

تشخیص خواب‌آلودگی راننده با رویکرد ترکیب داده‌های چندگانه زمینه‌ای و کاربردی مبتنی بر شبکه بیزین دینامیکی

فرین خانه‌شناس^۱، عادل مظلومی^۲، علی نحوی^۳، احمد نیک آبادی^۴، خسرو صادق نیت^۵ و عباس رحیمی
فروشانی^۶

- ۱- دانشجوی دکتری ارگونومی، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران، ایمیل: f.khanehshenas@yahoo.com
- ۲- استاد، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران، ایمیل: amazlomi@tums.ac.ir
- ۳- استادیار، دانشگاه خواجه نصیر طوسی، تهران، ایران، ایمیل: Nahvi@kntu.ac.ir
- ۴- دانشیار، دانشگاه پلی‌تکنیک تهران، تهران، ایران، ایمیل: Nickabadi@aut.ac.ir
- ۵- استاد، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران، ایمیل: Sadeghniaat@tums.ac.ir
- ۶- استاد، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران، ایمیل: rahimifo@tums.ac.ir

چکیده

خواب‌آلودگی راننده بر اساس دو دسته اطلاعات زمینه‌ای و کاربردی قابل تشخیص است. با اینحال عمده روش‌های موجود، مبتنی بر پایش ویژگی‌های کاربردی با محدودیت استفاده در شرایط واقعی بوده و تعداد کمی از عوامل زمینه‌ای مورد توجه قرار گرفته‌اند. هدف مطالعه حاضر ارائه مدل دینامیکی تشخیص خواب‌آلودگی راننده با رویکرد ترکیب اطلاعات چندگانه زمینه‌ای و کاربردی مبتنی بر شبکه بیزین بود. اعتبار مدل تشخیص خواب‌آلودگی پیشنهادی در میان ۲۰ مرد سالم طی یک مطالعه آزمایشگاهی با استفاده از شبیه‌ساز رانندگی ارزیابی و ویژگی سیگنال تنفسی، زمان واکنش و موقعیت جانبی خودرو در حالت هوشیار و خواب‌آلود اندازه‌گیری شد. اطلاعات زمینه‌ای شرکت‌کنندگان توسط پرسشنامه جمع‌آوری شد. دقت کلی استنتاج با ویژگی‌های کاربردی برابر ۸۸٪ و در ترکیب با عوامل زمینه‌ای ۹۲٪ بود. صحت ارزیابی‌های فوق توسط سه مشاهده‌گر آموزش دیده تایید شد. بر اساس نتایج این پژوهش، متغیرهای زمینه‌ای داده‌های بسیار ارزشمندی در تشخیص خواب‌آلودگی هستند و باید در روش‌های تشخیص دقیق خواب‌آلودگی مورد توجه قرار گیرند. علاوه، یافته‌های این پژوهش تاییدی بر تغییر در پارامترهای سیگنال تنفسی بعنوان شاخص خواب‌آلودگی راننده بوده و پشتیبانی بر پایش برون خودرویی پارامترهای زمان واکنش و موقعیت جانبی خودرو در تشخیص خواب‌آلودگی راننده ارائه می‌کند.

واژه‌های کلیدی: خستگی، هوش مصنوعی، مدل گرافی احتمالاتی، حوادث جاده‌ای، ایمنی

مقدمه

پیش‌بینی سازمان بهداشت جهانی، تصادفات جاده‌ای در سال ۲۰۳۰ به هفتمین علت مرگ‌ومیر در سراسر جهان خواهد رسید [۱]. بر اساس گزارش اداره ملی ترافیک بزرگراه ایالات متحده آمریکا (National Highway Traffic Safety Administration) خستگی راننده علت ۲۰٪ حوادث جاده‌ای بوده [۲] و سالانه منجر به ۸۳۰۰۰

رانندگی سناریویی است که نیازمند دریافت و پردازش اطلاعات و تصمیم‌گیری‌های پیچیده و سریع می‌باشد و می‌تواند در اثر خطای راننده، به یک منبع خطر و فعالیت خطرناک تبدیل شود. طبق آخرین

عملکرد رانندگی می‌تواند بسته به نوع خودرو، تجربه راننده، شرایط آب و هوایی، هندسه و وضعیت جاده تغییر نماید [۲۲].

ویژگی‌های فیزیولوژیکی شاخص مستقیم و عینی برای شناسایی وضعیت راننده می‌باشند. یکی از مشهورترین و متداول‌ترین روش مبتنی بر ویژگی فیزیولوژیکی برای پایش خواب‌آلودگی، ثبت فعالیت الکتریکی مغزی است که در تحقیقات زیادی مورد بررسی قرار گرفته است [۲۳-۲۷]. سایر روش‌های مبتنی بر داده فیزیولوژیکی برای تشخیص خواب‌آلودگی راننده شامل فعالیت الکتریکی قلب (Electrocardiography) و تفاوت پتانسیل الکتریکی بین قرنیه و شبکیه چشم انسان (Electrooculography) [۲۸] و تون عضلانی (Electromyography) [۲۹-۳۱] می‌باشد. آنها در مراحل اولیه خواب‌آلودگی، در مقایسه با موارد رفتاری یا مبتنی بر وسیله‌نقلیه که توانایی هشدار به موقع به راننده را دارند، تغییر می‌کنند. با این حال، بعلت گرانی، نیاز به پیش پردازش سیگنال و حساسیت الکترودها به حرکت، کاربردپذیری پایینی در شرایط واقعی دارند.

معیارهای زیست پزشکی (Biomedical) مربوط به سیستم عصبی خودمختار (Autonomic Nervous System) اطلاعات مستقیمی از وضعیت فیزیولوژیکی راننده ارائه می‌دهند و سیستم‌هایی که از این معیارها برای شناسایی خستگی راننده استفاده می‌کنند نتایج دقیقی به دست می‌دهند که آنها را به یک رویکرد قابل اعتماد برای استفاده در محیط واقعی تبدیل می‌کند [۳۲]. تغییرپذیری ضربان قلب (Heart Rate Variability)، که نسبت سیگنال به نویز نسبتاً بالایی در سیگنال‌های بیولوژیکی دارد و یک ویژگی غیرتهاجمی است، فعالیت دستگاه عصبی خودمختار را منعکس می‌کند [۳۳، ۳۴]. علاوه بر این، به دلیل اینکه سیستم تنفسی نیز تحت تأثیر ANS قرار می‌گیرد، تغییرات در سیستم تنفسی طی انتقال از وضعیت بیداری به خواب‌آلودگی قابل توجه بوده و به شکل کاهش در تعداد تنفس قابل اندازه‌گیری است [۳۵-۳۷]. بنابراین، آنها ممکن است به ویژه برای جمع‌آوری اطلاعات دقیق از چرخه خواب‌آلودگی و پیش‌بینی موقعیت‌های خطرناک در حین رانندگی مفید باشند با اینحال، به دلیل ماهیت ناخوشایند روش‌های اکتسابی، کمتر مورد توجه محققین قرار گرفته‌اند [۲۲].

عمده روش‌های شناسایی خواب‌آلودگی ارائه شده در متون مبتنی بر شاخص‌های درون خودرویی می‌باشد که اثربخشی آنها در ارتباط با شناسایی و پیش‌بینی خواب‌آلودگی به خوبی نشان داده شده است با اینحال با وجود مشکلاتی از قبیل هزینه بالای نصب و نگهداری، ضریب اطمینان پایین و ایجاد محدودیت، مزاحمت و عدم احساس راحتی در حضور چنین سیستم‌هایی هنوز هم هیچ کدام بطور فراگیر نتوانسته‌اند در خودروها مورد استفاده قرار گیرد بنابراین ارائه روش‌های جدید از قبیل پایش برون خودرویی خواب‌آلودگی با دقت و کارایی بالا و هزینه پایین نسبت به نمونه‌های موجود اقدامی ارزشمند به شمار می‌رود. به این ترتیب، با توجه به محدودیت‌های ارائه شده برای پایش زمان واکنش

تصادف، ۹۰۰ کشته و ۳۷۰۰۰ صدمه می‌شود [۳]. با اینحال، تعداد کمی از رانندگان احتمالاً از وضعیت خستگی خود حین رانندگی آگاه هستند بنابراین توسعه سیستم‌های حمایت راننده اهمیت می‌یابد بطوریکه بطور بالقوه علائم خستگی را تشخیص داده و با ارائه هشدارهای به موقع بطور مستقیم مداخله نمایند. خستگی راننده می‌تواند به دو شکل خستگی مرتبط با وظیفه رانندگی (بعلت بار کاری پایین، شرایط رانندگی یکنواخت و ...) و خستگی مرتبط با خواب (بعلت کمبود خواب، ریتم سیرکادین و ...) ایجاد شود [۴].

با وجود منابع و اشکال مختلفی خواب‌آلودگی، روش‌های مختلفی برای تشخیص خواب‌آلودگی راننده وجود دارد که بسته به منبع اطلاعات مورد استفاده به دو دسته اطلاعات زمينه‌ای و کاربردی تقسیم می‌شوند [۵]. اطلاعات زمينه‌ای شامل عوامل درونی و بیرونی مختلفی است که زمينه‌ساز خواب‌آلودگی راننده بوده و شدت و اثرات آن را تحت تأثیر قرار می‌دهد. این عوامل را می‌توان به عوامل انسانی، الگو/چرخه کار-استراحت و سبک زندگی طبقه‌بندی کرد [۶، ۷].

اطلاعات کاربردی شامل پایش ویژگی‌های قابل اندازه‌گیری رفتاری (حسی-حرکتی، روانی-حرکتی)، فیزیولوژیکی و دینامیکی خودرو می‌باشد. روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های حسی-حرکتی راننده، شامل پایش سه پارامتر وضعیت چشم (سرعت پلک‌زدن و درصد بسته‌شدن چشم) [۸-۱۱] یا /فتادن سر (Nodding) [۱۲] و حالات چهره شامل ابرو، حرکات لب و فک، خمیازه کشیدن و مالش چشم می‌باشد [۱۳، ۱۴] و نتایج امیدوارکننده‌ای را در محیط‌های کنترل شده آزمایشگاهی یا مجازی نشان داده است [۱۵، ۱۶]. با اینحال، بعلت نیاز به الگوریتم‌های پردازش تصویر، دقت برآورد شدت به پردازش سیگنال اولیه بستگی دارد.

روش‌های مبتنی بر پاسخ‌های روانی-حرکتی تحت خستگی ذهنی و خواب‌آلودگی راننده قرار گرفته و با تأثیر بر قابلیت پردازش اطلاعات و تصمیم‌گیری، در رفتار رانندگی نمود می‌یابند [۱۷]. یکی از پاسخ‌های روانی-حرکتی رایج برای تشخیص خواب‌آلودگی راننده زمان واکنش (برای مثال زمان واکنش ترمز) می‌باشد [۱۸] که بعلت حساسیت آن به شرایط جاده، پایش برون خودرویی آن اقدام مفیدی می‌تواند باشد.

تکنولوژی‌های پیشرفته کنترل راننده مبتنی بر دینامیک وسیله‌نقلیه، به طور گسترده‌ای در بازار موجوداند. این سیستم‌ها رفتار رانندگی را ارزیابی می‌کنند. از بین این شاخص‌ها، موقعیت جانبی خودرو [۱۵، ۱۶، ۱۹] و تغییرات زاویه حرکت فرمان [۲۰] از شاخص‌های قوی برای پایش وضعیت راننده می‌باشند. تضعیف وضعیت راننده با استفاده از حسگر زاویه فرمان پایش و موقعیت وسیله‌نقلیه نیز در لاین نظارت می‌شود و انحراف از مسیر مرکزی محاسبه می‌شود [۲۱]. از جمله مزیت‌های اصلی این روش‌ها غیرمزاحم بودن آنهاست. با این حال

لایه اول ویژگی‌های زمینه‌ای است. این اطلاعات برخی از عوامل زمینه‌ای خاص را ارائه می‌دهد که می‌تواند منجر به خستگی شوند. احتمالات $P(x_t | c_x)$ می‌تواند مشخص کند که چگونه اطلاعات زمینه‌ای بر وضعیت راننده تأثیر می‌گذارند. لایه دوم حالت پنهانی است که می‌خواهیم آن را استنباط کنیم. مقادیر باینری آن هوشیار و خستگی است. لایه سوم مشاهده است. لایه مشاهده در اینجا ویژگی فیزیولوژیکی، رفتاری و عملکردی هستند. تغییر ویژگی‌ها در برش‌های زمانی مختلف به دلیل تغییر حالت ایجاد می‌شود. به عبارت دیگر، این لایه می‌تواند علامت خستگی باشد.

آموزش مدل مارکوف پنهان

بطور کلی، مساله یادگیری به این موضوع می‌پردازد که چگونه می‌توان پارامترهای مدل HMM را تخمین زد تا مجموعه داده‌های آموزشی به بهترین نحو به کمک مدل HMM برای تشخیص خواب‌آلودگی بازنمایی شوند. به عبارت دیگر، هدف یادگیری در HMM، یافتن بهترین احتمالات جابجایی‌ها و خروجی‌ها بر اساس یک دنباله یا دنباله‌هایی از خروجی‌هاست. معیارهای بهینه‌سازی مختلفی برای آموزش مدل HMM وجود دارد که یکی از آنها شامل معیار بیشینه درست-نمایی (Maximum likelihood) می‌باشد. هیچ الگوریتم قطعی برای حل مسئله یادگیری وجود ندارد ولی برای پیدا کردن بیشینه درست-نمایی می‌توان از الگوریتم‌های فوروارد-بک‌وارد و به صورت خاص موردی از الگوریتم بیشینه‌سازی امید ریاضی (EM) استفاده کرد.

مواد و روش کار

شرکت‌کنندگان

مطالعه آزمایشگاهی حاضر در میان ۲۰ نفر از دانشجویان دانشکده بهداشت دانشگاه علوم پزشکی تهران انجام گرفت. انتخاب شرکت‌کنندگان بصورت داوطلبانه و دارای داشتن سلامت جسمی و ذهنی، سابقه رانندگی بیش از ۲ سال و شاخص بدنی نرمال ($27/5 <$) بود [۴۰]. بعلاوه با توجه به تفاوت‌های فیزیولوژیکی و عملکردهای روانشناختی در بین زنان و مردان در شرایط کمبود خواب [۴۱-۴۳] آزمایش صرفاً با مشارکت نمونه‌های مرد انجام گرفت. شرکت‌کنندگان در هر مرحله از مطالعه در صورت عدم تمایل به ادامه تست، مجاز به ترک مطالعه بودند.

(ترمز) و انحراف از مسیر خودرو، پایش این شاخص‌ها در پژوهش حاضر بصورت برون خودرویی انجام گرفت. از طرف دیگر با در نظر داشتن سهم قابل توجه عوامل زمینه‌ای بطور مستقل یا در تعامل با سایر عوامل در تصادفات جاده‌ای [۳۸، ۳۹] و بررسی جزئی این عوامل در تحقیقات مربوط به مدل‌سازی خواب‌آلودگی راننده، مطالعه حاضر با رویکردی متفاوت از مطالعات قبلی با هدف ارائه و ارزیابی مدل دینامیکی تشخیص خواب‌آلودگی راننده مبتنی بر ترکیب داده‌های چندگانه زمینه‌ای موثر و کاربردی با استفاده از شبکه بیزین و مدل مارکوف پنهان انجام گرفت. نتایج این مطالعه می‌تواند اطلاعات مفیدی در زمینه طراحی سامانه هوشمند پیش‌بینی و تشخیص خواب‌آلودگی راننده با رویکرد برون خودرویی بعنوان یک روش اثربخش برای بهبود ایمنی رانندگان فراهم نماید.

تشخیص خواب‌آلودگی با رویکرد مدل مارکوف پنهان

چالش‌های متعددی برای مدل‌سازی و نظارت بر خستگی وجود دارد. اول اینکه خستگی قابل مشاهده نیست و فقط از مشاهدات موجود می‌توان آن را استنباط کرد. دوم، مشاهدات اغلب مبهم، ناقص، نامشخص بوده و به طور دینامیکی در طول زمان ظاهر می‌شوند. علاوه بر این، برخی از این ویژگی‌ها از قبیل ویژگی‌های رفتاری بسته به سن، قد، سلامتی و شکل صورت فرد متفاوت هستند. سوم، عوامل زیادی می‌توانند زمینه‌ساز ایجاد خستگی شوند. برخی از این عوامل عبارتند از کیفیت و کمیت خواب، ریتم سیرکادین، شرایط محیطی، شغلی، سلامتی و غیره. بطوریکه اثرات آنها بر خستگی اغلب دارای اثر متقابل و پیچیده‌ای است. بنابراین برای نظارت موثر بر خستگی، یک مدل خستگی مبتنی بر ترکیبی از اطلاعات ضروری است. مدل خستگی باید به طور سیستماتیک بر اساس عوامل مختلف ایجاد خستگی و مشاهدات مختلف منعکس کننده خستگی هستند، ایجاد شود. علاوه بر این، مدل باید قادر به مدیریت عدم قطعیت‌ها و پویایی‌های مرتبط با خستگی باشد. یک مدل خستگی گرافی احتمالاتی مبتنی بر مدل شبکه بیزین بهترین گزینه برای مقابله با چنین موضوعی است.

توزیع HMM مرتبه اول را می‌توان با معادله (۱) بیان کرد، که در آن احتمال اولیه حالت پنهان با $P(x_1)$ نشان داده می‌شود.

$$P(C, X, Y) = P(x_1) \prod_{t=2}^T P(x_t | x_{t-1}) \prod_{t=1}^T P(x_t | c_t) \prod_{t=1}^T P(y_t | x_t) \quad (1)$$

در مدل‌سازی با استفاده از این ساختار HMM، خستگی متغیر فرضیه هدفی است که قصد استنباط آن را داریم. این مدل برای ارزیابی وضعیت خستگی شرکت‌کنندگان بر اساس اطلاعات زمینه‌ای و مشاهدات به صورت دینامیکی استفاده می‌شود. ۳ لایه در این ساختار مدل به صورت زیر تعریف می‌شود:

پرسشنامه‌ها

• رانندگان ملزم به حفظ سرعت ثابت ۱۱۰ کیلومتر در ساعت

بودند؛

• رادیو یا موسیقی پخش نمی‌شد؛

• تمام رانندگی در طول روز انجام می‌شد و هیچ تونل یا تغییر آب

و هوا وجود نداشت، بنابراین نیازی به تنظیم چراغ‌های جلو نبود؛

• هیچ ترافیکی وجود نداشت.

تجهیزات

سیستم ثبت زمان واکنش

پاسخ روانی- حرکتی رایج برای تشخیص خواب‌آلودگی راننده، زمان واکنش است. زمان واکنش رانندگان معمولاً با بروز خستگی و خواب‌آلودگی افزایش می‌یابد [۵۰]. به این ترتیب، سیستمی برای آنالیز و ثبت زمان واکنش راننده در شبیه‌ساز توسعه داده شد. در طول آزمایش، سطح هوشیاری راننده به صورت آنلاین کنترل شد. پیام "نور بالا بزنید" بر روی صفحه شبیه‌ساز در سطوح مختلف هوشیاری راننده نمایش داده شد و مدت زمان پاسخ (از آغاز تحویل سیگنال تا ارائه پاسخ راننده) به عنوان زمان واکنش ثبت گردید [۵۱]. شکل ۱ نحوه ارائه محرک ثبت زمان واکنش را نشان می‌دهد.



شکل ۱: محرک ثبت زمان واکنش

سیستم ثبت پارامترهای عملکردی

ثبت پارامترهای عملکردی راننده شامل موقعیت جانبی خودرو با نرخ نمونه‌برداری ۳۰ بار در دقیقه و توسط شبیه‌ساز رانندگی انجام گرفت [۲۹، ۵۲].

ثبت سیگنال‌های تنفسی

بسیاری از ویژگی‌های حاصل از سیگنال تنفسی از قبیل نرخ تنفس و خمیازه نشانه مهمی از خواب‌آلودگی فرد است. در این مطالعه، اندازه‌گیری تنفس توسط حسگر وزن (لودسل) در حوزه مکانیکی قرار می‌گیرد که با تغییر در کشش کمر بند مجهز به حسگر لودسل به دلیل

اطلاعات جمعیت شناختی شرکت‌کنندگان از قبیل سن، قد، وزن، سابقه رانندگی، سطح تحصیلات، احساس خستگی روزانه، سابقه وقفه تنفسی در خواب، اندازه گردن، محیط خواب، مدت خواب شبانه، چرت نیمروزی و اضطراب قبل از شروع تست اندازه‌گیری و ثبت شد. تیپ سیرکادین شرکت‌کنندگان با استفاده از پرسشنامه صبحگاهی- شامگاهی هورن استبورگ (۱۹۷۶) [۴۴]، کیفیت خواب با استفاده از پرسشنامه پترزبورگ (۱۹۸۹) [۴۵] و ویژگی‌های شخصیتی یعنی برونگرایی، گشودگی به تجربه، روان‌رنجوری، وظیفه‌شناسی (با وجدان بودن) و توافق‌پذیری بر روی مقیاس لیکرت پنج گزینه‌ای (کاملاً موافقم، موافقم، نظری ندارم، مخالفم، کاملاً مخالفم) با استفاده از پرسشنامه پنج عاملی شخصیت نئو (۲۰۰۰) [۴۶] جمع‌آوری شد. میزان حساسیت شرکت‌کنندگان به شبیه‌ساز با استفاده از نسخه کوتاه شده پرسشنامه مشکوک به بیماری حرکت (۱۹۹۸) مورد بررسی قرار گرفت و افراد مشکوک به بیماری شبیه‌ساز از مطالعه حذف شدند [۴۷].

پروتکل آزمایش

بر اساس آنچه که در ادبیات ریتم سیرکادین ارائه شده است، احتمال خواب‌آلودگی بین ساعات ۰۲:۰۰ و ۰۶:۰۰ و ۱۴:۰۰ تا ۱۶:۰۰ به ترتیب سه برابر بیشتر از ساعت ۱۰:۰۰ و ۱۹:۰۰ است [۴۸]. لذا کلیه آزمایشات در بازه زمانی ۱۷-۱۳ انجام شد. طبق توصیه‌های استونر و همکاران، دمای متوسط ۲۱ درجه برای پیشگیری از بروز بیماری شبیه‌ساز توصیه می‌شود [۴۹]. به منظور کاهش خطاهای اندازه‌گیری، تست با شبیه‌ساز رانندگی ثابت در یک اتاق کنترل شده انجام گرفت. شرکت‌کنندگان قبل از آزمون اصلی بصورت آزمایشی با شبیه‌ساز رانندگی تا زمان اعلام آمادگی رانندگی کردند. این کار برای افزایش میزان مهارت مورد نیاز در یک محیط شبیه‌سازی شده و در عین حال کاهش هیجان رانندگی با شبیه‌ساز انجام شد. طی این دوره در صورت مشاهده علائم بیماری شبیه‌ساز مانند سرگیجه، حالت تهوع، سردرد و غیره تست متوقف شده و داده‌های مربوطه بدون استفاده باقی ماندند. در طول مدت تست سکوت رعایت شده و از رفت و آمد در کنار راننده که منجر به حواس‌پرتی وی شود جلوگیری بعمل آمد. نور محیط آزمایشگاه بعلاوه اثرات بیدار کنندگی آن و ممانعت از دیرتر به خواب رفتن راننده خاموش شد. سناریوی تعقیب مسیر آن قدر ادامه داشت که راننده در اثر خستگی به خواب رفته یا تصادف کند و یا زمان تست به اتمام برسد. در صورتیکه پس از برخورد امکان بازگشت خودرو و ادامه رانندگی وجود داشته باشد تست ادامه می‌یافت.

برای ایجاد خواب‌آلودگی،

• رانندگی در لاین اول محدود شد و نیاز به تغییر لاین نبود؛

به مدت پنج دقیقه به طور عادی نفس بکشند. در پنجره زمانی ۶۰ ثانیه‌ای، همبستگی ویژگی‌های تنفسی حاصل از هر دو ابزار تایید شد.

دوربین فیلم‌برداری

سطح خواب‌آلودگی حقیقت مینا آزمودنی از طریق آنالیز ویدئویی چهره فرد به روش ارزیابی خواب‌آلودگی ناظر (Observer Rating of Drowsiness (ORD) توسط سه مشاهده‌گر آموزش‌دیده با فرکانس یکبار در سی ثانیه از ۰ تا ۴ که مربوط به بیداری، کمی خواب‌آلود، خواب‌آلودگی متوسط، بسیار خواب‌آلود و بیش از حد خواب‌آلود است، تعیین شد و میانگین امتیاز هر سه مشاهده‌گر بعنوان امتیاز نهایی سطح خواب‌آلودگی مینا مورد استفاده قرار گرفت.

روش ارزیابی خواب‌آلودگی ناظر دارای مزایای خاصی از جمله غیرمداخله‌ای، فواصل زمانی کوتاه امتیازدهی و قوانین سخت‌گیرانه امتیازدهی چند وجهی است. این روش امتیازدهی توسط ویرویل و السورث (۱۹۹۴) پیشنهاد شده است [۶۱] و مبتنی بر مشاهدات چندین ناظر است. با این حال، زمانی که سرعت پیشرفت خواب‌آلودگی سریع است، در صد کمی از افراد ممکن است حالت‌های چهره متفاوتی را در سطوح خواب‌آلود مجاور نشان ندهد. در مطالعه حاضر نسخه توسعه یافته روش ORD [۶۲] که به طور جامع نحوه امتیازدهی خواب‌آلودگی را مشخص کرده و قابلیت اطمینان بالایی بین ارزیاب‌ها دارد استفاده شد.

شبیه‌ساز رانندگی

به منظور بررسی خواب‌آلودگی راننده از دستگاه شبیه‌ساز رانندگی پراید با سکوی ثابت مدل PR-BPI مبتنی بر واقعیت مجازی استفاده شد. شکل ۳ شبیه‌ساز رانندگی و محل قرارگیری تجهیزات ثابت داده را نشان می‌دهد. این شبیه‌ساز توسط دانشگاه خواجه نصیر طوسی تهران گروه مکترونیک طراحی و ساخته شده است و شامل سه عدد نمایشگر ۳۲ اینچی در جلو، سمت چپ و راست با قابلیت تنظیم زاویه و اتاق و بدنه شبیه‌ساز یک چهارم پراید است. بر اساس نیاز پژوهشی و معیارهای انتخاب مسیر از قبیل حداقل طول مسیر ۱۴۰ کیلومتر برای بروز خواب‌آلودگی، عدم وجود شیب و انحنای تند و یک طرفه بودن جاده، مسیر سبزو- نیشابور با بالاترین آمار حوادث ناشی از خواب‌آلودگی و تصادفات برای شبیه‌سازی و انجام تست‌ها انتخاب شد.

جابجایی قفسه سینه-دیافراگم اندازه‌گیری می‌شود و مربوط به تنفس است. تحقیقات قبلی کیفیت سیگنال دریافتی را در نواحی قفسه سینه، دیافراگم و شکم بررسی کردند و نشان دادند که موقعیت بین قفسه سینه و شکم بهترین مکان برای ثبت سیگنال تنفسی است [۵۳، ۵۴] به این ترتیب، تمامی ثبت‌ها در این موقعیت حسگر انجام شد.

بالاترین مؤلفه فرکانس سیگنال تنفسی به طور متوسط ۰/۴ هرتز است [۵۵-۵۸] که نشان می‌دهد نرخ نمونه‌برداری ۰/۸ هرتز طبق قضیه نایکوئیست کافی است. در این تحقیق، به منظور ضبط و امکان بازسازی دقیق سیگنال فرکانس ثبت سیگنال تنفسی نرخ نمونه‌برداری به ۱۰ هرتز افزایش یافت. نویز اسپایک سیگنال تنفسی با یک فیلتر باندگذر با فرکانس قطع به ترتیب ۰/۵ و ۰/۵ هرتز و یک فیلتر باترورث درجه چهارم کاهش و خط پایه سیگنال حذف گردید. شکل ۲ کمربند و نحوه پوشیدن آن را نشان می‌دهد.



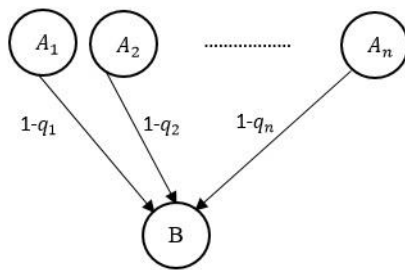
شکل ۲: کمربند ثبت سیگنال‌های تنفسی

اعتبارسنجی روش ثبت ویژگی‌های تنفسی

روش ثبت ویژگی‌های تنفسی با استفاده از کمربند لودسل ساخته شده توسط یک دوربین حرارتی با سرعت ۷/۵ فریم در ثانیه شامل آشکارساز میکروبولومتر VOX خنک نشده با حساسیت حرارتی ۵۰ میلی‌کلوین و وضوح ۵۱۲*۶۴۰ پیکسل تایید شد. اعتبار این دوربین در مطالعات مختلف برای تشخیص خواب‌آلودگی بر اساس پایش تغییرات دمای نقاط مختلف صورت مورد تایید قرار گرفته است [۵۹، ۶۰]. این بررسی در یک محیط کنترل شده از نظر دما و رطوبت برای به حداقل رساندن خطای عملکرد دوربین انجام شد. در طول تست اعتبارسنجی، میانگین و انحراف معیار دما و رطوبت به ترتیب تقریباً ۲۱°C (۱۵°C) و ۴۵٪ (۱۶٪) بود.

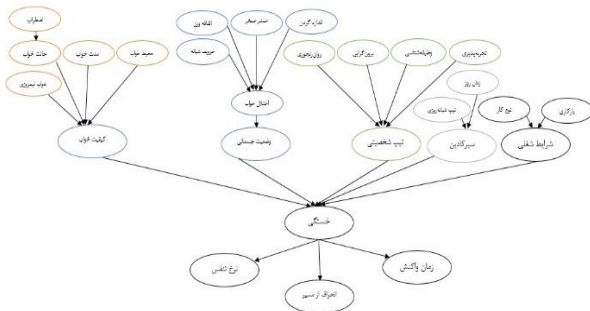
به این منظور پنج آزمودنی سالم بین ۲۰ تا ۳۵ سال در یک آزمون ۵ دقیقه‌ای شرکت کردند. از افراد خواسته شد که کمربند را دور شکم خود ببندند، روی صندلی جلوی دوربین حرارتی راحت بنشینند و

مستقیم فراهم نمی‌کنند بنابراین با استفاده از روشی که اصول noisy-or نامیده می‌شود قادر به محاسبه آنها خواهیم بود [۶۵]. اصول noisy-or رابطه‌ای است که بین گره‌های والد و گره فرزند تعریف می‌شود. بر اساس این اصل در این پژوهش عوامل زمینه‌ای بعنوان گره والد در ارتباط با تاثیرشان بر روی گره فرزند از هم مستقل در نظر گرفته شده و فرض می‌شود که A_i تا A_n متغیرهای دوحالتی (yes/no) (y, no) و علل متغیر دوحالته B هستند و هر رویداد $A_i = y$ علت $B = y$ است مگر یک وضعیت پیداشگیری کننده که احتمال برای آن برابر q_i است. شکل ۴ نمایش گرافیکی اصول noisy-or را نشان می‌دهد.

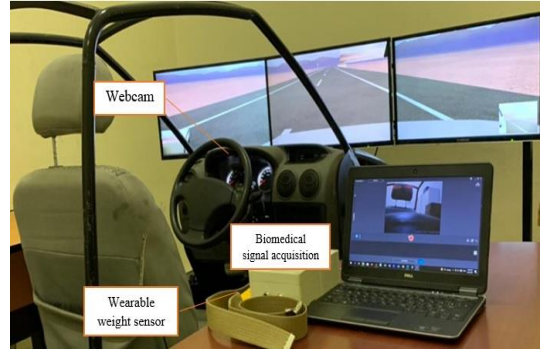


شکل ۴: نمایش گرافیکی اصول noisy-or

از آنجا که داده‌های کافی برای تعیین احتمال شرطی برخی از متغیرها (داده‌های عینی از قبیل انحراف از مسیر، زمان واکنش و غیره) در دسترس نمی‌باشد این احتمالات بر اساس نظر متخصصین برآورد شدند. به این ترتیب رفتار مدل (احتمال خواب‌آلودگی) با ترکیبی از ورودی‌های مختلف (متغیرهای زمینه‌ای و عینی) مورد بررسی قرار گرفت. اگر مدل، رفتاری غیرواقعی و پیش‌بینی نشده بروز می‌داد جداول احتمال شرطی مجدداً تنظیم و به‌سازی می‌شدند تا زمانی که مدل پاسخ معقول و پیش‌بینی شده‌ای را در پی داشته باشد. نتیجه این اقدام افزایش حساسیت مدل هماهنگ با رفتار پیش‌بینی شده (رفتاری که باید داشته باشد) می‌باشد [۶۶]. نمودار ۱ شبکه بی‌زین استاتیکی برای مدل سازی خستگی از سانی را نشان می‌دهد. تمامی احتمالات قبلی و شرطی متغیرهای مورد بررسی در جداول ۱ تا ۹ فهرست شده‌اند.



نمودار ۱: شبکه بی‌زین استاتیکی برای مدل سازی خستگی راننده



شکل ۳: شبیه‌ساز رانندگی و محل قرارگیری تجهیزات ثبت داده

تحلیل آماری داده‌ها

فیلتراسیون و پیش‌پردازش داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار MATLAB 2018a در ویندوز ۱۰ و پس‌پردازش داده‌ها و اجرای عملیات مختلف بر روی داده‌های جمع‌آوری شده با کتابخانه سایکیت-لرن و زبان برنامه‌نویسی پایتون انجام گرفت.

برای هم‌گام‌سازی داده‌های به‌دست‌آمده در فرکانس‌های نمونه‌گیری مختلف، میانگین داده‌ها از قبلی نرخ تنفس، خمیازه، موقعیت جانبی خودرو و زمان واکنش در دوره‌های ۱ دقیقه‌ای محاسبه شد. بنابراین، نرخ نمونه برداری نهایی برای هر ویژگی، از جمله حقیقت مبنا یکبار در دقیقه است.

نتایج

تعیین احتمالات شرطی متغیرها

قبل از پیاده‌سازی مدل جداول احتمالات شرطی این متغیرها باید پارامتر بندی شوند. تعیین احتمال شرطی متغیرهای زمینه‌ای (عوامل خطر) و قابل مشاهده (ویژگی‌های عینی) به سه روش امکان‌پذیر است: بر اساس (۱) نظر متخصصین (۲) تعریف روابط بر اساس فرآیند آموزش و مدل‌سازی داده‌ها (۳) برآورد ذهنی توسط بخشی از جامعه مورد بررسی.

برآورد ذهنی (Subjective) احتمالات شرطی کلیه متغیرها دشوار و زمان‌بر است. برخی از داده‌های مورد نیاز از نتایج بررسی‌های انجام گرفته در مقیاس بزرگ در دسترس می‌باشد [۶۳، ۶۴]. برای تعیین احتمالات شرطی سایر متغیرهای زمینه‌ای، یک پرسشنامه شامل عوامل موثر بر خواب‌آلودگی تهیه و در بین ۴۰۱ نفر از جامعه هدف تکمیل شد. به این ترتیب، میانگین مقادیر ارائه شده در متون و اطلاعات حاصل از پرسشنامه برای هر متغیر محاسبه و برای پارامتر بندی مدل خواب‌آلودگی استفاده شد. از طرف دیگر عمده مطالعات موجود احتمالات شرطی مورد نیاز برای مدل‌سازی را بطور

جدول ۱: احتمالات شرطی قبلی متغیرهای زمینه‌ای

گروه	حالت	احتمال	میانگین
نوع کار	یکنواخت	۰/۲۴* - [۰/۶۳, ۰/۲۰]	۰/۲۲
مدت رانندگی	نرمال	۰/۱۷۶* - [۰/۶۳, ۰/۸۰]	۰/۷۸
	طولانی	۰/۴۰* - [۰/۶۷, ۰/۱۰]	۰/۵۵
بار کاری	کوتاه	۰/۳۰* - [۰/۶۷, ۰/۶۰]	۰/۴۵
	سنگین	[۰/۶۷, ۰/۶۳]	۰/۶۳
زمان روز	نرمال	[۰/۶۷, ۰/۳۷]	۰/۳۷
	خواب‌آلود	[۰/۶۴, ۰/۲۶] - ۰/۴۷*	۰/۳۶
تیپ سیرکادین	شب‌گرا	۰/۵۹*	۰/۵۹
	صبح‌گرا	۰/۴۱*	۰/۴۱
احساس خستگی	بله	[۰/۷۶, ۰/۶۸] - [۰/۶۸, ۰/۵۰] - ۰/۷۰*	۰/۶۱
	خیر	[۰/۶۸, ۰/۲۴] - [۰/۶۹, ۰/۳۲] - ۰/۷۰*	۰/۳۹
اختلال خواب	بله	[۰/۶۳, ۰/۰۸] - ۰/۰۷*	۰/۰۸
	خیر	[۰/۷۱, ۰/۹۲] - ۰/۹۳*	۰/۹۲
خروپف شبانه	بله	[۰/۷۰, ۰/۱۸] - ۰/۶۹*	۰/۷۴
	خیر	[۰/۷۰, ۰/۲۰] - ۰/۳۱*	۰/۲۶
دور گردن	سانتی‌متر	[۰/۷۳, ۰/۱۸]	۰/۱۸
	نرمال	[۰/۷۳, ۰/۸۲]	۰/۸۲
اضافه وزن	بله	[۰/۷۰, ۰/۸۱] - ۰/۱۷۶*	۰/۶۳
	خیر	[۰/۷۰, ۰/۱۹]	۰/۲۲
محیط خواب	مناسب	[۰/۶۷, ۰/۳۴] - ۰/۴۴*	۰/۳۹
	نامناسب	[۰/۶۷, ۰/۶۶] - ۰/۵۶*	۰/۶۱
خواب نیم‌روزی	< ۳۰ دقیقه	۰/۳۶* - [۰/۶۳, ۰/۲۲]	۰/۲۹
	نخیر	۰/۶۴* - [۰/۶۳, ۰/۷۸]	۰/۷۱
مدت خواب	> ۶ ساعت	[۰/۷۰, ۰/۴۱] - ۰/۳۰*	۰/۳۲
	کافی	[۰/۷۰, ۰/۵۹] - ۰/۷۴*	۰/۶۸
اضطراب	بله	[۰/۶۳, ۰/۷۱] - ۰/۳۰*	۰/۷۰
	خیر	[۰/۶۳, ۰/۷۰] - ۰/۷۰*	۰/۳۰

* بر اساس نتایج مطالعه میدانی در بین ۴۰۱ راننده حرفه‌ای ارائه شده است.

جدول ۲: احتمالات شرطی برای گره شرایط کاری

شرایط کاری*	گره‌های والدین	
	نوع کار	مدت رانندگی
یکنواخت	نرمال (۰/۲۲)	طولانی (۰/۵۵)
ضعیف	نرمال (۰/۳۷)	سنگین (۰/۶۳)
نرمال	کوتاه (۰/۴۵)	سنگین (۰/۶۳)
ضعیف	نرمال (۰/۳۷)	سنگین (۰/۶۳)
نرمال	نرمال (۰/۷۸)	طولانی (۰/۵۵)
ضعیف	نرمال (۰/۳۷)	سنگین (۰/۶۳)
نرمال	کوتاه (۰/۴۵)	سنگین (۰/۶۳)
ضعیف	نرمال (۰/۳۷)	سنگین (۰/۶۳)

* بر اساس استنباط انجام گرفته از نتایج مطالعات قبلی، با توجه به نوع کار "یکنواخت"، احتمال شرایط کاری "ضعیف" ۷۰٪؛ با مدت رانندگی "طولانی"، احتمال شرایط کاری "ضعیف" ۷۰٪ [۶۷] و بار کاری "سنگین"، احتمال شرایط کاری "ضعیف" ۶۰٪ است [۶۴]. با فرض اینکه رابطه بین گره‌های فرزند و گره‌های والد noisy_or است، احتمالات شرطی "شرایط کاری" با توجه به متغیرهای والد آن با اصل noisy_or برآورد می‌شوند [۶۵].

برای احتمال شرایط کاری (Work Conditions) ضعیف بر اساس

جدول ۲، معادله (۲):

(۲)

$$p(WC = drowsy) = \sum_{i=1}^2 \sum_{k=1}^2 p(wc = Poor | type, duration, workload) p(type) p(duration) p(workload) = 0.51$$

که در معادله (۲)، WC نشان‌دهنده شرایط کاری، type نشان‌دهنده نوع کار، duration مدت رانندگی و workload بار کار می‌باشد.

جدول ۳: احتمالات شرطی برای گره ریتم سیرکادین

ریتم سیرکادین*	گره‌های والدین	
	تیپ سیرکادین	زمان روز
هوشیار	صبح‌گرا (۰/۴۱)	زمان خواب‌آلود (۰/۳۶)
خواب‌آلود	صبح‌گرا (۰/۴۱)	زمان هوشیار (۰/۶۴)
خواب‌آلود	شب‌گرا (۰/۵۹)	زمان خواب‌آلود (۰/۳۶)
هوشیار	شب‌گرا (۰/۵۹)	زمان هوشیار (۰/۶۴)

* همه احتمالات شرطی بر اساس تجربه برآورد شده‌اند.

برای احتمال ریتم سیرکادین خواب‌آلود بر اساس جدول ۳، معادله (۳):

(۳)

$$p(CR = drowsy) = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 p(CR = Poor | daytime, Circadian type) p(daytime) p(Circadian type) = 0.48$$

که در معادله (۳)، CR نشان‌دهنده ریتم سیرکادین (Circadian Rhythm) daytime زمان روز و Circadian type تیپ سیرکادین می‌باشد.

جدول ۴: احتمالات شرطی برای گره شخصیت

تیپ شخصیتی*	گره‌های والدین				
	برون‌گرا	روان‌رنجور	تجربه‌پذیر	وظیفه‌شن	ضعیف قوی
بله	بله	بله	بله	بله	۰/۸۰
خیر	خیر	بله	خیر	خیر	۰/۹۰
بله	بله	بله	بله	بله	۰/۷۵
خیر	خیر	خیر	خیر	خیر	۰/۹۰
بله	خیر	بله	بله	بله	۰/۷۵
خیر	خیر	خیر	خیر	خیر	۰/۹۰
بله	خیر	بله	بله	بله	۰/۱۰
خیر	خیر	خیر	خیر	خیر	۰/۲۵
بله	خیر	بله	خیر	بله	۰/۱۰۵
خیر	خیر	خیر	خیر	خیر	۰/۲۰
بله	خیر	بله	بله	بله	۰/۲۰
خیر	خیر	خیر	خیر	خیر	۰/۷۰
بله	خیر	بله	بله	بله	۰/۱۰
خیر	خیر	خیر	خیر	خیر	۰/۲۵
بله	خیر	بله	خیر	بله	۰/۱۰۵
خیر	خیر	خیر	خیر	خیر	۰/۲۰
بله	خیر	بله	بله	بله	۰/۱۰۵
خیر	خیر	خیر	خیر	خیر	۰/۲۰
بله	خیر	بله	خیر	بله	۰/۱۵
خیر	خیر	خیر	خیر	خیر	۰/۱۰۵

* همه احتمالات شرطی بر اساس تجربه برآورد شده‌اند.

جدول ۵: احتمالات شرطی برای گره اختلال خواب

احساس خستگی	خروپف شبانه	گره‌های والدین			اختلال خواب
		اضافه وزن	سایز گردن	بله	
بله (۰/۶۱)	بله (۰/۷۴)	چاق (۰/۶۳)	بزرگ (۰/۱۸)	بله	۰/۱۲
خیر	خیر	نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۱۸)	بله	۰/۱۶
بله	بله	نرمال (۰/۳۷)	بزرگ (۰/۱۸)	خیر	۰/۲۲
خیر	خیر	نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۸۲)	خیر	۰/۳۶

خیر (۰/۲۶)	چاق (۰/۶۳)	بزرگ (۰/۱۸)	۰/۳۲	۰/۷۸
نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۸۲)	۰/۲۸	۰/۷۲
نرمال (۰/۳۷)	بزرگ (۰/۱۸)	بزرگ (۰/۱۸)	۰/۲۳	۰/۷۷
نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۸۲)	۰/۱۹	۰/۸۱
خیر (۰/۳۹)	بله (۰/۷۴)	چاق (۰/۶۳)	۰/۸۰	۰/۲۰
نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۸۲)	۰/۷۶	۰/۲۴
نرمال (۰/۳۷)	بزرگ (۰/۱۸)	بزرگ (۰/۱۸)	۰/۶۹	۰/۳۱
نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۸۲)	۰/۱۱	۰/۸۹
خیر (۰/۲۶)	چاق (۰/۶۳)	بزرگ (۰/۱۸)	۰/۲۴	۰/۶۴
نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۸۲)	۰/۲۰	۰/۸۰
نرمال (۰/۳۷)	بزرگ (۰/۱۸)	بزرگ (۰/۱۸)	۰/۱۳	۰/۸۷
نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۸۲)	نرمال (۰/۸۲)	۰/۰۵	۰/۹۵

* بر اساس استنتاج، با توجه به "احساس خستگی" فرد، احتمال اختلال خواب $17\% [74]$ و با داشتن خروپف شبانه، احتمال اختلال خواب $78\% [70, 74]$ ؛ برای شاخص توده بدنی $28-25$ ، احتمال اختلال خواب $20\% [75]$ ؛ و دور گردن $42/5-40$ احتمال اختلال خواب 45% است $[76]$. با فرض اینکه رابطه بین گره‌های فرزند و گره‌های والد noisy_or است، احتمالات شرطی "شرایط کار" با توجه به متغیرهای والد آن یا اصل noisy_or برآورد می‌شوند $[65]$.

احتمال اختلال خواب بر اساس جدول ۵، معادله (۴):

$$(4)$$

$$p(SD = poor) = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \sum_{k=1}^2 \sum_{l=1}^2 p(SD = Poor | FS_i, snoring_j, obesity_k, NS_l) p(FS_i) p(snoring_j) p(obesity_k) p(NS_l) = 0.53$$

که در معادله (۴)، SD نشان‌دهنده اختلال خواب (Sleep Disorder)، FS نشان‌دهنده احساس خستگی (Feeling Sleep)، Snoring نشان‌دهنده وقفه تنفسی شبانه، obesity نشان‌دهنده چاقی و NS نشان‌دهنده اندازه گردن (Neck Size) است.

جدول ۶: احتمالات شرطی برای گره شرایط جسمانی و شرایط خواب

شرایط جسمانی*		گره‌های والد
ضعیف	سالم	
۰/۹۵	۰/۰۵	بله (۰/۰۸)
۰/۱۰	۰/۹۰	خیر (۰/۹۲)
حالت خواب*		گره والد
خوب	بد	
۰/۳۰	۰/۷۰	بله (۰/۷۰)
۰/۹۰	۰/۱۰	خیر (۰/۳۰)

* همه احتمالات شرطی بر اساس تجربه برآورد شده‌اند.

برای احتمال شرایط جسمانی ضعیف بر اساس جدول ۶، معادله (۵):

$$(5)$$

$$p(PC = poor) = \sum_{i=1}^2 p(PC_i = Poor | SD_i) p(SD_i) = 0.08 \times 0.95 + 0.92 \times 0.1 = 0.17$$

که در آن PC نشان‌دهنده شرایط فیزیکی (Physical Condition) و SD نشان‌دهنده اختلال خواب است.

نشان‌دهنده مدت خواب (Sleep Duration)، SS نشان‌دهنده حالت خواب (Sleep State) و napping نشان‌دهنده خواب نیم‌روزی است.

برای احتمال حالت خواب‌آلود بر اساس جدول ۶، معادله (۶):

جدول ۸: احتمالات شرطی برای گره خستگی

*خستگی	گره‌های والد			
	شرایط شغلی	ریتیم سیرکادین	تیپ شخصیتی	وضعیت جسمانی
خیبر	ضعیف	خواب‌آلود	ضعیف (-۰/۳۸)	ضعیف (-۰/۵۳)
بله	ضعیف	خواب‌آلود	ضعیف (-۰/۳۸)	ضعیف (-۰/۵۳)
۰/۰۱	۰/۹۹	(-۰/۴۱)	خوب	ضعیف
۰/۲۲	۰/۷۸	(-۰/۵۹)	سالم	ضعیف
۰/۱۳	۰/۸۷	(-۰/۴۱)	سالم	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۳۲	۰/۶۸	(-۰/۵۹)	سالم	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۰۸	۰/۹۲	(-۰/۴۱)	ضعیف	ضعیف (-۰/۵۳)
۰/۲۷	۰/۷۳	(-۰/۵۹)	ضعیف	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۱۹	۰/۸۱	(-۰/۴۱)	سالم	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۳۸	۰/۶۲	(-۰/۵۹)	سالم	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۳۰	۰/۷۰	(-۰/۴۱)	ضعیف	ضعیف (-۰/۵۳)
۰/۴۹	۰/۵۱	(-۰/۵۹)	سالم	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۵۰	۰/۵۰	(-۰/۴۱)	سالم	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۶۰	۰/۴۰	(-۰/۵۹)	ضعیف	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۳۶	۰/۶۴	(-۰/۴۱)	ضعیف	ضعیف (-۰/۵۳)
۰/۵۶	۰/۴۴	(-۰/۵۹)	سالم	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۴۷	۰/۵۳	(-۰/۴۱)	سالم	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۶۷	۰/۳۳	(-۰/۵۹)	ضعیف	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۲۲	۰/۷۸	(-۰/۴۱)	ضعیف	ضعیف (-۰/۵۳)
۰/۴۱	۰/۵۹	(-۰/۵۹)	سالم	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۳۲	۰/۶۸	(-۰/۴۱)	ضعیف	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۵۲	۰/۴۸	(-۰/۵۹)	ضعیف	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۲۹	۰/۷۱	(-۰/۴۱)	ضعیف	ضعیف (-۰/۵۳)
۰/۴۸	۰/۵۲	(-۰/۵۹)	سالم	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۳۹	۰/۶۱	(-۰/۴۱)	ضعیف	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۵۸	۰/۴۲	(-۰/۵۹)	ضعیف	ضعیف (-۰/۴۷)
۰/۵۰	۰/۵۰	(-۰/۴۱)	ضعیف	ضعیف (-۰/۵۳)
۰/۷۰	۰/۳۰	(-۰/۵۹)	سالم	ضعیف (-۰/۴۷)

$$p(SS = poor) = \sum_{i=1}^2 p(SS_i Poor | anxiety_i) p(anxiety_i) = 0.7 \times 0.7 + 0.3 \times 0.1 = 0.52$$

که در معادله (۶)، SS نشان‌دهنده حالت خواب و anxiety اضطراب است.

جدول ۷: احتمالات شرطی برای گره کیفیت خواب

*کیفیت خواب	گره‌های والدین			
	خواب	محل خواب	مدت خواب	حالت خواب
خیبر	کمبود خواب	نامناسب	کمبود خواب (> ۶ ساعت)	خوب (۰/۷۰)
بله	کمبود خواب	نامناسب	کمبود خواب (> ۶ ساعت)	خوب (۰/۷۰)
۰/۲۹	۳۰ < دقیقه	مناسب	خوب (۰/۳۲)	خوب (۰/۷۰)
۰/۸۰	۰/۲۰	(-۰/۳۲)	خوب (۰/۷۰)	خوب (۰/۷۰)
۰/۶۶	۰/۳۴	(-۰/۳۰)	بد (۰/۳۰)	خوب (۰/۷۰)
۰/۹۵	۰/۰۵	(-۰/۶۸)	خوب (۰/۷۰)	خوب (۰/۷۰)
۰/۵۲	۰/۴۸	(-۰/۳۰)	بد (۰/۳۰)	خوب (۰/۷۰)
۰/۴۶	۰/۵۴	کمبود خواب	کمبود خواب (> ۶ ساعت)	خوب (۰/۷۰)
۰/۳۲	۰/۶۸	نامناسب	نامناسب	خوب (۰/۷۰)
۰/۵۶	۰/۴۴	(-۰/۶۸)	کافی (۰/۶۸)	خوب (۰/۷۰)
۰/۴۲	۰/۵۸	(-۰/۳۰)	بد (۰/۳۰)	خوب (۰/۷۰)
۰/۸۸	۰/۱۲	کمبود خواب	کمبود خواب (> ۶ ساعت)	خوب (۰/۷۰)
۰/۶۴	۰/۳۶	نامناسب	نامناسب	خوب (۰/۷۰)
۰/۸۸	۰/۱۲	(-۰/۶۸)	کافی (۰/۶۸)	خوب (۰/۷۰)
۰/۷۴	۰/۲۶	(-۰/۳۰)	بد (۰/۳۰)	خوب (۰/۷۰)
۰/۴۴	۰/۵۶	کمبود خواب	کمبود خواب (> ۶ ساعت)	خوب (۰/۷۰)
۰/۳۰	۰/۷۰	نامناسب	نامناسب	خوب (۰/۷۰)
۰/۴۴	۰/۵۶	(-۰/۶۸)	کافی (۰/۶۸)	خوب (۰/۷۰)
۰/۴۰	۰/۶۰	(-۰/۳۰)	بد (۰/۳۰)	خوب (۰/۷۰)

* با توجه به شرایط خواب بد، احتمال خواب ضعیف ۵۹٪ [۶۴]؛ با توجه به محیط خواب ضعیف، احتمال خواب ضعیف ۵۹٪ و با توجه به نداشتن خواب نیم‌روزی، احتمال کیفیت خواب "ضعیف" ۵٪ [۷۷]؛ با توجه به کمبود خواب (> ۶ ساعت)، احتمال کیفیت خواب "ضعیف" ۴۱٪ است [۷۰]. با فرض اینکه رابطه بین گره‌های فرزند و گره والد noisy_or است یا همه احتمالات مشروط کیفیت خواب با توجه به متغیرهای والد آن با اصل noisy_or برآورد می‌شوند [۶۵].

برای احتمال کیفیت خواب ضعیف بر اساس جدول ۷، معادله (۷):

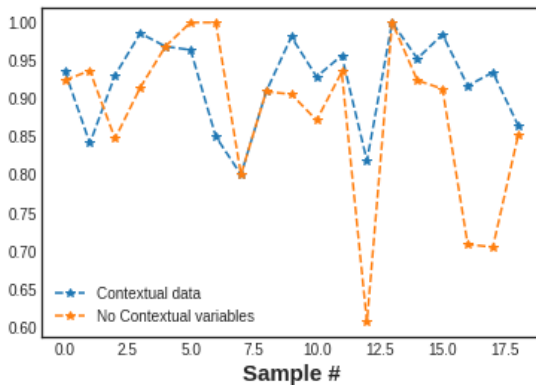
$$p(SQ = poor) = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \sum_{k=1}^2 \sum_{l=1}^2 p(SQ = Poor | napping_i, SE_j, SD_k, SS_l) p(napping_i) p(SE_j) p(SD_k) p(SS_l) = 0.41$$

که در معادله (۷)، SQ نشان‌دهنده کیفیت خواب (Sleep Quality)، SE نشان‌دهنده محیط خواب (Sleep Environment)، SD

تخمین دقت مدل مبتنی بر ترکیب مشاهدات و اطلاعات زمينه‌ای

همانطور که قبلا ذکر شد خستگی راننده فرآیند بسیار پیچیده‌ای دارد که عوامل زیادی می‌توانند بر روی آن تأثیر بگذارند. در این پژوهش، ۱۷ متغیر زمينه‌ای که می‌تواند منجر به خستگی شود و در کل دنباله ثابت بودند، وارد مدل شدند. این متغیرها جزء متغیرهای مشاهده‌ای نیستند و بدون در نظر گرفتن حالت خستگی، دلیل بروز مشاهدات نبوده بلکه بر بروز خستگی تأثیرگذار بوده و می‌توانند به عنوان یک والد برای استنتاج مقادیر متغیر پنهان $x(t)$ مورد استفاده قرار گیرند. آنها شامل متغیر شرایط رانندگی، تیپ شخصیتی، ریتم سیرکادین، شرایط جسمانی و کیفیت خواب است (همانطور که در نمودار ۱ نشان داده شده است) و می‌تواند در استنتاج اینکه فرد در طول آزمایش در چه سطحی از هوشیاری است به ما کمک کند.

در آزمایشات انجام گرفته تأثیر حضور و عدم حضور داده‌های زمينه‌ای مورد بررسی قرار گرفت. برای این کار فرآیند طی شده در قسمت قبل را برای کل داده‌ها یکبار با استفاده از داده‌های زمينه‌ای و بار دیگر بدون استفاده از آنها انجام شد. دقت کلی در حضور داده‌های زمينه‌ای برابر ۹۲٪ و در عدم حضور آنها ۸۷٪ بدست آمد. این نتیجه نشان می‌دهد که در صورت استفاده از داده‌های زمينه‌ای دقت بهبود پیدا می‌کند. نمودار خطی و ستونی میانگین دقت پیش‌بینی مدل خواب‌آلودگی بر اساس داده‌های ۲۰ آزمودنی در شکل ۵ و ۶ ارائه شده است.



شکل ۵: میانگین دقت پیش‌بینی مدل خواب‌آلودگی برای ۲۰ نمونه در حضور/عدم حضور متغیرهای زمينه‌ای

سالم	ضعیف	۰/۴۷	(-۰/۴۱)	۰/۳۹	۰/۶۱
خوب	ضعیف	۰/۵۹	(-۰/۴۱)	۰/۱۹	۰/۸۱
قوی (۰/۶۲)	ضعیف	۰/۵۳	(-۰/۴۱)	۰/۴۳	۰/۵۷
	خوب	۰/۵۹	(-۰/۴۱)	۰/۲۴	۰/۷۶
سالم	ضعیف	۰/۴۷	(-۰/۴۱)	۰/۳۳	۰/۶۷
خوب	ضعیف	۰/۵۹	(-۰/۴۱)	۰/۱۳	۰/۸۷

* با توجه به کیفیت خواب "ضعیف"، احساس خستگی بطور میانگین برابر با ۵۵٪ است [۶۳-۷۰]. با توجه به ریتم سیرکادین "خواب‌آلود"، احتمال خستگی ۶۵٪ و با توجه به شرایط کاری "ضعیف"، احتمال خستگی ۴۵٪ است [۶۳]. با توجه به وضعیت جسمانی ضعیف، احتمال خستگی ۲۵٪ است [۷۷]. بر اساس تجربه با توجه به تیپ شخصیتی برون‌گرایی، احتمال خستگی ۲۵٪ است. با فرض اینکه رابطه بین گره‌های فرزند و گره والد noisy_or است احتمالات شرطی خستگی با توجه به متغیرهای والد آن با اصل noisy_or تخمین زده می‌شود [۶۵].

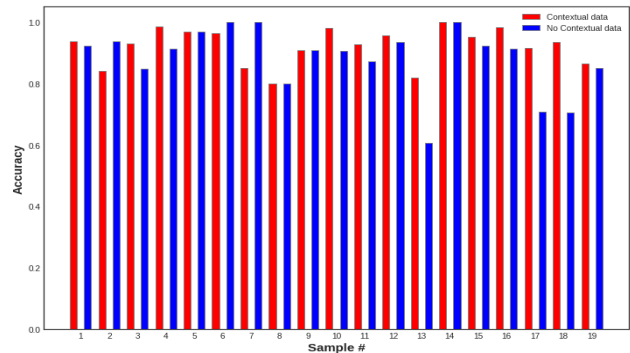
جدول ۹: احتمالات شرطی برای گره‌های فرزند گره خستگی

گره‌ها	گره والد	حالت متغیر والد	حالت متغیر فرزند	* احتمال شرطی
نرخ تنفس	خستگی	بله	کاهش	۰/۸۵
		خوب	نرمال	۰/۱۵
		خوب	کاهش	۰/۰۵
انحراف از مسیر	خستگی	بله	بالا	۰/۵۰
		خوب	نرمال	۰/۵۰
		خوب	بالا	۰/۰۵
انحراف معیار	خستگی	بله	بالا	۰/۷۵
		خوب	نرمال	۰/۲۵
		خوب	بالا	۰/۰۵
زمان واکنش	خستگی	بله	کاهش	۰/۸۰
		خوب	نرمال	۰/۲۰
		خوب	کاهش	۰/۱۰
			نرمال	۰/۹۰

* همه احتمالات شرطی بر اساس تجربه برآورد شده‌اند.

بر اساس نتایج این مطالعه، ترکیبی از ویژگی‌های فیزیولوژیکی، رفتاری و عملکردی خواب‌آلودگی راننده را با دقت ۸۸٪ تشخیص داد. به دلیل تفاوت در روش ثبت، از جمله حقیقت مبنای، ویژگی‌های و تکنیک‌های یادگیری ماشینی مورد استفاده، امکان مقایسه یک به یک مطالعات قبلی در مورد تشخیص خواب‌آلودگی راننده وجود ندارد. هنگامی که دقت روش پیشنهادی با برخی از تکنیک‌های پیشرفته مورد استفاده توسط محققان برای تشخیص خواب‌آلودگی مقایسه می‌شود، نتایج قابل مقایسه و هم‌تراز با سایر تجهیزات مزاحم و گران‌قیمت هستند. این مطالعه امکان تشخیص خواب‌آلودگی راننده را با دقت و حساسیت بالا با استفاده از حسگرهای کمتر مزاحم نشان می‌دهد. در دسترس بودن بالقوه حسگرهای کمتر مزاحم برای سیگنال تنفس و پایش برون‌خوردی ویژگی‌های زمان واکنش و کینماتیکی خودرو نوید می‌دهد که الگوریتم‌های توسعه یافته می‌توانند برای طبقه‌بندی خواب‌آلودگی با تداخل کم با راننده مورد استفاده قرار گیرد. در مطالعه حاضر، ویژگی‌های فردی (مانند ریتم سیرکادین و کیفیت خواب) و شرایط رانندگی (مانند مسیر یکنواخت) به طور قابل توجهی دقت تشخیص خواب‌آلودگی را بهبود می‌بخشد. این نتایج هم‌سو با نتایجی است که وانگ و زو (۲۰۱۶) [۸۲] و شارلوت و همکاران (۲۰۱۹) [۸۳] در زمینه اهمیت عوامل فردی و فو و همکاران (۲۰۱۶) [۸۴] در زمینه عوامل محیطی (مانند شرایط رانندگی یکنواخت) ارائه کردند. سایر اطلاعات زمینه‌ای بررسی شده در این پژوهش شامل تیپ شخصیتی و شرایط جسمانی نشان داد که اطلاعات زمینه‌ای می‌تواند به درک این موضوع کمک کند که چرا برخی افراد پشت فرمان به خواب می‌روند در حالی که برخی دیگر اینطور نیستند. این موضوع به اهمیت در نظر گرفتن اطلاعات زمینه‌ای هنگام کالیبره کردن سیستم‌ها یا روش‌های تشخیص خستگی راننده اشاره دارد.

در زمینه کاربرد صنعتی، مسئله تعمیم نتایج بسیار مهم است. تفاوت‌های فردی می‌تواند بر عملکرد مدل تشخیص خواب‌آلودگی تأثیر بگذارد. اگرچه روندهای مشابه در فرآیندهای فیزیولوژیکی در هنگام خواب‌آلودگی وجود دارد، این تغییرات می‌تواند برای برخی از افراد کم و بیش حساس باشد. با وجود ناهمگونی بین فردی، یافتن یک مدل کلی که بتواند با تعداد کمی از رانندگان آموزش داده شود و سپس برای سایر رانندگان اعمال شود، چالش برانگیز است. در پژوهش حاضر برای تست اعتبارسنجی داده و تثبیت نتیجه و بهبود تعمیم ارزیابی دقت از روش اعتبارسنجی متقابل استفاده شد تکنیک اعتبارسنجی متقابل روشی برای اعتبارسنجی عملکرد یک مدل با کمترین سوگیری است. هدف انتخاب مدلی بود که نتایج قابل اعتمادی را از نمونه‌های موجود به دست آورد. نتایج پژوهش حاضر نشان داد که الگوریتم با مجموعه داده‌های زمینه‌ای و کاربردی برای یک نمونه مشخص، که



شکل ۶: نمودار ستونی دقت خستگی در حین رانندگی با حضور/عدم حضور عوامل زمینه‌ای برای هر ۲۰ نمونه

بحث

در مطالعه حاضر، یک روش جدید تشخیص خواب‌آلودگی راننده غیرمزاحم مبتنی بر پایش شاخص‌های نرخ تنفس، خمیازه، موقعیت جانبی خودرو و زمان واکنش معرفی شد. هر یک از این ویژگی‌ها به تنهایی و در ترکیب با عوامل زمینه‌ای موثر مورد بررسی قرار گرفتند. اکثر فناوری‌های موجود از تکنیک‌های مبتنی بر نصب دوربین برای تشخیص سیگنال تنفسی استفاده می‌کنند. تکنیک‌های مبتنی بر دوربین را می‌توان در شبیه‌سازی یا محیط‌های کنترل شده استفاده کرد، اما کاربرد آن‌ها به تعهد و همکاری راننده در سناریوهای دنیای واقعی بستگی دارد. همچنین احتمال ناراحتی و مسائل مربوط به حریم خصوصی راننده وجود دارد. تکنیک ارائه شده در این مطالعه امکان ثبت غیر مزاحم سیگنال تنفسی را با قرار دادن حسگر در کمربند ایمنی نیز فراهم می‌کند.

مطالعات قبلی وجود تفاوت‌های فردی در رفتار رانندگی را نیز نشان داده‌اند به عبارت دیگر موقعیت جانبی خودرو مقادیر متفاوتی در افراد مختلف دارد [۷۸]. این تفاوت‌ها باعث کاهش دقت تشخیص و قابلیت اطمینان می‌شود. از طرف دیگر، پارامترهای عملکردی به طور غیرخطی با درجه خواب‌آلودگی تغییر می‌کنند، بنابراین استفاده از برخی از ویژگی‌های غیرخطی در افزایش حساسیت و دقت می‌تواند در بهبود دقت مفید باشند [۷۹].

بر اساس یافته‌های مطالعه حاضر، خواب‌آلودگی راننده زمان واکنش راننده را کوتاه می‌کند. رانندگان ممکن است در نتیجه تلاش مداوم در مسافت طولانی دچار خستگی شوند زیرا میزان اطلاعاتی که به نوروها تحویل داده می‌شود از آستانه تحمل فراتر می‌رود. نوروها در مواجهه با اطلاعات خارجی بیش از حد برانگیخته می‌شود و در نتیجه زمان واکنش طولانی‌تر می‌شود [۸۰]. وانگ و همکاران تست زمان واکنش بعنوان شاخص خواب‌آلودگی با استفاده از رابط کاربری گوشی هوشمند بصورت درون خودرویی انجام دادند. بر اساس یافته‌ها، رانندگان در شب زمان واکنش طولانی‌تری نسبت به روز دارند [۸۱].

- [9] Zandi, A.S., et al., Non-intrusive detection of drowsy driving based on eye tracking data. *Transportation research record*, 2019. **2673**(6): p. 247-257.
- [10] Poursadeghiyan, M., et al., Determination the levels of subjective and observer rating of drowsiness and their associations with facial dynamic changes. *Iranian journal of public health*, 2017. **46**(1): p. 93.
- [11] Poursadeghiyan, M., et al., Using image processing in the proposed drowsiness detection system design. *Iranian journal of public health*, 2018. **47**(9): p. 1371.
- [12] Doudou, M., A. Bouabdallah, and V. Berge-Cherfaoui, Driver drowsiness measurement technologies: current research, market solutions, and challenges. *International Journal of Intelligent Transportation Systems Research*, 2020. **18**(2): p. 297-319.
- [13] Joshi, A., et al. In-the-wild drowsiness detection from facial expressions. in *2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2020. IEEE.
- [14] Yang, H., et al., Driver yawning detection based on subtle facial action recognition. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2020. **23**: p. 572-583.
- [15] Kang, H.-B. Various approaches for driver and driving behavior monitoring: A review. in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*. 2013.
- [16] Stein, A.C., 15 Detecting fatigued drivers with vehicle simulators. *Fatigue and Driving: Driver Impairment, Driver Fatigue, And Driving Simulation*, 1995: p. 133.
- [17] Aghaei, A.S., et al., Smart driver monitoring: when signal processing meets human factors: in the driver's seat. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2016. **33**(6): p. 35-48.
- [18] Sung, E.-J., et al., Effects of oxygen concentrations on driver fatigue during simulated driving. *Applied ergonomics*, 2005. **36**(1): p. 25-31.
- [19] Gharagozlu, F., et al., Correlation between driver subjective fatigue and bus lateral position in a driving simulator. *Electronic physician*, 2015. **7**(4): p. 1196.
- [20] Eyes, O.Y., Smart Eye. EPS (adj.), 2019. **2020**(2021E): p. 2023E.
- [21] McDonald, A.D., et al. Real-time detection of drowsiness related lane departures using steering wheel angle. in *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*. 2012. SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA.
- [22] Sahayadhas, A., K. Sundaraj, and M. Murugappan, Detecting driver drowsiness based on sensors: a review. *Sensors*, 2012. **12**(12): p. 16937-16953.
- [23] Jiang, Y., et al., EEG-based driver drowsiness estimation using an online multi-view and transfer *TSK fuzzy system*. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020. **22**(3): p. 1752-1764.
- [24] Rundo, F., et al., *An innovative deep learning algorithm for drowsiness detection from EEG signal*. *Computation*, 2019. **7**(1): p. 13.
- [25] Gharagozlu, F., et al., *Detecting driver mental fatigue based on EEG alpha power changes during simulated driving*. *Iranian journal of public health*, 2015. **44**(12): p. 1693.
- [26] Gharagozlu, F., et al., *Investigating EEG alpha variations for mental fatigue detection on car driving simulator*. *Iranian Journal of Ergonomics*, 2013. **1**(1): p. 5-13.
- [27] Gharagozlu, F., et al., *P25: Driver Cognitive Fatigue Detection Based on Changes in EEG Frequency Bands in Non-Professional Drivers during a Simulated Driving*

داده‌های آن برای آموزش مدل در این مرحله استفاده نشده است، عملکرد خوبی دارد.

نتیجه‌گیری

خواب‌آلودگی راننده ناشی از مکانیسم پیچیده‌ای است و عوامل بسیاری به شیوه‌ای متقابل بر آن تاثیر می‌گذارند. از طرف دیگر، آن پدیده‌ای است که در طول زمان انباشته می‌شود. در این مطالعه، یک مدل تشخیص دینامیکی بر اساس مدل مارکوف پنهان پیشنهاد شد که ویژگی‌های رفتاری، عملکردی و فیزیولوژیکی راننده را با اطلاعات زمینه‌ای برای تخمین خواب‌آلودگی راننده ادغام کرد. بسیاری از محققان روش‌های تشخیص خواب‌آلودگی را بر اساس ترکیب ویژگی‌ها به واسطه فن‌آوری‌های درون‌خوروبی ارائه داده‌اند. یافته‌های این پژوهش تاییدی بر تغییر در پارامترهای سیگنال تنفسی بعنوان شاخص خواب‌آلودگی راننده می‌باشد و پشتیبانی بر پایش برون خودروبی پارامترهای زمان واکنش و موقعیت جانبی در تشخیص خواب‌آلودگی ارائه می‌کند. بعلاوه، عوامل زمینه‌ای اطلاعات بسیار ارزشمندی از احتمال خواب‌آلودگی ارائه کرده و بایستی در روش‌های تشخیص خواب‌آلودگی مورد توجه قرار گیرند.

منابع

- [1] Branco, P., L. Torgo, and R.P. Ribeiro, A survey of predictive modeling on imbalanced domains. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2016. **49**(2): p. 1-50.
- [2] Strohl, K., et al., Drowsy driving and automobile crashes. *nccdr/nhtsa expert panel on driver fatigue and sleepiness*. Washington, DC: National Highway Traffic Safety Administration, 1998.
- [3] NHTSA, Traffic Safety Facts: Drowsy Driving. Washington D.C. Retrieved from. <http://www-nrd.nhtsa.dot.gov/pubs/811449.pdf>, 2011.
- [4] May, J.F. and C.L. Baldwin, Driver fatigue: The importance of identifying causal factors of fatigue when considering detection and countermeasure technologies. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 2009. **12**(3): p. 218-224.
- [5] Laouz, H., S. Ayad, and L.S. Terrissa. Literature review on driver's drowsiness and fatigue detection. in *2020 International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)*. 2020. IEEE.
- [6] Khanehsheenas, F., et al., Drivers' subjective perceptions of the contextual factors influencing fatigue: A qualitative study of suburban bus drivers in Iran. *Work*, 2022(Preprint): p. 1-11.
- [7] Mahajan, K., et al., Effects of driver work-rest patterns, lifestyle and payment incentives on long-haul truck driver sleepiness. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 2019. **60**: p. 366-382.
- [8] Li, G., et al., Visual attention assessment for expert-in-the-loop training in a maritime operation simulator. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019. **16**(1): p. 522-531.

- adults. *Chronobiology international*, 2008. **25**(5): p. 745-759.
- [44] Horne, J.A. and O. Östberg, *A self-assessment questionnaire to determine morningness-eveningness in human circadian rhythms*. *International journal of chronobiology*, 1976.
- [45] Buysse, D.J., et al., *The Pittsburgh Sleep Quality Index: a new instrument for psychiatric practice and research*. *Psychiatry research*, 1989. **28**(2): p. 193-213.
- [46] Costa Jr, P.T. and R.R. McCrae, *Neo Personality Inventory*. 2000: Oxford University Press.
- [47] Golding, J.F., *Motion sickness susceptibility questionnaire revised and its relationship to other forms of sickness*. *Brain research bulletin*, 1998. **47**(5): p. 507-516.
- [48] Horne, J. and L. Reyner, *Vehicle accidents related to sleep: a review*. *Occupational and environmental medicine*, 1999. **56**(5): p. 289-294.
- [49] Stoner, H.A., D.L. Fisher, and M. Mollenhauer, *Simulator and scenario factors influencing simulator sickness*. *Handbook of driving simulation for engineering, medicine, and psychology*, 2011.
- [50] Wang, M., et al., *Drowsy behavior detection based on driving information*. *International journal of automotive technology*, 2016. **17**(1): p. 165-173.
- [51] Farlex, I., *The Free Dictionary—Dictionary, Encyclopedia and Thesaurus*. 2010, Online.
- [52] Tashakori, M., A. Nahvi, and S. Ebrahimian Hadi Kiashari, *Driver drowsiness detection using facial thermal imaging in a driving simulator*. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of engineering in medicine*, 2022. **236**(1): p. 43-55.
- [53] Guede-Fernandez, F., et al., *Driver drowsiness detection based on respiratory signal analysis*. *IEEE access*, 2019. **7**: p. 81826-81838.
- [54] Rodríguez-Ibáñez, N., et al. *Drowsiness detection by thoracic effort signal analysis in real driving environments*. in *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2011. IEEE.
- [55] Siddiqui, H.U.R., et al., *Non-invasive driver drowsiness detection system*. *Sensors*, 2021. **21**(14): p. 4833.
- [56] Quintana, D.S., et al., *Resting-state high-frequency heart rate variability is related to respiratory frequency in individuals with severe mental illness but not healthy controls*. *Scientific Reports*, 2016. **6**(1): p. 1-8.
- [57] Kircher, M., G. Lenis, and O. Dössel, *Separating the effect of respiration from the heart rate variability for cases of constant harmonic breathing*. *Current Directions in Biomedical Engineering*, 2015. **1**(1): p. 46-49.
- [58] Tiinane, S., et al. *RSA component extraction from cardiovascular signals by combining adaptive filtering and PCA derived respiration*. in *2010 Computing in Cardiology*. 2010. IEEE.
- [59] Kiashari, S.E.H., et al., *Evaluation of driver drowsiness using respiration analysis by thermal imaging on a driving simulator*. *Multimedia Tools and Applications*, 2020. **79**(25): p. 17793-17815.
- [60] Ebrahimian, S., et al., *Multi-Level Classification of Driver Drowsiness by Simultaneous Analysis of ECG and Respiration Signals Using Deep Neural Networks*. *International journal of environmental research and public health*, 2022. **19**(17): p. 10736.
- [61] Wierwille, W.W. and L.A. Ellsworth, *Evaluation of driver drowsiness by trained raters*. *Accident Analysis & Prevention*, 1994. **26**(5): p. 571-581.
- Task*. *The Neuroscience Journal of Shefaye Khatam*, 2014. **2**(4): p. 75-75.
- [28] Khushaba, R.N., et al., *Driver drowsiness classification using fuzzy wavelet-packet-based feature-extraction algorithm*. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 2010. **58**(1): p. 121-131.
- [29] Mahmoodi, M. and A. Nahvi, *Driver drowsiness detection based on classification of surface electromyography features in a driving simulator*. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine*, 2019. **233**(4): p. 395-406.
- [30] Choi, H.S., *Drowsy driving detection using neural network with backpropagation algorithm implemented by FPGA*. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2020. **32**(18): p. e5471.
- [31] Fu, R. and H. Wang, *Detection of driving fatigue by using noncontact EMG and ECG signals measurement system*. *International journal of neural systems*, 2014. **24**(03): p. 1450006.
- [32] Sikander, G. and S. Anwar, *Driver fatigue detection systems: A review*. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018. **20**(6): p. 2339-2352.
- [33] Ríos Aguilar, S., et al., *Variation of the Heartbeat and Activity as an Indicator of Drowsiness at the Wheel Using a Smartwatch*. 2015.
- [34] Kaneko, S. and E. Fujita, *Research and development for preventing deterioration in the driver's level of arousal and maintaining the level of arousal*. *Int. Assoc. of Traffic Saf. Sci. Rev.*, 2013. **38**(1): p. 57-63.
- [35] Trinder, J., et al., *Respiratory instability during sleep onset*. *Journal of Applied Physiology*, 1992. **73**(6): p. 2462-2469.
- [36] Cai, H. and Y. Lin, *An experiment to non-intrusively collect physiological parameters towards driver state detection*. 2007, SAE Technical Paper.
- [37] Douglas, N., et al., *Respiration during sleep in normal man*. *Thorax*, 1982. **37**(11): p. 840-844.
- [38] Behnood, M. and A. Pakgohar, *The Preliminary Plan for Budgeting the Costs of Social Training of Traffic*. *Organization of Transportation and Traffic Management*, Tehran, 2008.
- [39] Salmon, P., M. Regan, and I. Johnston, *Human Error and Road Transport: Phase one—A Framework for an Error Tolerant Transport System*. *Monash University Accident Research Center AU Report*, 2005. **256**.
- [40] WOO, H.-Y., et al., *International Association for the Study of Obesity and the International Obesity Task Force 2000 The Asia-Pacific perspective: redefining obesity and its treatment International Association for the Study of Obesity and the International Obesity Task Force 2000 The Asia-Pacific perspective: redefining obesity and its treatment*. *Endocrine journal*, 2012. **59**(9): p. 781-790.
- [41] Armitage, R., *Sex differences in slow-wave activity in response to sleep deprivation*. *Sleep Res Online*, 2001. **4**: p. 33-41.
- [42] Ferrante, C., V. Varladi, and M.R. De Blasiis, *Gender differences measured on driving performances in an urban simulated environment*. in *International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics*. 2019. Springer.
- [43] Tonetti, L., M. Fabbri, and V. Natale, *Sex difference in sleep-time preference and sleep need: A cross-sectional survey among Italian pre-adolescents, adolescents, and*

- [73] Maycock, G., *Sleepiness and driving: the experience of heavy goods vehicle drivers in the UK*. Journal of Sleep Research, 1997. **6**(4): p. 238-244.
- [74] Young, T., et al., *The occurrence of sleep-disordered breathing among middle-aged adults*. New England Journal of Medicine, 1993. **328**(17): p. 1230-1235.
- [75] Hargens, T.A., et al., *Association between sleep disorders, obesity, and exercise: a review*. Nature and science of sleep, 2013. **5**: p. 27.
- [76] *circumference and other clinical features in the diagnosis of the obstructive sleep apnoea syndrome*. Thorax, 1992. **47**(2): p. 101-105.
- [77] Ji, Q., P. Lan, and C. Looney, *A probabilistic framework for modeling and real-time monitoring human fatigue*. IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics-Part A: Systems and humans, 2006. **36**(5): p. 862-875.
- [78] Ingre, M., et al., *Subjective sleepiness, simulated driving performance and blink duration: examining individual differences*. Journal of sleep research, 2006. **15**(1): p. 47-53.
- [79] Chai, R., et al. *Classification of driver fatigue in an electroencephalography-based countermeasure system with source separation module*. in *2015 37th annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society (EMBC)*. 2015. IEEE.
- [80] Carlson, N., *Foundations of physiology and psychology*. 2008, Boston, Mass: Pearson.
- [81] Wang, L.-Z., Y.-L. Pei, and J. Leng, *Correlation between Vigilance Level and Driving Performance: Influence of the Driving Duration and Circadian Rhythm*, in *CICTP 2019*. 2019. p. 331-343.
- [82] Wang, X. and C. Xu, *Driver drowsiness detection based on non-intrusive metrics considering individual specifics*. Accident Analysis & Prevention, 2016. **95**: p. 350-357.
- [83] de Naurois, C.J., et al., *Detection and prediction of driver drowsiness using artificial neural network models*. Accident Analysis & Prevention, 2019. **126**: p. 95-104.
- [84] Fu, R., H. Wang, and W. Zhao, *Dynamic driver fatigue detection using hidden Markov model in real driving condition*. Expert Systems with Applications, 2016. **63**: p. 397-411.
- [62] Wiegand, D.M., et al., *Development and evaluation of a naturalistic observer rating of drowsiness protocol*. 2009.
- [63] Co, E., et al., *Crew factors in flight operations XI: A survey of fatigue factors in regional airline operations*. NASA Ames Research Center, Moffett Field. 1999, CA, Technical Memorandum.
- [64] Rosekind, M., et al., *Crew factors in flight operations XIII: A survey of fatigue factors in corporate/executive aviation operations*. NASA Technical Memorandum, 2000. **209610**.
- [65] Jensen, F.V. and T.D. Nielsen, *Bayesian networks and decision graphs*. Vol. 2. 2007: Springer.
- [66] Marcot, B.G., et al., *Characterizing species at risk. II: Using Bayesian belief networks as decision support tools to determine species conservation categories under the Northwest Forest Plan*. Ecology and Society. 11 (2): 12. <http://www.ecologyandsociety.org/vol11/iss2/art12/>, 2006.
- [67] Miyama, G., et al., *Risk factors for collisions and near-miss incidents caused by drowsy bus drivers*. International journal of environmental research and public health, 2020. **17**(12): p. 4370.
- [68] Razmpa, E., K. Sadegh Niat, and B. Saedi, *Urban bus drivers' sleep problems and crash accidents*. Indian Journal of Otolaryngology and Head & Neck Surgery, 2011. **63**(3): p. 269-273.
- [69] Santos, D.B., et al., *Daytime sleepiness and attention in city bus drivers of two capitals of Brazil*. Revista Portuguesa de Pneumologia (English Edition), 2013. **19**(4): p. 152-156.
- [70] Diez, J.J., et al., *Sleep habits, daytime sleepiness and working conditions in short-distance bus drivers*. International Journal of Workplace Health Management, 2014.
- [71] Chaiard, J., et al., *Factors associated with sleep quality of Thai intercity bus drivers*. Industrial health, 2019: p. 2018-0168.
- [72] Hui, D.S., et al., *Prevalence of snoring and sleep-disordered breathing in a group of commercial bus drivers in Hong Kong*. Internal medicine journal, 2002. **32**(4): p. 149-157.