

احراز هویت راننده با استفاده از شبکه عصبی روی ویژگی‌های آماری استخراج

شده از داده‌های تلفن همراه هوشمند

روح اله احمدیان مقدم، دانشجوی مقطع کارشناسی ارشد علوم کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

مهدی قطعی (مسئول مکاتبات)، دانشیار گروه علوم کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

E-mail: ghatee@aut.ac.ir

چکیده

حمل و نقل آینده با مباحث هوش مصنوعی به شدت در هم تنیده شده است. در این راستا ابزارهای هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی نقشی بی بدیل در حوزه پیشبینی، تصمیم‌گیری و کنترل حمل و نقل بر عهده خواهند داشت. مقاله حاضر یک سامانه مبتنی بر هوش مصنوعی به منظور احراز هویت راننده (شناسایی راننده) به کمک داده‌های جمع‌آوری شده توسط تلفن همراه هوشمند ارائه می‌دهد. در این سامانه، تلاش شده است تا حریم شخصی راننده نقض نشده و شناسایی راننده بصورت خودکار، مطمئن و بی‌درنگ انجام گردد. معماری سامانه شامل سه ماژول جمع‌آوری داده، پیش‌پردازش و شناسایی است. در ماژول جمع‌آوری داده، اطلاعات حسگرهای شتاب‌سنج وژیروسکوپ رانندگان با استفاده از یک تلفن همراه هوشمند جمع‌آوری می‌شوند. در ماژول پیش‌پردازش، حذف نویز، پاک‌سازی، پنجره‌بندی صورت می‌گیرد. در این بخش مقادیر کم‌شده ترمیم و داده‌های وضعیت توقف خودرو حذف خواهند شد. در نهایت، ویژگی‌های آماری موثر از پنجره‌های داده استخراج می‌شوند. در ماژول شناسایی، الگوریتم‌های یادگیری برای شناسایی الگوهای داده‌های آموزش استفاده می‌شوند. ورودی‌های این الگوریتم‌ها، ویژگی‌های استخراج شده از پنجره‌ها شامل هیستوگرام، میانگین، واریانس، اختلاف و ضریب همبستگی می‌باشند. الگوریتم‌های یادگیری استفاده شده در این مقاله، شامل آدابوست، درخت تصمیم، بوستینگ، نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان، لجستیک، شبکه عصبی، شبکه بیزین و درخت تصادفی بوده‌اند. با توجه به آزمایشات صورت گرفته، بهترین الگوریتم برای احراز هویت راننده، شبکه عصبی با حداکثر دقت ۹۶٪ بوده است. از این راهکار می‌توان در حمل و نقل آینده به منظور توسعه سامانه‌های بیمه مبتنی بر رفتار رانندگی و نیز توسعه سامانه‌های اعمال جریمه یا مشوق‌ها بهره برد.

واژه‌های کلیدی: احراز هویت راننده، تلفن همراه هوشمند، شتاب‌سنج، ژيروسکوپ، یادگیری ماشین، استخراج ویژگی

۱. مقدمه

در ایران نیز از سال ۱۳۹۹ بطور آزمایشی مصوبه راننده محور شدن بیمه شخص ثالث اجرایی خواهد شد بدین صورت که بجای خودرو، بیمه به راننده تعلق خواهد گرفت و زن یا مرد بودن راننده، جوان یا پیر بودن و پرخطر و کمخطر بودن راننده در هزینه بیمه لحاظ خواهد شد. شناسایی راننده به طور مستقیم در این صنعت کاربرد دارد چرا که هم رانندگی کردن شخص غیرمجاز و هم شناسایی راننده هنگام تصادف برای شرکت‌های بیمه اهمیت دارد. شناسایی راننده در سامانه‌های کمک راننده به منظور ارائه خدمات هدفمند کاربرد دارد، به طور مثال با تشخیص عضوی از خانواده که در حال رانندگی است تنظیمات خودرو یا مسیر را متناسب با آن فرد قرار می‌دهد. سامانه‌های دزدگیر نیز می‌توانند با کمک یادگیری ماشین به ابزارهای پیشرفته‌تری مجهز شوند. امروزه سامانه‌های دزدگیر از GPS به عنوان ابزار نظارت استفاده می‌کنند. با این حال این سامانه‌ها سرقت را به صورت خودکار تشخیص نمی‌دهد. لیکن با بهره‌گیری از شناسایی راننده می‌توان این سامانه‌ها را خودکار پیاده سازی نمود.

از سوی دیگر، استفاده از اینترنت اشیاء (IoT) در شناسایی راننده از اهمیت بالایی برخوردار است. بر اساس پیش‌بینی‌ها تا سال ۲۰۲۰ بیست میلیارد دستگاه اینترنت اشیاء در دنیا استفاده خواهد شد. این روزها خودروها به منظور ارائه خدمات دستیار راننده مانند کنترل پیمایش تطبیقی، پارک خودکار و ترمز اضطراری خودکار، مجهز به انواع مختلفی از حسگرها هستند. این حسگرها در وسایل نقلیه منجر به پیشرفت در تحقیقات حمل‌ونقل می‌شود. یکی از مباحث تحقیقاتی پرطرفدار، مطالعه سبک رانندگی برای تشخیص رفتار راننده است.

شناسایی راننده در گذشته با استفاده از روش‌های ساده‌تر مانند کارت‌های شناسایی و یا یادداشت‌برداری انجام می‌گرفت، بعدها روش‌های پیچیده‌تری مانند انگشت‌نگاری، تشخیص چهره و یا روش‌های ابتکاری مانند شناسایی الگوی رگ‌های انگشت جایگزین روش‌های گذشته شد. به هر حال شناسایی راننده با استفاده از حسگر ساده‌تر و مطمئن‌تر می‌باشد چرا که در

هوش مصنوعی و داده‌کاوی دو راهبرد مهم و اساسی در توسعه سامانه‌های حمل و نقلی در آینده می‌باشند. با توجه به گسترش داده‌های حمل‌ونقلی به خصوص در حوزه حسگرهای گوناگون، خودروهای خودکار، اینترنت اشیا، ابزارهای مخابراتی و تلفن‌های همراه هوشمند، توجه به این دو راهبرد در حمل‌ونقل را بیش از پیش ضروری می‌نمایند. کاربردهایی همچون کنترل خودروهای متصل، پیش‌بینی ترافیک با توجه به بزرگ-داده‌ها و تصمیم‌گیری برخط در سامانه‌های دستیار رانندگی و خودروهای هوشمند زمینه‌های مفید و رو به رشد در سامانه‌های نوین حمل‌ونقلی به شمار می‌روند. هدف در این مقاله، به کارگیری هوش مصنوعی برای احراز هویت راننده یا شناسایی راننده از میان مجموعه‌ای از رانندگان با توجه به داده‌های تلفن‌های همراه هوشمند می‌باشد. این سامانه اجازه می‌دهد با استفاده از ویژگی‌های رانندگی مانند ویژگی‌های فیزیکی و یا رفتاری، راننده را شناسایی کنیم.

احراز هویت راننده کاربردهای گوناگون از جمله، در حمل و نقل عمومی بین شهری، حمل بار و کنترل کیفی رانندگی با دقت و ایمنی بالا دارد و می‌توان از روی آن، امتیازهای ویژه در رابطه با بیمه خودرو، اعمال جریمه و تعریف دوره‌های بازآموزی حین خدمت استفاده نمود. از لحاظ ایمنی شناسایی راننده می‌تواند در سامانه‌های ارزیابی رانندگی به تشخیص رفتارهای غیرعادی راننده کمک کند و یا در سامانه‌های مدیریت کنترل حمل‌ونقل، برای شناسایی رانندگی در حالت مستی، توهمی، خشونت‌آمیز و حواس‌پرت مفید واقع شود. همچنین شناسایی راننده در مدیریت کنترل حمل‌ونقل، برای کنترل میزان رانندگی در طول شبانه‌روز و استفاده نکردن از راننده غیرمجاز کاربرد دارد. به عنوان نمونه، برخی از شرکت‌ها سرعت بالا، رانندگی در نیمه‌های شب و ترمز گرفتن‌های سریع را خطرناک تلقی می‌کنند.

احراز هویت راننده با استفاده از شبکه عصبی روی ویژگی‌های آماری استخراج شده از داده‌های تلفن همراه هوشمند

می‌تواند در هر جهتی قرار گیرد. رفتار یک ژيروسکوپ مکانیکی نشان دهنده پایستگی ویژگی‌های تکانه زاویه‌ای (مقدار انرژی جنبشی و جهت آن به عنوان یک مقدار برداری) است. تغییر این جهت‌گیری بر اثر گشتاور خارجی بسیار ناچیز است. چون گشتاور خارجی توسط نگاه داشتن وسیله در یک حلقه کمینه می‌شود جهت آن تقریباً ثابت می‌ماند. وظیفه اصلی ژيروسکوپ-ها ایجاد یک دستگاه مختصات مرجع است و شتاب‌سنج‌ها شتاب متحرک در امتداد چنین محورهایی را اندازه می‌گیرند، این شتاب می‌تواند نسبت به دستگاه مرجع اینرسی یا دستگاه مرجع دیگری مثل دستگاه متصل به زمین باشد.

در ادامه تحقیقات مرتبط با احراز هویت راننده طبقه‌بندی می‌شوند:

۱-۱ تحلیل داده‌های حسگرهای CAN bus

با تبدیل شدن CAN bus به استاندارد در خودروها، پژوهشگرهای بسیاری تلاش کردند تا از داده‌های حسگرهای آنها برای شناسایی و ارزیابی رانندگان استفاده کنند. ناتانائل و همکاران شناسایی راننده مبتنی بر مانور را پیشنهاد دادند. در این پژوهش مانورهای افزایش و کاهش سرعت جمع‌آوری می‌شوند و سپس با کمک یادگیری بانظر آنالیز تشخیص خطی رانندگان را شناسایی می‌کنند. دقت شناسایی در این پژوهش تا ۶۱ درصد گزارش شده است. در [۱۶]، شناسایی راننده با داده‌های یک خودرو با ۱۵ سرنشین مختلف که از CAN bus جمع‌آوری شده‌اند، انجام شده است. پژوهش شامل ویژگی‌های آماری، توصیفی و پرتکرار می‌شود و بهترین الگوریتم، حسگر و ویژگی‌ها گزارش شده‌اند. در [۱۸]، شناسایی راننده با تنها استفاده از داده‌های مانور دور زدن، انجام شده است. پژوهشگر موقعیت دور زدن را در ۱۲ کلاس طبقه‌بندی می‌کند. مدل از ۱۲ سیگنال CAN bus بدست آمده از یک خودرو توسط چندین راننده، استفاده می‌کند. نتیجه برای طبقه‌بندی با دو کلاس ۷۶٫۹ درصد و برای پنج کلاس ۵۰٫۱ درصد گزارش شده است. در [۱۹]، شناسایی راننده با تشخیص فریبکاری صورت گرفته

سامانه‌های گذشته امکان تقلب وجود داشت و راننده می‌توانست بعد از حرکت بدون هماهنگی جایگزین شود ولی حسگرها به علت ارزیابی پیوسته امکان این تقلب را کاهش می‌دهند. همچنین چون حسگرها خودکار هستند راننده نیاز به عمل اضافه‌ای ندارد. از طرفی استفاده از ابزارهای شناسایی صوت و چهره ناقص حریم شخصی راننده می‌باشند بنابراین استفاده از حسگرهایی که حریم شخصی راننده را نقض نکنند بسیار پراهمیت می‌باشد. در مقاله حاضر، یک مبنای آزمایشی در بحث سیاست‌گذاری مناسب به منظور تعادل بین ابزار و حریم شخصی در سناریوهای اشتراک‌گذاری داده‌های خودرو در نظر گرفته شده است. برای این منظور پتانسیل شکستن حریم شخصی در گردآوری داده‌های حسگرهای خودرو بررسی می‌شوند.

در ادامه حسگرهای عمده استفاده شده در تحقیقات بر پایه حسگرهای مخفی را بررسی می‌کنیم. واحد اندازه‌گیری اینرسی (IMU) شامل حسگرهای شتاب‌سنج و ژيروسکوپ می‌شود. برای جمع‌آوری اطلاعات با استفاده از این قطعه می‌توان از تلفن‌های هوشمند و یا اتصال دستگاه OBD-II به خودرو استفاده کرد. حسگر شتاب‌سنج شتاب مکانیکی را به سیگنال الکتریکی متناسب با آن تبدیل می‌کند. شتاب نرخ تغییرات سرعت در واحد زمان در یک جسم می‌باشد. شتاب‌سنج دارای مدل‌های یک‌محوری و چندمحوری است که می‌تواند اندازه و جهت شتاب را به‌عنوان یک کمیت برداری اندازه‌گیری کنند. شتاب‌سنج‌ها نیروهایی که باعث شتاب می‌شوند (چه استاتیکی و چه دینامیکی) حس می‌کنند. نمونه‌ای از یک نیروی استاتیک، نیروی جاذبه است و از نیروهای دینامیکی می‌توان ارتعاشات و لرزشها را نام برد. ژيروسکوپ چرخ دوار و پرسرعتی است که وزن آن بر محور حلقه بیرونی متمرکز است و می‌تواند آزادانه عمود بر صفحه دوران در یک یا چند راستا بچرخد. ژيروسکوپ وسیله‌ای برای اندازه‌گیری یا حفظ جهت می‌باشد که از اصل بقای تکانه زاویه‌ای استفاده می‌کند. یک ژيروسکوپ مکانیکی همیشه یک چرخ یا دیسک چرخنده با محور آزاد دارد که

از داده‌های حسگر شتاب‌سنج جمع‌آوری شده توسط تلفن‌های هوشمند انجام شده است. در این پژوهش روش استخراج ویژگی PCA را روی متغیرهای آماری بدست آمده از داده‌های شتاب، پیاده سازی نموده اند. در واقع PCA برای هر راننده یک الگو ارائه می‌دهد. نتایج پژوهش نشان می‌دهد سیگنال شتاب توانایی شناسایی راننده را دارد، هر چند الگوی ارائه شده توسط PCA برای بعضی از راننده‌ها مشابه است. در [۲۷]، شناسایی راننده با استفاده از هیستوگرام مقادیر بدست آمده از حسگر شتاب‌سنج انجام شده است. در این پژوهش بعد از حذف زمان‌های توقف از داده‌ها آن‌ها را پنجره‌بندی می‌کنند و سپس برای هر پنجره از هیستوگرام آن استفاده می‌کنند. البته قبل از آن داده‌های پرت ناشی از اشکالات حسگر، با توجه به هیستوگرام حذف می‌شوند. روش یادگیری ماشین استفاده شده برای شناسایی راننده شبکه عصبی بوده و پارامترهای تعداد ویژگی‌ها و میزان هم‌پوشانی پنجره‌ها نیز منظور شده‌اند. دقت شناسایی راننده با دو ساعت داده آموزشی برای ۱۰ راننده ۹۵ درصد گزارش شده است. در [۲۸]، شناسایی راننده با استفاده از داده‌های رانندگی در محیط شبیه‌سازی شده توسط ۱۰ راننده انجام شده است. ویژگی‌های شتاب و چرخش فرمان همراه با روش HMM استفاده شده است. دقت شناسایی ۸۵ درصد گزارش شده است. در جدول ۱ جزئیات بیشتر روشهای موجود بررسی شده‌اند.

با توجه به نتایج این جدول در این مقاله، تمرکز روی استخراج داده‌های اینرسی از تلفن همراه هوشمند خواهد بود. با توجه به مدل‌های آماری مانند هیستوگرام، میانگین و ... ویژگی‌های مناسب استخراج می‌گردد. سپس با استفاده از مدل‌های یادگیری مانند شبکه عصبی، نزدیکترین همسایه، درخت تصمیم، جنگل تصادفی و ... طبقه‌بندی انجام می‌شود و رانندگان از میان یک مجموعه داده با ۱۰ راننده، ۱۰ خودرو و میانگین ۷ ساعت و ۳۰ دقیقه رانندگی برای هر راننده، شناسایی می‌گردند.

است. پژوهشگران برای تشخیص فریبکار از ELM استفاده کرده‌اند. ورودی ELM هشت متغیری می‌باشد که از CAN bus بدست می‌آیند. دقت شناسایی راننده ۸۰ درصد شده است و تشخیص فریبکار با فرض تک راننده با دقت ۸۰ درصد و با فرض چند راننده، با دقت ۵۰ درصد گزارش شده است. در [۸]، شناسایی راننده بدون استخراج ویژگی با استفاده از ویژگی‌های CAN bus بدست آمده از ۱۰ راننده انجام شده است و دقت ۹۹ درصد گزارش شده است. در [۲۰]، سه مجموعه دادگان مختلف [۲۱-۲۳] مورد بررسی قرار گرفته‌اند، همچنین حداقل زمان مورد نیاز برای آموزش و آزمون شبکه مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در [۲۴]، داده‌های CAN bus که توسط IVDR که یک سامانه اندازه‌گیری عملکرد راننده و حرکت خودرو می‌باشد، مورد بررسی قرار گرفته و با طراحی پردازش موازی از روش‌های یادگیری ماشین، میانگین دقت ۸۸ درصد به دست آمده است.

۲-۱ تحلیل داده‌های حسگرهای GPS و اینرسی

از آنجا که هنوز خودروهای زیادی وجود دارد که با استاندارد CAN bus سازگار نیستند، استفاده از حسگرهای عمومی‌تر برای احراز هویت راننده، توجیه دارد. در [۲۵]، شناسایی راننده با داده‌های GPS جمع‌آوری شده از تلفن‌های هوشمند انجام شده است. در این پژوهش، ویژگی‌های موقعیت خودرو مانند شتاب، سرعت زاویه‌ای، تغییر ناگهانی خط حرکت از روی ویژگی‌های آماری GPS استخراج می‌گردد و از روی آنها، با استفاده از جنگل تصادفی، راننده شناسایی می‌گردد. آزمایش روی ۹ گروه از راننده‌ها بصورت جداگانه انجام شده است که هر گروه شامل ۴ یا ۵ راننده بوده و هر گروه موقعیت زمانی و مکانی مشابهی داشته‌اند. میانگین دقت برای همه گروه‌ها ۸۲٫۳ درصد گزارش شده است. در [۲۶]، شناسایی راننده تنها با استفاده

احراز هویت راننده با استفاده از شبکه عصبی روی ویژگی‌های آماری استخراج شده از داده‌های تلفن همراه هوشمند

جدول ۱. برترین پژوهش‌های احراز هویت راننده

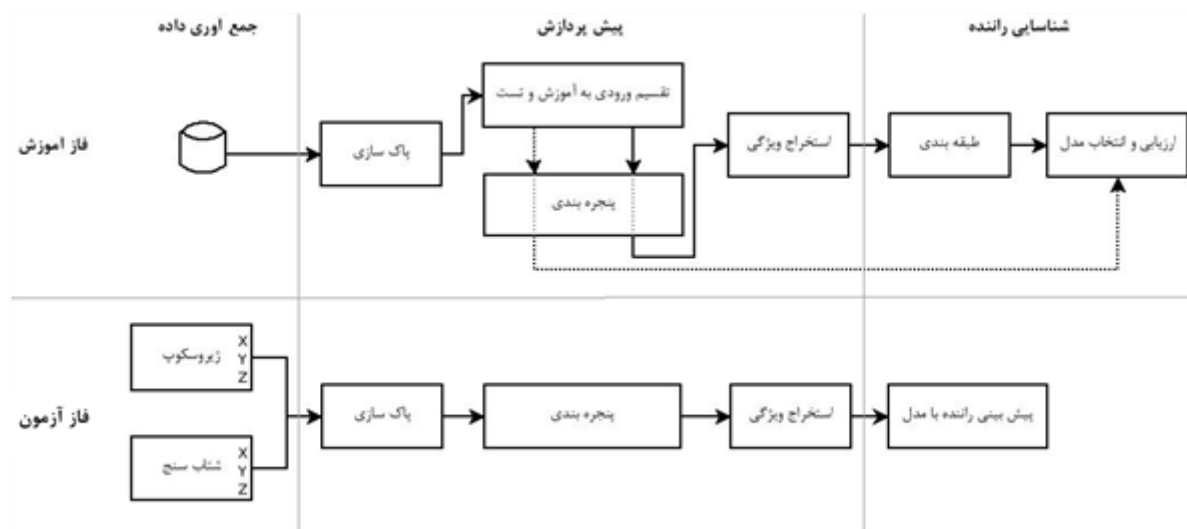
مرجع	توضیحات	ویژگیها/حسگرها	مدل	نتیجه
[۸]	شناسایی راننده با داده‌های ۱۰ راننده	فشار هوا، خواص موتور، مصرف سوخت، گشتاور اصطحکاک، دمای روغن، سرعت فرمان	PCA برای استخراج و درخت تصمیم برای طبقه بندی	دقت ۹۹٪
[۱۶]	شناسایی ۱۵ راننده با ماشین، طول رانندگی، محیط رانندگی یکسان	پدال ترمز، حداکثر گشتاور موتور، چرخش فرمان، شتاب جانبی، مصرف سوخت و ...	ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی، شبکه بیزین، نزدیکترین همسایه جهت طبقه بندی	دقت ۸۳,۷۷٪ با پدال ترمز. ۹۳٪ با تمام حسگرها در پارکینگ و ۱۰۰٪ با تمام حسگرها در جاده
[۱۷]	شناسایی ۱۴ راننده مسن ۷۰ سال به بالا	موقعیت جغرافیایی و سرعت	Linear Discriminant Analysis (LDA)	دقت با توجه به تفکیک مانورها: ۳۴٪، با شناسایی افزایش سرعت: ۳۰٪ و به صورت تجمیعی: ۶۰,۵٪
[۱۸]	شناسایی راننده از میان داده های ۱۰ ماشین و ۶۴ راننده	چرخش فرمان، سرعت خودرو، نرخ چرخش سر خودرو، دور موتور، موقعیت پدال گاز و ترمز، شتاب، شتاب جانبی، موقعیت گشتاور و دریچه گاز	جنگل تصادفی	میانگین دقت برای ۲-راننده ۷۶,۹٪ و برای ۵-راننده ۵۰,۱٪
[۱۹]	شناسایی راننده و تشخیص فریبکاری، از میان ۱۱ راننده	پدال گاز، پدال ترمز، لیزر، شتاب و نرخ چرخش	شبکه های عصبی پیش خور	دقت ۸۰٪ برای همه گروه‌ها و ۹۰٪ درصدی برای گروه‌های ۲ و ۳ نفره، دقت تشخیص فریبکاری ۸۰٪ با یک راننده اصلی
[۲۴]	شناسایی راننده از میان داده های یکساله ۲۱۷ خانواده	اطلاعات سفر، موقعیت جغرافیایی خودرو و مانورها	درخت تصمیم، جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و Learning Vector Quantization (LVQ)	دقت حدود ۸۰٪
[۲۵]	شناسایی ۳۸ راننده با داده‌های تلفن همراه هوشمند در دو ماه رانندگی	سرعت، موقعیت جغرافیایی، شتاب	جنگل تصادفی	دقت ۸۲,۳٪ برای گروه‌های ۵-۶ نفره
[۲۶]	شناسایی ۵ راننده توسط میانگین واریانس شتاب	ویژگی‌های آماری استخراج شده از شتاب	PCA برای استخراج الگوهای رانندگی و مقایسه با الگوهای مرجع	دقت ۶۰ تا ۱۰۰٪ با استفاده از ۴ تا ۷ متغیر از ماتریس کوواریانس

مرجع	توضیحات	ویژگیها/حسگرها	مدل	نتیجه
[۲۷]	استفاده از داده های شتابسنج مربوط به ۱۳ راننده در ۱۰ ماه	هیستوگرام شتاب	شناسایی راننده با استفاده از هیستوگرام داده های شتاب با استفاده از شبکه های عصبی پیش خور	دقت ۹۵٪
[۲۸]	شناخت رفتار راننده. ۲۰ راننده در یک شبیه ساز	شتاب و زاویه چرخش فرمان	مدل زنجیره مارکف پنهان	دقت ۸۵٪

۲. ارائه سامانه پیشنهادی

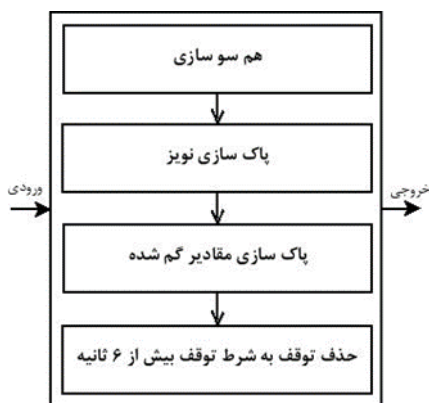
شده باشد در این صورت سیگنال های ورودی را بایستی هم-سوسازی کنیم. شرح کامل هم-سوسازی در [۲۹] ارائه شده است. گام های پاکسازی داده در شکل ۲ تبیین شده اند. همانگونه که در این شکل مشخص است، در پاکسازی داده ها، سیگنال های ورودی رفع نویز می شوند و سپس نمونه های حاوی مقادیر گم شده حذف و یا تکمیل می شوند. از آنجا که زمان هایی که خودرو برای مدت زیادی متوقف است داده ها در آنالیز رفتار راننده موثر نیستند، داده هایی که مربوط به زمان توقف خودرو است با این شرط که توقف بیش از ۶ ثانیه باشد را حذف می کنیم. برای تشخیص توقف مجموع سه سیگنال ورودی شتابسنج را محاسبه می کنیم در صورتی که مقدار برابر ۹٫۸ شود به این معنی است که خودرو حرکتی نداشته است.

هدف در این بخش ارائه یک سامانه مبتنی بر داده های تلفن همراه هوشمند به منظور احراز هویت راننده می باشد. در شکل ۱ معماری کلی سامانه مشاهده می گردد. در این معماری، سه ماژول جمع آوری داده، پیش پردازش و شناسایی راننده تعبیه شده است. از این معماری در دو فاز آموزش و آزمون به صورتهای مختلف استفاده می شود. در ماژول جمع آوری داده ابتدا فرض شده است داده ها از دو حسگر شتابسنج و ژيروسکوپ تامین می شوند. در ماژول پیش پردازش، ابتدا سیگنال های ورودی پاک سازی می شوند. در این مرحله ابتدا داده ها هم-سوسازی می شوند در واقع ممکن است تلفن همراه برای همه راننده ها در جهت یکسان با جهت حرکت نباشد یا اینکه در هنگام رانندگی جابه جا



شکل ۱. معماری کلی سامانه احراز هویت راننده

احراز هویت راننده با استفاده از شبکه عصبی روی ویژگی‌های آماری استخراج شده از داده‌های تلفن همراه هوشمند



شکل ۲. ساختار پاک‌سازی داده‌ها

اگر هر پنجره شامل ۱۲۰۰ نمونه شود، میانگین و واریانس این ۱۲۰۰ نمونه و همچنین اختلاف مجموع هر پنجره از میانگین پنجره قبل محاسبه می‌شوند. نرخ همبستگی نیز برای پنجره‌های زمان یکسان محاسبه می‌شوند. با فرض استفاده از هر سه محور شتاب‌سنج و ژيروسکوپ به ازای ۶ پنجره ورودی در زمان یکسان، ۶ میانگین، ۶ واریانس، ۶ اختلاف و ۱۴ ضریب همبستگی خواهیم داشت. در آخر ویژگی‌های استخراج شده از پنجره‌ها بر مبنای داده‌های آموزش استانداردسازی خواهند شد. در مازول شناسایی، در فاز آموزش الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین بر پایه ویژگی‌های استخراج شده آموزش داده می‌شوند و سپس با داده‌های آزمون، کیفیت یادگیری مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در این پژوهش تلاش شده است تا طیف گسترده‌ای از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورد آزمایش قرار گیرند. بدین منظور الگوریتم‌های آداپوست، درخت تصمیم، بوستینگ، نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان، لجستیک، شبکه عصبی، شبکه بیزین و درخت تصادفی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. بعد از انتخاب بهترین مدل برای احراز هویت رانندگان، در فاز آزمون صرفاً از این الگوریتم استفاده خواهد شد.

۳. ارزیابی سامانه پیشنهادی

در این تحقیق از اطلاعات حسگرهای شتاب‌سنج و ژيروسکوپ مجموعه دادگان [۳۰] استفاده شده است. هر کدام از حسگرهای

در فاز آموزش داده‌های ورودی به بخش آموزش و آزمون تقسیم می‌شوند. داده‌های آموزش برای قسمت‌های آموزش و انتخاب مدل سامانه استفاده می‌شوند و داده‌های آزمون برای ارزیابی مدل بکار گرفته می‌شوند. در شکل ۱ این دو بخش به تفکیک نشان داده شده‌اند.

در ادامه داده‌ها پنجره‌بندی می‌شوند. پنجره بندی در فاز آزمون مستقل از پنجره بندی در فاز آموزش است و هیچ هم‌پوشانی بین داده‌های آموزش و آزمون وجود نخواهد داشت. اما در هر دو فاز داده‌ها به صورتی پنجره‌بندی می‌شوند که به اندازه درصد مشخصی با هم هم‌پوشانی داشته باشند. به عنوان مثال، در یک پنجره با طول ۱۰ دقیقه و نرخ نمونه‌برداری ۲ هرتز ۱۲۰۰ نمونه وجود دارد. بنابر طول پنجره و میزان هم‌پوشانی تعیین شده، تعداد پنجره‌های متفاوتی می‌توان برای این داده در نظر گرفت. نتایج پنجره‌های با طول متفاوت در فصل بعدی مقایسه خواهند گردید.

در گام استخراج ویژگی، به ازای هر یک از پنجره‌ها ویژگی‌های هیستوگرام، میانگین، واریانس، اختلاف و ضریب همبستگی بدست می‌آیند. در استخراج هیستوگرام تعداد چندک‌ها ۱۰۰ در نظر گرفته می‌شوند. این عدد با استفاده از الگوریتم Grid Search بدست آمده است، همچنین برای رفع داده‌های پرت از هیستوگرام، بر اساس قانون ۶۸-۹۵-۹۹٫۷ محدوده داده‌ها به ۹۵ درصد کاهش می‌یابند. به عبارت دیگر، چارک اول و چهارم از توزیع هر پنجره حذف می‌شوند. در استخراج ویژگی‌های آماری،

همانطور که مشاهده می‌کنید میانگین داده‌های رانندگی برای هر راننده از ۷:۳۰ به ۱:۵۰ دقیقه کاهش یافته است. در ادامه ۷۰٪ داده‌های ورودی به آموزش و مابقی به آزمون اختصاص داده می‌شوند و مراحل پنجره‌بندی و استخراج ویژگی بصورت مجزا روی داده‌های آموزش و آزمون اجرا می‌شوند. در مرحله پنجره-بندی پارامترهای طول و هم‌پوشانی پنجره‌ها در آزمایش‌های جداگانه ۵، ۱۰، ۱۵ و ۳۰ دقیقه و ۰٪، ۲۵٪، ۵۰٪ و ۷۵٪ فرار داده شده‌اند. در مرحله استخراج ویژگی در آزمایش‌های جداگانه ترکیب‌های مختلف از ویژگی‌ها مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در مرحله طبقه‌بندی، الگوریتم‌های یادگیری آداپوست، درخت تصمیم، بوستینگ، نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان، لجستیک، شبکه عصبی، شبکه بیزین و درخت تصادفی مورد بررسی قرار گرفته‌اند. با توجه به آزمایشات صورت گرفته، بهترین الگوریتم برای احراز هویت راننده شبکه عصبی، نزدیک-ترین همسایگی، درخت تصمیم و جنگل تصادفی بوده‌اند که از این میان، شبکه عصبی با حداکثر دقت ۹۶٪ بهتر از بقیه عمل کرده است. در جدول ۳ دقت مدل‌های مختلف بر اساس ترکیب-های مختلف ویژگی‌های استخراج شده گزارش شده است. در همگی این آزمایش‌ها تعداد راننده‌ها ۱۰ می‌باشد.

استفاده شده دارای سه محور حرکتی پایش داده می‌باشد و در مجموع شش سیگنال حسگرهای شتاب، سنج و ژيروسکوپ، ورودی سامانه را تشکیل می‌دهند. نرخ نمونه‌برداری در مجموعه دادگان دو هرتز می‌باشد. در جدول ۲، جزئیات داده‌های ورودی قبل و بعد از پاک‌سازی داده‌ها را مشاهده می‌کنید.

جدول ۲. آمار پیش‌پردازش داده‌های ورودی

شماره راننده	کل زمان رانندگی	مدت زمان توقف	مدت زمان حرکت	مدت زمان حرکت	پاک‌شده
۲۰۱	۴:۱۹:۰۹	۲:۵۵:۳۷	۱:۲۳:۳۲	۱:۲۳:۳۲	۱:۲۳:۳۲
۲۰۲	۶:۵۳:۳۶	۵:۱۰:۵۲	۱:۴۲:۴۴	۱:۴۲:۴۴	۱:۴۲:۴۴
۲۰۳	۸:۲۴:۲۸	۶:۱۱:۵۱	۲:۱۲:۳۷	۲:۱۲:۳۷	۲:۱۲:۳۱
۲۰۴	۸:۳۹:۲۵	۷:۱۲:۰۸	۱:۲۷:۱۷	۱:۲۷:۱۱	۱:۲۷:۱۱
۲۰۵	۹:۳۸:۰۷	۸:۱۹:۰۳	۱:۱۹:۰۴	۱:۱۸:۵۸	۱:۱۸:۵۸
۲۰۶	۶:۴۴:۴۰	۵:۰۸:۰۳	۱:۳۶:۳۶	۱:۳۶:۳۰	۱:۳۶:۳۰
۲۰۷	۱۲:۱۳:۱۹	۱۰:۰۲:۴۹	۲:۱۰:۳۰	۲:۱۰:۲۴	۲:۱۰:۲۴
۲۰۸	۸:۰۰:۵۸	۶:۱۳:۱۵	۱:۴۷:۴۳	۱:۴۷:۳۷	۱:۴۷:۳۷
۲۰۹	۶:۳۴:۱۳	۴:۳۶:۱۲	۱:۵۸:۰۱	۱:۵۷:۵۵	۱:۵۷:۵۵
۲۱۰	۶:۰۵:۳۷	۳:۴۰:۵۵	۲:۲۴:۴۲	۲:۲۴:۳۶	۲:۲۴:۳۶

جدول ۳. گزارش آمار بر حسب پارامترهای مختلف

طول پنجره (دقیقه)	هم‌پوشانی پنجره‌ها(٪)	ویژگی‌ها	متوسط دقت(٪)
۱۵	۷۵	هیستوگرام	۹۳
۱۵	۷۵	میانگین، واریانس، اختلاف و ضریب همبستگی	۹۰
۱۵	۷۵	هیستوگرام، میانگین، واریانس، اختلاف و ضریب همبستگی	۹۶
۱۵	۷۵	هیستوگرام و میانگین	۸۸
۱۵	۷۵	هیستوگرام و واریانس	۸۸
۱۵	۷۵	هیستوگرام، میانگین و واریانس	۸۸
۱۵	۷۵	هیستوگرام، میانگین، واریانس و اختلاف	۸۲
۱۵	۷۵	هیستوگرام و ضریب همبستگی	۸۸
۱۵	۷۵	هیستوگرام، میانگین و ضریب همبستگی	۸۸
۱۰	۷۵	میانگین	۶۰
۱۰	۷۵	واریانس	۳۵

احراز هویت راننده با استفاده از شبکه عصبی روی ویژگی‌های آماری استخراج شده از داده‌های تلفن همراه هوشمند

طول پنجره (دقیقه)	هم پوشانی پنجره‌ها(%)	ویژگی‌ها	متوسط دقت(%)
۱۰	۷۵	اختلاف	۵۸
۱۰	۷۵	ضریب همبستگی	۶۱
۱۰	۷۵	میانگین و واریانس	۷۶
۱۰	۷۵	میانگین و اختلاف	۵۸
۱۰	۷۵	میانگین و ضریب همبستگی	۸۱
۱۰	۷۵	میانگین، واریانس و اختلاف	۷۰
۱۰	۷۵	میانگین، واریانس و ضریب همبستگی	۸۱
۱۰	۷۵	میانگین، واریانس، اختلاف و ضریب همبستگی	۸۳

در جدول ۴ نتایج و پارامترهای چند پژوهش مرتبط با نتایج مقاله حاضر مقایسه شده‌اند. این نتایج نشان می‌دهند که سیستم پیشنهادی با بهترین کارهای حوزه احراز هویت راننده قابل

جدول ۴. مقایسه نتایج سامانه پیشنهادی با کارهای گذشته در حوزه احراز هویت راننده

پژوهش	حسگرها	مدت جمع‌آوری داده	ویژگی‌ها	تعداد راننده	فیلتر حذف توقف	طبقه بند	دقت(%)
مقاله حاضر	شتاب سنج، ژيروسکوپ	میانگین ۷:۳۰ برای هر راننده	هیستوگرام و ویژگی‌های آماری	۱۰	*	شبکه عصبی، نزدیک-ترین همسایگی، درخت تصمیم و جنگل تصادفی	۹۶
[۲۷]	شتاب‌سنج	10 ماه	هیستوگرام	۱۳	*	شبکه عصبی	۹۵
[۲۶]	شتاب‌سنج	۳ ماه	ویژگی‌های آماری همراه با PCA	۵	-	-	۶۰-۱۰۰
[۲۵]	GPS	۲ ماه	ویژگی‌های آماری	۵	-	جنگل تصادفی	۸۲,۳
[۱۶]	پدال ترمز	تقریباً ۳ ساعت برای هر راننده	ویژگی‌های آماری، توصیفی و پرتکرار	۱۵	-	جنگل تصادفی	۸۷-۱۰۰

۴. نتیجه‌گیری

و انگشت‌نگاری، راننده را مطمئن‌تر شناسایی می‌کنند اما روش‌های ابتدایی‌تر قابلیت فریب خوردن بالاتری نسبت به روش ارائه شده این پژوهش دارند چراکه حسگرهای حرکتی در تمامی طول سفر فعال هستند، لیکن تشخیص چهره و انگشت‌نگاری به صورت یکبار در حرکت قابل استفاده هستند. در صورت تصویربرداری پی در پی نیز آرامش راننده را به هم می‌زنند. از

با توجه به نتایج بدست آمده، حسگرهای شتاب‌سنج و ژيروسکوپ با کمک روش‌های استخراج ویژگی و یادگیری ماشین پتانسیل تفکیک رانندگان بر اساس ویژگی‌های رفتاری آنها را دارند. هر چند روش‌های ابتدایی‌تر مانند تشخیص چهره

- Progressive snapshot privacy statement.
<https://www.progressive.com/auto/snapshot-privacy-statement/>.

- Teletrac. <http://www.teletrac.com>.

- Tesla CEO Elon Musk disputes N.Y. Times article on Model S range.
<http://articles.latimes.com/2013/feb/11/autos/la-fi-hy-autos-tesla-model-s-ny-times-musk-battle-20130211>

- IEEE transactions on neural networks, 2009, Driving profile modeling and recognition based on soft computing approach, 20, 4, IEEE

- Computers & Electrical Engineering, 2018, Human behavior characterization for driving style recognition in vehicle system,

- Bernardi, Mario Luca, Marta Cimitile, Fabio Martinelli, and Francesco Mercaldo. "Driver and path detection through time-series classification." *Journal of Advanced Transportation* 2018 (2018).

- Martinelli, Fabio, Francesco Mercaldo, Vittoria Nardone, Antonella Santone, and Gigliola Vaglini. "Real-Time Driver Behaviour Characterization Through Rule-Based Machine Learning." In *International Conference on Computer Safety, Reliability, and Security*, pp. 374-386. Springer, Cham, 2018.

- C. Marina Martinez, M. Heucke, F.-Y. Wang, B. Gao, and D. Cao, "Driving style recognition for intelligent vehicle control and advanced driver assistance: a survey," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 19, no. 3, pp. 666-676, 2018.

- Wahlström, Johan, Isaac Skog, and Peter Händel. "Smartphone-based vehicle telematics: A ten-year anniversary." *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 18, no. 10 (2017): 2802-2825.

طرفی حسگرهای شتاب‌سنج و ژيروسکوپ برخلاف تصویربرداری ناقص حریم شخصی راننده نیستند، بنابراین این روش برای شرکت‌هایی مانند بیمه مطلوب‌تر می‌باشد.

بر اساس پارامترهای مختلفی که در مسأله وجود دارد از جمله تعداد راننده، سایز پنجره، درصد هم‌پوشانی پنجره‌ها، سیگنال‌های ورودی و ویژگی‌های استخراج شده نتایج مورد بررسی قرار گرفته‌اند. با احتساب ۱۰ راننده و پنجره‌های با طول ۱۵ دقیقه و هم‌پوشانی ۷۵٪ و استفاده از ۶ سیگنال ورودی (۳ سیگنال شتاب-سنج و ۳ سیگنال ژيروسکوپ) و ویژگی‌های هیستوگرام و آماری، این مقاله به دقت ۹۶ درصد رسیده است که از بسیاری از کارهای مشابه بهتر و کم هزینه‌تر است. لذا استفاده از این سامانه در کاربردهای مختلف تشویقی و تنبیهی رانندگی قابل توصیه می‌باشد. در کارهای بعدی می‌توان از روشهای استخراج ویژگی گوناگون‌تری بهره برد تا اثر روشهای غیر آماری در کنار روشهای آماری مورد سنجش قرار گیرد. استفاده از یادگیری عمیق [۳۱] به منظور شناسایی راننده در حالت کلی نیز راهکار دیگری است که می‌تواند در پژوهشهای بعدی مورد بررسی قرار گیرد.

۵. مراجع

- Igarashi, K., Miyajima, C., Itou, K., Takeda, K., Itakura, F. and Abut, H., 2004, Biometric identification using driving behavioral signals, 2004 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), 65-68.

- Okamoto, M., Otani, S., Kaitani, Y. and Uchida, K., 2011, Identification of driver operations with extraction of driving primitives, IEEE International Conference on Control Applications (CCA), 338-344

- Wikipedia: Usage based insurance.
http://en.wikipedia.org/wiki/Usage-based_insurance.

Intelligent Transportation Systems (ITSC), pp. 372-378. IEEE, 2016.

- Ezzini, Saad, Ismail Berrada, and Mounir Ghogho. "Who is behind the wheel? Driver identification and fingerprinting." *Journal of Big Data* 5, no. 1 (2018): 9.

- Kwak BI, Woo JY, Kim HK. Driving dataset. PST 2016
<http://ocslab.hksecurity.net/Datasets/driving-dataset>.

- Romera E, Arroyo v, BergasaLM. Need data for driving behavior analysis? Presenting the public UAH-DriveSet. In: *Proceedings of IEEE international conference on intelligent transportation systems (ITSC)*. Rio de Janeiro; 2016. p. 387-92.

- Schneegass S, Pfleging B, Broy N, Schmidt A, Heinrich F. A data set of real-world driving to assess driver workload. In: *Proceeding the 5th international conference on automotive user interfaces and interactive vehicular applications (AutomotiveUI'13)*; 2013. p. 150-7.

- Moreira-Matias, Luis, and Haneen Farah. "On developing a driver identification methodology using in-vehicle data recorders." *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 18, no. 9 (2017): 2387-2396.

- Chowdhury, Arijit, Tapas Chakravarty, Avik Ghose, Tanushree Banerjee, and P. Balamuralidhar. "Investigations on Driver Unique Identification from Smartphone's GPS Data Alone." *Journal of Advanced Transportation* 2018 (2018).

- Phumphant, Pantaree, Pongpisit Wuttidittachotti, and Chalermopol Saiprasert. "Driver identification using variance of the acceleration data." In *2015 International Computer Science and Engineering Conference (ICSEC)*, pp. 1-6. IEEE, 2015.

- Yuan, Weiqi, and Yonghua Tang. "The driver authentication device based on the characteristics of palmprint and palm vein." In *2011 International Conference on Hand-Based Biometrics*, pp. 1-5. IEEE, 2011.

- Sharma, Sameer, Mr Shashi Bhushan, and Ms Jaspreet Kaur. "Improved Human Identification using Finger Vein Images." *International Journal of Advanced Research in Computer Science & Technology* 2, no. 1 (2014): 32-34.

- Kumar, Ajay. "Can we use minor finger knuckle images to identify humans?." In *2012 IEEE fifth international conference on biometrics: theory, applications and systems (BTAS)*, pp. 55-60. IEEE, 2012.

- Enev, Miro, Alex Takakuwa, Karl Koscher, and Tadayoshi Kohno. "Automobile driver fingerprinting." *Proceedings on Privacy Enhancing Technologies* 2016, no. 1 (2016): 34-50.

- Fung, Nathanael C., Bruce Wallace, Adrian DC Chan, Rafik Goubran, Michelle M. Porter, Shawn Marshall, and Frank Knoefel. "Driver identification using vehicle acceleration and deceleration events from naturalistic driving of older drivers." In *2017 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*, pp. 33-38. IEEE, 2017.

- Hallac, David, Abhijit Sharang, Rainer Stahlmann, Andreas Lamprecht, Markus Huber, Martin Roehder, and Jure Leskovec. "Driver identification using automobile sensor data from a single turn." In *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp. 953-958. IEEE, 2016.

- Martínez, M. V., Javier Echanobe, and Inés del Campo. "Driver identification and impostor detection based on driving behavior signals." In *2016 IEEE 19th International Conference on*

- Virojboonkiate, Nuttun, Adsadawut Chanakitkarnchok, Peerapon Vateekul, and Kultida Rojviboonchai. "Public Transport Driver Identification System Using Histogram of Acceleration Data." *Journal of Advanced Transportation* 2019 (2019).
- Zhang, Xingjian, Xiaohua Zhao, and Jian Rong. "A study of individual characteristics of driving behavior based on hidden markov model." *Sensors & Transducers* 167, no. 3 (2014): 194.
- Bejani, Mohammad Mahdi, and Mehdi Ghatee. 2018. "A context aware system for driving style evaluation by an ensemble learning on smartphone sensors data." *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 89: 303-320.
- Eftekhari, Hamid Reza, and Mehdi Ghatee. 2018. "Hybrid of discrete wavelet transform and adaptive neuro fuzzy inference system for overall driving behavior recognition." *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour* 58: 782-796.
- Bejani, Mohammad Mahdi, and Mehdi Ghatee. 2019. "Convolutional Neural Network with Adaptive Regularization to Classify Driving Styles on Smartphones." *IEEE transaction on Intelligent Transportation Systems*, 1-10.