پیشنهاد الگوریتم تصمیم‌گیری بهینه شناسایی ادوات زرهی در شبکه‌های بدون مراقبت زمینی با کاربرد مرزبانی

مهدی تاجیک خاص[۱]

مرتضی کازرونی[۲]

چکیده

در سال‌های اخیر شبکه‌های بدون مراقبت در زمینه‌های گوناگون نظامی‌و صنعتی کاربردهای بسیار زیادی پیداکرده‌اند. یکی از حساس‌ترین این کاربردها، استفاده از این شبکه‌ها به‌منظور پایش مرزها و مناطق حساس عملیاتی است. قدرت تشخیص و تفکیک نوع آمد و شد در این مناطق از اساسی‌ترین نیازهای این نوع کاربری می‌باشد. هدف از این مقاله، معرفی، پیاده‌سازی و مقایسه‌ی مهم‌ترین الگوریتم‌های شناسایی اهداف است که علاوه بر پاسخ قابل قبول، در کاربردهای عملی نیز قابل اجرا باشند.همچنین پس از مقایسه و تحلیل نتایج ، روشی برای تلفیق نتایج الگوریتم‌های مختلف برای رسیدن به پاسخی دقیق‌تر از پاسخ هر یک از آن‌ها ارائه شده است. روش‌های معمول تلفیق داده‌ها بر مبنای رأی‌گیری بین الگوریتم‌های مختلف قرار دارند. در این روش‌ها ارزش تمامی الگوریتم‌ها یکسان در نظر گرفته می‌شود. نشان داده خواهد شد که در روش پیشنهاد شده‌ی تلفیق، دقت پاسخ نهایی نسبت به بهترین الگوریتم به میزان تقریبی ۲۲درصد و نسبت به روش تلفیق عادی به میزان ۱۱درصد بهبود پیدا می‌کند.

کلید واژه

شبکه‌های بدون مراقبت، الگوریتم پارزن، الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه، توابع مشخصه خطی، تلفیق تصمیم‌گیری‌ها.

---

۱. دانشگاه صنعتی مالک اشتر tajikkhas.mehdi@gmail.com

۲. دانشگاه صنعتی مالک اشتر

تاریخ دریافت: ۱۸ شهریور ۱۳۹۰ تاریخ پذیرش: ۳ اسفند ۱۳۹۰

مقدمه

طبق تعریف، یک شبکه‌ی بدون مراقبت عبارت است از ساختاری متشکل از عناصر اندازه‌گیری، محاسباتی و مخابراتی که امکان مشاهده و کنترل وقایع در یک محدوده‌ی مشخص را مقدور سازد[۱]. توانایی‌های معمول این شبکه‌ها عبارت‌اند از جمع‌آوری اطلاعات، پایش، تجسس و سنجش از راه دور. مهم‌ترین کاربردهای شبکه‌های حس‌گر را می‌توان در حوزه‌های نظامی، حفاظتی و صنعتی، دسته‌بندی کرد. یکی از مهم‌ترین کاربردهای شبکه‌های حس‌گر، پایش یک منطقه و کنترل تحرکات موجود در آن است. این توانایی به‌ویژه در کنترل عبور و مرور در مناطق مرزی و عملیاتی اهمیت ویژه ای پیدا می‌کند. تشخیص نوع هدف، نیازمند به کارگیری الگوریتم‌های «شناسایی الگو» است. این الگوریتم‌ها با توجه به ویژگی‌های موجود در سیگنال‌های خروجی حس‌گرها و مقایسه‌ی آن‌ها با الگوهای از پیش مشخص، فرآیند تعیین ماهیت هدف را به انجام می‌رسانند. باتوجه به تنوع بسیار زیاد این الگوریتم‌ها و ویژگی‌های مختلفی که می‌توان از حس‌گرها استخراج کرد و با توجه به اینکه پردازش اطلاعات در این شبکه‌ها با محدودیت‌های بسیاری از لحاظ سخت‌افزاری روبرو است، پیدا کردن روش بهینه‌ای که علاوه بر پاسخ مناسب، محدودیت‌های شبکه را نیز در نظر داشته باشد اهمیت ویژه‌ای پیدا خواهد کرد. هدف از این مقاله بررسی و شبیه‌سازی مهم‌ترین الگوریتم‌های شناسایی اهداف در شبکه‌های حس‌گر بی‌سیم است که درعین سادگی پاسخ قابل قبولی نیز داشته باشند. علاوه بر این، روشی برای تلفیق نتایج این شبکه‌ها پیشنهاد شده که پاسخ دقیق‌تری نسبت به پاسخ هر یک از الگوریتم‌ها به تنهایی خواهد داشت.

الگوریتم‌های طبقه‌بندی اهداف

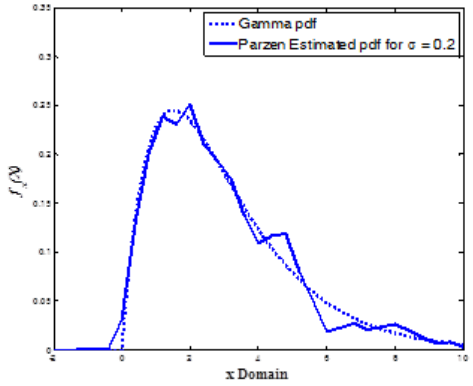
اولین قدم در طبقه‌بندی اهداف مختلف، بردن داده‌های جمع‌آوری شده از محیط به فضای ویژگی است. در یک فضای ویژگی p بُعدی، هر هدف با یک بردار ویژگی به طول p مشخص می‌شود. هر یک از درایه‌های این بردار حاصل پردازش خاصی بر روی سیگنال‌های جمع‌آوری شده از آن نمونه است. انتخاب این پردازش‌ها باید به‌گونه‌ای باشد که ویژگی‌های حاصل، تفاوت بین نمونه‌های متعلق به کلاس‌های مختلف را به بهترین شکل نشان دهند.

روش‌های طبقه‌بندی اهداف را می‌توان به دو دسته‌ی پارامتری و غیرپارامتری تقسیم کرد. اصول روش‌های پارامتری بر پایه طراحی مدل‌های ریاضی است که به کمک اطلاعات قبلی از سیستم مورد آزمایش و توابع چگالی احتمال شرطی داده‌ها به‌دست می‌آیند. از آن جا که بدست آوردن این اطلاعات نیاز به شناخت جامعی نسبت به پدیده‌ی مورد آزمایش دارد، در عمل به‌کارگیری این روش‌ها دشوار است. روش‌های غیرپارامتری در مواقعی مفید هستند که توزیع احتمالات شرطی به فرم بسته در دسترس نیست. در این‌گونه با در اختیار داشتن مجموعه‌ای از داده‌های از پیش طبقه‌بندی‌شده، گروهی را به عنوان مجموعه آموزشی انتخاب می‌کنیم. برای هر نمونه، خروجی سیستم‌های حس‌گر مجموعه‌ای از اطلاعات را در اختیار ما قرار می‌دهند. از این اطلاعات برای آموزش‌دادن الگوریتم‌های طبقه‌بندی‌کننده استفاده می‌شود. پس از مرحله‌ی آموزش، طبقه‌بندی‌کننده قادر خواهد بود تا با توجه به آن‌چه در طی فرآیند یادگیری آموخته، درباره‌ی نمونه‌های دیگر تصمیم‌گیری کند. در ادامه چند

نمونه از این الگوریتم‌ها معرفی خواهند شد.

الگوریتم پارزن

هدف از این الگوریتم، به‌دست آوردن تخمینی از توابع توزیع احتمال شرطی، بدون دراختیار داشتن اطلاعات پیشین از چگونگی توزیع داده‌ها در فضای ویژگی است. در این الگوریتم، فضای اندازه‌گیری به تعداد متناهی زیرفضای مجزای R_i تقسیم می‌شود. چگالی احتمال تخمین زده شده در هر زیرفضا، متناسب با تعداد نمونه‌های موجود در آن است. در این روش، به‌ازای هریک از داده‌ها، یک تابع هسته با شرایط ویژه قرارمی‌دهیم. ثابت می‌شود که حاصل‌جمع این توابع تخمینی از توزیع احتمال داده‌ها در فضای ویژگی است[۴]. هرچه تعداد نمونه‌های آموزشی بیشتر باشد، تخمین حاصل دقیق‌تر خواهد بود. پس از به‌دست آوردن این تخمین برای تمامی کلاس‌های مورد نظر از روی داده‌های آموزشی، کافیست مقدار احتمال شرطی هر یک نمونه‌های اصلی را به‌ازای تک‌تک این کلاس‌ها محاسبه کرده و ماکزیمم آنها را به عنوان کلاس نمونه انتخاب کنیم. شکل ۱ نمونه‌ای از تخمین حاصل برای تابع توزیع گاما با توابع هسته‌ی نرمال با واریانس ۰/۲ را نشان می‌دهد.



شکل ۱. تخمین توزیع داده‌ها با توزیع گاما به‌کمک الگوریتم پارزن

الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه

در تخمین پارزن، هر یک از نمونه‌های آموزشی تأثیر یکسانی بر روی تخمین محاسبه‌شده برای توزیع داده‌ها دارند. درنتیجه دقت یا رزولوشن تخمین، در همه‌جای فضای ویژگی ثابت بوده و مستقل از نحوه‌ی پراکنده‌گی داده‌ها در فضای ویژگی است. یک راه برای بهبود این تخمین، افزایش دقت در قسمت‌هایی از فضا است که چگالی نمونه‌ها در آن قسمت‌ها بیش‌تر است. با این روش می‌توان دقت تخمین را در قسمت‌های چگال‌تر، که نیاز به دقت بیش‌تری دارند، افزایش‌داد. یک راه انجام این تغییر، استفاده از الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه است. در الگوریتم kNN، ابتدااز میان داده‌های آموزشی، k همسایه‌ی نزدیک به هر نمونه را در فضای ویژگی مشخص‌کرده و پس از رأی‌گیری بین آن‌ها، نمونه به کلاسی که بیش‌ترین فراوانی را در میان این همسایه‌ها دارد تعلق می‌گیرد[۵]. معیار نزدیکی نمونه‌ها عموماً فاصله‌ی اقلیدسی در نظر گرفته می‌شود.

توابع مشخصه‌ی خطی و کوادراتیک

یک تابع مشخصه‌ی خطی برای نمونه‌ی x، به‌صورتیک ترکیب خطی از المان‌های بردار x تعریف می‌شود.

$$g(x)=a^t x \quad (۱)$$

تصمیم‌گیری برای حالت دوکلاسه به این صورت تعریف می‌شود که اگر $g(x)>۰$باشد، آنگاه نمونه‌ی xمتعلق به کلاس $\omega_۱$ بوده و اگر $g(x)<۰$ باشد، نمونه متعلق به کلاس $\omega_۲$ درنظر گرفته می‌شود[۶]. رابطه‌ی $g(x)=۰$ مرز تصمیم‌گیری بین نقاط مربوط به کلاس‌های $\omega_۱$ و $\omega_۲$ را به صورت یک ابرصفحه تعریف می‌کند.تابع مشخصه‌ی $g(x)$ نشان‌دهنده‌ی معیاری جبری برای فاصله‌ی نمونه‌ی x از این ابرصفحه است. هدف به‌دست آوردن بردار ضرایب a از روی نمونه‌های آموزشی است.این بردار پاسخ در صورت وجود، یکتا نیست. فرض بر این است که جوابی وجود دارد که احتمال خطا را مینیمم می‌کند. این جواب بردار ضرایبی با طول واحد است که فاصله‌ی نزدیک‌ترین نمونه‌ها به صفحه‌ی جداکننده را ماکزیمم کند. به عبارت دیگر به دنبال یافتن ماتریس ضرایب a با حداقل طول ممکن هستیم به‌گونه‌ای که نامساوی $a^t x>b$ را به‌ازای تمامی نمونه‌ها برقرار سازد. در این رابطه b عدد مثبتی است که حاشیه‌ی امنیت طبقه‌بندی کننده را مشخص می‌کند. برای به‌دست آوردن جوابی برای نامساوی‌های تعریف شده، معیار $J(a)$ را به‌گونه‌ای تعریف می‌کنیم که اگر a پاسخ مطلوب باشد، این معیار مینیمم شود. با این کار مسئله را تبدیل به پیدا کردن نقطه‌ی مینیمم برای یک متغیر اسکالر می‌کنیم که اینکار را می‌توان به روش کاهش گرادیان و یا الگوریتم نیوتن انجام داد. تابع معیار پرسپترون به‌صورت زیر تعریف می‌شود.

$$J(a)=\sum_{(x\in Y)}(-a^t x) \quad (۲)$$

در این رابطه $Y(a)$ مجموعه‌ی نمونه‌های به اشتباه طبقه‌بندی شده توسط a است. این معیار برابر مجموع فاصله‌ی نمونه‌های اشتباه طبقه‌بندی شده از صفحه‌ی تصمیم‌گیری است.

اگر به رابطه‌ی خطی (۱) جملات مرتبه‌ی بالاتر شامل حاصل‌ضرب عضوهای x در یک‌دیگر را نیز اضافه کنیم. تابع مشخصه‌ی کوادراتیک به‌دست خواهد آمد. مرز تصمیم‌گیری مشخص شده توسط این تابع می‌تواند شکل پیچیده‌تری به‌خود بگیرد و در نتیجه با خطای کمتری کلاس‌ها را تفکیک کند. درعوض تعداد نمونه‌های آموزشی مورد نیاز برای این الگوریتم و پیچیده‌گی محاسباتی آن نیز افزایش خواهد یافت.

تلفیق تصمیم‌گیری‌ها

یکی از راه‌های بهبود پاسخ نهایی در مسائل شناسایی الگو، ترکیب پاسخ الگوریتم‌های مختلف است. روش‌های معمول برپایه رأی‌گیری بین پاسخ الگوریتم‌های مختلف و انتخاب کلاس دارای اکثریت آرا

است. در این روش، ارزش رأی تمامی الگوریتم‌ها یکسان درنظر گرفته می‌شود. از آنجا که ممکن است الگوریتم‌های مختلف در مناطق مختلف فضای ویژگی دقت‌های متفاوتی داشته باشند با وزن‌دهی پاسخ الگوریتم‌ها متناسب با دقت آن‌ها می‌توان به طبقه‌بندی نهایی دقیق‌تری نسبت به تک‌تک الگوریتم‌ها دست یافت. برای این کار ابتدا باید معیاری برای سنجش عملکرد الگوریتم‌ها تعریف کرد. نتیجه‌ی حاصل از الگوریتم‌های شناسایی الگو معمولاً به‌صورت ماتریس خطا نمایش داده می‌شود. برای حالت دو کلاس ماتریس خطا به صورت شکل۲ تعریف می‌شود. درایه‌های قطر اصلی این ماتریس نشان‌دهنده‌ی تعداد پاسخ‌های صحیح و درایه‌های قطر فرعی نشان‌دهنده‌ی تعداد پاسخ‌های غلط الگوریتم می‌باشند.

معیار سنجش عملکرد الگوریتم را به‌صورت زیر تعریف می‌کنیم.

$$\text{Score} = \log \frac{C_{1,1}\, C_{2,2}}{C_{1,2}\, C_{1+2,1}} \qquad (۳)$$

برای وزن‌دهی الگوریتم‌ها، بخشی از داده‌های مجموعه آموزشی را جدا کرده و از روی پاسخ الگوریتم‌هابه این داده‌ها امتیاز هریک از الگوریتم‌ها را محاسبه می‌کنیم. در نهایت داده‌های اصلی را توسط الگوریتم‌ها بررسی کرده و با وزن‌دهی پاسخ آن‌ها توسط امتیازهای به‌دست آمده از قسمت قبل، بین این نتایج رأی‌گیری وزن‌دهی شده انجام می‌دهیم.

C		کلاس‌های تعیین شده توسط الگوریتم	
		کلاس ۱	کلاس ۲
کلاس‌های اصلی نمونه‌ها	کلاس ۱	تعداد نمونه‌های کلاس ۱ که به درستی جزو کلاس ۱ طبقه‌بندی شده‌اند. C(۱,۱)	تعداد نمونه‌های کلاس ۱ که به اشتباه جزو کلاس ۲ طبقه‌بندی شده‌اند.C(۱,۲)
	کلاس ۲	تعداد نمونه‌های کلاس ۲ که به اشتباه جزو کلاس ۱ طبقه‌بندی شده‌اند. C(۲,۱)	تعداد نمونه‌های کلاس ۲ که به درستی جزو کلاس ۲ طبقه بندی شده‌اند. C(۲,۲)

جدول۱ - نحوه‌ی تشکیل ماتریس خطا

شبیه‌سازی روش‌های مختلف تصمیم‌گیری و مقایسه آنها

این بخش به تحلیل نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌های انجام شده اختصاص دارد. داده‌های استفاده شده، دیتابیس استاندارد sitex۰۲ است. این داده‌ها مربوط به ۲۴ گره در نقاط مختلف یک شبکه است. اهداف مورد استفاده، دو نوع خودروی زرهی دارای شنی موسوم به خودروی AAV و نفربر عادی (DW) است

(شکل ۲). هریک از این اهداف، ۱۰ مرتبه از محدوده‌ی پایش شبکه عبورکرده و خروجی حس‌گرهای صوتی، لرزشی و مادون‌قرمز برای هریک از گره‌ها ذخیره شده است. بردار ویژگی به‌دست آمده در هر گره، متشکل از ویژگی‌های حوزه‌ی زمان و فرکانس هستند. این ویژگی‌ها در جدول ۲ نمایش داده

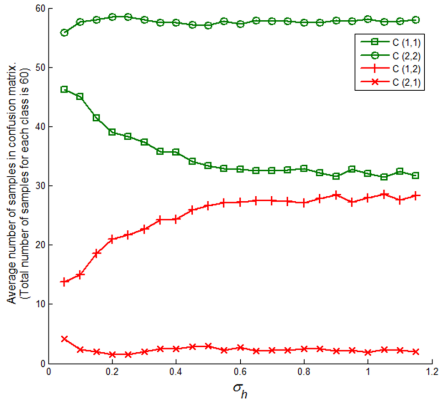
شکل۲. اهداف مورد نظر برای شبیه‌سازی. خودروی AAV (سمت چپ)و خودروی DW (سمت راست)

شده‌اند. جزئیات مربوط به محاسبه‌ی این ویژگی‌ها در پیوست شماره یک تشریح شده است.

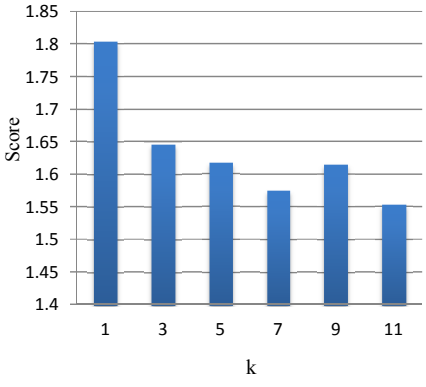
ویژگی‌های حوزه‌ی زمان							ویژگی‌های حوزه‌ی فرکانس							
AR Coeffis.	Var	wAmp	waveLen	SSC	ZC	mAV	β_{Amp}	γ_{Amp}	θ_{Amp}	μ_{Amp}	β_{shape}	γ_{shape}	θ_{shape}	μ_{shape}

یکی از پارامترهای مهم در طبقه‌بندی کننده‌ی پارزن، واریانس تابع هسته است. تغییرات درایه‌های ماتریس خطا به ازای مقادیر مختلف این پارامتر در شکل ۳ نشان داده شده است.

در این آزمایش در مجموعه‌ی آزمایشی ۶۰ داده از هر کلاس انتخاب شده است. با جداکردن بخشی از داده‌های آموزشی و محاسبه‌ی دقت الگوریتم به‌ازای مقادیر مختلف این پارامتر می‌توان مقدار بهینه برای واریانس تابع هسته را محاسبه کرد. به کمک این تحلیل و با توجه به شکل ۳، این مقدار برابر ۰/۰۵ محاسبه می‌شود. هرچه این واریانس بزرگتر باشد دقت تخمین افزایش پیدا می‌کند



شکل۳. تغییرات درایه‌های ماتریس خطا به ازای مقادیر مختلف واریانس تابع هسته در الگوریتم پارزن



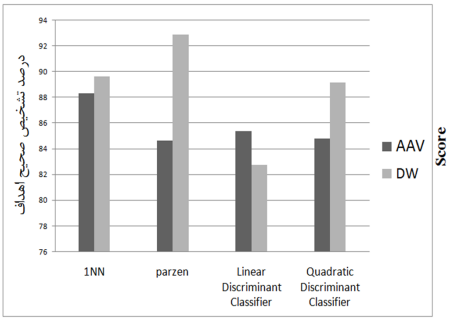
شکل۴. کاهش دقت عملکرد الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه با افزایش تعداد همسایه‌های درنظر گرفته شده (k).

ولی تعداد داده‌های آموزشی مورد نیاز نیز به تناسب افزایش می‌یابد.

الگوریتم بعدی بررسی شده، الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه است. شکل ۴ امتیاز عمکرد الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه را به‌ازای مقادیر مختلف همسایگی‌های درنظر گرفته شده (k) نشان می‌دهد. برای جلوگیری از حالت تساوی آراء، این تعداد همواره فرد درنظر گرفته می‌شود. همان‌طور که مشاهده می‌شود افزایش تعداد همسایگی‌ها باعث کاهش دقت الگوریتم در تشخیص کلاس‌ها می‌شود. دلیل این کاهش را می‌توان در کاهش اطلاعات مربوط به هر نمونه با فاصله گرفتن از آن در فضای ویژگی جستجو کرد. به‌عبارت دیگر هرچه فاصله‌ی دو نمونه در فضای ویژگی از هم بیشتر باشد همبستگی بین آن‌ها کاهش می‌یابد.

شکل ۵، درصد تشخیص صحیح اهداف را برای تمامی الگوریتم‌ها نشان می‌دهد. بهترین پاسخ به‌دست آمده برای داده‌های موجود متعلق به الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه است. از سوی دیگر، همان‌طور که انتظار می‌رفت تابع مشخصه کوادراتیک با توجه به قابلیت تشکیل مرزهای پیچیده‌تر در فضای ویژگی، پاسخ بهتری نسبت به تابع مشخصه خطی دارد.

شکل۵. تغییرات دقت الگوریتم‌های شناسایی با تغییر تعداد ویژگی‌های استفاده شده



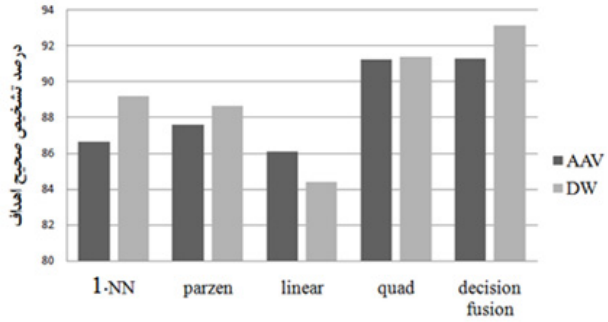
شکل۶. درصد تشخیص صحیح اهداف در الگوریتم‌های مختلف

یکی از روش‌های مهم کاهش حجم محاسبات در تمامی الگوریتم‌های شناسایی الگو، کاهش ابعاد بردار ویژگی است. این مهم با انتخاب ویژگی‌هایی که برای جداسازی کلاس‌های موردنظر مسئله مناسب‌تر هستند صورت می‌گیرد. برای تشخیص این ویژگی‌ها می‌توان از معیارهای مختلفی نظیر معیار فاصله‌ی درون‌کلاسی-برون‌کلاسی و معیار فاصله‌ی ماهالانوبیس بهره گرفت. شکل ۱۰ نشان‌دهنده تغییرات امتیاز الگوریتم‌های مختلف با تغییر تعداد ویژگی‌های استفاده شده است. همان‌طور که از این نمودار مشخص است، با انتخاب نیمی از ویژگی‌ها نیز پاسخ الگوریتم‌ها به مقدار نهایی خود می‌رسد و حذف باقی ویژگی‌ها تأثیر زیادی بر عملکرد آنها نخواهد داشت.

روش تلفیق وزن‌دهی شده تصمیم‌گیری‌ها

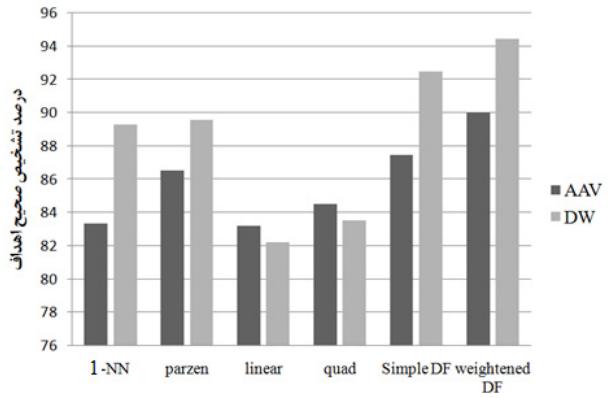
همان‌گونه که ذکر شد، یکی از راه‌های بهبود پاسخ الگوریتم‌های شناسایی الگو، استفاده‌ی همزمان

از چند الگوریتم مختلف و ترکیب تصمیم‌گیری‌های آنها با رأی‌گیری بین الگوریتم‌های مختلف است. در روش مرسوم، ارزش رأی الگوریتم‌ها با یکدیگر یکسان است. برای جلوگیری از حالت تساوی تعداد الگوریتم‌ها همواره فرد انتخاب می‌شود. شکل ۷ مقایسه‌ای بین نتایج هر یک از الگوریتم‌ها به همراه نتیجه‌ی حاصل از ترکیب تصمیم‌گیری‌ها در حالت تساوی ارزش آراء است. در این شکل درصد تشخیص صحیح اهداف متعلق به دو کلاس موردنظر نشان داده شده‌اند. همان‌طورکه از این مقایسه‌ها مشخص است، ترکیب تصمیم‌گیری‌ها باعث بهبود عملکرد نهایی سیستم خواهد شد.



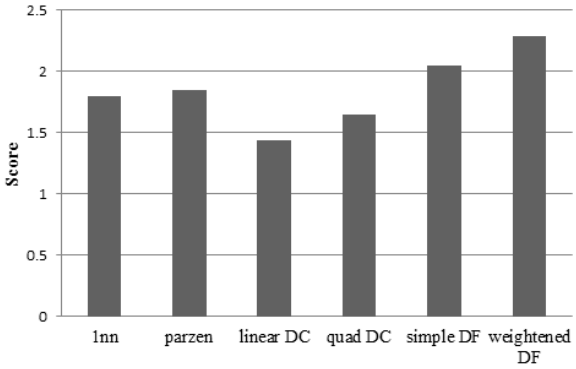
شکل ۷. درصد تشخیص درست اهداف در الگوریتم‌های مختلف

روش پیشنهاد شده در این مقاله برای ترکیب تصمیم‌گیری‌ها، ترکیب وزن‌دهی شده است. این وزن‌دهی بر اساس دقت عملکرد الگوریتم‌های مختلف صورت می‌گیرد. برای محاسبه‌ی این وزن‌ها، بخش کوچکی از مجموعه داده‌های آموزشی را جدا می‌کنیم. سپس با آزمایش کردن هر یک از الگوریتم‌ها توسط این مجموعه، امتیاز هر یک از الگوریتم‌ها را به عنوان ضریب آن الگوریتم در تصمیم‌گیری لحاظ می‌کنیم. نتایج حاصل از این وزن‌دهی نشان‌دهنده‌ی بهبود پاسخ حاصل است. نمودار شکل ۸ نشان‌دهنده‌ی مقایسه بین درصد تشخیص صحیح برای هر یک از کلاس‌ها برای الگوریتم‌های مختلف و دو روش ترکب تصمیم‌گیری‌ها است.



شکل ۸. مقایسه درصد تشخیص درست اهداف در الگوریتم‌های مختلف و الگوریتم پیشنهاد شده برای ترکیب تصمیم‌گیری‌ها

همان‌طور که ملاحظه می‌شود الگوریتم وزن‌دهی شده‌ی پیشنهادی باعث بهبود دقت نهایی در تشخیص هر دو هدف موجود خواهد شد. این مطلب در مقایسه‌ی بین امتیاز (score) الگوریتم‌ها نیز نمایان است (شکل ۹). نتایج به‌دست آمده از این روش نسبت به روش تلفیق ساده‌ی الگوریتم‌ها به میزان ٪۱۱ و نسبت به الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه به میزان ٪۲۲ بهبود یافته‌اند.



شکل ۹. امتیاز (Score) نهایی الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی اهداف

نتیجه‌گیری

در این مقاله چند الگوریتم مناسب برای شناسایی و تفکیک اهداف زمینی درشبکه‌های بدون مراقبت ارائه شد. ویژگی‌های محاسبه شده از سه سیگنال صوتی، لرزشی و مادون قرمز به‌دست آمدند که حاوی اطلاعات زمانی و فرکانسی این سیگنال‌ها هستند. الگوریتم‌های بررسی شده شامل الگوریتم‌های k-NN، طبقه‌بندی کننده‌ی پارزن، توابع مشخصه‌ی خطی و کوادراتیک می‌باشند. در این میان الگوریتم k-NN و طبقه‌بندی کننده‌های کوادراتیک عملکرد بهتری از خود نشان دادند. اگرچه الگوریتم k-NN دارای بهترین پاسخ ممکن نیست ولی از آنجا که پیاده‌سازی آن نسبت به سایر روش‌ها ساده‌تر بوده و پیچیده‌گی محاسباتی کمتری دارد می‌تواند در کاربردهای عملی بسیارمورد توجه قرارگیرد. درصورتی که منابع محاسباتی اجازه‌ی اجرای تمامی الگوریتم‌ها را به یک گره بدهد، می‌توان با تلفیق تصمیم‌گیری‌ها پاسخی به‌دست آورد که نسبت به تک‌تک الگوریتم‌ها نتیجه‌ی بهتری داشته باشد. روش پیشنهاد شده برای تلفیق تصمیم‌گیری‌ها وزن دهی بر اساس معیاری است که میزان دقت هر الگوریتم را مشخص می‌کند. این معیار با آزمایش کردن هر یک از الگوریتم‌ها توسط بخشی از داده‌های آموزشی صورت می‌گیرد. پس از به‌دست آوردن امتیاز عملکرد هر یک از الگوریتم‌ها، متناسب با این امتیاز آراء الگوریتم‌ها ارزش گذاری می‌شود. تلفیق نهایی آراء با توجه به این ضرایب انجام می‌گیرد. نتایج به‌دست آمده نشان‌دهنده‌ی بهبود دقت طبقه‌بندی نسبت به روش تلفیق ساده‌ی الگوریتم‌ها به میزان ۱۱ درصد و نسبت به الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه به میزان ۲۲ درصد می‌باشد.

مراجع

[1]. Van der Heijden, F. and Duin, P. "Classification, Parameter Estimation and State Estimation" John Wiley & Sons Ltd. 2004.
[2]. Sohraby, K. and Minoli, D. and Znati, T. "Wireless Sensor Networks: Technology, Protocols, and Applications" John Wiley & Sons, Inc. 2007
[3]. K. Fukunaga "Introduction to Statistical Pattern Recognition", 2nd edition, 1990Boston: Academic Press.
[4]. P. A.Devijver and J. Kittler "Pattern Recognition: A StatisticalApproach". 1982, Prentice-Hall
[5]. Bremner D, Demaine E, Erickson J, Iacono J, Langerman S, Morin P, Toussaint G. "Output-sensitive algorithms for computing nearest-neighbor decision boundaries". Discrete and Computational Geometry. 2005
[6]. Duda, R. O.; Hart, P. E.; Stork, D. H. "Pattern Classification" (2nded.). Wiley Interscience2000
[7]. Cover T. "Geometrical and Statistical Properties of Systems of Linear Inequalities with Applications in Pattern Recognition". IEEE Transactions on Electronic Computers 1965
[8]. Van der Heijden, F. Duin, P. "Classification, Parameter Estimation and State Estimation" John Wiley & Sons Ltd. 2004.
[9]. S. I. Gallant "Perceptron-based learning algorithms." IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 1, no. 2, pp. 179–191.
[10]. Baxterand J. Bartlett, P.L. "Direct Gradient-Based Reinforcement Learning: I – Gradient Estimation Algorithms." Technical report, Research School of Information Sciencesand Engineering, Australian National University, July1999.