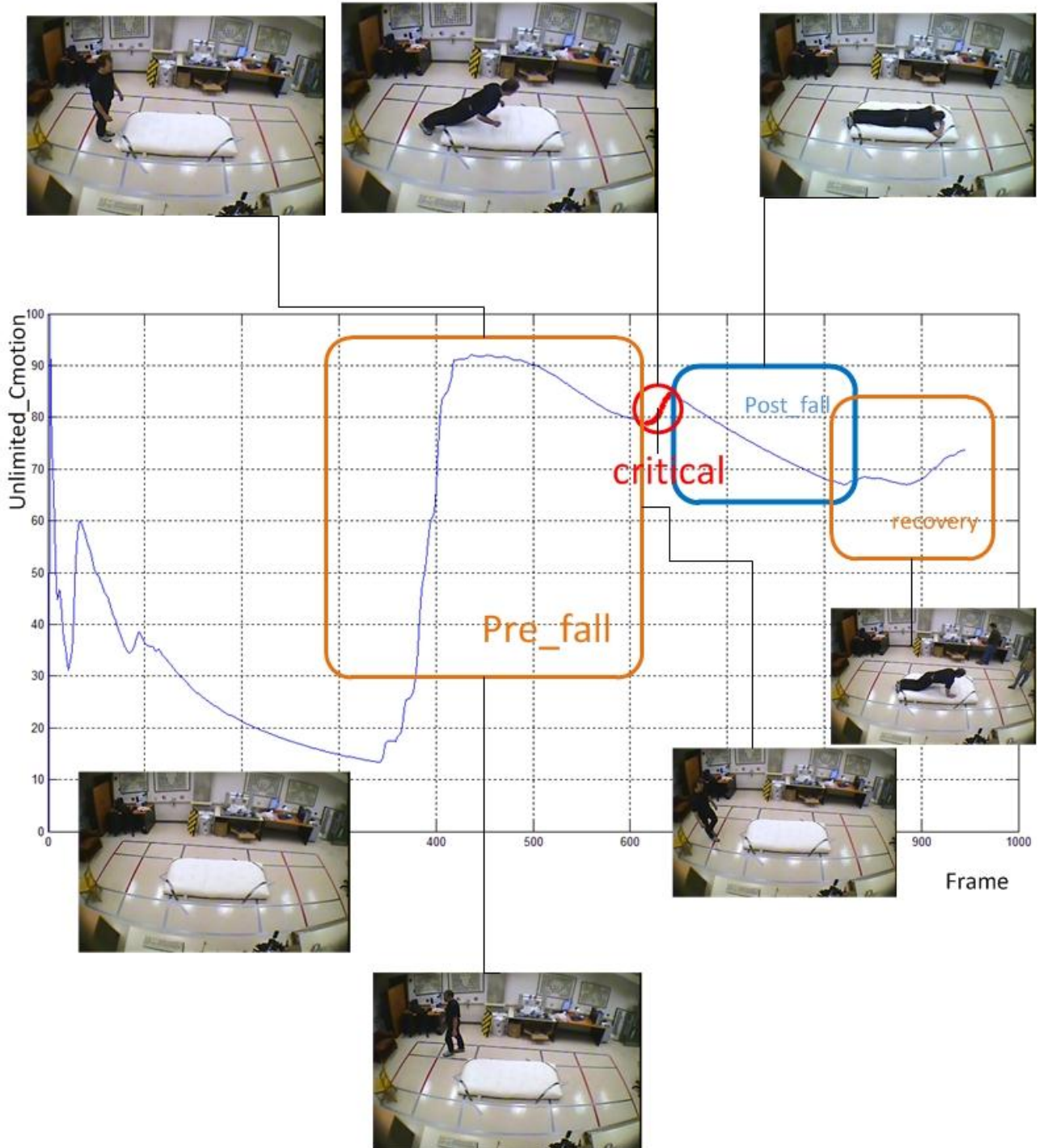
یکی از ویژگی‌های C_{motion} را که می‌توان برشمرده مستقل از زاویه بودن آن است. به عبارت

دیگر مهم نیست که از کدام زاویه ویدیو ضبط شده و C_{motion} از آن استخراج شده است. نمودارهای حاصل تقریباً یکسان خواهند بود (برای این منظور به نمودار ۵-۱ توجه فرمایید). اما باید توجه داشت که C_{motion} حساس به دوری و نزدیکی تحرک رخ داده از دوربین است. به عبارت دیگر اگر تحرک کوچکی در محیط رخ بدهد ولی فاصله‌ی آن با دوربین کم باشد مقدار C_{motion} زیاد خواهد شد. این موضوع در شکل ۵-۱ نیز مشهود است. زیرا در مرحله‌ی pre-fall با اینکه حرکات عادی در حال رخ دادن در محیط است ولی مقادیر C_{motion} تقریباً زیاد می‌باشد. نکته‌ی دیگر نیز که در مورد این متغییر قابل ذکر است این است که مقدار آن به شدت تحت تاثیر زاویه‌ی حرکت فرد نسبت به دوربین می‌باشد. به عبارت دیگر اگر حرکت فرد موازی محور اپتیکی عدسی دوربین باشد تغییرات این متغییر کم ولی اگر حرکت به صورت عمود بر این محور باشد تغییرات شدید خواهد بود [۵۱].

با بررسی های به عمل آمده نتیجه گرفته شد که استفاده از MHI، که به صورت نامحدود اتفاقات ویدیو را در خود ذخیره می‌کند، مناسب این پایگاه داده نیست. برای بالا بردن دقت MHI از MHI حافظه دار استفاده کردیم. به این صورت که تنها رخدادهایی که تا ۱۰۰ فریم گذشته اتفاق افتاده در MHI ذخیره می‌گردد. با این توضیحات نمودار C_{motion} نیز دست خوش تغییراتی می‌گردد که قابل بررسی می‌باشد. این تغییرات را در شکل ۵-۲ مشاهده می‌نماید.

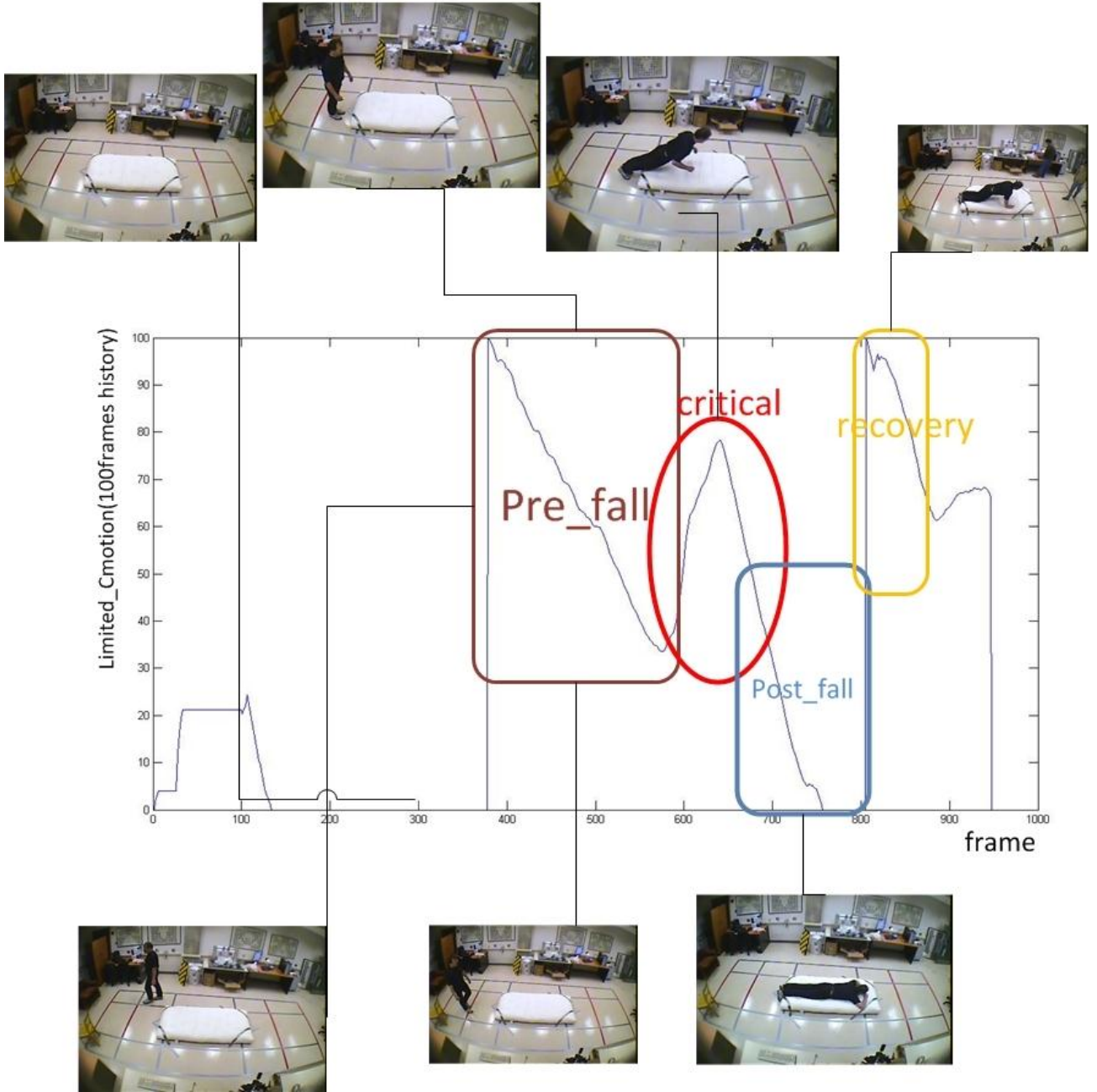
می‌توانید به تغییرات نمودار C_{motion} بدون حافظه‌ی محدود در نمودار ۵-۱ و تغییرات C_{motion} با حافظه‌ی محدود ۱۰۰ فریم در نمودار ۵-۲ توجه کنید. همانطور که از کلیات این نمودارها نیز بر می‌آید استفاده از C_{motion} با حافظه‌ی محدود ۱۰۰ فریم مطلوب‌تر است.

Chute 3 _ Camera 7

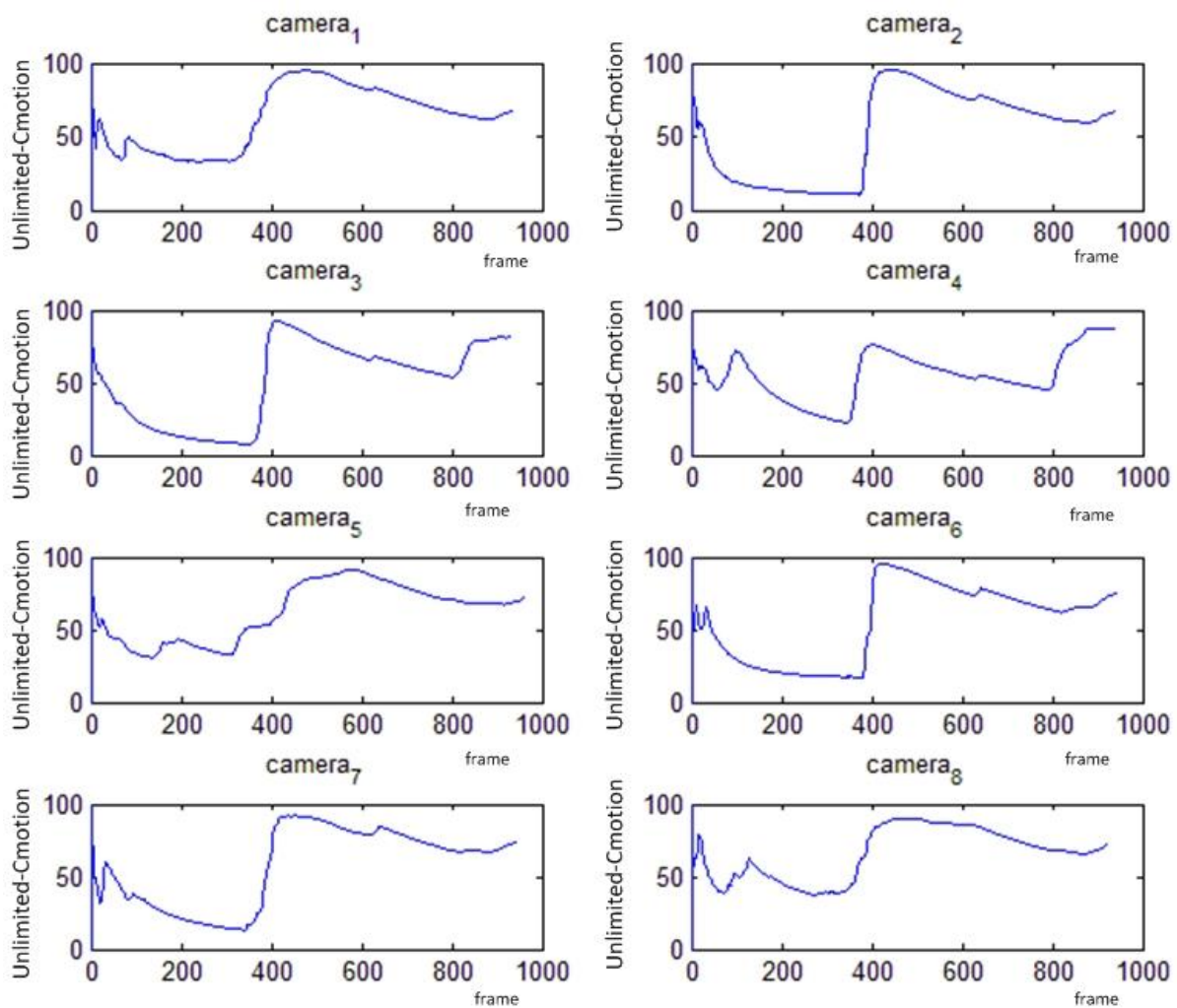


شکل ۵-۱: تجزیه و تحلیل نمودار C_{motion} با حافظه نامحدود

Chute 3 __ Camera 7



شکل ۵-۲: تجزیه و تحلیل نمودار C_{motion} با حافظه‌ی محدود ۱۰۰ فریم.

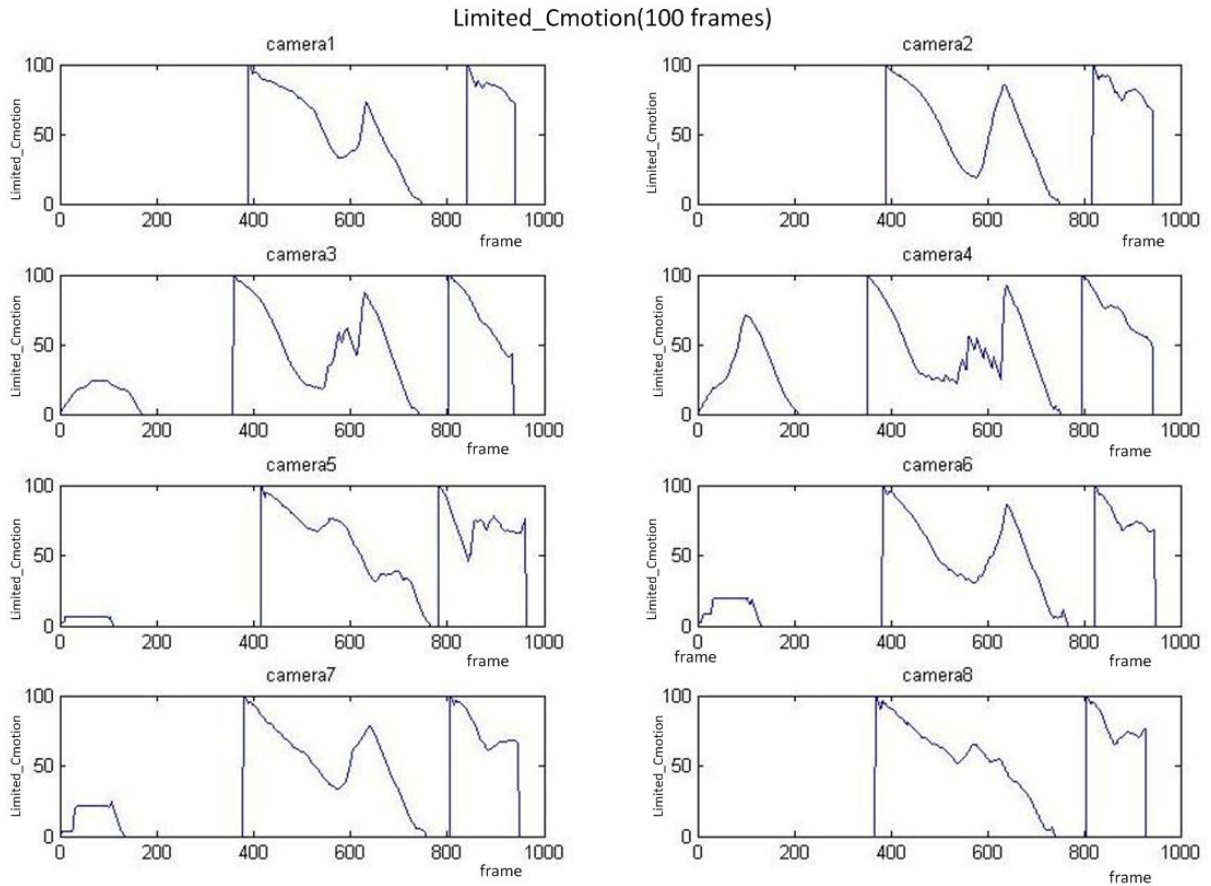


نمودار ۵-۱: C_{motion} های (حافظه نامحدود) به ازای یک سناریو در ۸ دور بین.

یکی از مواردی که باید در مورد نمودار C_{motion} به آن توجه نمود، شیب این نمودار است. در طی بررسی های به عمل آمده این موضوع درک شد که شیب این نمودار دارای اطلاعات بسیار مفید و ارزشمندی است. برای اینکه تقسیم بندی در مورد تشخیص افتادن افراد به صورت مناسب-تری انجام شود. فعالیت های یک فرد به سه قسمت بی تحرک یا کم تحرک، حرکات عادی و حرکت بحرانی تقسیم بندی میشود. به عبارت دیگر دو فاز pre-fall و فاز recovery با همدیگر در یک مجموعه قرار میگیرند.

all motion set $\equiv \{regular, critical, immobile\}$

۱-۵

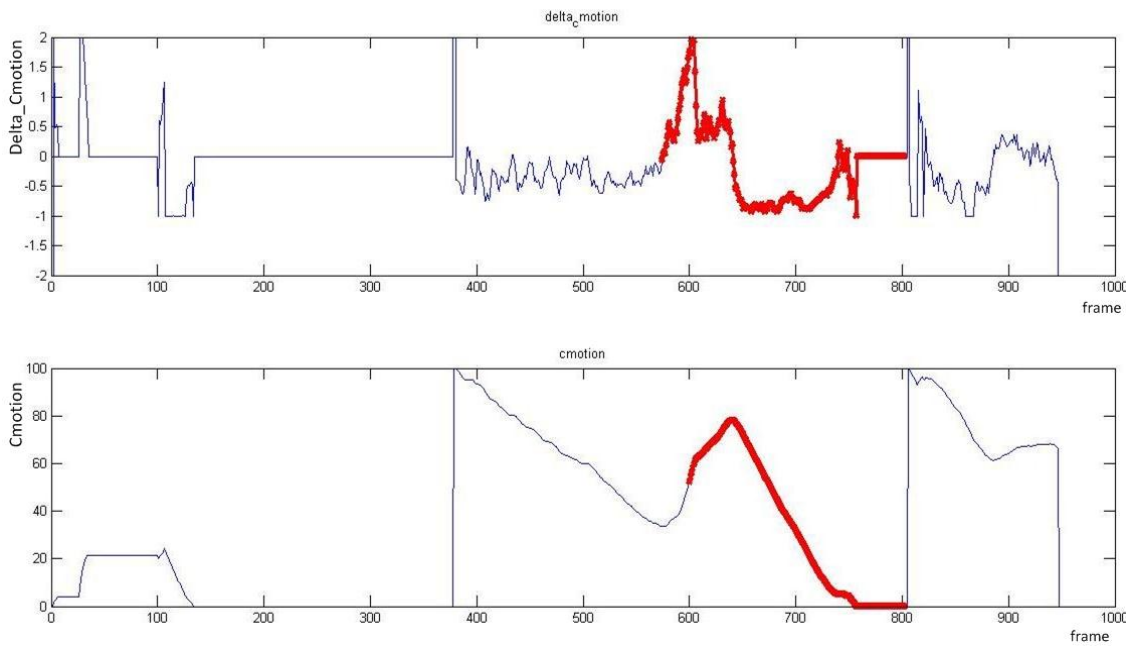


نمودار ۲-۵: C_{motion} های (حافظه محدود) به ازای یک سناریو در ۸ دوربین.

برای تشخیص اینکه در حال حاضر در محیط کدام یک از فعالیت های زیر در حال رخداد است، میتوان از مشتق (یا همان تغییرات لحظه ای) نمودار C_{motion} (به C_{motion} با حافظه ی محدود) استفاده نمود. بررسی های به عمل آمده گویای این موضوع است که $\delta_{C_{motion}}$ به ازای فعالیت های تقسیم بندی شده به صورت زیر خواهد شد.

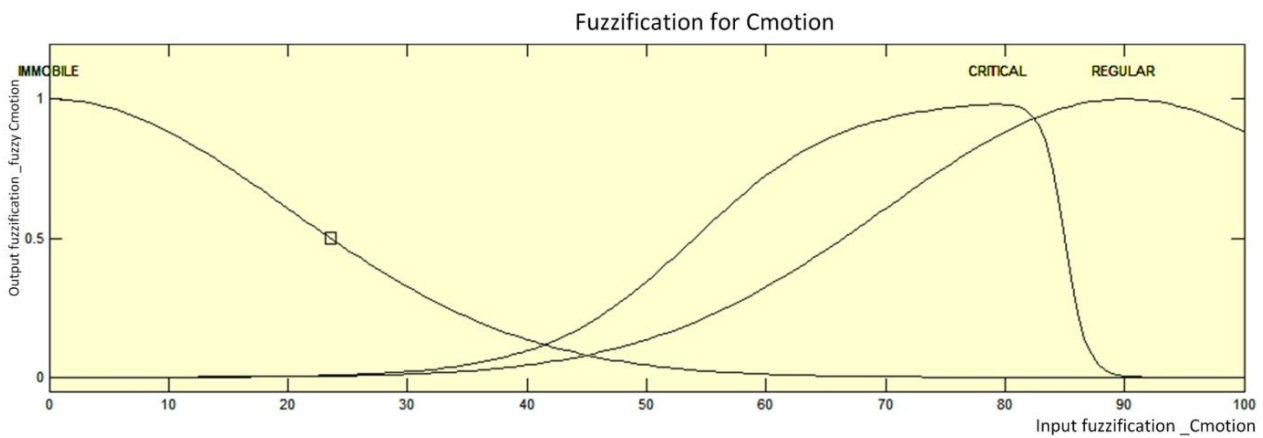
$$\left\{ \begin{array}{l} \delta_{C_{motion}} < 0 \rightarrow \{critical, regular, immobile\} \\ \delta_{C_{motion}} = 0 \rightarrow \{regular, immobile\} \\ \delta_{C_{motion}} > 0 \rightarrow \{regular, critical\} \end{array} \right\} \quad ۲-۵$$

در نمودار ۳-۵، نمودار $\delta_{C_{motion}}$ را مشاهده می نمایید.



نمودار ۴-۵: مرحله‌ی critical در نمودار C_{motion} و نمودار تغییرات C_{motion} .

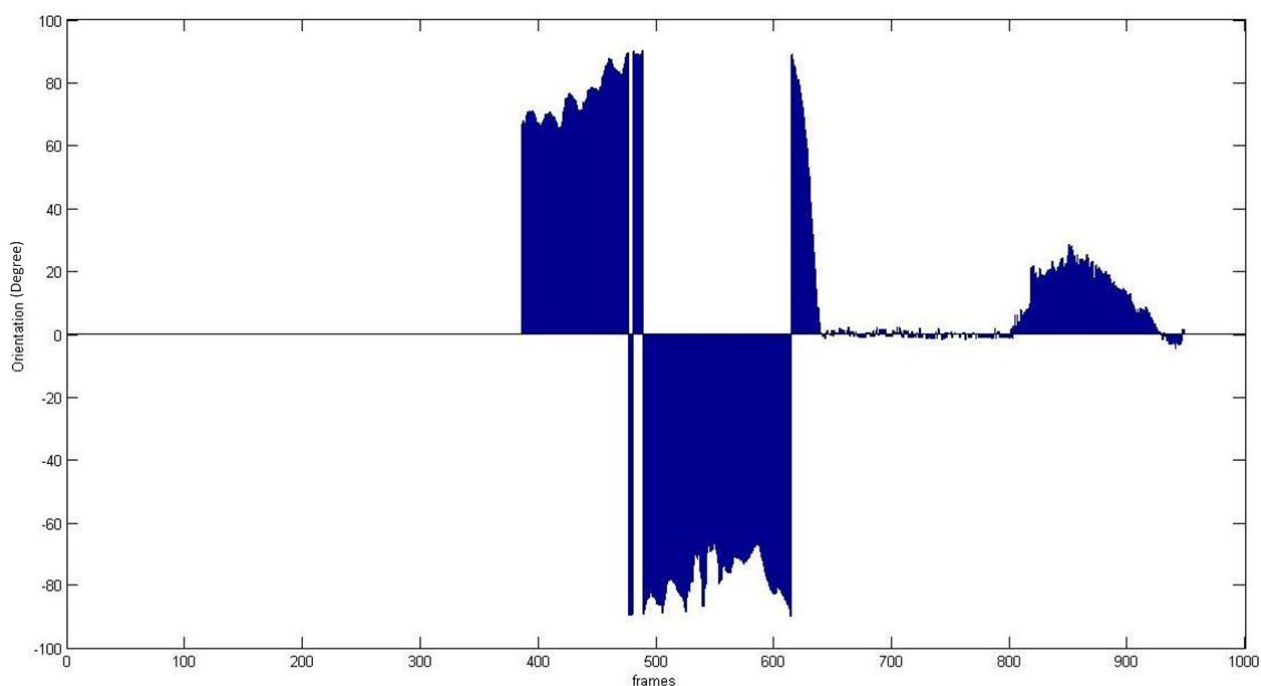
در [۵۱] برای بررسی فریم‌هایی از ویدیو که مشکوک به رخداد افتادن شخص می‌باشد حد آستانه‌ای برای C_{motion} در نظر گرفته شده است. این حد آستانه برای مرحله‌ی بحرانی ۶۵٪ و برای مرحله‌ی بعد از افتادن ۵٪ تعیین شده است. اما برای پایگاه‌داده‌ی این پایان‌نامه این مقادیر فاقد کارایی لازم می‌باشند. همانطور که واضح است تمامی این مراحل به صورت فازی بیان می‌شود (نمودار ۴-۵).



نمودار ۴-۵: مدلسازی فازی میزان درصد متغیر C_{motion} .

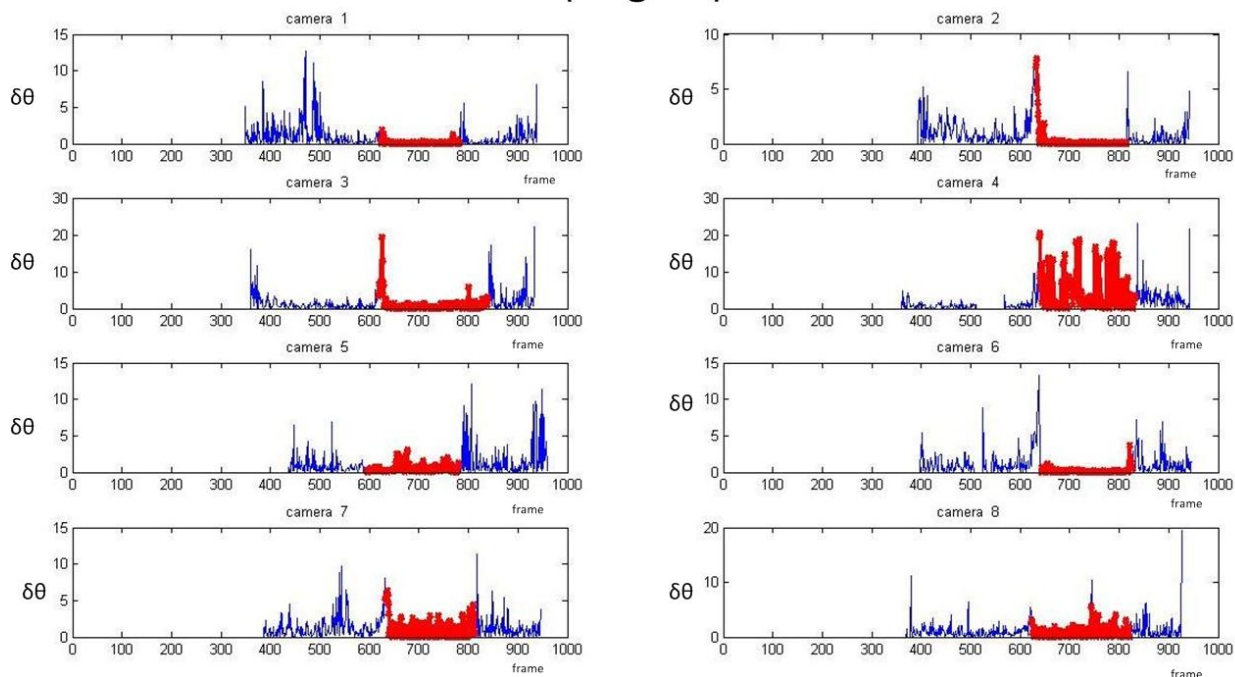
۵-۲-۲ تغییرات زاویه‌ای مرکز بیضی محاط

همانگونه که در فصل چهارم، در تعریف افتادن ذکر شد، یکی از متغیرهای مهم در این زمینه زاویه‌ی حرکتی فرد است. لازم است بار دیگر این تعریف مرور شود: افتادن حرکتی شدید به سمت زمین است. برای تعیین شدید بودن یک حرکت از متغیر C_{motion} استفاده شد. برای تعیین اینکه آیا این حرکت رو به زمین است یا نه، از زاویه‌ی بیضی محاط نسبت به افق استفاده خواهد شد. به دلیل اینکه زاویه‌ی حرکتی یک فرد در هر لحظه وابسته به موقعیت قرار گیری شخص نسبت به دوربین دارد، زاویه‌ی حرکتی فرد نمی‌تواند یک متغیر مناسب در این مورد باشد. در عوض تغییرات زاویه‌ی حرکتی (بخصوص تغییرات لحظه‌ای) می‌تواند یکی از متغیرهای خیلی مفید در این زمینه باشد. در نمودار ۵-۵ توجه شما را به نمودار زاویه‌ی بیضی محاط شخص برای نمونه‌ی سوم و دوربین هفتم جلب می‌نمایم. در نمودار ۵-۶ تغییرات زاویه‌ی نمودار قبلی را مشاهده می‌نمایید.



نمودار ۵-۵: زاویه‌ی مرکزی بیضی محاط.

$\Delta\theta$ (Degree)



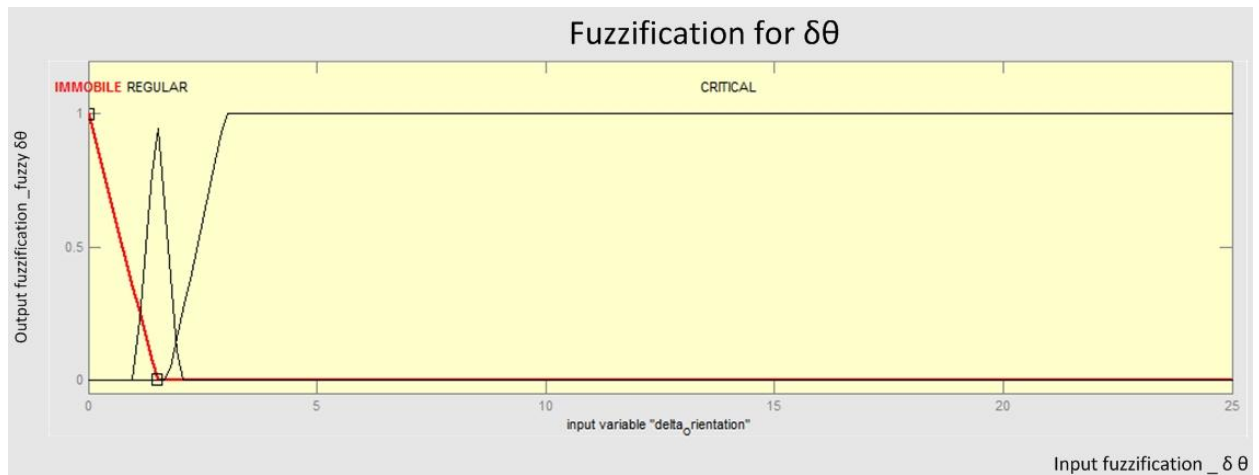
نمودار ۵-۶: تغییرات زاویه‌ی مرکز بیضی محاط به ازای یک سناریو در ۸ دوربین.

همانطور که در نمودار ۵-۶ مشخص است. مقادیر تغییرات زاویه‌ای بیضی محاط در حالت-های بحرانی و بدون حرکت مقادیر خاصی را به خود می‌گیرند (توجه شود این موضوع در بعضی دوربین‌ها که در زاویه‌هایی خاص هستند برجسته تر می‌باشند). برای همین منظور به مدلسازی این متغییر در نمودار ۵-۷ توجه فرمایید.

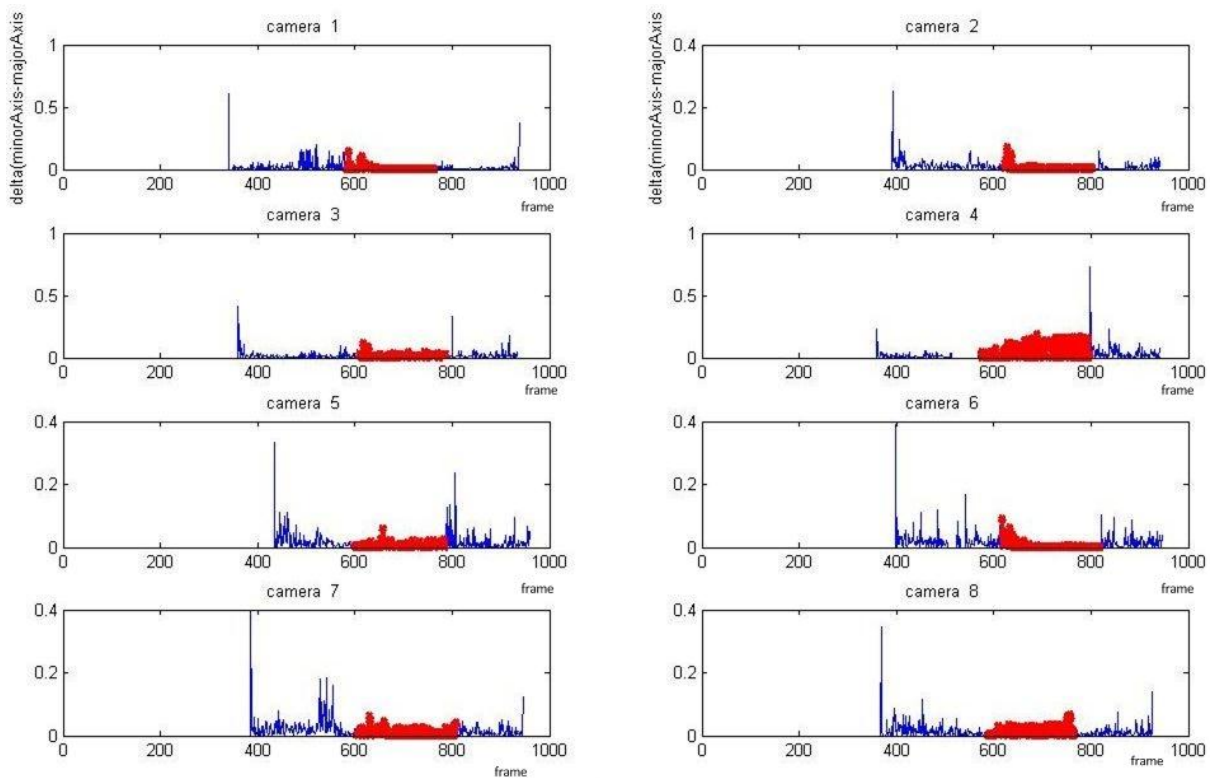
۵-۲-۳ تغییرات نسبت قطر کوچک به بزرگ بیضی محاط

در [۵۱] از تغییرات نسبت قطر کوچک به بزرگ بیضی محاط به عنوان یکی از پارامترهای مهم در زمینه‌ی تشخیص مرحله‌ی بحرانی معرفی شده است (در صورتی که از ۰/۹ بالاتر باشد و با شرایطی که برای ثابت حرکتی ذکر شده به احتمال زیاد فرد در حال افتادن است). در مورد این گزارش نیز یکی از متغیرهای مهم می‌باشد. در نمودار ۵-۸ تغییرات این متغییر را در هنگام

افتادن فرد مشاهده مینمایید.



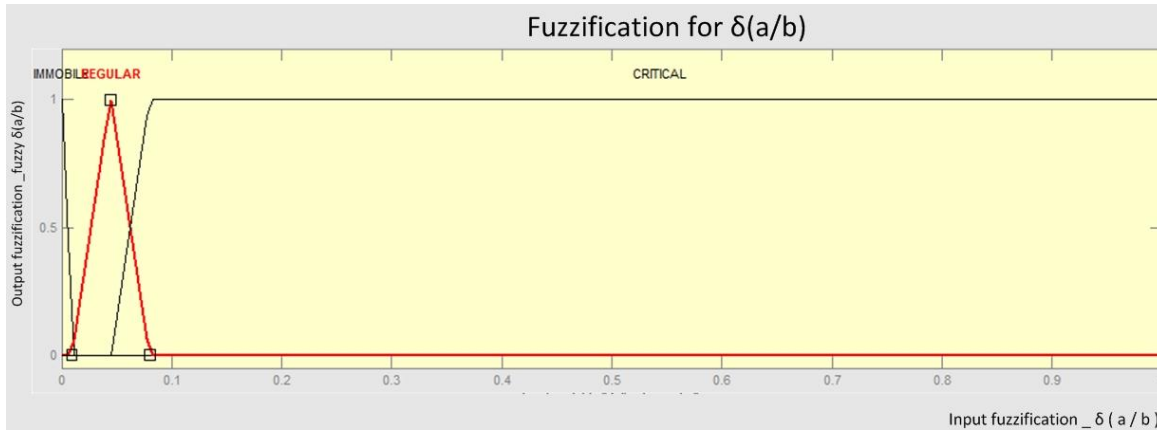
نمودار ۵-۷: مدل سازی فازی میزان درصد متغییره $\delta\theta$.



نمودار ۵-۸: بیضی محاط (محور عمود) به ازای یک سناریو در ۸ دوربین.

همانند دو متغیر قبلی برای $\delta \frac{a}{b}$ نیز یک مدل سازی فازی ارائه می شود. برای این منظور به

نمودار ۹-۵ توجه فرمایید.



نمودار ۹-۵: مدل سازی فازی متغیر $\delta \frac{a}{b}$.

۴-۲-۵ μ

این متغیر نشان دهنده ی بیشینه مقدار چهار تایی زیر به ازای هر فریم است (به رابطه ی

۳-۵ توجه کنید):

- اندازه ی قطر کوچک
- اندازه ی قطر بزرگ
- مختصات مرکز بیضی محاط در محور عمودی
- مختصات مرکز بیضی محاط در محور افقی

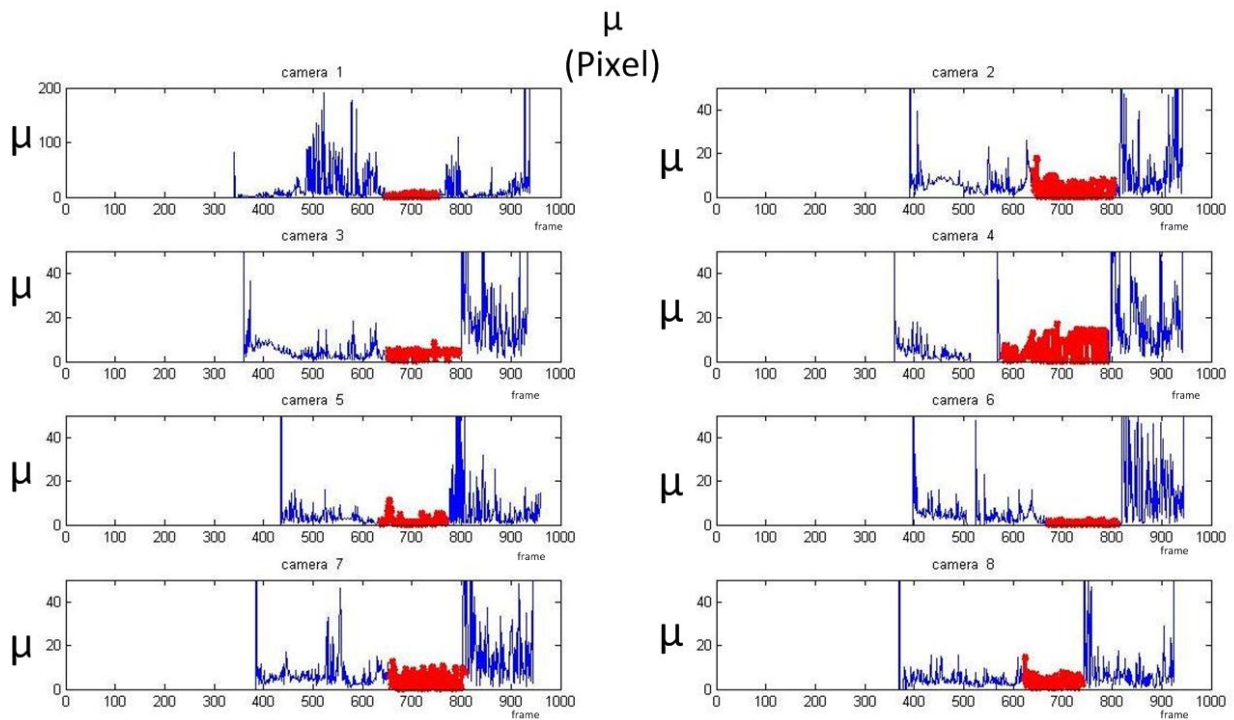
$$\mu = \max\{a, b, x, y\}$$

۳-۵

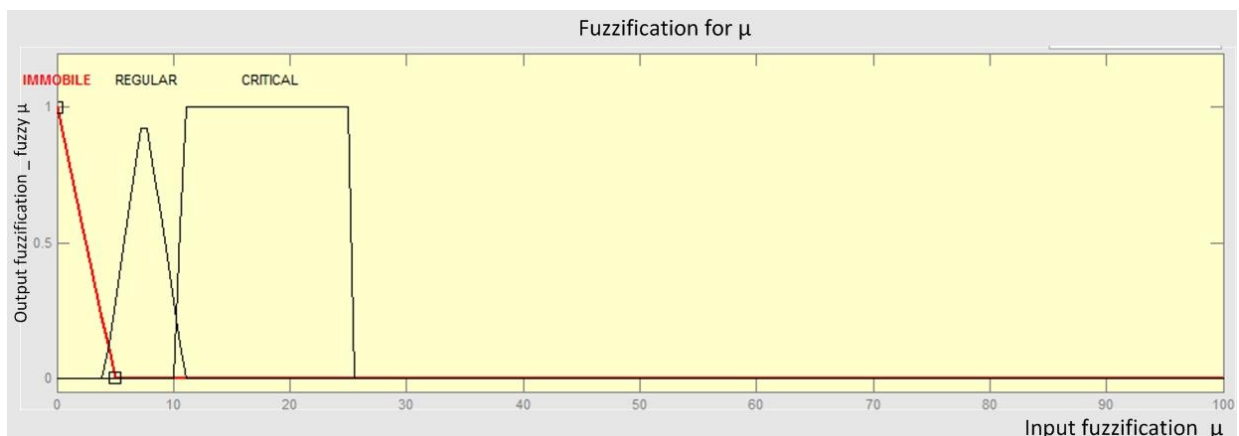
این متغیر در [۵۱] به عنوان یکی از پایه های اساسی در تشخیص بی حرکتی فرد میباشد (زمانی که

مقدار این متغیر کمتر از ۲ پیکسل باشد گویای این است که ، شی ای که در صحنه حضور دارد

بیتحرک میباشد). تغییرات μ را میتوانید در نمودار ۵-۱۰ به ازای نمونه‌ی شماره ۳ و دوربین هفتم مشاهده کنید. برای مدل‌سازی این متغیر نیز مانند متغیرهای قبلی از توابع فازی مطابق با این پایگاه داده استفاده شده است (به شکل ۵-۱۱ توجه کنید).



نمودار ۵-۱۰: بیضی محاط به ازای یک سناریو در ۸ دوربین.



نمودار ۵-۱۱: مدل‌سازی فازی میزان درصد متغیر μ .

۳-۵ طراحی FIS برای تولید مقادیر mass

بعد از مدل‌سازی تمام متغیرها به کمک توابع فازی نیاز به تولید توابع mass مربوط به تئوری دمپستر-شفر، را داریم. یک FIS از تعدادی ورودی و تعدادی قوانین متشکل شده است. به کمک ورودی‌ها و قوانین FIS خروجی آن تولید می‌شود [۳۵, ۳۶]. برای طراحی یک FIS لازم است ابتدا خروجی‌های مدنظر به کمک توابع فازی مدل‌سازی شوند.

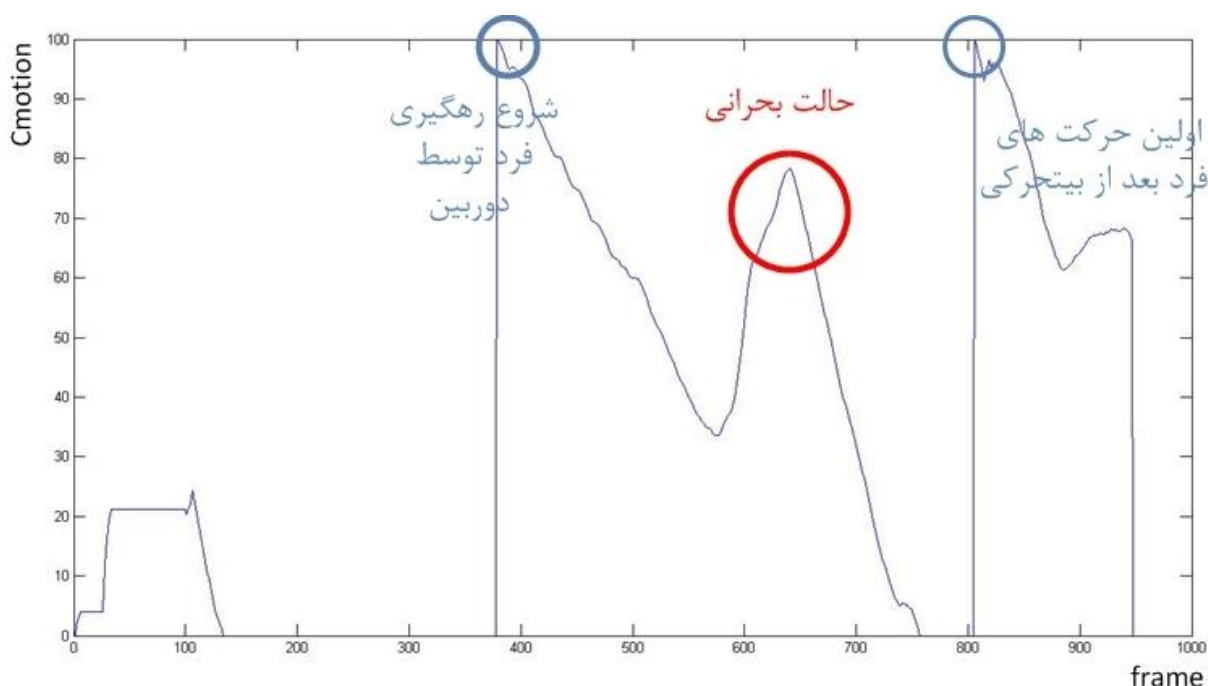
برای مدل‌سازی توابع فازی از تغییرات لحظه‌ای C_{motion} استفاده شده است. همانطور که در قسمت‌های قبل نیز اشاره شد، تغییرات C_{motion} می‌تواند در سه حالت: صفر، مثبت و منفی قرار گیرد. به کمک این سه حالت تغییر سه FIS برای کل سیستم FD تشکیل داده می‌شود. این موضوع باعث خواهد شد، دقت سیستم تا حدود خیلی زیادی افزایش یابد. در ادامه به توضیح در مورد خروجی‌های این سه سیستم پرداخته شده است.

۱-۳-۵ مدل‌سازی خروجی‌های FIS

۱-۳-۵-۱ مدل‌سازی خروجی‌های FIS به ازای تغییرات صعودی C_{motion}

همانطور که در قسمت‌های قبلی اشاره شد، C_{motion} گویای حرکات رخ داده در محیط فیلم برداری یک دوربین است. مقادیر بالای این متغیر، نشان دهنده تغییرات شدیدتر در محیط می‌باشد. حال اگر روند این تغییرات رو به افزایش باشد می‌تواند نشان دهنده یکی از حالت‌های: بحرانی یا عادی باشد. علت اینکه حالت کم تحرکی یا بیحرکتی نمی‌تواند C_{motion} در حال افزایش داشته باشد، به این دلیل است که در حالت بیتحرکی محیط آرام بوده و تعداد پیکسل‌هایی که به عنوان پیکسل‌های متحرک در MHI ثبت شده اند به صورت قابل ملاحظه‌ای کاسته می‌شود. همین موضوع باعث کاهش C_{motion} خواهد شد. در این موضوع که C_{motion} در حال بحرانی مقدار

صعودی بخود می‌گردشکی نیست، اما در حرکات عادی مانند راه رفتن سریع و نشستن روی مبل و خم شدن روی زمین نیز C_{motion} حالت صعودی بخود خواهد گرفت. توجه به یک نکته نیز در اینجا ضروری است و آن اینکه زمانی که فرد به حدی به دوربین نزدیک شود که قابل رهگیری توسط دوربین باشد C_{motion} به صورت ناگهانی افزایش خواهد یافت. این موضع را به صورت قله-هایی در نمودار C_{motion} با حافظه‌ی محدود می‌توان دید. البته بعد از گذشت مدت زمان طولانی از بیتحرکی، زمانی که فرد تلاش برای حرکت می‌کند C_{motion} نیز به شدت افزایش خواهد یافت.



نمودار ۵-۱۲: تغییرات صعودی در نمودار C_{motion} (با حافظه‌ی محدود).

همانطور که در فصل دوم ذکر شد، یکی از تفاوت‌های اساسی بین BT و DST محیط هدف آنهاست. محیط هدف DST مجموعه‌ی توانی فرضیات است. برای مدلسازی تابع mass نیز قطعا باید به این موضوع توجه نمود. خروجی FIS ای که برای حالت صعودی طراحی شده است. سه مجموعه، که در صفحه‌ی بعد به آن اشاره شده، می‌تواند باشد (نمودار ۵-۱۲).

۱. {regular}

با توجه به اینکه در حالت کلی در تحت شرایط صعودی بودن ثابت تحرک ، تنها دو حالت داریم، دو مجموعه‌ی regular و critical در حالت مکملی هم قرار خواهند گرفت. یکی از حالت‌ها نیز که در تئوری DST متداول است، عدم دانش نسبت به رخداد روی داده شده در محیط است. به عبارت دیگر این رخداد می‌تواند regular یا critical باشد. اتفاق رخ داده برای ما مبهم می‌باشد.

۲. {critical}

حالت critical در مقابل regular تعریف می‌شود.

۳. {regular, critical}

۴. این مجموعه نیز گویای عدم قطعیت در رخداد روی داده در محیط است. این مجموعه در مقابل مجموعه‌ی $\{regular, critical\}$ تعریف می‌شود.

وقتی می‌خواهیم خروجی میزان درصد رخداد {regular} را نشان دهد، حتما باید میزان درصد رخداد {critical} و {regular, critical} نیز در آن گنجانده شود.

۵-۳-۱-۲ مدل‌سازی خروجی‌های FIS به ازای تغییرات نزولی C_{motion}

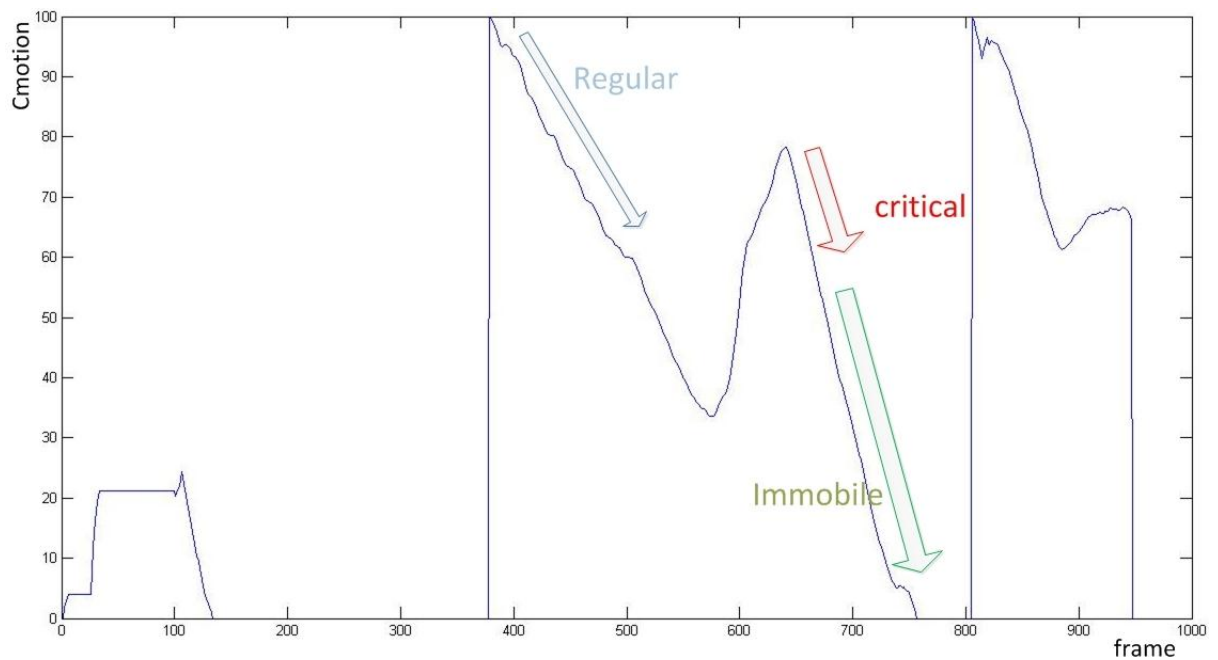
تغییرات نزولی تابع C_{motion} در دو حالت رخ می‌دهد: زمانی که فرد به صورت ناگهانی در محیط رهگیری شده باشد (بعد از این حالت نمودار C_{motion} با شیب تندی حالت نزولی به خود می‌گیرد)، زمانی که فرد بعد از حالت بحرانی در به سمت حالت بیتحرکی برود. با این توصیفات برای این FIS نیز چهار خروجی خواهیم داشت (نمودار ۵-۱۳).

۱. {regular}

۲. {critical}

۳. {immobile}

۴. $\{regular, critical, immobile\}$



نمودار ۵-۱۳: تغییرات نزولی در C_{motion} (با حافظه‌ی محدود).

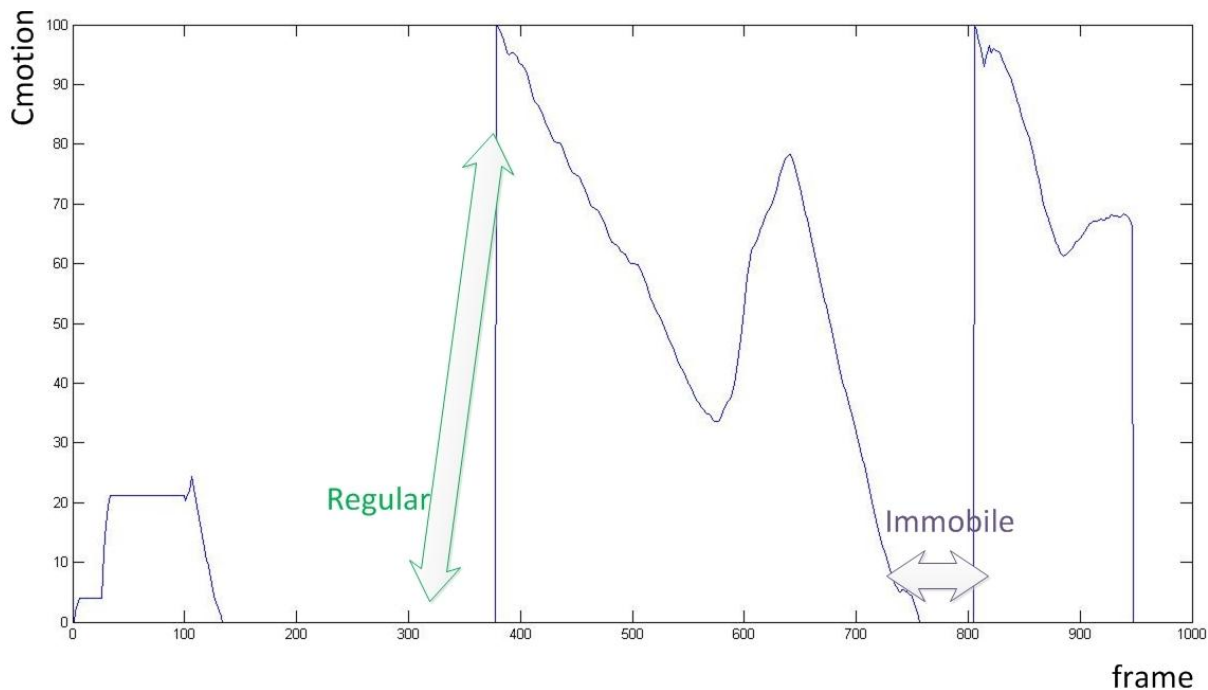
۳-۱-۳-۵ مدل‌سازی خروجی FIS به ازای تغییرات ثابت C_{motion}

در حالتی که تغییرات C_{motion} برابر با صفر است، محیط در دو حالت بیتحرکی یا حرکت عادی (مانند حرکات جزئی دست یا حرکاتی مشابه قرار دارد). با این اوصاف سه مجموعه‌ی هدف نیز برای این حالت وجود خواهد داشت (توجه داشته باشد در این حالت فرد، در حالت بحرانی نیست، این موضوع یک دانش پر اهمیت می‌باشد). برای درک بهتر این موضوع می‌توانید به نمودار ۵-۱۴ توجه فرمایید.

۱. $\{regular\}$

۲. $\{immobile\}$

۳. $\{regular, immobile\}$



نمودار ۵-۱۴: مقادیر ثابت برای نمودار C_{motion} (با حافظه‌ی محدود).

۲-۳-۵ مدل‌سازی FIS برای تولید تابع mass

همانطور که در قسمت قبلی ذکر شد، سیستمی که در این پایان نامه معرفی شده است، مبتنی بر ۳ سیستم استنتاج فازی برای تولید توابع mass است. قسمت‌های گذشته به شرح و توضیح در مورد نحوه‌ی مدل‌سازی توابع فازی خروجی و ورودی به ازای این FIS ها کردیم. در این قسمت قصد داریم جزء سوم این سیستم‌های استنتاج را معرفی کنیم. این جزء شامل قوانین فازی می‌باشد.

۱-۲-۳-۵ مدل‌سازی FIS به ازای تغییرات صعودی C_{motion}

این سیستم استنتاج فازی را FIS_C_R می‌نامیم (از این جهت این نامگذاری انتخاب شده است که انتخابی بین حالت بحرانی و عادی می‌باشد). مشخصات این سیستم فازی را در جدول

۱-۵ مشاهده می‌نمایید. قواعد فازی به کار رفته در FIS_C_R نیز مطابق جدول ۲-۵ می‌باشد.

جدول ۱-۵: مشخصات سیستم استنتاج فازی FIS_C_R.

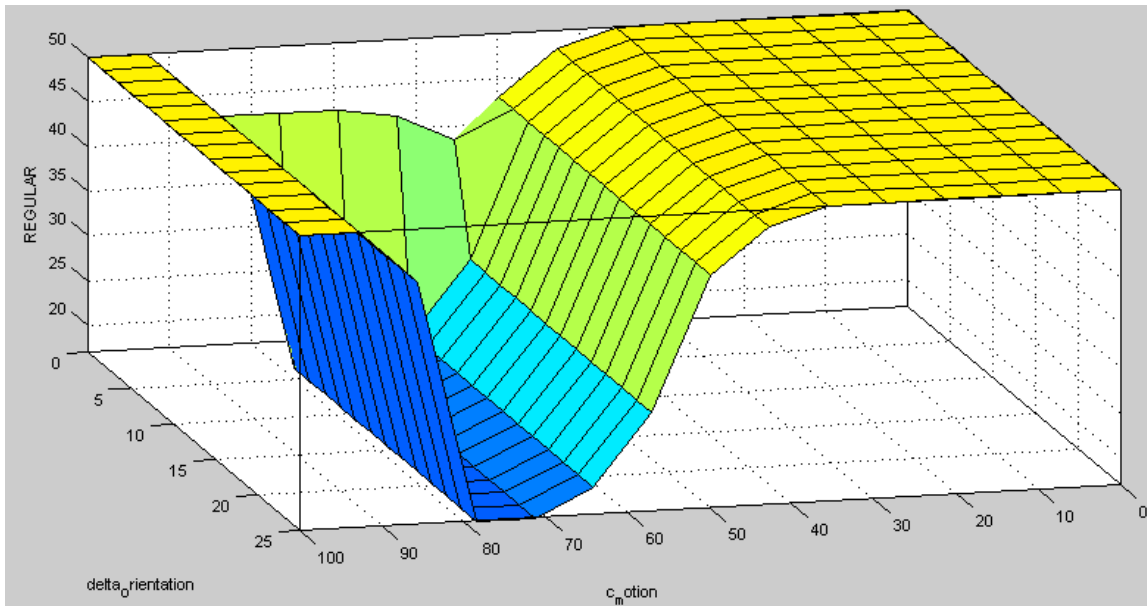
ویژگی	توضیحات
نوع FIS	mamdani
روش AND استفاده شده	Min
روش OR استفاده شده	Max
روش defuzzification	bisector
روش implication	Min
روش aggregation	Max
ورودی‌ها	$\delta_\theta, \delta_{\frac{a}{b}}, C_{motion}$
خروجی‌ها	{{regular},{critical},{regular,critical}}

در نمودارهای ۱۵-۵ و ۱۶-۵ دو متغیر ورودی δ_θ و C_{motion} و رابطه‌ی این دو با خروجی

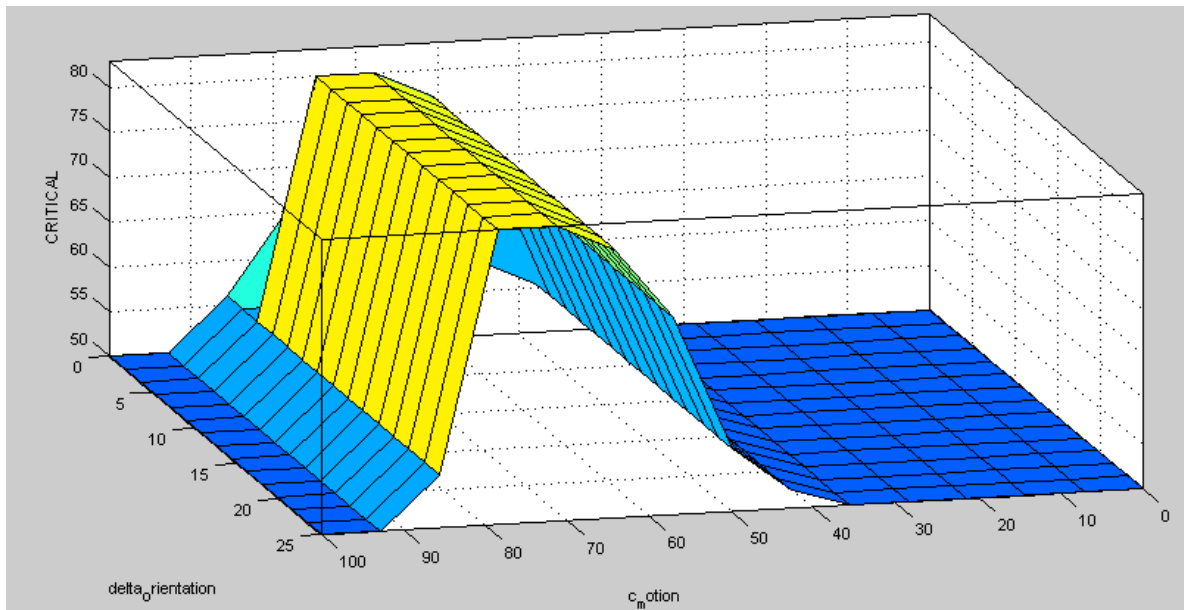
Regular و Critical مشاهده می‌کنید.

در شکل ۳-۵ نمایی از مدلسازی سیستم استنتاج فازی FIS_C_R در نرم افزار MATLAB را

مشاهده می‌نمایید.



نمودار ۵-۱۵: نمودار، دو ورودی و خروجی REGULAR سیستم استنتاج فازی FIS_C_R.

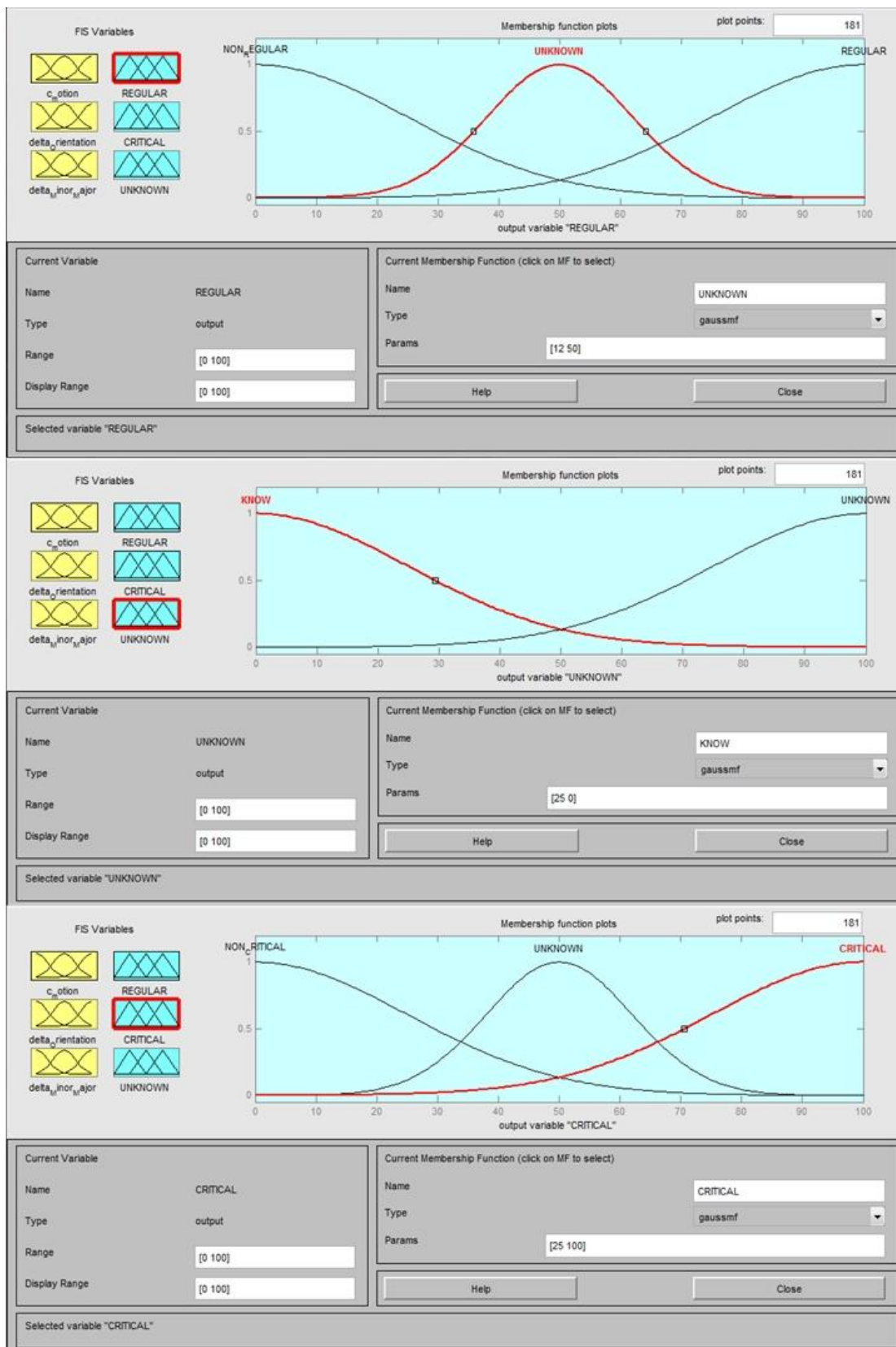


نمودار ۵-۱۶: نمودار، دو ورودی و خروجی CRITICAL سیستم استنتاج فازی FIS_C_R.

جدول ۵-۲: قواعد فازی برای سیستم استنتاج فازی^۱ FIS_C_R.

شماره	ورودی			خروجی		
	δ_a	δ_θ	C_{motion}	REGULAR	CRITICAL	UNKNOWN {egular,critical}
۱	CRITICAL	IMMOBILE	CRITICAL	NON_REGULAR	CRITICAL	KNOW
۲	CRITICAL	IMMOBILE	CRITICAL	NON_REGULAR	CRITICAL	KNOW
۳	IMMOBILE	CRITICAL	CRITICAL	NON_REGULAR	CRITICAL	KNOW
۴	REGULAR	CRITICAL	CRITICAL	NON_REGULAR	CRITICAL	KNOW
۵	CRITICAL	CRITICAL	CRITICAL	NON_REGULAR	CRITICAL	KNOW
۶	REGULAR	REGULAR	REGULAR	REGULAR	NON_CRITICAL	KNOW

^۱ این جدول نشان دهندهی مقادیری از ورودی‌ها است که به ازای آن‌ها خروجی در حالت KNOW قرار میگیرد، در باقی حالات به ازای هر ورودی دیگر خروجی به صورت {UNKNOWN, UNKNOWN, UNKNOWN} خواهد شد. توجه شود که در این جدول منظور از NON_CRITICAL هر حالتی به جز حالت CRITICAL است. همچنین منظور از NON_REGULAR نیز هر حالتی به جز REGULAR است.



شکل ۵-۳: نمایی از مدل سازی FIS_C_R به کمک MATLAB.

۵-۳-۲-۲ مدل‌سازی FIS به ازای تغییرات ثابت C_{motion}

این سیستم استنتاج فازی تحت عنوان FIS_I_R نامگذاری می‌شود (از این جهت این نامگذاری انتخاب شده است که انتخابی بین حالت بیتحرکی و عادی می‌باشد). مشخصات این سیستم فازی را در جدول ۳-۵ مشاهده می‌نمایید. قواعد فازی به کار رفته در FIS_I_R نیز مطابق جدول ۴-۵ می‌باشند.

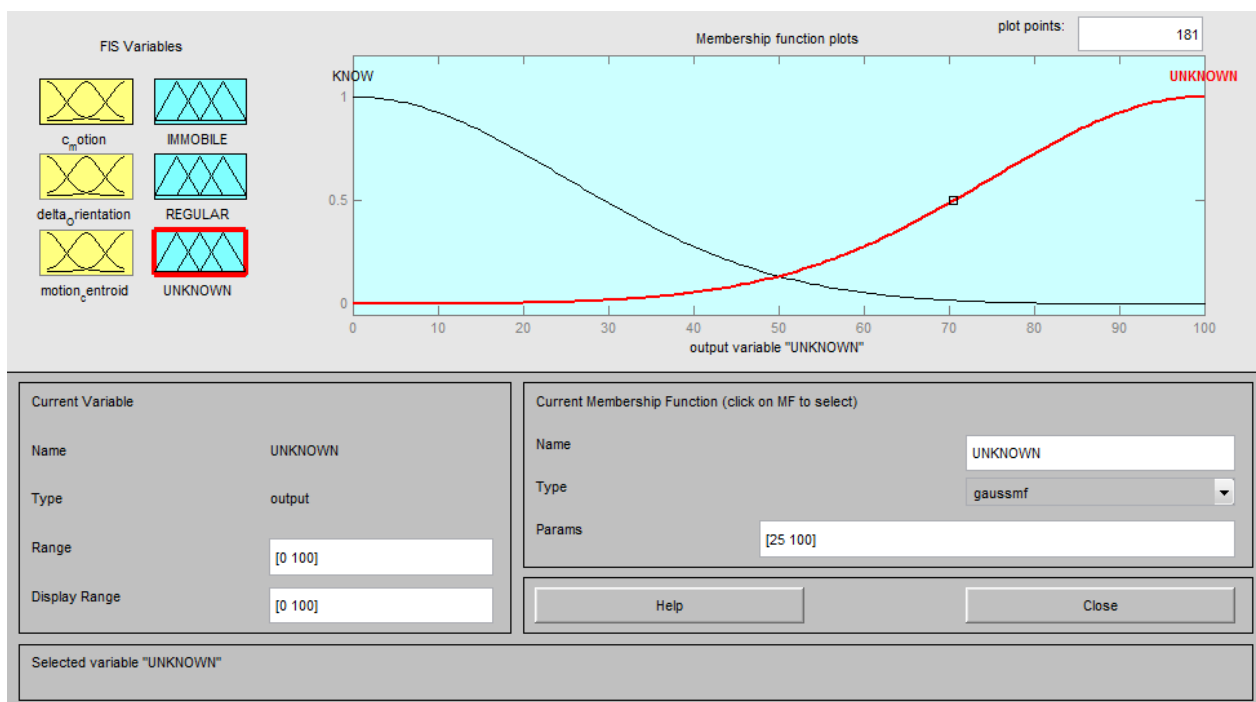
در شکل‌های ۴-۵ و ۵-۵ و ۶-۵ نمودارهای فازی خروجی سیستم استنتاج فازی FIS_I_R را مشاهده می‌کنید.

جدول ۳-۵: مشخصات سیستم استنتاج فازی FIS_I_R.

ویژگی	توضیحات
FIS نوع	mamdani
روش AND استفاده شده	Min
روش OR استفاده شده	Max
روش defuzzification	bisector
روش implication	Min
روش aggregation	Max
ورودی‌ها	$\delta_{\theta}, \mu_{C_{motion}}$
خروجی‌ها	{regular}, {immobile}, {regular, immobile}

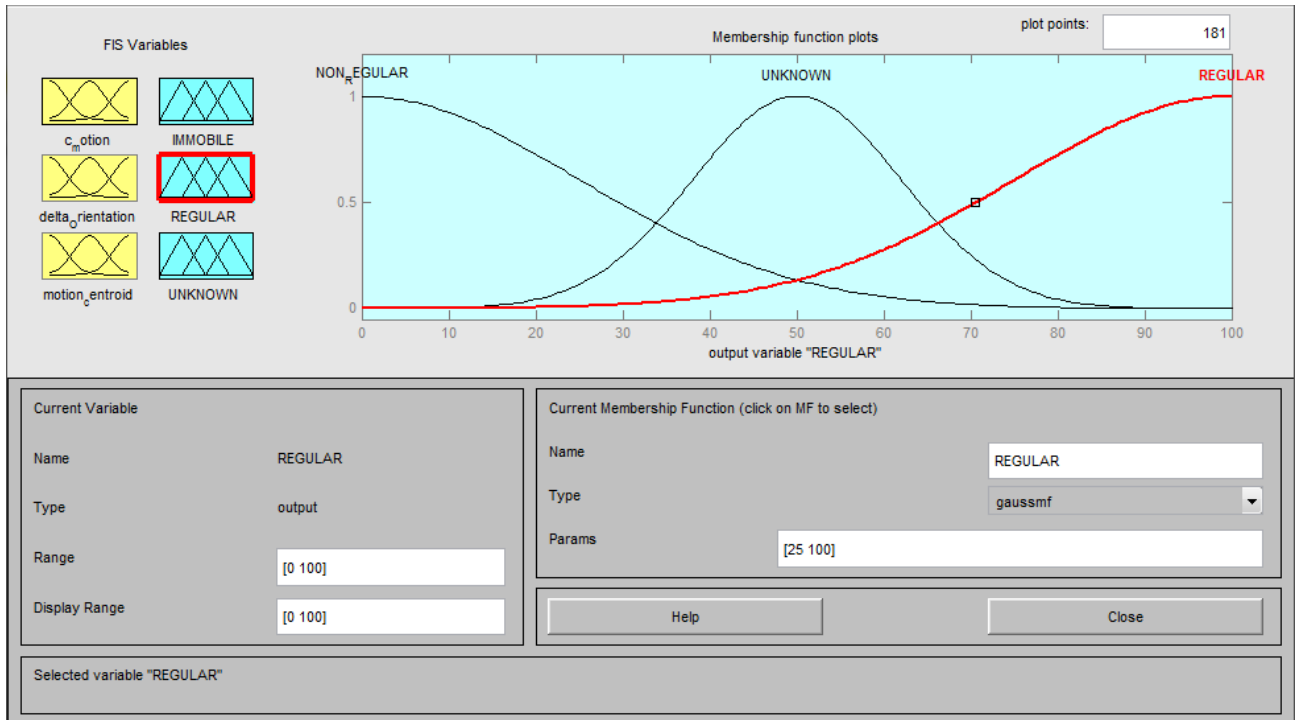
جدول ۴-۵: قواعد فازی به کارگرفته شده در FIS_I_R^۱.

خروجی			ورودی			شماره
UNKNOWN {egular,immobile}	REGULAR	IMMOBILE	μ	δ_θ	C_{motion}	
KNOW	NON_REGULAR	IMMOBILE	IMMOBILE	IMMOBILE	IMMOBILE	۱
KNOW	REGULAR	NON_IMMOBILE	REGULAR	REGULAR	REGULAR	۲

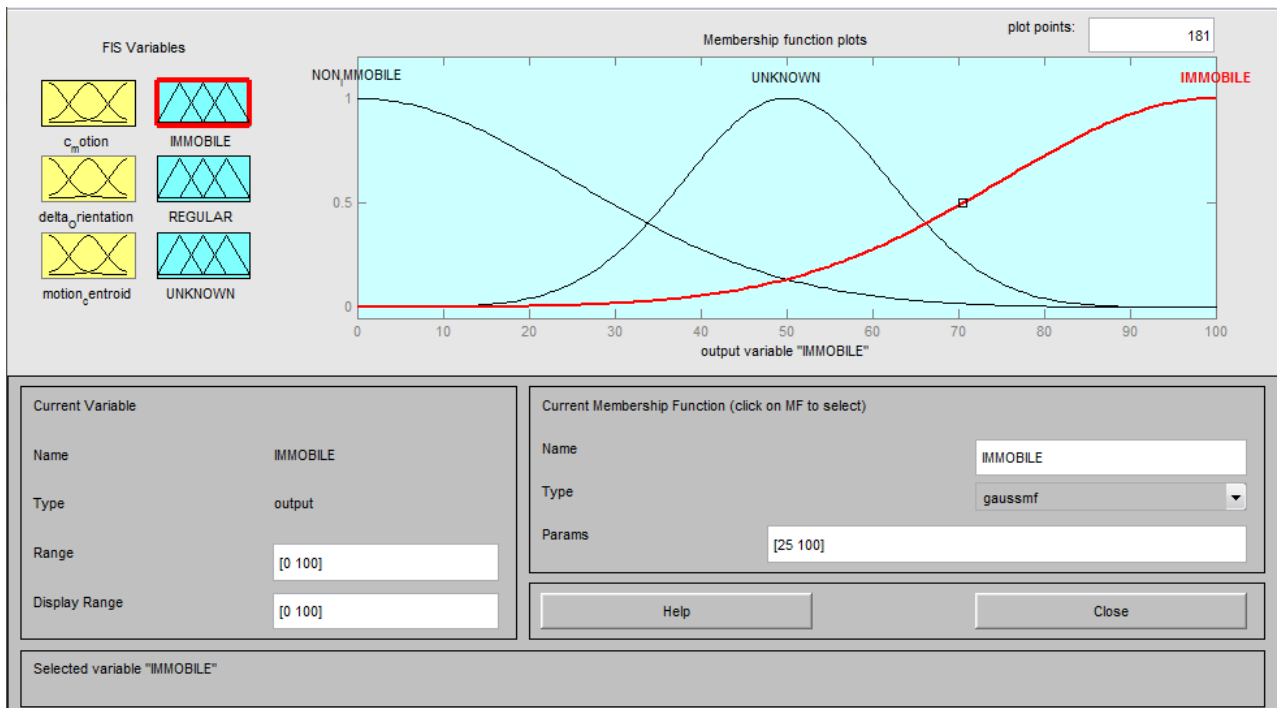


شکل ۴-۵: خروجی Unknown در FIS_I_R.

^۱ این جدول نشان دهنده مقادیری از ورودی‌ها است که به ازای آن‌ها خروجی در حالت KNOW قرار میگیرد، در باقی حالات به ازای هر ورودی دیگر خروجی به صورت {UNKNOWN, UNKNOWN, UNKNOWN} خواهد شد.



شکل ۵-۵: خروجی Regular در FIS_I_R.



شکل ۵-۶: خروجی Immobile در FIS_I_R.

۵-۳-۲-۳ مدل سازی FIS به ازای تغییرات نزولی C_{motion}

این سیستم استنتاج فازی تحت عنوان FIS_R_I_C نامگذاری شده است (از این جهت این نامگذاری انتخاب شده است که انتخابی بین حالت بحرانی و عادی و بی حرکتی می باشد). مشخصات این سیستم فازی را در جدول ۵-۵ مشاهده می نمایید. قواعد فازی به کار رفته در FIS_R_I_C نیز اجتماعی از قوانین ذکر شده در جدول های ۵-۲ و ۴-۵ می باشد. نمودارهای توابع فازی برای خروجی - های این FIS نیز دقیقاً مانند FIS_I_R و FIS_C_R است.

جدول ۵-۵: مشخصات سیستم فازی FIS_R_I_C.

ویژگی	توضیحات
FIS نوع	mamdani
روش AND استفاده شده	Min
روش OR استفاده شده	Max
روش defuzzification	bisector
روش implication	Min
روش aggregation	Max
ورودی ها	$\delta_{\theta}, \mu, \delta_{\alpha}, C_{motion}$
خروجی ها	{regular}, {critical}, {immobile}, {regular,critical,immobile}

۳-۳-۵ الگوریتم استفاده از FIS برای تولید مقادیر mass

با توجه به اینکه در حالت کلی سه FIS برای تولید توابع mass در نظر گرفته شده است. لازم

است روند استفاده از این FIS ها به صورت الگوریتم وار ذکر شود. در زیر الگوریتم استفاده از سه FIS آورده شده است.

```
Function    ({{regular},{critical},{immobile},{egular,critical,immobile}})
                                                    = massGenerator(Video)

Video→ videoReader ;
Frame_A = videoReader(frameIndex);
For ( frameIndex = 2 ; frameIndex <= frameNumber;frameIndex++){
    Frame_B = videoReader(frameIndex);
    (A_cmotion,A_δθ,A_δa,A_μ) = featureExtraction ( frame_A );
    (B_cmotion,B_δθ,B_δa,B_μ) = featureExtraction ( frame_B );
    Diff_cmotion = B_cmotion - A_cmotion ;
    If ( Diff_cmotion < 0 ){
        ({{regular},{critical},{immobile},{egular,critical,immobile}})
                                                    = FIS_R_I_C (B_cmotion,B_δθ,B_δa,B_μ);
    }
    If ( Diff_cmotion == 0 ){
        {{regular},{immobile},{egular,immobile}} = FIS_I_R (B_cmotion,B_δθ,B_μ);
    }
    If ( Diff_cmotion > 0 ){
        {{regular},{critical},{egular,critical}} = FIS_C_R (B_cmotion,B_δθ,B_δa);
    }
}
}
```

فصل هشتم

آزمایش‌ها

و

نتایج

در این فصل به بیان نحوه‌ی انجام آزمایش‌ها روی پایگاه‌داده‌ی معرفی شده در فصل سوم

پرداخته شده است.

۱-۶ مقدمه

بر روی پایگاه داده‌ی معرفی شده در فصل سوم DST اعمال شده است، تا نتایج حاصل از این الگوریتم مشاهده گردد. در این فصل به بررسی دو چالش در مورد این پایگاه داده به کمک تئوری دمپستر-شفر پرداخته شده است. موضوع اول بررسی بهترین دوربین‌ها برای FD در این پایگاه داده و چالش دوم نیز مربوط به تعیین ضریب تخفیف یا میزان اعتماد به ازای هر کدام از این دوربین‌ها است.

قبل از بررسی این دو مورد لازم است مقدماتی در مورد مواردی که باید در انجام آزمایش‌ها مد نظر باشد ذکر گردد.

۲-۶ مقدمات انجام آزمایش‌ها

در این قسمت به مقدماتی اشاره خواهد شد، که حتما قبل از انجام آزمایش‌ها باید مد نظر قرار گیرند. این مقدمات شامل همروند سازی دوربین‌ها و تعیین مقادیر هدف می‌باشد.

۱-۲-۶ همروند سازی دوربین‌های هر سناریو

قبل از اجرای هر آزمایش نیاز به تنظیمات ابتدایی روی پایگاه داده است. یکی از این تنظیمات همروند سازی دوربین‌ها می‌باشد. با توجه به اینکه دوربین‌ها در هر سناریو نسبت به یکدیگر دارای تاخیر و تاجیل می‌باشند، لازم است در حین اجرای DST روی این دوربین‌ها به این نکته توجه شود. زیرا هدف، استنتاج بین فریم‌های هشت دوربین در یک زمان واحد است. در [۷۱] زمان تاخیر تک به تک دوربین‌ها به ازای هر سناریو آورده شده است (جدول ۱-۶).

جدول ۱-۶: زمان تاخیر دوربین‌های پایگاه داده‌ی استفاده شده به ازای هر سناریو.

شماره سناریو	دوربین ۱	دوربین ۲	دوربین ۳	دوربین ۴	دوربین ۵	دوربین ۶	دوربین ۷	دوربین ۸
۱	۳	۳	۸	۴	۲۳	۶	۶	۰
۲	۲۵	۴۰	۰	۱۶	۱۸	۳۳	۳۳	۶
۳	۱۲	۱۶	۸	۱۶	۳۵	۲۰	۲۰	۰
۴	۷۲	۷۹	۷۸	۰	۶۸	۸۲	۸۳	۵۶
۵	۱۷	۲۴	۵	۱۱	۱۸۷	۲۶	۲۸	۰
۶	۰	۱۰۰	۱۰۶	۹۰	۸۹	۱۰۳	۱۰۴	۸۹
۷	۲۸	۱۴	۱۶	۰	۱	۱۷	۱۸	۲۰
۸	۹۲	۷۹	۰	۸۱	۶۴	۸۱	۸۲	۵۶
۹	۱۸	۹	۱	۱۹	۱۳	۱۱	۱۲	۰
۱۰	۱۴	۱۵	۱۹	۳۳	۱۲	۱۷	۱۹	۰
۱۱	۲۳	۴	۲۰	۱۴	۰	۶	۷	۱۲
۱۲	۲۱	۶	۱۳	۸	۰	۳	۷	۰
۱۳	۱۶	۳۳	۰	۷	۲۷	۲۷	۳۶	۱۳
۱۴	۴۹	۳۶	۳۸	۰	۲۹	۲۹	۷	۱۴
۱۵	۱۵	۱۹	۱۹	۱۵	۳۴	۴۰	۲۳	۰
۱۶	۲۳	۲۹	۰	۲	۱۲	۹	۳	۳
۱۷	۲۱	۲۶	۱۵	۰	۱۰	۰	۲۹	۱۸
۱۸	۹۹	۱۰۵	۸۶	۰	۸۴	۱۰۸	۱۰۹	۷۷
۱۹	۱۹	۲۷	۱۶	۱۰	۵	۲۹	۰	۲۰
۲۰	۲۵	۹	۳	۱۰	۱۰	۴	۵	۰
۲۱	۲۰	۳۰	۲۲	۳	۸	۳۳	۳۲	۰
۲۲	۰	۴۶	۵۱	۴۱	۵۳	۴۶	۴۷	۳۴
۲۳	۳۱	۵۲	۵۲	۴۵	۵۴	۶۰	۵۰	۰
۲۴	۳	۳۶	۷	۰	۳۷	۱۰	۳۳	۱

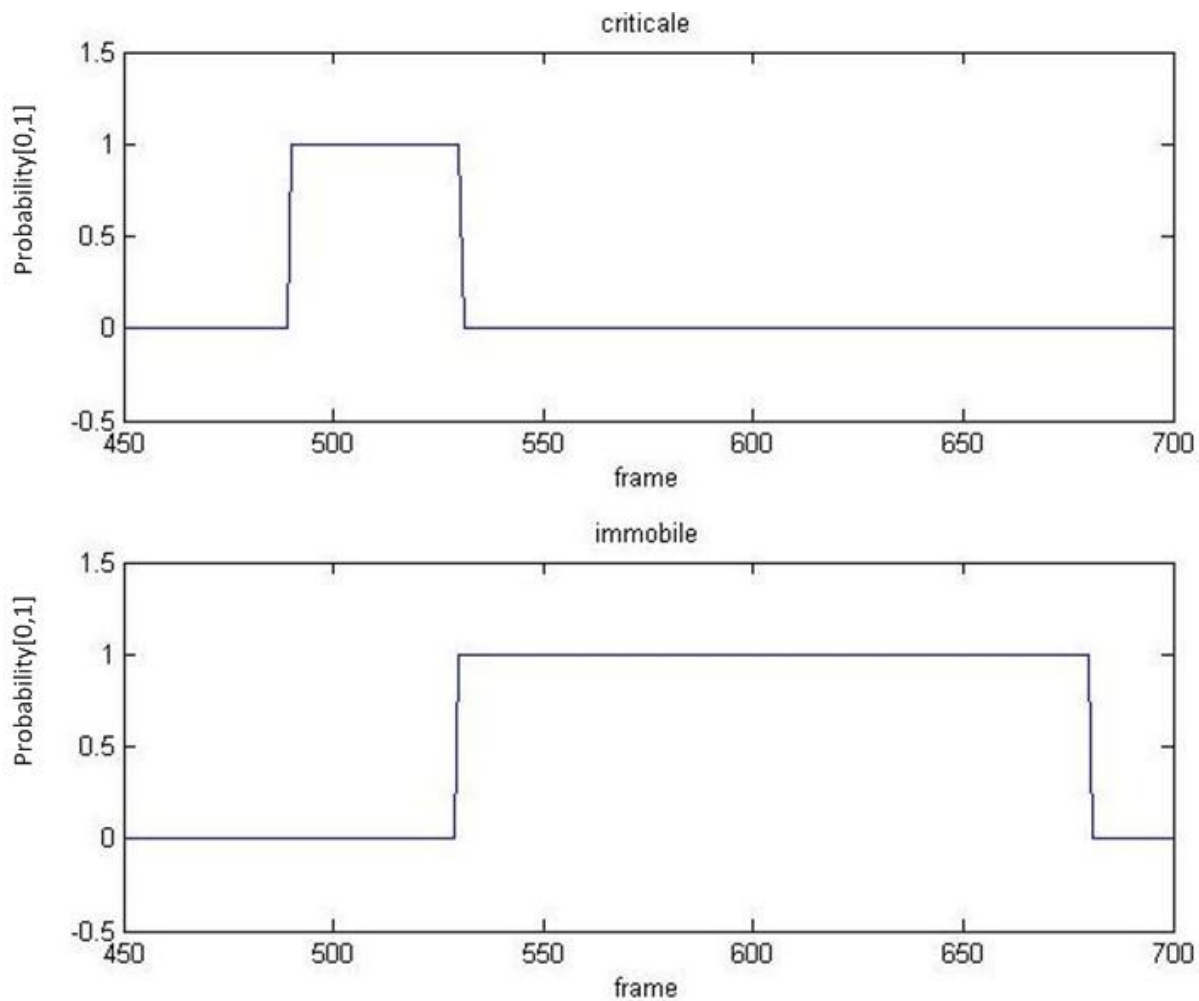
نکته‌ی دیگر نیز که باید در آزمایش‌ها مد نظر گرفته شود، حضور چند فرد به صورت همزمان در ابتدا یا انتهای هر ویدیو می‌باشد. هر چند حضور این افراد از بعضی از زوایای دوربین‌ها قابل رویت نیست. ولی باتوجه به اینکه آزمایش‌ها مبتنی بر رهگیری تنها یک فرد در محیط می‌باشد. حضور چند نفر همزمان در محیط توسط الگوریتم رهگیری فرد که در فصل چهارم آورده شده در نظر گرفته نشده است. به همین دلیل در تمام سناریو‌ها ۲۰۰ فریم اول و ۱۰۰ فریم آخر هر ویدیو حذف شده (معیار حذف هم در هر سناریو دوربینی بوده است که تاخیر آن نسبت به سایرین صفر بوده است).

۶-۲-۲ تعیین مقادیر هدف

برای راستی آزمایی هر الگوریتمی نیاز به مقادیر هدف است، تا صحت و میزان نتیجه بخش بودن آن سنجیده شود. در اینجا قصد داریم مقادیر هدف را به ازای پایگاه داده‌ی استفاده شده بیان کنیم. با توجه به اینکه هدف از طراحی این الگوریتم سنجش میزان موفقیت آن در تشخیص رخداد افتادن افراد است. لازم است تک تک نمونه‌های این پایگاه داده تحلیل شود. این تحلیل شامل زمان شروع و اتمام دو حالت بحرانی و بیتحرکی خواهد بود (به جدول ۶-۲ توجه شود). توجه شود که این تحلیل تنها برای دوربینی از هر نمونه آورده شده، که میزان تاخیر آن مطابق جدول ۶-۲ صفر می‌باشد.

برای تعیین هدف نیز به ازای دوربین هر سناریو که تاخیر آن نسبت به دوربین‌های دیگر صفر است، دو سیگنال در نظر گرفته می‌شود. سیگنال‌های critical, immobile. به عنوان نمونه به سیگنال‌های هدف سناریو شماره هفت و دوربین شماره چهار دقت کنید (نمودار ۶-۱). منظور از تشخیص این دو سیگنال FD می‌باشد، که در توالی دو حالت critical و immobile رخ میدهد. حالت‌های immobile را نیز در فریم‌های دیگر به جز محدوده‌ی fall در نظر گرفته نشده است. البته در نظر داشته باشید که این سیگنال در محدوده‌ی صفر تا یک ترسیم شده است. برای

هماهنگی با نمودارهای خروجی FIS ها می توانیم آن ها را در محدوده 10^2 ترسیم کرد.



نمودار ۶-۱: یک مثال از نمودارهای هدف برای حالت CRITICAL و IMMOBILE.

۳-۶ استنتاج به کمک DST

همانطور که در فصل دوم نیز گفته شد، یکی از پایه‌های اساسی به کارگیری DST شخص خبره است. به همین منظور باید در سیستم از فرد خبره تعریفی جامع به عمل بیاید. فرد خبره در این مطالعه‌ی موردی همان دوربین‌های مورد استفاده هستند. هر کدام از دوربین‌ها در حکم یک خبره هستند که محیط را رصد می‌کنند و در مورد رخداد‌های آن اظهار نظر می‌کنند.

برای همین کار نظر دوربین‌ها به صورت فریم به فریم در مورد اتفاق روی داده پرسیده می‌شود و در مرحله‌ی دوم به کمک این تئوری که در فصل دوم به تفصیل در مورد آن صحبت شد باهم ادغام خواهند شد. تاثیری که این تئوری روی پاسخ مسئله خواهد گذاشت، این موضوع است که فضای عدم قطعیت که در پاسخ این خبره‌ها وجود دارد (و در برخی موارد شاید حجم بیشتری از پاسخ را گرفته باشند) را به شدت می‌کاهد.

۴-۶ جستجو در فضای پاسخ‌های مسئله برای به دست آوردن

چیدمان بهینه دوربین‌ها

یکی از موضوعات چالش برانگیز در مورد این پایگاه داده انتخاب دوربین‌های مناسب با حداقل میزان هزینه به منظور FD می‌باشد. که با کمک این دوربین‌ها DST بهترین پاسخ را به ما ارائه دهد. در اینجا از الگوریتم ژنتیک برای این موضوع کمک گرفته شده. در نظر داشته باشید که باتوجه به محدود بودن محیط مسئله تمام فضای پاسخ‌های مسئله برای به دست آوردن پاسخ نمونه بررسی شده است.

۱-۴-۶ تعریف کروموزوم

تعریف کروموزوم مطابق با مسئله‌ی مورد بحث انجام می‌شود. برای این منظور حضور یا عدم حضور هر کدام از دوربین‌ها را به صورت یک ژن مدل می‌کنیم. مقدار این ژن اگر صفر باشد، به معنای عدم حضور دوربین در طی آزمایش است. و اگر مقدار آن یک باشد به معنای حضور دوربین در آزمایش مربوط است.

جدول ۶-۲: فریم شروع و اتمام طی افتادن فرد روی زمین به ازای هر دوربین.

شماره نمونه	شماره دوربینی که تاخیر آن صفر است	شروع مرحله بحرانی (شماره فریم)	اتمام مرحله بحرانی شروع مرحله بیتحرکی (شماره فریم)	اتمام مرحله بیتحرکی (شماره فریم)
۱	۸	۱۰۹۰	۱۱۳۰	۱۳۰۵
۲	۳	۳۷۸	۴۲۰	۶۴۵
۳	۸	۵۹۵	۶۳۵	۷۶۰
۴	۴	۳۰۰	۳۳۲	۴۳۰
۵	۸	۳۱۵	۳۴۰	۴۸۰
۶	۱	۶۰۰	۶۴۵	۸۳۰
۷	۴	۴۹۰	۵۳۰	۶۸۰
۸	۳	۲۷۰	۳۰۷	۳۹۰
۹	۸	۶۳۲	۶۶۰	۷۵۰
۱۰	۸	۵۲۰	۵۵۴	۶۷۶
۱۱	۵	۴۷۰	۵۰۰	۵۸۰
۱۲	۵	۶۲۴	۶۸۰	۷۷۰
۱۳	۳	۸۴۰	۸۸۰	۹۷۰
۱۴	۴	۱۰۰۰	۱۰۳۸	۱۱۱۰
۱۵	۸	۷۶۹	۷۹۵	۹۰۰
۱۶	۳	۸۹۰	۹۳۰	۱۰۰۰
۱۷	۴	۷۴۰	۷۸۰	۸۹۰
۱۸	۴	۵۷۰	۶۱۷	۷۴۰
۱۹	۷	۵۱۲	۶۲۰	۷۷۰
۲۰	۸	۵۵۴	۶۹۰	۷۹۰
۲۱	۸	۸۷۷	۹۲۰	۱۰۲۲
۲۲	۱	۷۷۵	۸۱۰	۹۲۰
۲۳	۸	۱۵۲۵	۱۵۶۰	۱۶۰۰
		۳۶۱۰	۳۶۴۰	۳۷۷۷
۲۴	۴	-	-	-

۶-۴-۲ جمعیت

در حالت کلی ۸ دوربین وجود دارد. برای هر دوربین ۲ حالت حضور یا عدم حضور در آزمایش است. که در مجموع ۲۵۶ حالت خواهیم داشت. یکی از این حالت ها زمانی است که هیچکدام از دوربین ها در محیط نباشند. به عبارت دیگر مقادیر ژن به ازای تمام دوربین ها صفر باشد. اگر این حالت اخیر را در نظر نگیریم در مجموع ۲۵۵ حالت نیاز به بررسی دارد. با توجه به محدود بودن موضوع مسئله تمام حالت ها بررسی می شود. بنابراین الگوریتم ژنتیک به معنای متداول در اینجا نخواهیم داشت. اما اگر تعداد حسگرهای چند رسانه ای افزایش میافتند، طوری تحلیل تمام حالات مشکل میشود. حتما لازم بود الگوریتم ژنتیک به کار گرفته شود.

۶-۴-۳ تعریف تابع شایستگی

تابع شایستگی وابسته به دو متغیر، دو مورد زیر می باشد:

- حداقل سازی تعداد دوربین ها
 - بیشترین میزان پاسخ در سناریوها
- هر کروموزومی مجموع این پاسخ ها را داشته باشد، بهترین پاسخ خواهد بود.

۶-۴-۴ آزمایش ها

بعد از اعمال DST مطابق با روش های توضیح داده شده در فصل های سوم و پنجم، نتیجه ی حاصل به ازای هر فریم یک ۶نایی مرکب از درصد رخداد موارد زیر است:

۱. {REGULAR}
۲. {CRITICAL}
۳. {IMMOBILE}
۴. {REGULAR,CRITICAL}
۵. {REGULAR,IMMOBILE}

۶. {REGULAR,CRITICAL,IMMOBILE}

در ادامه نتایج اعمال DST روی فریم به فریم ویدیوها مورد بحث و بررسی قرار خواهد گرفت.

۱-۴-۴-۶ یک نمونه از اعمال DST

در این قسمت قبل از پرداختن به آزمایشات انجام شده روی پایگاه داده، ابتدا یک مثال عملی

از اعمال DST روی یکی از فریم‌های این پایگاه داده آورده شده است (جدول ۳-۶).

جدول ۳-۶: یک مثال از اعمال DST به یک فریم از سناریوی پایگاه داده

شماره خروجی	دوربین ۱	دوربین ۲	دوربین ۳	دوربین ۴	دوربین ۵	دوربین ۶	دوربین ۷	دوربین ۸	DST بدون	DST با نرمالسازی
۱	۲۹/۵۸	۲۳/۰۴	۱۶/۹۹	۲۸/۹۰	۲۲/۴۲	۲۲/۵۲	۱۶/۹۹	۲۱/۰۵	۳۶۶/۷	۴۵/۳۶
۲	۲۹/۵۸	۲۳/۰۴	۱۶/۹۹	۲۸/۹۰	۲۲/۴۲	۲۲/۵۲	۱۶/۹۹	۳۱/۵۷	۳۶۶/۷	۵۰/۸۲
۳	*	۲۳/۰۴	۴۸/۳۶	*	۲۲/۴۲	۲۲/۵۲	۴۸/۳۶	۲۱/۰۵	*	-
۴	۴۰/۸۲	*	*	۴۲/۱۹	*	*	*	*	۲۸/۲۲	۳/۸۱۵
۵	*	*	*	*	*	*	*	*	*	-
۶	*	۶۹/۱۲	۸۲/۳۵	*	۶۷/۲۶	۶۷/۵۶	۸۲/۳۵	۷۳/۶۸	*	-

یکی از آزمایشاتی که در این پایگاه داده انجام شد، اعمال Tracker_DST روی فریم‌های متوالی بود. با Tracker در فصل دوم آشنا شدید. در این فصل برای انجام Tracker از BDT استفاده شده بود. در اینجا ما Tracker را به کمک DST انجام می‌دهیم. به عنوان یک نمونه از نتایج آن به جدول ...توجه فرمایید. البته دقت شود که اعمال Tracker کیفیت داده‌ها را بهتر نموده و فضای عدم قطعیت را می‌کاهد. اما یکی از چالش‌ها در مورد آن این موضوع می‌باشد، که چند فریم اخیر را باید برای ترکیب با هم‌دیگر در نظر گرفت؟ در اینجا آزمایشات با tracker ۳۰ فریمی انجام داده شده است.

جدول ۴-۶: نتیجه‌ی اعمال Tracker_DST به دو فریم متوالی

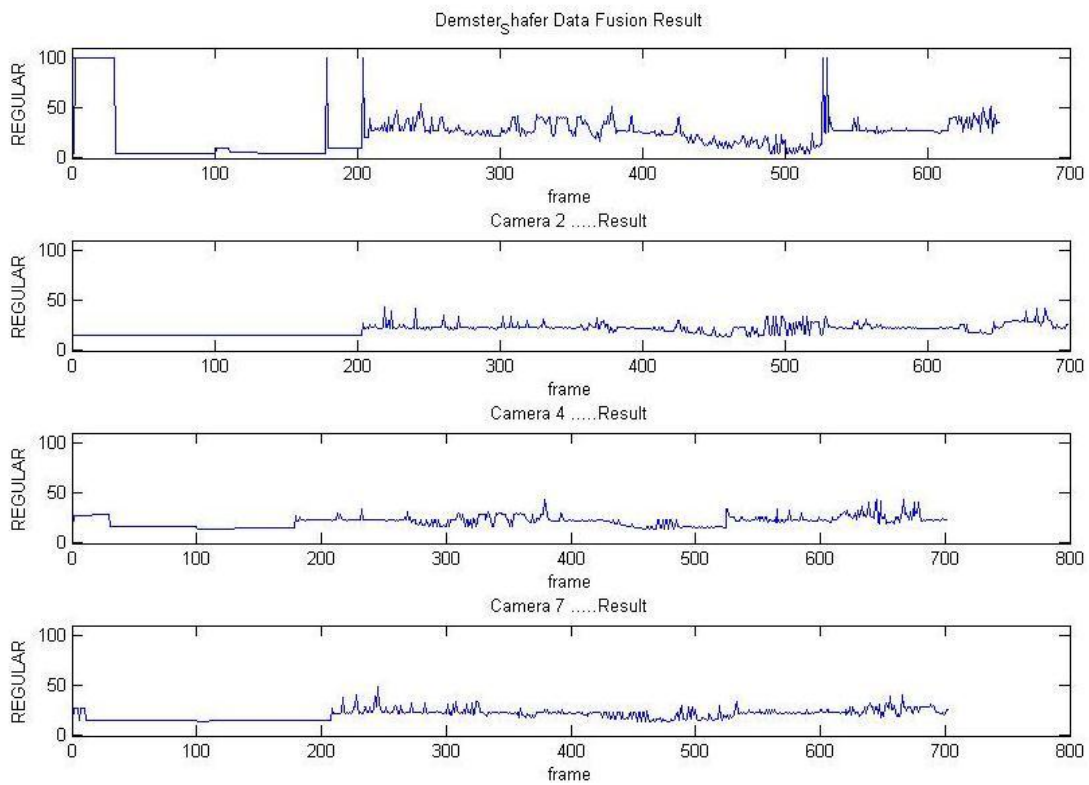
Tracker	فریم ۱۰	فریم ۹	فریم ۸	فریم ۷	فریم ۶	فریم ۵	فریم ۴	فریم ۳	فریم ۲	فریم ۱	خروجی
	۴۵/۹۸	۴۳/۳۲	۴۲/۹۸	۴۵/۹۳	۴۸/۰۳	۴۴/۷۲	۴۷/۰۷	۴۸/۰۹	۴۸/۳۴	۴۶/۹	۱
	۴۹/۳۳	۵۲/۵۸	۵۲/۴۸	۵۰/۸۰	۴۸/۰۳	۵۱/۹۱	۴۹/۸۸	۴۸/۰۹	۴۸/۳۴	۴۹/۷	۲
	♦ -	♦	♦	♦	♦	♦	♦	♦	♦	♦	۳
	۴/۶۸۰	۴/۱۸	۴/۵۳	۳/۳۶	۳/۹۲۵	۳/۳۶	۳/۰۳۳	۳/۸۰	۳/۵۰	۳/۳۵	۴
	♦	♦	♦	♦	♦	♦	♦	♦	♦	♦	۵
	♦	♦	♦	♦	♦	♦	♦	♦	♦	♦	۹

۶-۴-۲ نتایج اعمال DST روی پایگاه داده

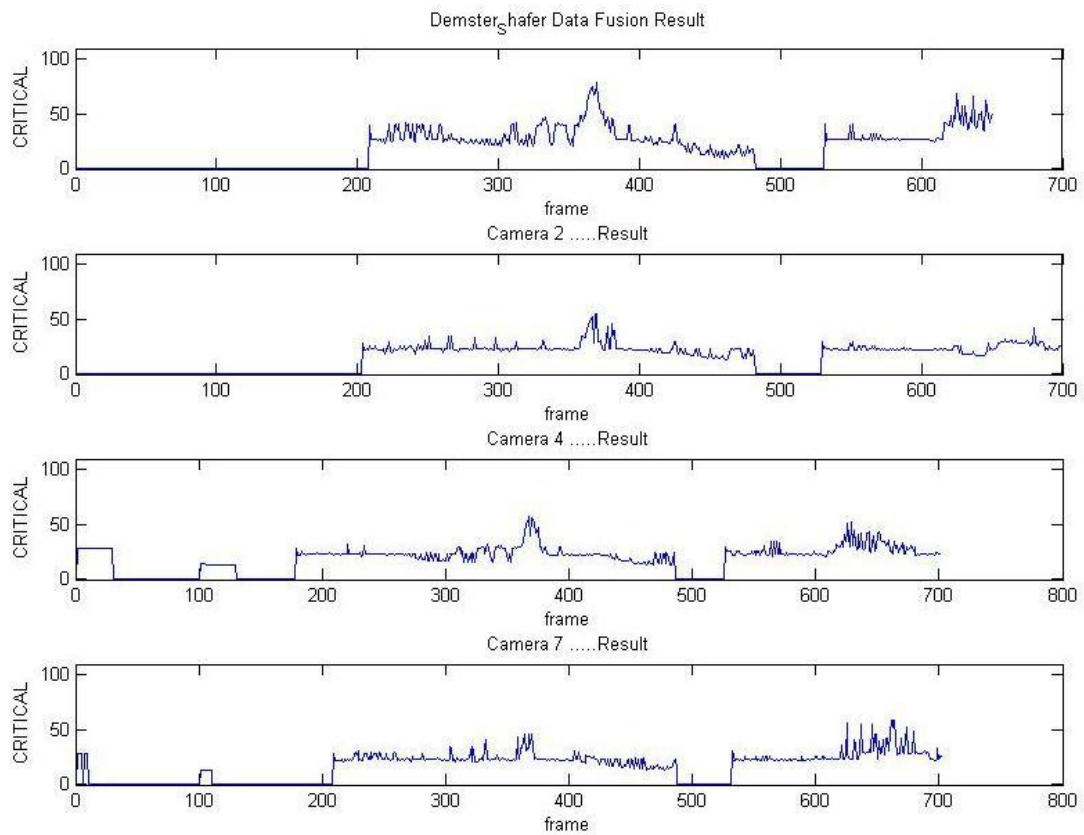
برای اینکه نتیجه‌ی استنتاج برای خواننده ملموس گردد، نتایج یکی از آزمایشات در این قسمت آورده می‌شود. فرض کنید قصد تشخیص افتادن فرد در سناریو شماره ۸ را داریم. برای انجام استنتاج تنها به دوربین‌های ۲ و ۴ و ۷ دسترسی داریم. در نمودارهای ۶-۲ تا ۶-۷ خروجی هر سه‌ی این دوربین‌ها، با حالت استنتاج مقایسه شده است.

با دقت در نتایج حاصل و انجام آزمایشات سه نکته در مورد اعمال DST مشخص می‌شود:

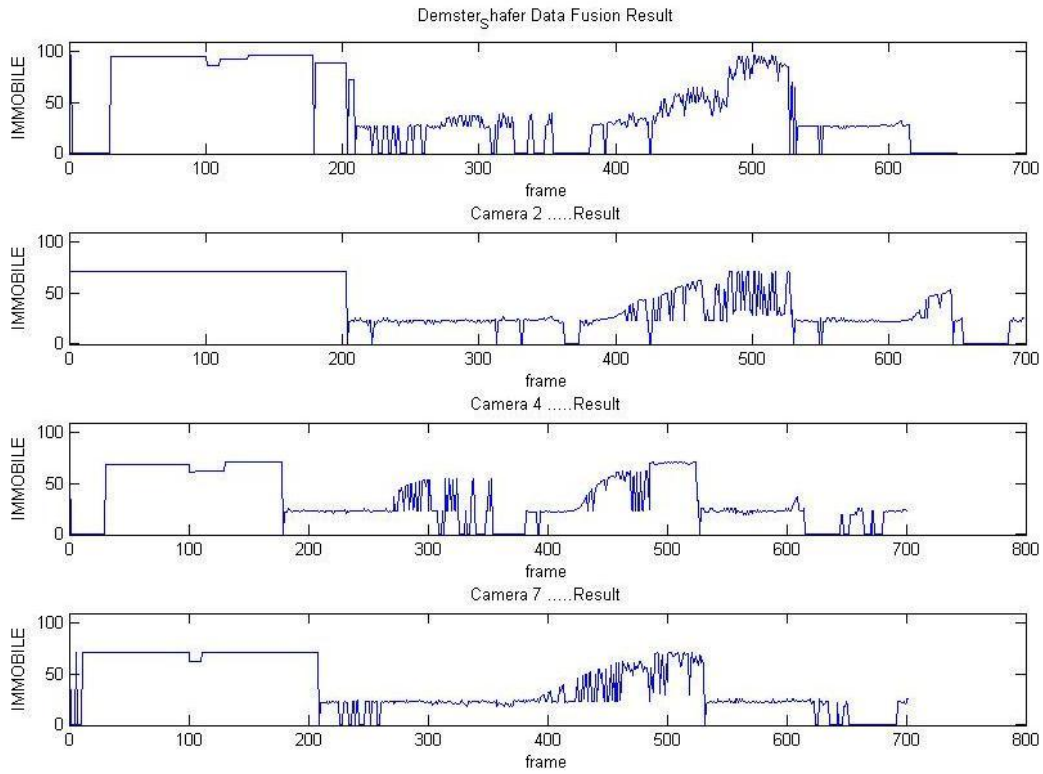
- دقت تشخیص به حالت {REGULAR}، {CRITICAL}، {IMMOBILE} افزایش یافته است.
- بعد از انجام استنتاج محدودده‌ی عدم قطعیت که شامل خروجی-های _____، {REGULAR, CRITICAL}، {REGULAR, IMMOBILE}، {REGULAR, CRITICAL, IMMOBILE} می‌شوند، کاسته شده است.
- بعد از اعمال استنتاج میزان تقرب نمودارهایی مانند REGULAR به تابع هدف خیلی بیشتر شده است.



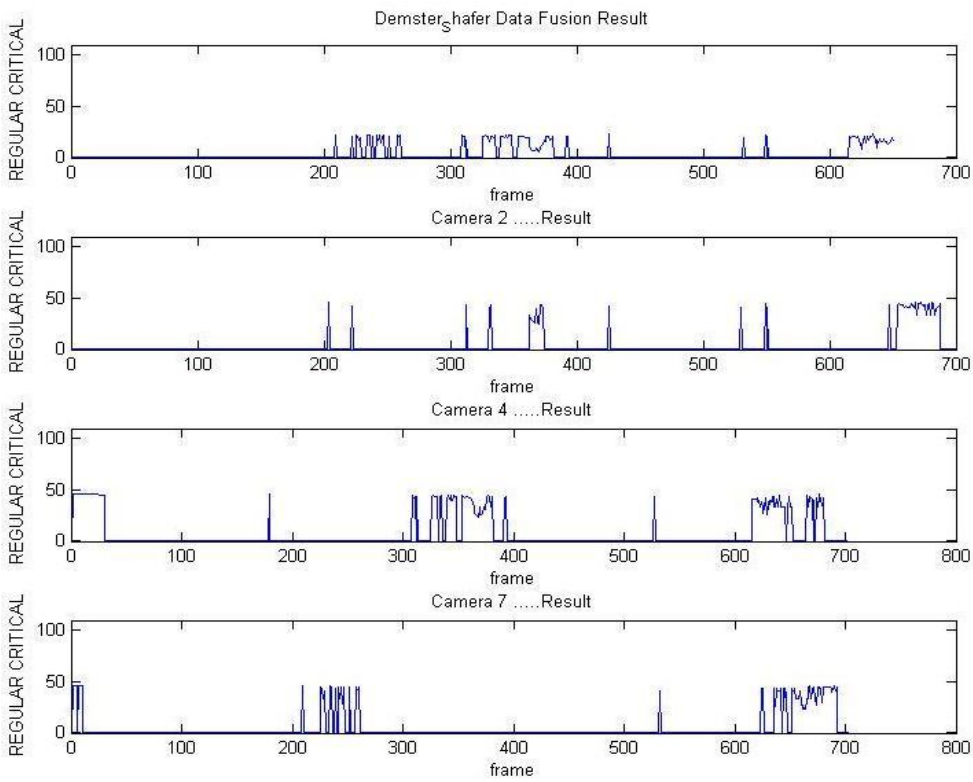
نمودار ۲-۶: مقایسه‌ی نمودار سه دوربین و نتیجه‌ی DST برای حالت REGULAR



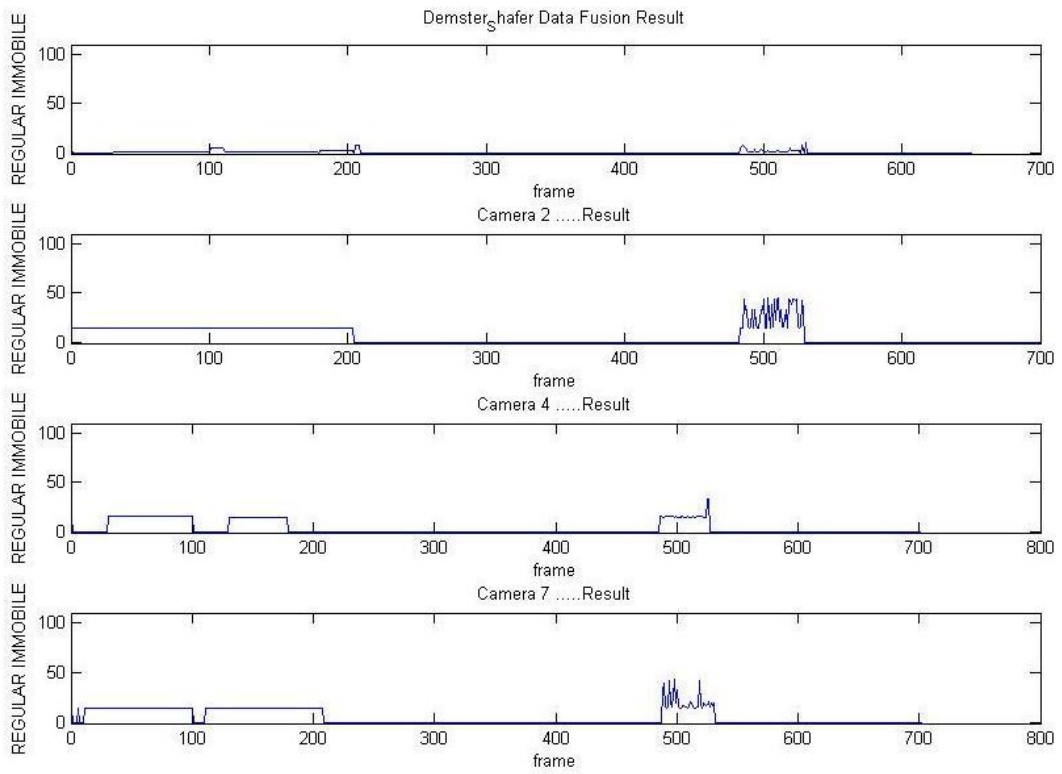
نمودار ۳-۶: مقایسه‌ی نمودار سه دوربین و نتیجه‌ی DST برای حالت IMMOBILE



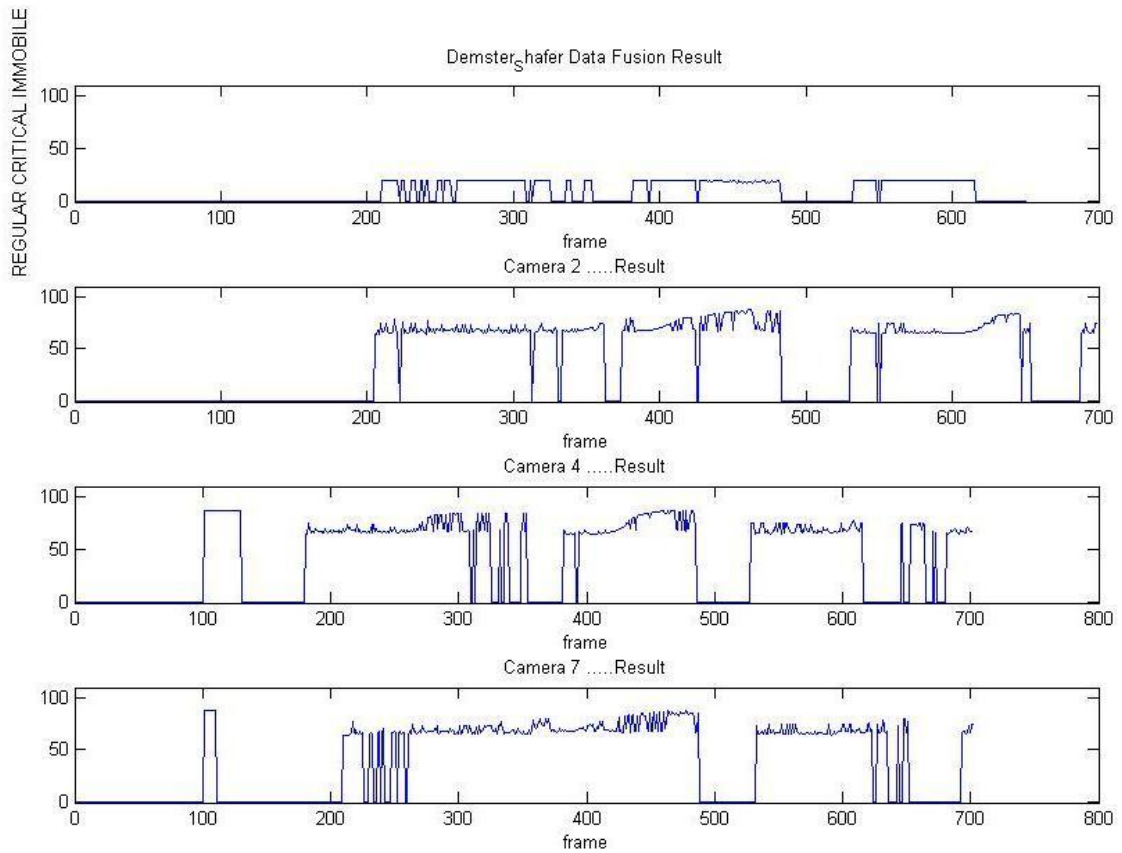
نمودار ۴-۶: مقایسه‌ی نمودار سه دوربین و نتیجه‌ی DST برای حالت IMMOBILE



نمودار ۵-۶: مقایسه‌ی نمودار سه دوربین و نتیجه‌ی DST برای حالت REGULAR_CRITICAL



نمودار ۶-۶: مقایسه‌ی نمودار سه دوربین و نتیجه‌ی DST برای حالت REGULAR_IMMOBILE



نمودار ۶-۷: مقایسه‌ی نمودار سه دوربین و نتیجه‌ی DST برای حالت REGULAR_CRITICAL_IMMOBILE

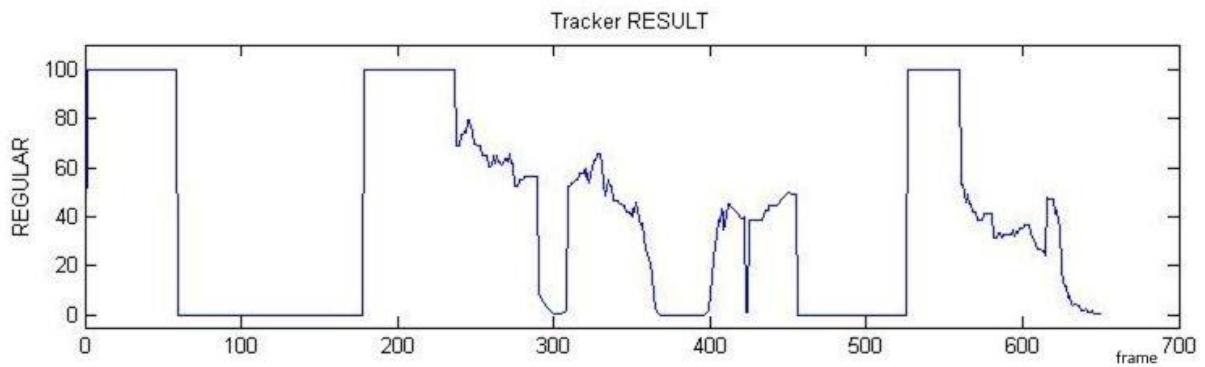
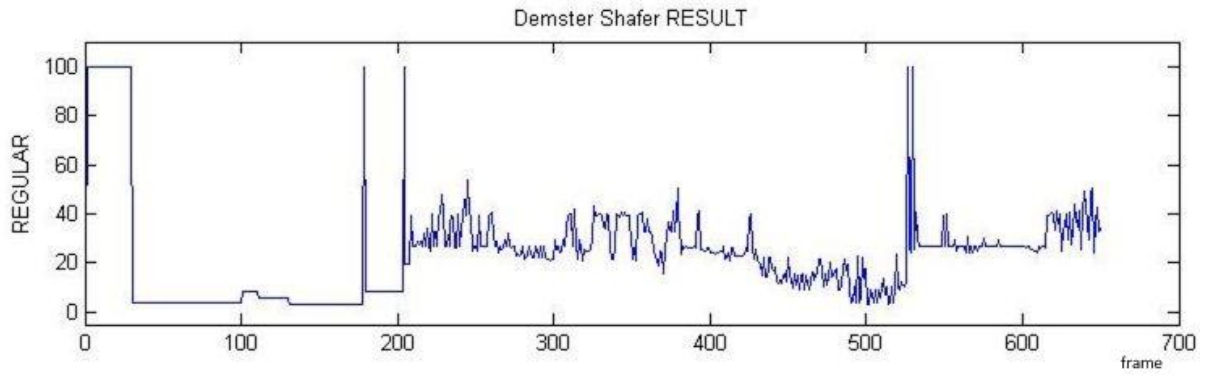
در تمام موارد آزمایش تعیین حد آستانه‌ی تقرب به نمودار هدف خیلی مهم است. حد آستانه‌ی تقرب برای دو حالت، ۸۰ درصد و ۷۰ درصد و ۶۰ درصد آزموده شده است. حد آستانه‌ی تقرب به این معنا است که در صورتی که در یکی از فریم‌ها میزان رخداد یکی از حالات CRITICAL,REGULAR و IMMOBILE بیشتر از آن حد باشد، احتمال رخداد آن حالت، قطعی فرض خواهد شد (توجه شود که با روند استنتاج DST هرگز محدوده‌ی عدم قطعیت بیشتر از محدوده‌ی سه حالت اصلی CRITICAL, REGULAR و IMMOBILE نخواهد گردید).

نکته‌ی بعدی اینکه برای افزایش میزان پاسخ دهی سیستم، اقدام به اعمال Tracker در نتایج DST شده است. با مفهوم Tracker در فصل دوم آشنا شدید. برای اینکار، نتایج N فریم حاصل از DST دوباره به الگوریتم DST داده شد. نتایج حاصل از Tracker برای ما خیلی مطلوب تر و بهتر بود. آزمایش‌های مربوط به Tracker را با حدود تقرب معین در نمودارهای ۶-۸ تا ۶-۱۳ مشاهده می‌نمایید (برای ۳۰ فریم اخیر Tracker انجام شده است).

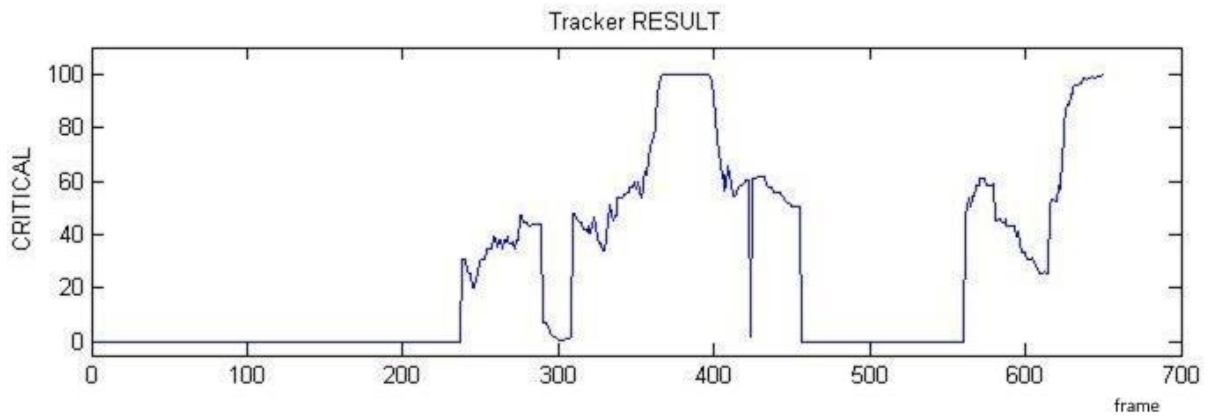
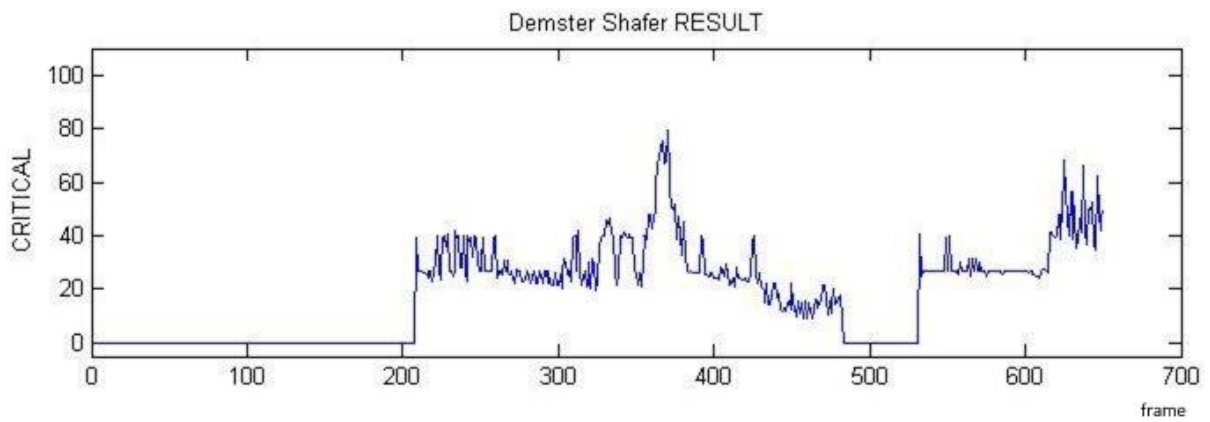
در مورد Trackerها نیز از حد تقرب ۹۸ درصد و ۹۵ درصد و ۹۰ درصد استفاده کردیم. Tracker باعث افزایش میزان کیفیت پاسخ و نیز کاهش محدوده‌ی عدم قطعیت می‌گردد.

۵-۴-۶ چینه‌ی بهترین دوربین‌ها برای FD

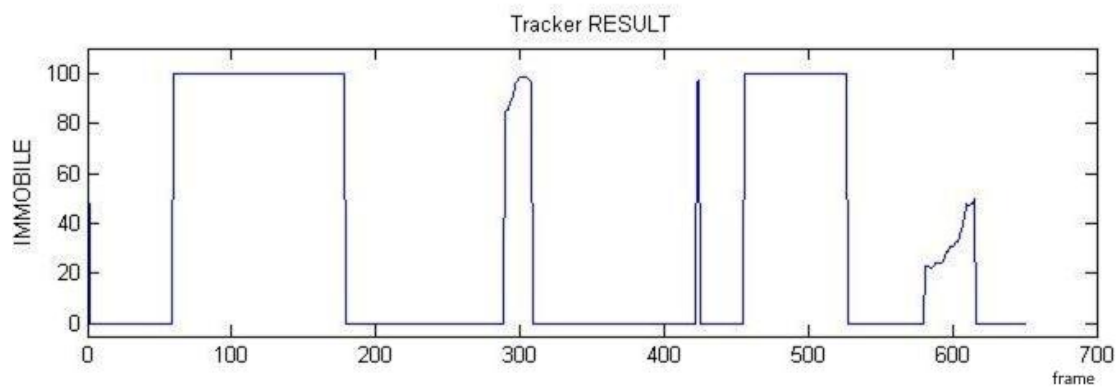
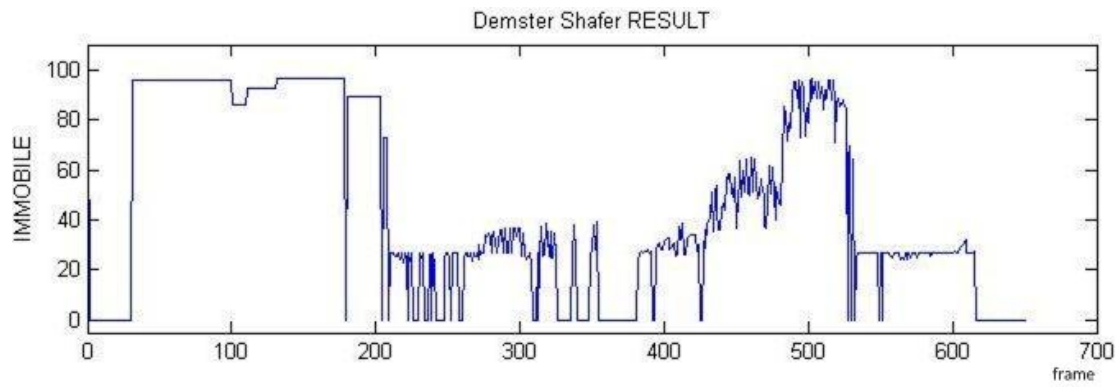
از این نمودارها می‌توان ترکیب بهترین دوربین‌ها برای اعمال DST جهت FD را به دست آورد. همچنین بدترین ترکیب دوربین‌ها، نیز استنباط می‌شود. این نمودارها حتی شامل حالت‌هایی می‌شود که دوربین‌ها به صورت منفرد در نظر گرفته شده است. همانطور که از نتایج این نمودار واضح است استفاده از دوربین‌های منفرد نیز اصلاً مطلوب نخواهد بود.



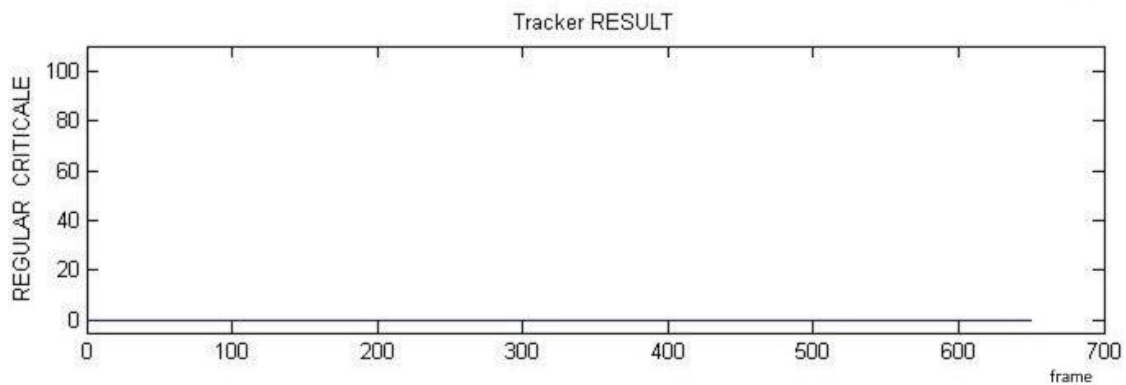
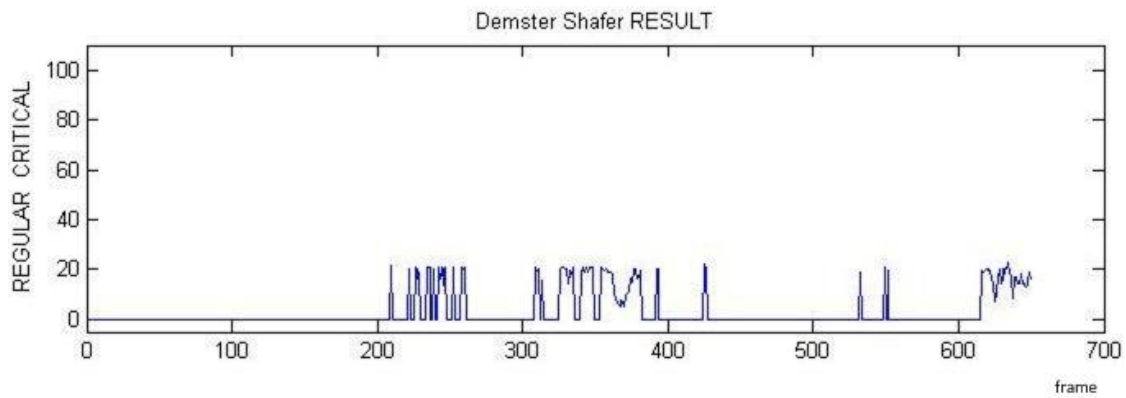
نمودار ۸-۶: مقایسه‌ی بین نتایج DST و Tracker_DST (۳۰ فریم) در REGULAR



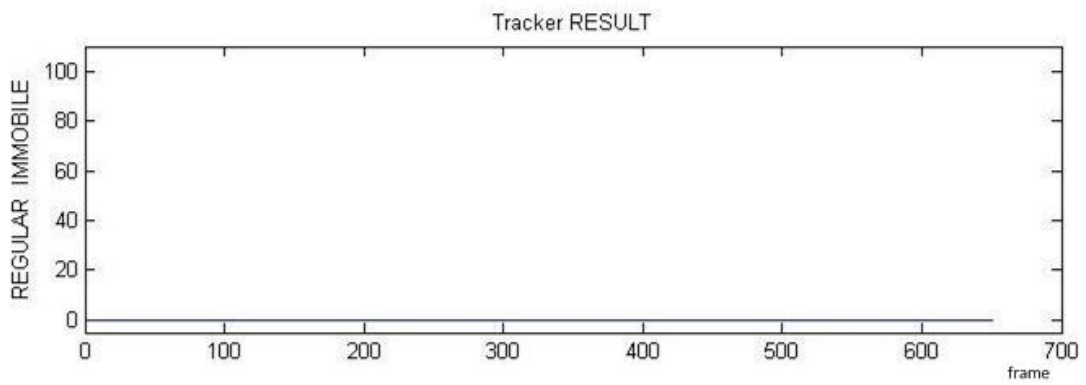
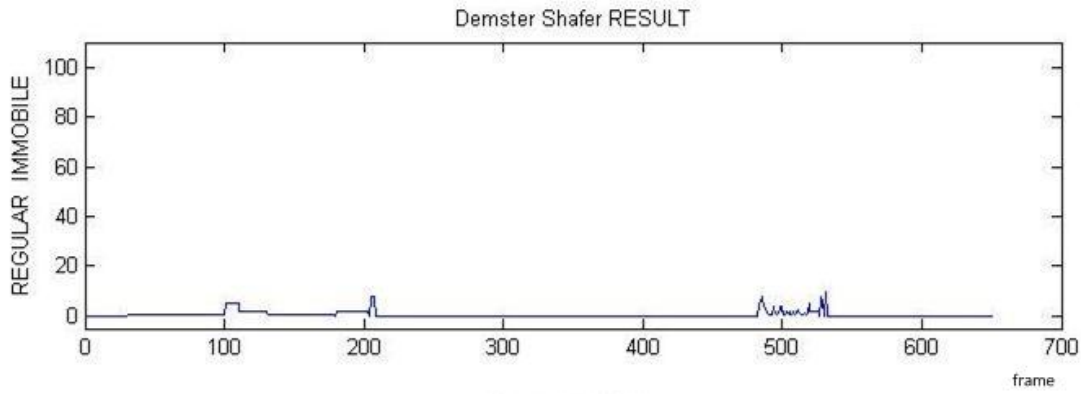
نمودار ۹-۶: مقایسه‌ی بین نتایج DST و Tracker_DST (۳۰ فریم) در CRITICAL



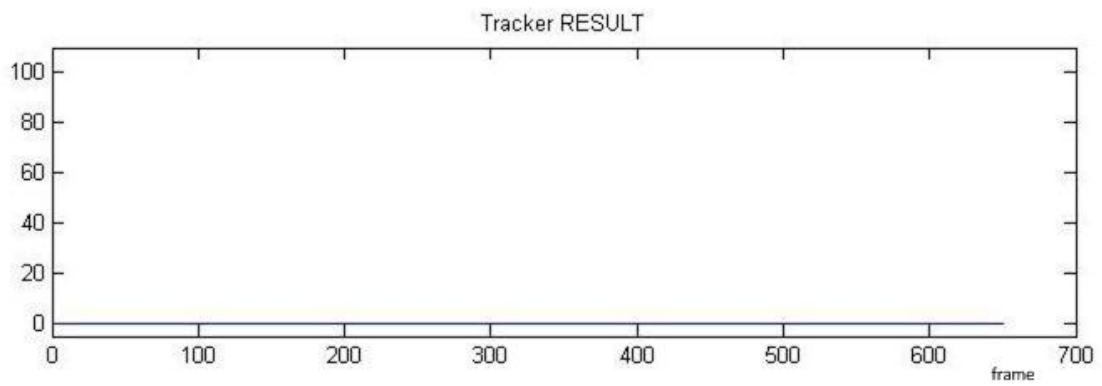
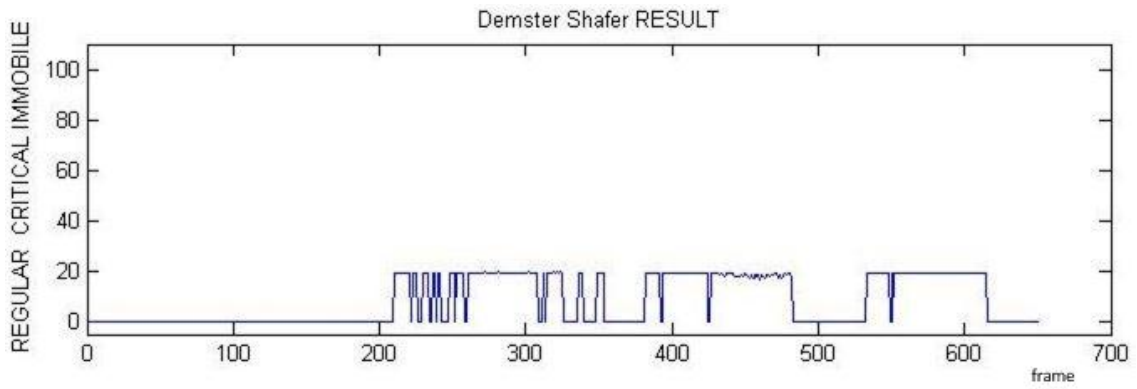
نمودار ۶-۱۰: مقایسه‌ی بین نتایج DST و Tracker_DST (۳۰ فریم) در IMMOBILE



نمودار ۶-۱۱: مقایسه‌ی بین نتایج DST و Tracker_DST (۳۰ فریم) در REGULAR_CRITICAL



نمودار ۶-۱۲: مقایسه‌ی بین نتایج DST و Tracker_DST (۳۰ فریم) در REGULAR_IMMOBILE

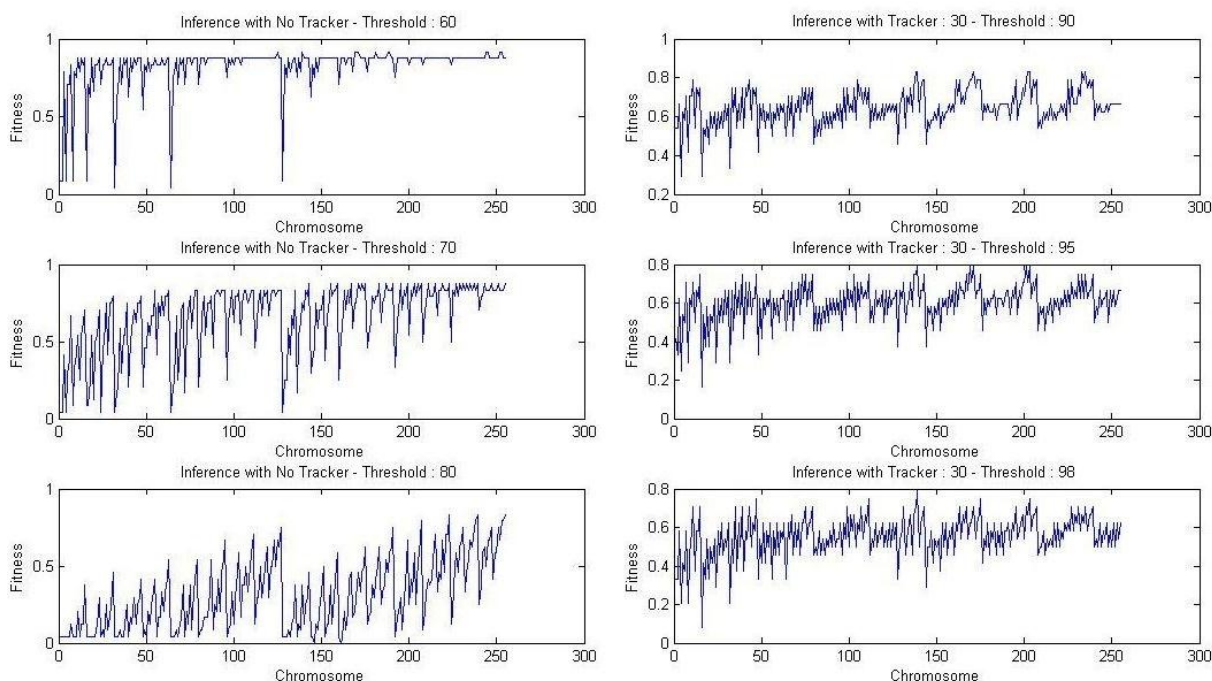


نمودار ۶-۱۳: مقایسه‌ی بین نتایج DST و Tracker_DST (۳۰ فریم) در REGULAR_CRITICAL_IMMOBILE

۶-۴-۶ ارزیابی

در این مرحله نتایج آزمایش‌ها را که شامل مرحله‌ی آزمون و ارزیابی است را بیان شده است. باتوجه به محدود بودن تعداد نمونه‌های در دسترس (که در مجموع ۲۴ سناریو می‌باشد)، در مراحل آزمایش از ارزیابی عبوری^۱ استفاده شده. در این نوع ارزیابی همواره یکی از نمونه‌ها از مجموعه‌ی نمونه‌ها جدا می‌شود. سپس الگوریتم مورد نظر در این قسمت اعمال می‌گردد و در نهایت برای پاسخ حاصل با نمونه‌ی مورد نظر مورد ارزیابی می‌گردد.

برای آزمایش‌های پیشرو نیز ۲۴ حالت ارزیابی در نظر گرفته شد. در هر کدام از این حالت‌ها یکی از نمونه‌ها به عنوان معیار ارزیابی از مجموعه‌ی نمونه‌ها جدا گردید. در نهایت نتایج حاصل در مراحل آزمایش و ارزیابی میانگینی از کل مراحل خواهد بود.



نمودار ۶-۱۴: نتایج یادگیری و آزمون در ارزیابی عبوری (سناریو ۱۹ ارزیاب در نظر گرفته شده).

^۱ Cross Validation

در جدول‌های ۵-۶ تا ۱۴-۶ نتایج به دست آمده از رزیابی های عبوری به دست آمده به ازای حدود آستانه‌ی مختلف و همچنین حالت‌های همراه با Tracker و بدون اعمال Tracker را مشاهده می‌نمایید. در هر کدام از حالت‌ها بهترین چیدمان دوربین‌ها (که در اینجا ملاک چیدمانی است که بیشترین درصد پاسخدهی را همراه با کمترین تعداد دوربین‌ها را داشته باشد، را مشاهده می‌نمایید).

جدول ۵-۶: بهترین چیدمان دوربین‌ها برای استنتاج بدون Tracker با حدتقرب ۶۰

چیدمان‌ها		۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	تعداد دوربین‌ها
۱۲۵	۰۱۱۱۱۱۰۱									۶
۱۳۹	۱۰۰۰۱۰۱۱									۴
۱۶۹	۱۰۱۰۱۰۰۱									۴
۱۷۰	۱۰۱۰۱۰۱۰									۴
۱۷۱	۱۰۱۰۱۰۱۱									۵
۱۸۱	۱۰۱۱۰۱۰۱									۵
۱۸۸	۱۰۱۱۱۱۰۰									۵
۱۸۹	۱۰۱۱۱۱۰۱									۶
۲۴۴	۱۱۱۱۰۱۰۰									۵
۲۴۵	۱۱۱۱۰۱۰۱									۶
۲۵۲	۱۱۱۱۱۱۰۰									۶
۲۵۳	۱۱۱۱۱۱۰۱									۷

جدول ۶-۶: بهترین چیدمان دوربین‌ها برای استنتاج بدون Tracker با حدتقرب ۸۰

چیدمان‌ها		۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	تعداد دوربین‌ها
۲۲۳	۱۱۰۱۱۱۱۱									۷
۲۳۹	۱۱۱۰۱۱۱۱									۷
۲۵۵	۱۱۱۱۱۱۱۱									۸

جدول ۶-۷: درصد میزان یادگیری و ارزیابی در ارزیابی عبوری برای استنتاج بدون Tracker با حدتقرب ۶۰

شماره ارزیابی	یادگیری و آزمون	ارزیابی		
		۱۳۹	۱۶۹	۱۷۰
۱	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۲	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۳	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۴	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۵	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۶	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۷	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۸	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۹	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۰	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۱	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۲	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۳	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۴	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۵	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۶	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۷	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۸	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۹	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۲۰	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۲۱	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۲۲	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۲۳	۹۱/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۲۴	۹۵/۸۳	۰	۰	۰
میانگین	<u>۹۱/۸۴۱۷</u>	۹۵/۸۳۳۳	۹۵/۸۳۳۳	۹۵/۸۳۳۳

جدول ۶-۸: درصد میزان یادگیری و ارزیابی در ارزیابی عبوری برای استنتاج بدون Tracker با حدتقرب ۸۰

شماره ارزیابی	یادگیری و آزمون	ارزیابی	
		۲۲۳	۲۳۹
۱	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۲	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۳	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۴	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۵	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۶	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۷	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۸	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۹	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۱۰	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۱۱	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۱۲	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۱۳	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۱۴	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۱۵	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۱۶	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۱۷	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۱۸	۸۷/۵۰	۰	۰
۱۹	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۲۰	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰
۲۱	۸۷/۵۰	۰	۰
۲۲	۸۳/۳۳	۰	۰
۲۳	۸۳/۳۳	۰	۰
۲۴	۸۳/۳۳	۰	۰
میانگین	<u>۸۳/۸۵۱۵</u>	۷۹/۱۶۶۷	۷۹/۱۶۶۷

جدول ۹-۶: بهترین چیدمان دوربین‌ها برای استنتاج با Tracker_۳۰ با حدتقرب ۹۰

تعداد دوربین‌ها		۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	تعداد دوربین‌ها
۱۳۸	۱۰۰۰۱۰۱۰	■				■		■		۳
۱۳۹	۱۰۰۰۱۰۱۱	■				■		■	■	۴
۱۷۱	۱۰۱۰۱۰۱۱	■		■		■		■	■	۵
۲۰۲	۱۱۰۰۱۰۱۰	■	■			■		■		۴
۲۰۳	۱۱۰۰۱۰۱۱	■	■			■		■	■	۵
۲۳۳	۱۱۱۰۱۰۰۱	■	■	■		■			■	۴
۲۳۵	۱۱۱۰۱۰۱۱	■	■	■		■		■	■	۶

جدول ۱۰-۶: بهترین چیدمان دوربین‌ها برای استنتاج با Tracker_۳۰ با حدتقرب ۹۵

تعداد دوربین‌ها		۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	تعداد دوربین‌ها
۱۳۹	۱۰۰۰۱۰۱۱	■				■		■	■	۴
۱۶۹	۱۰۱۰۱۰۰۱	■		■		■			■	۴
۱۷۱	۱۰۱۰۱۰۱۱	■		■		■		■	■	۵
۲۰۱	۱۱۰۰۱۰۰۱	■	■			■			■	۴
۲۰۳	۱۱۰۰۱۰۱۱	■	■			■		■	■	۵

جدول ۱۱-۶: بهترین چیدمان دوربین‌ها برای استنتاج با Tracker_۳۰ با حدتقرب ۹۸

تعداد دوربین‌ها		۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	تعداد دوربین‌ها
۱۳۹	۱۰۰۰۱۰۱۱	■				■		■	■	۴

جدول ۶-۱۲: درصد میزان یادگیری و ارزیابی در ارزیابی عبوری برای استنتاج بدون ۳۰_Tracker با حدتقرب ۹۰

شماره ارزیابی	یادگیری و آزمون	ارزیابی
		۱۳۸
۱	۸۳/۳۳	۱۰۰
۲	۸۳/۳۳	۱۰۰
۳	۸۳/۳۳	۱۰۰
۴	۸۳/۳۳	۱۰۰
۵	۸۷/۵۰	۰
۶	۸۳/۳۳	۱۰۰
۷	۸۳/۳۳	۱۰۰
۸	۸۳/۳۳	۱۰۰
۹	۸۳/۳۳	۱۰۰
۱۰	۸۳/۳۳	۱۰۰
۱۱	۸۳/۳۳	۱۰۰
۱۲	۸۳/۳۳	۱۰۰
۱۳	۸۳/۳۳	۱۰۰
۱۴	۸۳/۳۳	۱۰۰
۱۵	۸۳/۳۳	۱۰۰
۱۶	۸۳/۳۳	۱۰۰
۱۷	۸۳/۳۳	۱۰۰
۱۸	۸۳/۳۳	۱۰۰
۱۹	۸۳/۳۳	۱۰۰
۲۰	۸۳/۳۳	۱۰۰
۲۱	۸۳/۳۳	۰
۲۲	۸۷/۵۰	۰
۲۳	۸۷/۵۰	۰
۲۴	۸۷/۵۰	۰
میانگین	<u>۸۴/۳۳</u>	۸۳/۳۳

جدول ۶-۱۳: درصد میزان یادگیری و ارزیابی در ارزیابی عبوری برای استنتاج بدون ۳۰_Tracker با حدتقرب ۹۵

شماره ارزیابی	یادگیری و آزمون	ارزیابی		
		۱۳۹	۱۶۹	۲۰۱
۱	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۲	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۳	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۴	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۵	۸۳/۳۳	۰	۰	۰
۶	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۷	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۸	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۹	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۰	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۱	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۲	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۳	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۴	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۵	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۶	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۷	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۸	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۱۹	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۲۰	۷۹/۱۷	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۲۱	۸۳/۳۳	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۲۲	۸۳/۳۳	۰	۰	۰
۲۳	۸۳/۳۳	۰	۰	۰
۲۴	۸۳/۳۳	۰	۰	۰
میانگین	<u>۸۰/۰۳۶۷</u>	۸۷/۵۰	۸۷/۵۰	۸۷/۵۰

جدول ۶-۱۴: درصد میزان یادگیری و ارزیابی در ارزیابی عبوری برای استنتاج بدون ۳۰_Tracker با حدتقرب ۹۸

شماره ارزیابی	یادگیری و آزمون	ارزیابی
		۱۳۸
۱	۷۹/۱۷	۱۰۰
۲	۷۹/۱۷	۱۰۰
۳	۷۹/۱۷	۱۰۰
۴	۷۹/۱۷	۱۰۰
۵	۸۳/۳۳	۰
۶	۷۹/۱۷	۱۰۰
۷	۷۹/۱۷	۱۰۰
۸	۷۹/۱۷	۱۰۰
۹	۷۹/۱۷	۱۰۰
۱۰	۷۹/۱۷	۱۰۰
۱۱	۷۹/۱۷	۱۰۰
۱۲	۷۹/۱۷	۱۰۰
۱۳	۷۹/۱۷	۱۰۰
۱۴	۷۹/۱۷	۱۰۰
۱۵	۷۹/۱۷	۱۰۰
۱۶	۷۹/۱۷	۱۰۰
۱۷	۷۹/۱۷	۱۰۰
۱۸	۷۹/۱۷	۱۰۰
۱۹	۷۹/۱۷	۱۰۰
۲۰	۷۹/۱۷	۱۰۰
۲۱	۷۹/۱۷	۱۰۰
۲۲	۸۳/۳۳	۰
۲۳	۸۳/۳۳	۰
۲۴	۸۳/۳۳	۰
میانگین	<u>۷۹/۱۶۶</u>	۸۳/۳۳

از جدول‌های فوق می‌توان نتایج زیر را گرفت :

کیفیت و درصد میزان پاسخ دهی با اعمال Tracker بهبود میابد، در اینجا می‌توانیم به اهمیت موضوع Tracker پی‌ببریم. البته باید توجه داشت که نوع Trackerی که به داده‌ها اعمال شده است، بعد از عمل استنتاج بین دوربین‌ها است.

میزان پاسخ‌دهی مناسب با مقدار سطح آستانه ارتباط عکس دارد. باید در نظر داشت که میزان سطح آستانه یا حد تقرب در وقوع یک اتفاق نیز یک موضوع چالش برانگیز در این حیطة می‌باشد.

۵-۶ مقایسه با نتایج روش‌های مشابه

در جدول ۶-۱۵ و ۶-۱۶ جدول مقایسه‌ای بین روش FD به کمک DST و چند دسته از روش‌های مشابه که در پایگاه داده‌ی [۷۲] آزمایش شده است را آورده شده است. این جدول تنها از لحاظ میزان درصد پاسخ‌دهی قابل اهمیت است.

در مورد روش اول نیز ذکر این نکته ضروری است که، این روش از GMM به منظور حذف پس‌زمینه و به دست آوردن محیط تحت اشغال فرد استفاده کرده است. ولی ما در این گزارش با استفاده از GMM در حذف پس‌زمینه هیچ نتیجه‌ی مطلوبی نگرفتیم؟ همانطور که در فصل چهارم نیز اشاره شد، با انجام حذف پس‌زمینه به کمک GMM نمی‌توانستیم با نویزهایی چون وجود سایه‌ی فرد و انعکاس نور مقابله کنیم (با وجود به کارگیری عملگرهای مورفولوژی). به همین منظور ناچار به استفاده از CB شدیم.

یکی از موضوعاتی که در مورد روش ۱ مطرح است لزوم ذخیره‌سازی حالت قبلی فرد است. به عبارت دیگر فرد در سه حالت ST، SI و LY می‌تواند قرار بگیرد. اولین موضوعی که اینجا مطرح

میشود، این است که فعالیت‌ها و حرکات انسان فازی هستند. این موضوع در روش ۱ مورد توجه قرار نگرفته. برای پشتیبانی از این موضوع لازم است ارتفاع مرکز ثقل به عنوان یک پارامتر فازی در نظر گرفته شود. در اینجا لازم است نکاتی را در مورد عملکرد این روش‌ها ذکر کرد. اول اینکه روش‌های ۲ و ۳ از دو جهت برای ما هزینه بر هستند :

- تعداد دوربین‌های به کار رفته چهار دوربین می‌باشند، در حالی که در روش ارائه شده، با سه دوربین هم می‌توانیم FD را انجام دهد.
- اساس روش ۲ و ۳ بر تشخیص سه بعدی شیخ فرد استوار است. این روش نسبت به روش دو بعدی قطعا بار محاسباتی بیشتری خواهد داشت.

جدول ۶-۱۵: روش‌های موجود برای FD

ردیف	روش	درصد پاسخ دهی با حساسیت بالا	درصد پاسخ دهی با حساسیت پایین	شماره دوربین‌ها
۱	[۶۸]	٪۹۵/۸	٪۱۰۰	۷ و ۵
۲	[۷۰]	٪۸۰/۶	٪۱۰۰	۸ و ۳ و ۱
۳	[۸۱]	٪۹۵/۴	٪۹۵/۸	۴ و ۳ و ۱

جدول ۶-۱۶: روش ارائه شده

ردیف	روش	میزان درصد پاسخ- دهی در مرحله یادگیری و آزمون	میزان درصد پاسخ- دهی در مرحله ارزیابی	شماره دوربین‌ها
۱	استنتاج بدون Tracker میزان تقریب: ۶۰	٪۹۱/۸۴۱۷	٪۹۵/۸۳	۸ و ۷ و ۵ و ۱
				۸ و ۵ و ۳ و ۱
				۷ و ۵ و ۳ و ۱
۲	استنتاج بدون Tracker میزان تقریب: ۷۰	٪۷۹/۱۶۶۷	٪۸۳/۸۵۱۸	۸ و ۷ و ۶ و ۵ و ۴ و ۳ و ۲ و ۱
				۸ و ۷ و ۶ و ۵ و ۳ و ۲ و ۱
۳	استنتاج با Tracker 30 میزان تقریب: ۹۰	٪۸۳/۳۳	٪۸۴/۰۲۵۰	<u>۷ و ۵ و ۱</u>
۴	استنتاج با Tracker 30 میزان تقریب: ۹۵	٪۸۷/۵۰	٪۸۰/۰۳۶۷	۸ و ۷ و ۵ و ۱
				۸ و ۵ و ۳ و ۱
				۸ و ۵ و ۲ و ۱
۵	استنتاج با Tracker 30 میزان تقریب: ۹۰	٪۸۳/۳۳	٪۷۹/۸۶۶۰	۸ و ۷ و ۵ و ۱

یکی از نکاتی که در مقایسه با روش ارائه شده، و روش‌های مشابه لازم به طرح است، چگونگی انتخاب دوربین‌ها می‌باشد. در روش پیشنهادی، انتخاب دوربین‌ها به صورت اتوماتیک و با یک

الگوریتم بهینه ساز (GA) انجام پذیرفته است. در حالی که نحوه‌ی انتخاب دوربین‌ها در هر سه مورد از طریق تجربه و ایده‌های شخصی بوده است. به عنوان مثال در روش ۱ ذکر نشده که چرا دوربین‌های انتخابی حتما باید زاویه‌ی دید عمود برهم داشته باشند.

۱-۵-۶ به دست آوردن ضریب تخفیف یا اعتماد

در مورد ضریب تخفیف یا اعتماد در فصل سوم به صورت مفصل بحث شد. تعیین میزان ضریب تخفیف یکی از مراحل الگوریتم پیشنهادی می‌باشد. با تخصیص ضرایب مناسب به هر کدام از دوربین‌ها قطعا کیفیت داده‌های حاصل از استنتاج بالا خواهد رفت.

ضریب اعتماد را مطابق الگوریتم پیشنهادی از طریق GA به دست آوردیم. برای اینکار لازم است مراحل این کار ذکر شود.

۱-۵-۶-۱ تعریف کروموزوم

یکی از پایه‌ای ترین مباحث در طرح الگوریتم ژنتیک تعریف کروموزوم می‌باشد. کروموزوم خود از تعدادی ژن تشکیل میشود. در مورد این مسئله هر ژن ما ضریبی بین ۰ تا ۱۰۰ می‌باشد. این ضریب‌ها به ازای هر دوربین تعیین می‌شوند. در مجموع هر کروموزوم متشکل از هشت دوربین خواهد بود (شکل...).

۱-۵-۶-۲ تعریف تابع شایستگی

در این مورد تابع شایستگی مثل موضوع چینش دوربین‌ها تعریف می‌شود.

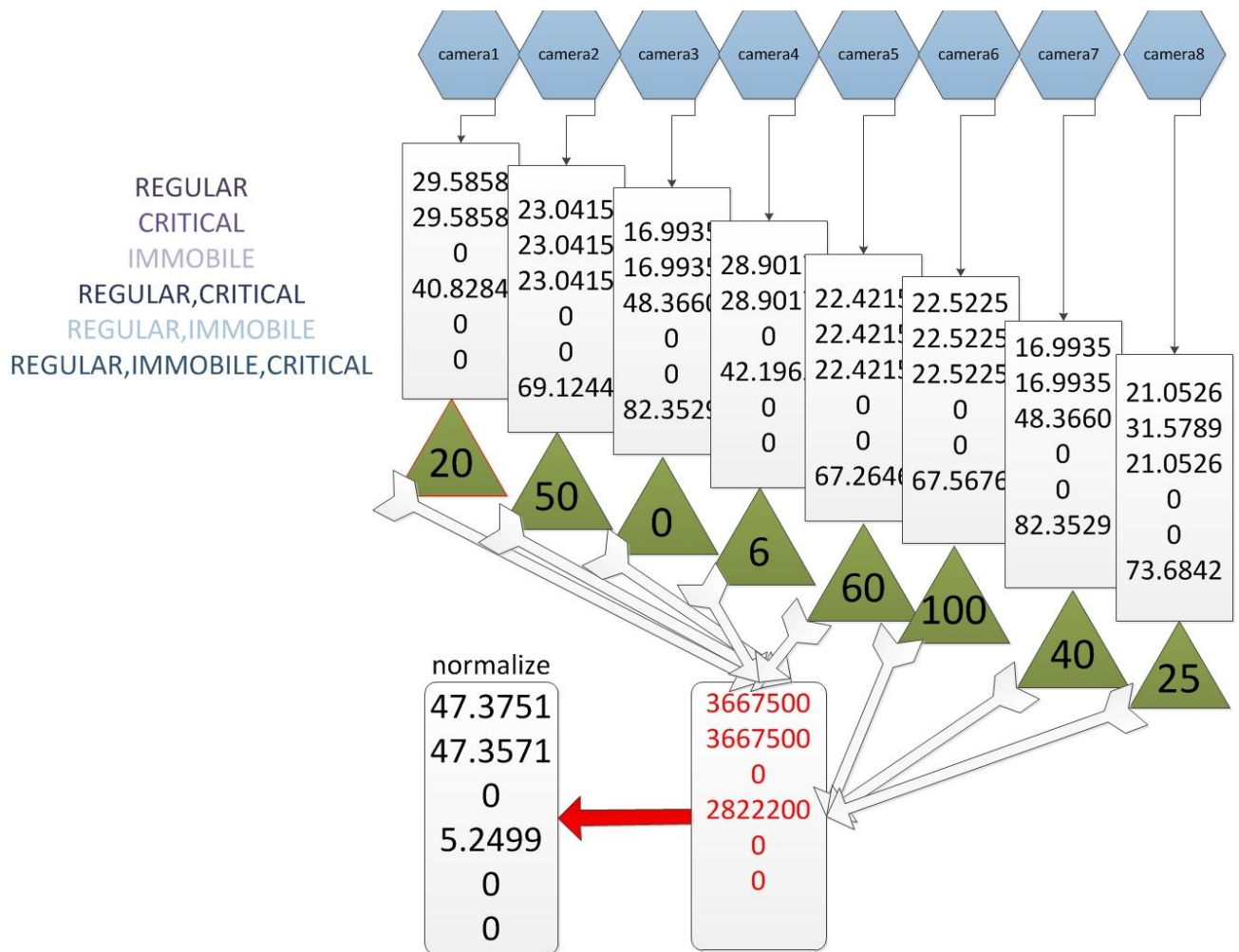
۱-۵-۶-۳ ایجاد نسل اولیه

نسل اولیه در الگوریتم ژنتیک یک موضوع چالش برانگیز است. این موضوع می‌تواند رسیدن به پاسخ بهینه را برای ما تسهیل نماید. در مورد مسئله‌ی پیش رو ۱۶ کروموزوم با مقادیر تصادفی

بین ۰ تا ۱۰۰ تولید شد. در مرحله‌ی بعد به ازای هر کروموزوم ضرایب متعلق به یکی از دوربین‌ها صفر گردید(به ازای ۸ کروموزوم اول). در مرحله‌ی دوم نیز ضرایب متعلق به یکی از دوربین‌ها صد شد(به ازای ۸ کروموزوم دوم).

۴-۱-۵-۶ عملگرهای ژنتیکی

در هر نسل بهترین کروموزوم آن نسل بدون هیچ تغییری به نسل بعد منتقل میشود(نخبه‌گزینی). ۱۳ کروموزوم با عملگر crossover تولید میشود. دو کروموزوم نیز دچار جهش میگردد. عملگر crossover به این صورت انجام می‌پذیرد که دو کروموزوم از نسل فعلی به صورت تصادفی انتخاب شده و از یک نقطه‌ی تصادفی برش داده می‌شوند. قطعه‌های دو کروموزوم به همدیگر متصل شده و دو کروموزوم جدید تولید می‌شوند. در مورد جهش نیز در هر نسل دو کروموزوم به صورت تصادفی از نسل حاضر انتخاب شده، با انتخاب یک ژن تصادفی از هر کدام، مقدار ۱۰۰ از ژن مذکور کم می‌شود.



شکل ۶-۱: عملکرد ضریب تخفیف (اعتماد) در بهینه سازی استنتاج در دوربین‌ها

جدول ۶-۱۷: مقادیر کروموزوم‌های پنج نسل آخر حاصل از GA

شماره نسل	دوربین ۱	دوربین ۲	دوربین ۳	دوربین ۴	دوربین ۵	دوربین ۶	دوربین ۷	دوربین ۸
۴۵	۰	۰	۴۶	۰	۰	۴۰	۱۰۰	۵۴
۴۶	۰	۰	۴۶	۰	۰	۶۰	۱۰۰	۵۴
۴۷	۰	۰	۴۶	۰	۲۰	۴۰	۱۰۰	۵۴
۴۸	۰	۰	۴۶	۰	۰	۳۰	۱۰۰	۶۴
۴۹	۰	۰	۵۵	۰	۰	۶۰	۱۰۰	۴۵
۵۰	۰	۰	۴۶	۰	۰	۳۰	۱۰۰	۴۵
میانگین	۰	۰	۴۷/۵	۰	۲۰	۴۳/۳۳	۱۰۰	۵۲/۶۶
نرمالسازی	۰	۰	۱۸/۰۲۷	۰	۷/۵۹	۱۶/۴۴	۶۱/۱۶	۱۹/۹۸

نتایج به دست آمده در زمینه‌ی به دست آوردن ضریب تحقیق به کمک الگوریتم ژنتیک

، انطباق قابل قبولی با نتایج حاصل از به دست آوردن چینه‌ساز مناسب برای دوربین‌ها دارد.

فصل ہفتم

پیشواؤں

و

تحقیقات آتی

۷-۱-۷ جمع بندی و پیشنهادها

استنتاج یکی از عملگرهایی هست، که می‌تواند نتیجه‌ی حاصل از دسته بندها یا تصمیم‌گیری‌های مختلف را بهتر نماید. یکی از موضوعات اساسی که در این گزارش بررسی شد، چگونگی انجام استنتاج می‌باشد. این موضوع که تعیین شود چه منابعی در روند استنتاج مشارکت داشته باشند؟ یا اینکه با چه تاثیری، مشارکت نماید؟ این موضوعات باعث عملکرد بهینه‌ی الگوریتم استنتاجی مانند دمپستر-شفر خواهد گردید.

در این پایان نامه نیز با انتخاب دوربین‌های مناسب برای انجام استنتاج و گرفتن پاسخ نهایی و همچنین مشخص نمودن ضریب اعتماد به آن‌ها میزان پاسخ دهی به صورت قابل توجهی افزایش یافت. همانطور که در نتایج فصل قبل مشاهده نمودید، کسب اطلاعات به صورت منفرد از دوربین‌ها مطلوب نیست. از طرفی کسب اطلاعات با یک ضریب تاثیر یکسان نیز مطلوب نمی‌باشد. در اینجاست که می‌توان با کمک یک الگوریتم بهینه سازی مانند GA دو موضوع بالا را حل کرد.

۷-۲ تحقیقات آتی

مطالعه روی الگوریتم‌های ترکیب یا همجوشی داده‌ها یک موضوع بسیار دامنه‌دار است. از طرفی پژوهش در زمینه‌ی استنتاج ابعاد بسیار گسترده‌ای بخود می‌گیرد. در این گزارش تنها در مورد یک روش خاص در زمینه‌ی استنتاج (تئوری دمپستر-شفر) پژوهشی مختصر انجام شده. اما سوالات بسیار زیادی هنوز در مورد آن باقی است.

۱. در این پایان نامه تنها از تابع mass برای انجام استنتاج استفاده گردیده است. در تکمیل این تحقیقات لازم است کاربرد توابع باور دیگر که در جدول ۲-۶ به آن اشاره شد نیز بررسی شود.
۲. چگونه می‌توان یک حد آستانه‌ی مناسب برای توابع حاصل از استنتاج با DST (که به کمک این حد آستانه بتوان نتایج را با توابع هدف مقایسه کرد) یافت؟ همانطور که مشاهده کردید. تعیین حد

آستانه‌ی خروجی استنتاج تاثیر گسترده‌ای در زمینه‌ی میزان کارایی این سیستم‌ها دارد. موضوع دیگر مسئله‌ی تعیین حد آستانه برای توابع باور مختلف می‌باشد. که موضوع اخیر یک مسئله‌ی چالش برانگیز خواهد بود.

۳. مسئله‌ی دیگر که توجه را به خود جلب می‌نماید ترکیب بین `tracker_DST` و استنتاج نهایی با DST است. همانطور که در فصل دوم بحث شد، در حالت های مختلف می‌توانیم این دو عمل را باهم ترکیب کنیم. در [۲۰] به سه روش در مورد ترکیب `tracker` بیزین با استنتاج بیزین اشاره شده است. این موضوع در مورد DST نیز صادق است. حال سوالی که در اینجا مطرح است این است که، `tracker_DST` باید کجا اعمال شود؟ به عنوان مثال قبل از استنتاج نهایی یا بعد از آن. آیا اعمال `tracker` روی چند منبع و سپس اعمال استنتاج نهایی و در نهایت `tracker` مجدد روی آن‌ها کیفیت استنتاج را افزایش نمی‌دهد؟ یکی از موضوعاتی که در این گزارش فرصت بررسی آن وجود نداشت این بود که، `tracker` را ابتدا روی دوربین‌های ۷ و ۸ اعمال کنیم. در مرحله‌ی بعد استنتاج را انجام دهیم و در نهایت دوباره `tracker` را انجام دهیم (با توجه به اهمیت این دو دوربین که در فصل هفتم مشاهده کردید، احتمالاً این موضوع کیفیت استنتاج را به صورت قابل ملاحظه‌ای افزایش خواهد داد).

۴. تعداد حالت‌های لازم برای `tracker` های بهینه جهت نتیجه گیری مناسب چقدر است؟ به عنوان مثال در فصل هفتم مشاهده کردید که روی ۱۰ فریم اخیر و ۳۰ فریم اخیر `tracker_DST` اعمال شده است.

- [١]. P.K. Srimani and Bhanu, K.N., *SURVEY ON DATA FUSION AND AGGREGATION TECHNOLOGIES OF WIRELESS MULTIMEDIA SENSOR NETWORKS*. International Journal of Current Research, 2012. 4(01): p. 4.
- [٢]. Moya, D. *Data fusion*. 2013 3 March 2014 Available from: http://en.wikipedia.org/wiki/Data_fusion.
- [٣]. Nakamura, E.F., A.A. Loureiro, and A.C. Frery, *Information fusion for wireless sensor networks: Methods, models, and classifications*. ACM Computing Surveys (CSUR), 2007. 39(3): p. 9.
- [٤]. Jeon, A., et al. *Development of the algorithm for detecting falls during daily activity using 2 tri-axial accelerometers*. in *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*. 2012. World Academy of Science, Engineering and Technology.
- [٥]. Abdelgawad, A. and M. Bayoumi, *Resource-Aware data fusion algorithms for wireless sensor networks*. 2012: Springer.
- [٦]. Geng, X., et al. *Learning from facial aging patterns for automatic age estimation*. in *Proceedings of the 14th annual ACM international conference on Multimedia*. 2006. ACM.
- [٧]. Hill, J.L., *System architecture for wireless sensor networks*. 2003, University of California.
- [٨]. Akyildiz, I.F., et al., *Wireless sensor networks: a survey*. Computer networks, 2002. 38(4): p. 393-422.
- [٩]. Yick, J., B. Mukherjee, and D. Ghosal, *Wireless sensor network survey*. Computer networks, 2008. 52(12): p. 2292-2330.
- [١٠]. Akyildiz, I.F., T. Melodia, and K.R. Chowdhury, *A survey on wireless multimedia sensor networks*. Computer networks, 2007. 51(4): p. 921-960.
- [١١]. Akyildiz, I.F., T. Melodia, and K.R. Chowdhury, *Wireless multimedia sensor networks: Applications and testbeds*. Proceedings of the IEEE, 2008. 96(10): p. 1588-1605.
- [١٢]. Wu, H. and A.A. Abouzeid. *Energy efficient distributed JPEG2000 image compression in multihop wireless networks*. in *Proc. of IEEE Workshop on Applications and Services in Wireless Networks*. 2004.
- [١٣]. Arputha Manesha.R , V.M., *Efficient Image transmission in Wireless Sensor Networks using Wavelet coded Preprocessing technique*. International Journal of Computer Networks and Wireless Communications (IJCNWC), 2012. 2: p. 7.
- [١٤]. Wonnacott, T.H. and R.J. Wonnacott, *Introductory statistics*. Vol. 19690. 1972: Wiley New York.
- [١٥]. Gust, H. and K.-U. Kühnberger. *Learning symbolic inferences with neural networks*. in *CogSci*. 2005.
- [١٦]. Bernardo, J.M. and A.F. Smith, *Bayesian theory*. Vol. 405. 2009: John Wiley & Sons.
- [١٧]. Geiss, C. and S. Geiss, *An introduction to probability theory*. Lecture Notes, 2004. 60.

- [١٨]. Sebastiani, P., *A Tutorial on Probability Theory*.
- [١٩]. Krieg, M.L., *A tutorial on Bayesian belief networks*. 2001.
- [٢٠]. Koks, D. and S. Challa, *An introduction to Bayesian and Dempster-Shafer data fusion*. 2003.
- [٢١]. Dempster, A.P., *Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping*. The annals of mathematical statistics, 1967: p. 325-339.
- [٢٢]. Dempster, A.P., *A generalization of Bayesian inference*. 1967, DTIC Document.
- [٢٣]. Kay, R.U., *Fundamentals of the Dempster-Shafer theory and its applications to system safety and reliability modelling*. RELIABILITY: THEORY & APPLICATIONS, 2007.
- [٢٤]. Rakowsky, U.K., *Fundamentals of the dempster-shafer theory and its applications to reliability modeling*. International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering, 2007. **14**(06): p. 579-601.
- [٢٥]. Shafer, G., *A mathematical theory of evidence*. Vol. 1. 1976: Princeton university press Princeton.
- [٢٦]. Kohlas, J. and P.-A. Monney, *Theory of evidence—A survey of its mathematical foundations, applications and computational aspects*. Zeitschrift für Operations Research, 1994. **39**(1): p. 35-68.
- [٢٧]. Iourinski, D., *A Dempster-Shafer theory inspired logic*. 2008, Middlesex University.
- [٢٨]. Sentz, K. and S. Ferson, *Combination of evidence in Dempster-Shafer theory*. Vol. 4015. 2002: Citeseer.
- [٢٩]. Smets, P. and R. Kennes, *The transferable belief model*. Artificial intelligence, 1994. **66**(2): p. 191-234.
- [٣٠]. Denceux, T., *Reasoning with imprecise belief structures*. International Journal of Approximate Reasoning, 1999. **20**(1): p. 79-111.
- [٣١]. Yi, Z., et al. *Multi-ultrasonic sensor fusion for mobile robots*. in *Intelligent Vehicles Symposium, 2000. IV 2000. Proceedings of the IEEE*. 2000. IEEE.
- [٣٢]. Schubert, J. *Conflict management in Dempster-Shafer theory by sequential discounting using the degree of falsity*. in *Proceedings of IPMU*. 2008.
- [٣٣]. Zadeh, L.A., *Outline of A New Approach to the Analysis of of Complex Systems and Decision Processes*. 1973.
- [٣٤]. Zadeh, L.A., *Fuzzy algorithms*. Info. & Ctl, 1968. **12**.
- [٣٥]. Hellmann, M., *Fuzzy logic introduction*. Université de Rennes, 2001. **1**.
- [٣٦]. Dernoncourt, F., *Introduction to fuzzy logic*. 2011.
- [٣٧]. Zadeh, L.A., *Fuzzy sets*. Information and control, 1965. **8**(3): p. 338-353.
- [٣٨]. Chaabane, S.B., et al., *Dempster-Shafer Evidence Theory for Image Segmentation: Application in Cells Images*. International Journal of Signal Processing, 2009. **5**(2).
- [٣٩]. Medjahed, H., et al., *A fuzzy logic system for home elderly people monitoring (EMUTEM)*. Fuzzy Systems, 2009.
- [٤٠]. Martin, A., A.-L. Jousselme, and C. Osswald. *Conflict measure for the discounting operation on belief functions*. in *Information Fusion, 2008 11th International Conference on*. 2008. IEEE.

- [٤١]. Javadi, E., B. Moshiri, and H.S. Yazdi, *Activity Recognition In Smart Home Using Weighted Dempster-Shafer Theory*. International Journal of Smart Home, 2013. **7**(6).
- [٤٢]. Zomlot, L., et al. *Prioritizing intrusion analysis using Dempster-Shafer theory*. in *Proceedings of the 4th ACM workshop on Security and artificial intelligence*. 2011. ACM.
- [٤٣]. Whitley, D., *A genetic algorithm tutorial*. Statistics and computing, 1994. **4**(2): p. 65-85.
- [٤٤]. Mubashir, M., L. Shao, and L. Seed, *A survey on fall detection: Principles and approaches*. Neurocomputing, 2013. **100**: p. 144-152.
- [٤٥]. Patel, A., A. Chandrasekhar, and H. Lee, *FALL DETECTION*. 2009.
- [٤٦]. Bureau, U.C. *Population profile of the united states*. 2008; Available from: <http://www.census.gov/population/www/pop-profile/elderpop.html>.
- [٤٧]. Leone, A., et al. *A multi-sensor approach for people fall detection in home environment*. in *Workshop on Multi-camera and Multi-modal Sensor Fusion Algorithms and Applications-M2SFA2 2008*. 2008.
- [٤٨]. Grassi, M., et al., *A Multisensor System for High Reliability People Fall Detection in Home Environment*, in *Sensors and Microsystems*. 2010, Springer. p. 391-394.
- [٤٩]. Zhang, Z., et al. *A viewpoint-independent statistical method for fall detection*. in *Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on*. 2012. IEEE.
- [٥٠]. Liu, S.-H. and W.-C. Cheng, *Fall detection with the support vector machine during scripted and continuous unscripted activities*. Sensors, 2012. **12**(9): p. 12301-12316.
- [٥١]. Rougier, C., et al., *Video surveillance for fall detection*. 2009, Department of Computer Science and Operations Research, University of Montreal, Canada.
- [٥٢]. Bourke, A.K. and G.M. Lyons, *A threshold-based fall-detection algorithm using a bi-axial gyroscope sensor*. Medical engineering & physics, 2008. **30**(1): p. 84-90.
- [٥٣]. Jia, N., *Detecting Human Falls with a 3-Axis Digital Accelerometer*. Analog Dialogue, 2009. **43**(7): p. 43-50.
- [٥٤]. Li, Q., et al. *Accurate, fast fall detection using gyroscopes and accelerometer-derived posture information*. in *Wearable and Implantable Body Sensor Networks, 2009. BSN 2009. Sixth International Workshop on*. 2009. IEEE.
- [٥٥]. Rougier, C., et al., *Fall detection from depth map video sequences*, in *Toward Useful Services for Elderly and People with Disabilities*. 2011, Springer. p. 121-128.
- [٥٦]. Machajdik, J., S. Zambanini, and M. Kampel. *Fusion of data from multiple cameras for fall detection*. in *Workshop on Behaviour Monitoring and Interpretation, BMI*. 2010.
- [٥٧]. Li, Y., K. Ho, and M. Popescu, *A microphone array system for automatic fall detection*. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 2012. **59**(5): p. 1291-1301.
- [٥٨]. Tao, S., M. Kudo, and H. Nonaka, *Privacy-preserved behavior analysis and fall*

- detection by an infrared ceiling sensor network.* Sensors, 2012. **12**(12): p. 16920-16936.
- [^{٥٩}]. Chan, M., et al., *A review of smart homes—Present state and future challenges.* Computer methods and programs in biomedicine, 2008. **91**(1): p. 55-81.
- [^{٦٠}]. Lê, Q., H.B. Nguyen, and T. Barnett, *Smart Homes for Older People: Positive Aging in a Digital World.* Future Internet, 2012. **4**(2): p. 607-617.
- [^{٦١}]. Matthew, P.W., *Biometric Incorporation in Pervasive and Autonomous Systems Emphasising the use within e-Health Specific Smart Homes.* 2011.
- [^{٦٢}]. Soro, S. and W. Heinzelman, *A survey of visual sensor networks.* Advances in Multimedia, 2009. **2009**.
- [^{٦٣}]. Liao, Y.T., C.-L. Huang, and S.-C. Hsu, *Slip and fall event detection using Bayesian Belief Network.* Pattern recognition, 2012. **45**(1): p. 24-32.
- [^{٦٤}]. Spehr, J., et al. *Visual fall detection in home environments.* in *International Conference of the International Society for Gerontechnology.* 2008.
- [^{٦٥}]. Debard, G., et al., *Camera-based fall detection on real world data,* in *Outdoor and Large-Scale Real-World Scene Analysis.* 2012, Springer. p. 356-375.
- [^{٦٦}]. Yogameena, B., G. Deepika, and J. Mehjabeen, *RVM Based Human Fall Analysis for Video Surveillance Applications.* 2012.
- [^{٦٧}]. Belshaw, M., et al. *Towards a single sensor passive solution for automated fall detection.* in *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE.* 2011. IEEE.
- [^{٦٨}]. Hung, D.H. and H. Saito. *Fall detection with two cameras based on occupied areas.* in *Proc. of 18th Japan-Korea Joint Workshop on Frontier in Computer Vision.* 2012.
- [^{٦٩}]. Anderson, D., et al., *Linguistic summarization of video for fall detection using voxel person and fuzzy logic.* Computer Vision and Image Understanding, 2009. **113**(1): p. 80-89.
- [^{٧٠}]. Auvinet, E., et al., *Fall detection with multiple cameras: An occlusion-resistant method based on 3-d silhouette vertical distribution.* Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on, 2011. **15**(2): p. 290-300.
- [^{٧١}]. Auvinet, E., et al., *Multiple cameras fall dataset.* DIRO-Université de Montréal, Tech. Rep, 2010. **1350**.
- [^{٧٢}]. E. Auvinet, C.R., J.Meunier, A. St-Arnaud, J. Rousseau, *Multiple cameras fall dataset.* 2010, Université de Montréal.
- [^{٧٣}]. Kim, K., et al., *Real-time foreground-background segmentation using codebook model.* Real-time imaging, 2005. **11**(3): p. 172-185.
- [^{٧٤}]. Allili, M.S., *A short tutorial on Gaussian mixture models.* Université du Québec en Outaouais, 2010.
- [^{٧٥}]. Stauffer, C. and W.E.L. Grimson. *Adaptive background mixture models for real-time tracking.* in *Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on.* 1999. IEEE.
- [^{٧٦}]. Xu, L.-Q., J.L. Landabaso, and M. Pardàs. *Shadow removal with blob-based morphological reconstruction for error correction.* in *IEEE international conference on acoustics, speech, and signal processing.* 2005.
- [^{٧٧}]. Syed, Y.A., et al., *A Modified Codebook-based Background Subtraction*

- Technique to improve Activity Classification in Highly Variable Environments.*
- [[∇]]. Gonzalez, R.C., R.E. Woods, and S.L. Eddins, *Digital image processing using MATLAB*. 2004: Pearson Education India.
 - [[∇]]. Ahad, M.A., *Motion History Image*, in *Motion History Images for Action Recognition and Understanding*. 2013, Springer. p. 31-76.
 - [[∧]]. Rougier, C., et al. *Procrustes shape analysis for fall detection*. in *The Eighth International Workshop on Visual Surveillance-VS2008*. 2008.
 - [[∧]]. Rougier, C., et al., *Robust video surveillance for fall detection based on human shape deformation*. *Circuits and Systems for Video Technology*, IEEE Transactions on, 2011. **21**(5): p. 611-622.
 - [[∧]]. MathWorks, I. and W.-c. Wang, *Fuzzy Logic Toolbox: for Use with MATLAB: User's Guide*. 1998: MathWorks, Incorporated.
 - [[∧]]. Zambanini, S., J. Machajdik, and M. Kampel. *Detecting falls at homes using a network of low-resolution cameras*. in *Information Technology and Applications in Biomedicine (ITAB), 2010 10th IEEE International Conference on*. 2010. IEEE.
 - [[∧]]. Brulin, D. and E. Courtial. *Multi-sensors data fusion system for fall detection*. in *Information Technology and Applications in Biomedicine (ITAB), 2010 10th IEEE International Conference on*. 2010. IEEE.

Abstract

Data fusion refers to collecting data and knowledge about an event from various sources and then integrating them to achieve more desirable information for the event. The top level of data fusion is called as inference. An inference algorithm accepts 'decision' as input and results conclusion and fusion of its input as output. This thesis aims to study on Dempster-Shafer theory as a robust inference algorithm. This algorithm is derived from Bayesian theory however there are some differences in their problem solving consideration. This thesis proposes an efficient approach based on optimization algorithm (e.g. Genetic Algorithm) to improve inference of Dempster-Shafer theory.

Using inference can improve performance of tools such as Wireless Multimedia Sensor Network. Overlapping camera network is one of the mostly used tools in Multimedia Wireless Sensor. The reliability of these networks can be improved using inference algorithms. Health smart house is a research plan to support old and imperfective people. Fall detection is one of the challenging subjects in these houses. The case study part of this thesis is an attempt to improve the inference reliability of overlapping camera network for fall detection. Finally, the cameras with highest reliability factor are selected for fall detection using the proposed method.

Keywords:

Data fusion ,Wireless Multimedia Sensor Network(WMSN),Inference ,Bayesian Data Fusion Theory (BDT) ,Dempster_Shafer Theory(DST) ,Fall Detection(FD) ,Health Smart Home ,Genetic Algorithm .



Shahrood University of Technology

Faculty of Computer Engineering & IT

An Optimal Algorithm for Data Fusion In Wireless Multimedia Sensor Network

Seyed Hojjat Moghaddasi

Supervisor:

Dr.Aliakbar Poyan

Associate supervisor:

Seyed Mojtaba Hosseinirad , Vahid Ghasemi

2014