دوازدهمین کنگره ملی سراسری
فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران
12th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran
senaconf.ir

کاربرد هوش مصنوعی در شبکه اقتضایی خودرویی

محمد اسماعیل جعفری

عضو هیات علمی دانشگاه پیام نور، mohammad.jafari@pnu.ac.ir

چکیده

امروزه از هوش مصنوعی به دلیل قابلیت آن در استنتاج از داده‌ها، در حوزه‌های کاربردی مختلف استفاده می‌شود. در حوزه شبکه‌های اقتضایی خودرویی (VANETs) امکان تبادل اطلاعات بین وسایل نقلیه به منظور ایجاد حمل و نقل هوشمند فراهم می‌شود. داده‌هایی که در این حوزه جمع آوری می شوند می تواند برای اهداف مختلفی مانند مسیریابی، افزایش آگاهی راننده، پیش‌بینی حرکت خودروها برای جلوگیری از موقعیت‌های خطرناک استفاده شوند و در نتیجه باعث بهبود جریان ترافیک، ایمنی و راحتی مسافران شود. در این مقاله با بررسی تکنیک‌های هوش مصنوعی که در حال حاضر در تحقیقات مختلف در حوزه شبکه اقتضایی خودرویی در حال بررسی هستند، در مورد نقاط قوت و ضعف این رویکردها بحث می‌کنیم. همچنین فرصت‌های تحقیقاتی آینده این حوزه را شناسایی می‌کنیم که می‌توانند از پتانسیل هوش مصنوعی استفاده کنند.

واژه‌های کلیدی

هوش مصنوعی، شبکه بین خودرویی، یادگیری ماشین، یادگیری ازدحامی، یادگیری عمیق

۱. مقدمه

شبکه اقتضایی خودرویی نتیجه پیشرفت و همگرایی فن آوری‌های ارتباطی بی‌سیم، سیستم‌های حمل و نقل هوشمند و فن آوری‌های ساخت خودرو است. این شبکه به عنوان یک زیر گروه خاص از شبکه اقتضایی متحرک (Manets) که گره‌های آن وسایل نقلیه هستند، در نظر گرفته می‌شود. شبکه اقتضایی خودرویی مجموعه ای از نهادهای متحرک (وسایل نقلیه) و ثابت (واحدهای کنار جاده‌ای) است که برای تبادل اطلاعات مهم در مورد شرایط جاده و وسایل نقلیه دیگر با هم ارتباط برقرار می کنند [۲].

انواع ارتباطات شبکه اقتضایی خودرویی شامل موارد زیر است:

- ارتباطات وسیله نقلیه به وسیله نقلیه (V2V).
- ارتباطات وسیله نقلیه به زیرساخت (V2I).
- ارتباطات درون زیرساخت (I2I).
- ارتباط وسیله نقلیه به سنسور (V2S).
- ارتباطات وسیله نقلیه با وسایل شخصی (V2PD).
- ارتباطات وسیله نقلیه به شبکه سلولی (V2CN).

علاوه بر برنامه های ایمنی (مثل جلوگیری از تصادف، انتشار پیام هشدار دهنده)، وسایل نقلیه اکنون مجهز به سخت افزار و نرم افزاری هستند که می توانند از برنامه های مختلف رفاهی هم پشتیبانی کنند [۴]. در واقع، در طول دهه گذشته بسیاری از خدمات شبکه اقتضایی خودرویی (مثل برنامه های سرگرمی، کمک به راننده و سرویسهای ویدئویی) همراه با بهبود کیفیت اتصال آنها به دلیل ظهور شبکه های موبایل سریع 5G، رشد یافته‌اند. ظهور این خدمات نه تنها از نظر امنیت و حریم خصوصی بلکه از نظر عملکرد و کیفیت خدمات (QoS) نیز چالش های جدیدی را ایجاد می کند.

در ادامه موضوعات اصلی که در استفاده از روشهای هوش مصنوعی در تحقیقات شبکه اقتضایی خودرویی وجود دارد و مزایا و معایب آنها بررسی می شود.

۲. استفاده از روشهای هوش مصنوعی در شبکه اقتضایی خودرویی

در این بخش خدمات ارائه شده توسط شبکه اقتضایی خودرویی که می توانند از فناوری‌های هوش مصنوعی بهره‌مند شوند را در شش حوزه یعنی برنامه‌های کاربردی، مسیریابی، امنیت، تخصیص منابع و فناوری‌های دسترسی، مدیریت جابجایی و معماری‌های یکپارچگی بررسی می‌کنیم.

۱،۲. برنامه های کاربردی

یکی از محبوب‌ترین برنامه‌های کاربردی شبکه اقتضایی خودرویی ارسال هشدارهای اولیه به راننده و اطمینان از پاسخ‌های به موقع راننده در موقعیت‌های خطرناک برای اطمینان از سفر ایمن است. ما می‌توانیم برنامه‌های کاربردی شبکه اقتضایی خودرویی را به سه دسته اصلی طبقه‌بندی کنیم: برنامه‌های ایمنی، برنامه‌های مدیریت ترافیک و برنامه‌های رفاهی [۶].

۱،۱،۲. برنامه های ایمنی

این برنامه ها با دادن اطلاعاتی در مورد موانع موجود در جاده و یا انسداد جاده می توانند باعث جلوگیری از تصادفات اتومبیل شوند. پیش‌بینی تصادف با استفاده از یک الگوریتم جنگلی تصادفی (Random Forest Algorithm) امکان پذیر است [۸]. در هنگام رانندگی، عوامل مختلفی وجود دارد که هنگام انتخاب مسیر توسط راننده باید در نظر گرفته شود. این موارد شامل تابلوهای راهنمایی و رانندگی، عابران پیاده و سایر اتومبیل‌ها و در بسیاری موارد راهنمایی‌های دریافت شده از سیستم موقعیت‌یابی جهانی (GPS) است. تمرکز همزمان روی همه این فعالیت‌ها ممکن است برای یک راننده چالش برانگیز باشد. بنابراین، مطالعه رفتار راننده در این زمینه به یک مسئله مهم تبدیل می‌شود. روش ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) به دلیل سرعت و دقت آن می تواند در شناسایی شرایط جاده به صورت درلحظه (real-time) کمک کند. شبکه های عصبی پیچشی (Convolutional Neural Networks) در پیش‌بینی رفتارها و اقدامات رانندگان برای جلوگیری از مانورهای ناامن مفید هستند [۱۰]. علاوه بر تشخیص تابلوهای هشدار دهنده، برنامه های ایمنی اغلب

برای مدیریت ایمن تغییر مسیر بین خطوط جاده، یافتن مسیر و ترمزهای اضطراری خودکار برای جلوگیری از تصادف نیز استفاده می‌شوند [۱۱]. این امکانات را می‌توان با بهره گیری از تکنیک تحلیل مؤلفه اساسی (Principal Component Analysis) به دلیل توانایی آن در استخراج داده های ورودی مرتبط بر اساس ویژگی های راننده، ویژگی های اتومبیل و ویژگی های محیط ایجاد کرد[۱۲]. اگر یک حادثه پیش‌بینی نشده رخ دهد، برای تشخیص نوع آن حادثه، می توانیم از دسته بندی کننده بیز ساده (Naive Bayes) استفاده کنیم که یک الگوریتم دسته بندی است[۱۳]. همچنین راه‌حل های مبتنی بر درخت تصمیم گیری[۱۴] می تواند با ایجاد تصمیمات زمانی لازم، به کاهش ازدحام در جاده کمک کند[۷].

۲،۱،۲. برنامه های مدیریت ترافیک

هدف اصلی کنترل و مدیریت ترافیک بهبود جریان ترافیک، کاهش زمان سفر با جلوگیری از فشرده شدن ترافیک و کمک به رانندگان با اطلاع رسانی شرایط جاده به روز شده برای انتخاب بهترین مسیر است [۱۵]. برای این کار ممکن است نیاز به استفاده از دستگاه‌های خاص، مانند چراغ های راهنمایی پیچیده تر و پانل‌های الکترونیکی، در کنار جاده باشد که می توانند از تکنیک‌های یادگیری تقویت شده (reinforcement learning) استفاده کنند[۱۶]. شبکه عصبی واحد بازگشتی گیتی (Gated Recurrent Unit) [۲۰] می تواند در پیش‌بینی حجم جریان ترافیک جاده کمک کند. همچنین شبکه‌ی عصبی حافظه‌ی کوتاه‌مدت طولانی (Long-Short Term Memory)[۱۸]، می‌تواند پیش‌بینی ترافیک بهتری داشته باشد زیرا از نظر دقت پیش‌بینی از شبکه‌های سری زمانی استاندارد بهتر و سریعتر است و می‌توانند با مجموعه داده‌های بزرگتر، بهتر از مدل‌های سری زمانی سنتی کار کنند. پیش‌بینی ازدحام احتمالی جاده می‌تواند به کاهش ازدحام و افزایش ظرفیت جاده کمک کند. الگوریتم هوش ازدحامی بهینه‌سازی کلونی مورچه ها (Ant Colony Optimization Swarm Intelligence) می‌تواند به عنوان یک روش تصمیم‌گیری برای هدایت جریان ترافیک به منظور به حداقل رساندن ازدحام ترافیک مورد استفاده قرار گیرد [۱۷]. با این حال، برای پیش‌بینی بهتر ازدحام، می‌توانیم رویکردهای مبتنی بر شبکه‌های عصبی پیچشی (Convolutional Neural Networks) [۱۸] یا شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks) [۱۹] را اعمال کنیم زیرا این دو مدل به دلیل تعداد زیاد اجزای پردازش (نورونها) از دقت پیش‌بینی بالایی برخوردار هستند [۲۱]. پیش‌بینی سرعت وسایل نقلیه و تراکم وسایل نقلیه مختلف که در ساعات مختلف روز متفاوت است یکی از کاربردهای ممکن الگوریتم نزدیکترین kهمسایه (k-Nearest Neighbor) در زمینه وسایل نقلیه است [۲۲]. الگوریتم نزدیکترین kهمسایه می‌تواند مدل درخت و رگرسیون خطی داده‌های ورودی را در حالی که حداقل خطا دارند، ایجاد کند [۲۳]. آب و هوا و بسیاری از شرایط جاده‌ای، از دیگر عوامل مرتبط با مدیریت ترافیک است که می‌تواند هنگام استفاده از تکنیک های یادگیری ماشین برای بهینه‌سازی برنامه‌های مدیریت ترافیک در نظر گرفته شود.

۳،۱،۲. برنامه های کاربردی رفاهی

علاوه بر برنامه های ایمنی در جاده، سرویس های کاربردی رفاهی و سرگرمی نیز در شبکه اقتضایی خودرویی محبوب هستند [۲۴]. این برنامه‌ها خدماتی مانند تبادل محتوای چندرسانه‌ای، فیلم و موسیقی در شبکه اقتضایی خودرویی را ارائه می‌دهند. دسترسی به اینترنت فراگیر امروز با ظهور بسیاری از فناوری‌های فعال شده به واقعیت تبدیل شده است [۲۵]. خودروها نیز از این قاعده مستثنی نیستند و همزمان با اتصال به خودروهای دیگر در شبکه اقتضایی خودرویی [۲۵]، در اتصال مداوم با شبکه جهانی اینترنت نیز هستند. همچنین این برنامه‌ها به نیازهای رفاهی مسافران می‌پردازند، مانند پیشنهادهای تبلیغاتی وابسته به مکان خودرو، یافتن پارکینگ و پرداخت راحت‌تر عوارض بزرگراه‌ها[۲۶]. شبکه‌های عصبی پیچشی برای کار با داده‌های تصویر و ویدئو مناسب است [۲۷] زیرا می‌تواند وضوح تصویر را بهینه کند تا یک تصویر خروجی واضح‌تر به راننده ارائه دهد [۲۸]. دستیابی به یک فشرده‌سازی داده با کیفیت بالا برای برنامه‌های سرگرمی مفید است [۲۹] که برای این کار، می توان از یک رمزگذار عمیق خودکار برای رمزگذاری هوشمند داده‌های چندرسانه‌ای استفاده کرد [۳۰]؛ زیرا دارای یادگیری قدرتمندی برای بازنمایی و بازسازی داده‌های غیرخطی وسایل نقلیه است. راهنمایی مسیر سفر، یک از پیچیده‌ترین خدمات رفاهی است که می‌تواند با تکنیک الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (Particle Swarm Optimization) به دلیل توانایی آن در جستجوی مسیر نزدیک به حد مطلوب (مسیر سفر) بر اساس فضای جستجو(نقشه راهها) انجام شود.

۲،۲. مسیریابی

مسیریابی نقش مهمی در شبکه اقتضایی خودرویی دارد زیرا همه خدمات پشتیبانی شده، چه به صورت تک‌پخشی و چه به صورت چندپخشی، برای مسیریابی داده‌ها به ارتباطات چند گره (گام) متکی هستند [۳۱]. ارتباطات تک‌پخشی به طور معمول در برنامه‌های رفاهی مانند انتقال فایل و بازی استفاده می‌شود [۳۲]. ارتباطات چندپخشی در برنامه‌های امنیتی و ترافیک، از جمله هشدار تصادفات استفاده می‌شود [۱]. یکی از مهمترین موضوعات مربوط به مسیریابی در شبکه اقتضایی خودرویی، سرعت وسایل نقلیه است که در محیط‌های شهری و بزرگراه‌ها متفاوت است. این تفاوت در سرعت، اغلب منجر به اختلال مکرر در اتصال می شود، بنابراین حفظ ارتباط مداوم بین وسایل نقلیه به یک کار چالش برانگیز تبدیل می‌شود. یکی از چالش‌های دیگری که باید مورد توجه قرار گیرد موانع و تغییر خط حرکت اتومبیل در بین خطوط جاده است [۳۳]. تقریباً برای همه پروتکل‌های مسیریابی، به ویژه آنهایی که مبتنی بر ارتباطات از طریق گام‌ها هستند، مهمترین مرحله انتخاب مجموعه رله‌های شبه بهینه است. در این زمینه، استفاده از تکنیک جنگل تصادفی (Random Forest) برای کاوش در همسایگی خودرو به همراه یک طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی گره‌ها بر اساس توانایی آنها برای ارسال پیام، می تواند طراحی پروتکل‌های مسیریابی [۳۴] را بهبود بخشد. استفاده از شبکه‌ی عصبی حافظه‌ی کوتاه‌مدت طولانی [۳۷] به دلیل توانایی خود در پیش‌بینی جریان تصادفی ترافیک و نگهداری طولانی‌تر اطلاعات گذشته، می‌تواند سطح اعتماد مسیریابی را تضمین کند. در [۳۵]، نویسندگان رفتار راننده را مورد مطالعه قرار دادند، و نشان دادند که شبکه‌های عصبی پیچشی یک روش مناسب برای پیش‌بینی مسیرهای رانندگی است. بهینه‌سازی کلونی مورچگان یکی از بهترین روش‌ها برای تعیین مسیر شبه‌کوتاه در مسیریابی داده‌ها است [۳۶]. به عنوان یک تکنیک بیولوژیکی، بهینه‌سازی کلونی مورچگان در هنگام جستجوی تقریباً مطلوب، از خود سازماندهی و مقاومت در برابر خطاها برخوردار است. برای پروتکل‌های Geocast (پخش پیام به زیر مجموعه وسایل نقلیه در یک منطقه جغرافیایی از پیش تعریف شده)، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات ممکن است نقش مهمی در یافتن وسایل نقلیه همسایه و بومی‌سازی آنها در همان منطقه یا منطقه خاص داشته باشد [۳۸]. در واقع، در فرآیند الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، حرکت هر ذره تحت تأثیر همسایگان محلی آن قرار دارد، اما به سمت بهترین مناطق شناخته شده فضای جستجو نیز هدایت می‌شود، که به عنوان موقعیت‌های بهتر توسط ذرات دیگر اصلاح می شوند. در نتیجه به سمت بهینه‌ترین راه حل‌ها حرکت می‌کند.

۳،۲. امنیت

امنیت در شبکه اقتضایی خودرویی طی یک دهه گذشته به طور گسترده مورد مطالعه قرار گرفته است [۳۹]. در شبکه اقتضایی خودرویی، پیام‌ها به طور مداوم در بین خودروها با یکدیگر و بین خودروها و ساختارهای جانبی کنار جاده ارسال می‌شوند. یکپارچگی، اصالت، حریم خصوصی و محرمانه بودن این پیام ها باید حفظ شود زیرا بسیاری از آنها دارای اطلاعات حساس هستند. همچنین لازم است به سطح اعتماد و الزام زمان واقعی بودن برنامه‌های مربوط به ایمنی توجه شود [۳۹]. همانطور که قبلاً نیز اشاره کردیم، اغلب وسایل نقلیه، اطلاعات ایمنی را از طریق شبکه اقتضایی خودرویی به اشتراک می گذارند، و بر اساس اطلاعات جمع آوری شده از همسایگان، یک وسیله نقلیه تصمیمات مهمی می‌گیرد (مانند تغییر مسیریابی انجام شده یا تغییر در خط حرکت در جاده، یا پخش پیام). اگر این اطلاعات صحیح نباشد، ممکن است عواقب ناخواسته‌ای داشته باشد و زندگی سرنشینان را به خطر اندازد. علاوه بر این، اطلاعات نادرست در مورد هویت وسایل نقلیه، حوادث زیست محیطی و شرایط جاده می تواند برای کاربران شبکه اقتضایی خودرویی مضر باشد [۲] حمله سیبل (Sybil) احساس کاذب از ازدحام ترافیکی ایجاد می‌کند. گره‌های مخرب، حملات DDOS، اعتبارسنجی، تزریق زبان پرس و جو (SQL injection)، تشخیص و پیشگیری از نفوذ و حمله سخت افزاری مهمترین نگرانی های امنیتی در شبکه های اقتضایی خودرویی هستند [۴۰]. به طور کلی، یک الگوریتم خوشه بندی گره در مرحله مقدماتی برای تشخیص یک گره مخرب مورد نیاز است و الگوریتم K-میانگین (K-means algorithm) به دلیل سازگاری آن با توپولوژی بسیار پویای شبکه اقتضایی خودرویی برای این منظور مناسب است [۵]. حملات درون وسیله نقلیه و به ویژه، حمله CAN Bus نوع مهمی از سوء استفاده‌ها است که باید توجه لازم به آن صورت گیرد. استفاده از شبکه عصبی واحد بازگشتی گیتی [۴۱] می تواند به تشخیص چنین نفوذی کمک کند، اما به طور کلی، باید با سایر روشهای یادگیری عمیق ترکیب شود. شبکه عصبی واحد بازگشتی گیتی می تواند یک چارچوب همکاری توزیع شده را برای ارزیابی شرایط شبکه و قضاوت در زمان واقعی در مورد محافظت از شبکه در برابر حملات اختلال کانال (jamming attack) ایجاد کند، و باعث

می شود از سوراخ های ناشی از این نوع حمله جنجالی جلوگیری کند [۴۶]. تکنیک شبکه عصبی همچنین برای تشخیص رفتار مشکوک مفید است زیرا گره ها را بر اساس تاریخچه رفتاری آنها طبقه بندی می کند [۴۲]. همچنین شبکه‌های عصبی پیچشی، می توانند ابزاری مفید برای استخراج ویژگی‌های فضایی و مکانی از یک مجموعه داده دو بعدی، با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا باشند [۴۳]. شبکه‌ی عصبی حافظه‌ی کوتاه‌مدت طولانی [۴۸] می تواند با استفاده از اطلاعات مربوط به جریان ترافیک وابسته به زمان، در تشخیص نفوذ بدافزار در دستگاه وضعیت نمای خودرو کمک کند. در یک شبکه اقتضایی خودرویی، یک وسیله نقلیه ممکن است اعتماد به پیام‌های رد و بدل شده را بر اساس متغیرهای مختلف، از جمله مشاهده همسایه، اعتبار آن یا تعامل قبلی با آن وسیله نقلیه ارزیابی کند. با این حال، ارتباطات به دلیل تحرک بالای اتومبیل‌ها کوتاه مدت و ناپایدار است. ارزیابی اعتماد به یک پیام حیاتی (مانند هشدارهای فوری) در یک بازه زمانی کوتاه، بسیار چالش برانگیز و پیچیده است. در شبکه اقتضایی خودرویی، ماشین بردار پشتیبان و یادگیری تقویتی (Reinforcement learning) ممکن است برای ایجاد استراتژی‌های اعتماد به وسایل نقلیه یا رفتارهای اشخاص ثالث اعمال شود. همچنین، ماشین بردار پشتیبان برای سناریوهای مختلف طبقه بندی غیرخطی [۴۴] با استفاده از پارامترهای ورودی (مانند موقعیت، سرعت و هویت همسایگان و ویژگی‌های آنها)، می‌تواند ابزاری مناسب برای توسعه مدل‌های اعتماد باشد و کارآیی آن در محیط‌های وسایل نقلیه متنوع نشان داده شده است. از طرف دیگر، تکنیک یادگیری تقویتی [۴۵] می‌تواند داده‌های عظیم تولید شده در محیط وسایل نقلیه را مدیریت کند، و بنابراین، ابزاری قدرتمند را برای بررسی رفتارهای گذشته وسایل نقلیه و ایجاد تصمیمات مطمئن فراهم می‌کند. DOS یک حمله مشهور است که نیاز است شناسایی شده و وقوع آن کاهش یابد. الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات ممکن است نقش مهمی در کاهش حملات DOS با تفسیر رفتارهای گروه‌های وسایل نقلیه داشته باشد [۴۷]. در واقع، مفهوم الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر رفتار ذرات (در مورد شبکه اقتضایی خودرویی، وسایل نقلیه) در فضای جستجو است. سپس، ذرات در فضای جستجو با توجه به رفتارهای گذشته آنها (تاریخچه سناریوی جاده) تنظیم می‌شوند. این یک تکنیک اکتشافی است که حرکات گله‌های پرندگان را که هدف آنها پیدا کردن مواد غذایی است، شبیه سازی می کند (در اینجا گره مورد حمله).

۴،۲. تخصیص منابع و فن آوری های دسترسی

منابع موجود در شبکه اقتضایی خودرویی شامل منابع رادیویی (مانند باند فرکانس، انتقال سطح انرژی)، منابع زیرساخت جاده‌ای (مانند واحدهای کنار جاده‌ای) و منابع خارجی (مانند منابع موجود در ساختار ابری) است. اطمینان از توزیع منصفانه منابع در شبکه اقتضایی خودرویی به دلیل انواع مختلف محدودیتهای ذاتی، یک چالش است [۴۹]. این چالشها شامل کانال‌های بی‌سیم اشتباه و مسدود شده (به دلیل تحرک بالای خودروها یا عدم دسترسی به کانال هماهنگی)، تداخل طیف فرکانسی، نقص سخت افزاری و رشد مداوم دستگاههای ارتباطی وسایل نقلیه است [۵۰]. جنبه ناهمگن فن آوری‌های مختلف دسترسی که در شبکه اقتضایی خودرویی استفاده شده است باعث می‌شود ادغام آنها با یکدیگر و شبکه های خارجی حتی چالش برانگیزتر باشد [۵۱]. با این حال، استفاده از یادگیری تقویتی عمیق می‌تواند در پرداختن به برخی از موضوعات فوق الذکر از طریق اجرای الگوریتم‌های اختصاصی منابع ابری هوشمند مؤثر باشد. در واقع، یادگیری تقویتی عمیق می تواند داده‌های ورودی دارای ابعاد زیاد را مدیریت کند و بهترین اقدام را برای هر یک در نظر بگیرد [۵۲]. یادگیری تقویتی عمیق همچنین می تواند در انجام برنامه‌ریزی بهتر کارها و کاهش بار کاری با سپردن پردازشها از داخل (وسیله نقلیه) به منابع خارجی (واحدهای کنار جاده‌ای یا ابر) کمک کند. دسترسی به کانال فیزیکی مبتنی بر یادگیری تقویتی رویکردی برای کاهش ازدحام در کانال فیزیکی [۵۳] در تصمیم گیری تحت محدودیت های نامشخص است. علاوه بر این، اجرای الگوریتم های مدیریت داده مبتنی بر یادگیری تقویتی عمیق باعث افزایش کارایی مدیریت منابع می شود (هنگام برخورد با فن آوری های ناهمگن 5G و LTE در شبکه اقتضایی خودرویی [۵۱]). ناهمگونی برای تخصیص منابع از پیچیدگی بالایی برخوردار است اما با تجزیه مشکل در چندین مشکل فرعی می تواند با استفاده از یادگیری تقویتی عمیق (با لایه های مختلف) مدیریت شود. یکی الگوی جدید در شبکه های اقتضایی خودرو، برش شبکه است که یک مدل معماری در حال ظهور است که به شبکه های منطقی مجازی اجازه می دهد تا در همان زیرساخت‌های شبکه فیزیکی تسهیم (multiplex) شوند. از تکنیک ماشین بردار پشتیبان می‌توان برای توسعه راه‌حل‌های موثر و نوآورانه برای برش شبکه استفاده کرد [۵۴]. در واقع، پس از جمع آوری داده های مورد نیاز برش شبکه، ماشین بردار پشتیبان می تواند ویژگیهای مورد نیاز را استخراج و سپس طبقه بندی برش را انجام دهد.

۵،۲. مدیریت جابجایی

جابجایی در شبکه اقتضایی خودرویی به طور مستقیم با رفتار رانندگان و واکنش آنها در برابر موانع در موقعیت های مختلف و پیچیده که در سازه های جاده ای (مانند تقاطع ها و علائم ترافیکی) و به ایستگاه های پایه که کنار جاده (زیرساخت ها) در بزرگراه ها یا در یک منطقه کلانشهر وجود دارد، مرتبط است. این محدودیت‌ها تا حد زیادی بر مدل جابجایی و کیفیت انتقال رادیویی تأثیر می گذارد [۵۵]. تحرک بالا یکی از ویژگی های اصلی است که شبکه های اقتضایی را از سایر کلاس های شبکه های بی سیم متمایز می کند، زیرا سرعت خودرو بسته به محیط متفاوت است [۵۶]. اگرچه حرکت وسایل نقلیه نسبتاً قابل پیش بینی است، اما تأثیر جابجایی بر اتصال و توپولوژی شبکه یکی از مهمترین چالش های شبکه های وسایل نقلیه است. به عنوان مثال، یک گره می تواند در مدت زمان بسیار کوتاهی به شبکه بپیوندد یا از شبکه خارج شود و باعث تغییر توپولوژی بسیار مکرر شود. ما برای رسیدگی به مسائل جابجایی، باید روشهای مدیریت رفتار راننده را توسعه دهیم. شبکه‌های عصبی پیچشی و شبکه‌های عصبی، تکنیک‌های هوش مصنوعی مناسبی هستند، زیرا می توانند مدل های جابجایی وسیله نقلیه، رفتار راننده و ترافیک جاده‌ای را تجزیه و تحلیل کنند. پیش بینی جابجایی وسایل نقلیه و تغییرات در حرکت در بین خطوط جاده با استفاده از الگوریتم نزدیکترین k همسایه امکان پذیر است؛ زیرا مبتنی بر تخمین هر وسیله نقلیه با کمک سایر وسایل نقلیه با ویژگی های مشابه (مانند موقعیت های مختلف در همان جهت یا یک خط) است [۵۷].

۶،۲. معماری یکپارچه

اجرا و استقرار برنامه های شبکه اقتضایی خودرویی به طیف گسترده ای از قابلیت های شبکه و محاسبات نیاز دارد. فن آوری‌های نوظهور مانند پردازش ابری(cloud) ، پردازش مه (Fog)، پردازش لبه (Edge) و 5G با برنامه های شبکه اقتضایی خودرویی یکپارچه می شوند [۹]. ادغام این زیرساخت‌های ناهمگن و معماری‌های ترکیبی بسیاری از چالش‌ها، به ویژه چالشهای مربوط به تأخیر پردازش داده‌ها و خطرات امنیتی داده‌ها را به وجود می آورد [۵۸]. داده‌ها، در حالی که از طریق معماری‌های مختلف که در شبکه اقتضایی خودرویی یکپارچه شده اند، انتقال می یابند، عملیات مختلف پردازش روی آنها انجام می‌گیرد. یادگیری تقویتی عمیق (DRL) یک تکنیک کارآمد است که می تواند به دلیل انعطاف پذیری لایه های حلقوی آن، به کنترل ناهمگنی در هنگام مهاجرت داده بین شبکه های ناهمگن کمک کند [۵۹]. شبکه های مولد تخاصمی (Generative Adversarial Networks) می‌توانند برای کاهش تأخیر انتقال داده بین لایه‌های معماری یکپارچه اجرا شوند زیرا از قبل تعداد تکرارهای تعریف شده ثابتی برای ساخت یک مدل بازنمایی، غیر وابسته به اندازه یا ساختار داده ها دارند[۶۰]. برای تشخیص نفوذ، الگوریتم نزدیکترین k همسایه به دلیل دقت بالا برای طبقه بندی گره (در یادگیری تحت نظارت) و همچنین رگرسیون (در یادگیری بدون نظارت) تکنیک‌های مناسبی هستند. با این حال، استفاده از گروه‌های شبکه های یادگیری عمیق (Ensemble of Deep Learning Networks) ممکن است به دلیل پشتیبانی از تنوع منبع داده و ناهمگونی نوع داده‌ها، به راندمان بهتری برای تشخیص نفوذ برسد [۶۱]. به عنوان مثال، یک سناریوی نمونه که در آن می‌توان یک نفوذ را از طریق جریان داده‌های ابر تشخیص داد می تواند به این صورت باشد: در مرحله اول، دو گروه مختلف از شبکه های یادگیری عمیق را می‌توان با استفاده از جریان داده‌ها و حملاتی که قبلاً ذخیره شده‌اند، آموزش دهید. سپس می‌توان از طبقه بندی کننده دیگری برای یادگیری بازنمایی بردار ویژگی جریان داده‌ها استفاده کرد [۶۲]. پس از آن، در مرحله پیش‌بینی، مدل مورد استفاده می تواند علائم جدید فعالیت های مخرب را پیش‌بینی و تشخیص دهد. بنابراین، فیلتر کردن سریع داده‌های مخرب، متوقف کردن فعالیت‌های غیر طبیعی یا مسدود کردن وسایل نقلیه مخرب قبل از وقوع یک حمله جدید، ممکن است. علاوه بر معماری‌های نوظهور شبکه اقتضایی خودرویی، فناوری‌های جدیدی مانند ارتباطات کوتاه مدت اختصاصی (DSRC)، IEEE 802.11p و LTE به وجود آمده‌اند که باید با آنها یکپارچه شوند [۲۵]. حالت‌های ارتباطی جدید مانند V2X (وسیله نقلیه به همه چیز) ، C-V2X (سلولی وسیله نقلیه به همه چیز) و سلول LTE-V که توسط خدمات نسل 5G فعال شده اند، در چند سال گذشته توسعه یافته اند [۶۳]. برای ادغام و اجرای این فناوری ها، شبکه های وسایل نقلیه به راه حل های پیشرفته نیاز دارند [۶۴]. ماشین بردار پشتیبان و شبکه های عصبی پیچشی دو تکنیک قدرتمند هوش مصنوعی هستند که می‌توانند در مدیریت بهتر کانال و تخصیص طیف فرکانسی در محیط ناهمگون کمک کنند؛ زیرا می توانند انواع مختلف داده مانند داده‌های ساختاری، بدون ساختار و نیمه ساختار یافته را کنترل کنند. هر دو ماشین بردار پشتیبان [۶۵] و شبکه های عصبی پیچشی

[۶۶] قادر به انجام طبقه‌بندی و خوشه‌بندی غیرخطی برای داده‌های ورودی برچسب گذاری نشده هستند، که یک وضعیت معمول در محیط‌های ناهمگن شبکه اقتضایی خودرویی است [۶۷].

۳. چالش های آینده و فرصت های تحقیق

۱،۳. الگوریتم‌های پایه یادگیری ماشین

بیشتر تکنیک های یادگیری ماشین را می توان برای محیط شبکه اقتضایی خودرویی استفاده کرد. درخت تصمیم گیری می تواند برای پرداختن به چندین مسئله مورد استفاده قرار گیرد اما بسیاری از درخت های تصمیم گیری از محدودیت هایی مانند نیاز به فضای ذخیره‌سازی بزرگ و مشکلات پیچیدگی زمانی رنج می برند [۶۸]. ماشین بردار پشتیبان در جهت‌یابی برای شبکه اقتضایی خودرویی موفق بوده است. با این حال، با موضوعات چالش برانگیز مانند انتخاب هسته بهینه شده و پیچیدگی مدل‌ها روبرو است. به علاوه، تهیه مدل های مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان دشوار است. محدودیت تطبیق شبکه بیز ساده با شبکه اقتضایی خودرویی شامل تعیین مشخصات بیز ساده است (مانند فرض حضور یک ویژگی خاص در یک کلاس با حضور هر ویژگی دیگر و مورد خاص "فرکانس صفر"). در واقع، بیز ساده قادر به استخراج سرنخ های ارزشمند از ارتباط بین مشخصات خود نیست زیرا این ویژگی‌ها را به صورت جداگانه حل می‌کند [۶۹]. اما، در برنامه هایی که نمونه‌ها، دارای ویژگی های مرتبط و مشابه هستند، می توانند عملکرد مناسبی داشته باشند. مسائل استفاده از الگوریتم نزدیکترین k همسایه در یک شبکه وسایل نقلیه به مقدار بهینه K مرتبط است که معمولاً از یک مجموعه داده به دیگری متفاوت است، بنابراین می تواند یک روش وقت گیر و پیچیده برای یافتن مقدار بهینه K باشد [۷۰]. الگوریتم جنگل تصادفی می‌تواند به چالش های شبکه اقتضایی خودرویی بپردازد اما شایان ذکر است که الگوریتم جنگلی تصادفی بر ساخت چندین درخت تصمیم گیری تمرکز دارد. این الگوریتم در برنامه های خاص حساس به زمان (به عنوان مثال برنامه های ایمنی) که داده های آزمون تعریف شده بزرگ است، ممکن است ناکارآمد باشد. یکی از اشکالات الگوریتم های قانون انجمنی، زمان پردازش زیاد آنها است. یک الگوریتم قانون انجمنی فرض می کند که هیچ ترتیب مواردی وجود ندارد و میزان محاسبه مورد نیاز برای استفاده از الگوریتم به پوشش حداقل قوانین تولید شده بستگی دارد. در بسیاری از موارد، مانند برنامه های ایمنی، چنین فرضیاتی معتبر نیستند. مشکل اصلی استفاده از یادگیری ترکیبی، پیچیدگی زمانی آن است که بالاتر از تکنیک مبتنی بر طبقه بندی کننده‌های دیگر است. هنگام استفاده از الگوریتم k-میانگین باید بدانیم که کارایی این الگوریتم در مقایسه با تکنیک های یادگیری تحت نظارت، به ویژه در تشخیص تهدیدهای مشترک، کمتر است. الگوریتم تحلیل اجزا (Particle component analysis) یک تکنیک کاهش ویژگی است که می تواند در رابطه با سایر تکنیک‌های یادگیری ماشین، به عنوان ابزار پالایش برای توسعه بهینه سازی بهتر در شبکه های اقتضایی خودرویی مورد استفاده قرار گیرد. یادگیری تقویتی به مقدار زیادی داده و پردازش فشرده نیاز دارد [۷۱]. علاوه بر این، افزایش پردازش با افزایش ابعاد، استفاده از یادگیری تقویتی را در سیستم های فیزیکی واقعی محدود می کند.

۲،۳. یادگیری عمیق

یادگیری عمیق می تواند در پرداختن به برخی از چالشهای شبکه اقتضایی خودرویی مفید باشد. هنگامی که از شبکه های عصبی پیچشی برای مقابله با برخی از چالش‌ها استفاده می شود، باید در نظر بگیریم که شبکه های عصبی پیچشی دارای سربار محاسباتی بالایی هستند. این امر باعث می‌شود که استفاده از آنها در دستگاه های با منابع محدود (مانند وسایل نقلیه) کمتر باشد تا قدرت پردازشی برای پردازشهای معمول وسایل نقلیه و ارتباطات حفظ شود. در مقابل، هنگامی که شبکه عصبی بازگشتی (Recurrent neural network) در حوزه شبکه اقتضایی خودرویی به کار گرفته می شود، به دلیل تجمع شیب های خطاها، مرحله آموزش آن با به روزرسانی های زیاد به شبکه عصبی انجام می شود [۷۲]. اشکال اصلی شبکه‌ی عصبی حافظه‌ی کوتاه‌مدت طولانی و شبکه عصبی واحد بازگشتی گیتی، به ویژه هنگامی که در موقعیت های حساس شبکه اقتضایی خودرویی اعمال می شود، افزایش پیچیدگی آنها در هنگام افزودن ویژگی های بیشتر برای حل مشکل گرادیان است. علاوه بر این، آنها همچنین به پهنای باند حافظه بالا احتیاج دارند و می توانند به راحتی تحت تأثیر بیش برازش (overfitting) قرار بگیرند. برای پرداختن به مسائل شبکه اقتضایی خودرویی با استفاده از خودرمزگذار (auto encoder)، باید بدانیم که خود رمزگذارها زمان آموزش طولانی دارند. اگرچه خود رمزگذار می تواند یاد بگیرد که چگونه ویژگی های نمونه آموزشی را به

صورت مؤثر طبقه بندی کند، در صورت عدم ارائه صحیح داده‌های آزمون می‌تواند به جای برقراری ارتباط با جنبه های داده‌های آموزش، روند یادگیری را مختل کند. استفاده از ماشین بولتزمن محدود (restricted Boltzmann machine)، به عنوان یک تکنیک یادگیری عمیق، به دلیل زمان آموزش زیاد، در شبکه های وسایل نقلیه چالش برانگیز است. محدودیت اصلی در استفاده از شبکه باور عمیق (Deep belief network) طولانی شدن مرحله مقداردهی اولیه آن است که از استفاده از تعداد زیادی از متغیرها در این مرحله ناشی می‌شود. یادگیری شبکه مولد تخاصمی به دلیل ویژگی‌های خاص شبکه اقتضایی خودرویی، در این شبکه غیرقابل اعتماد و اجرای آن برای شبکه اقتضایی خودرویی دشوار است. بنابراین شبکه مولد تخاصمی باید قبل از استفاده در شبکه اقتضایی خودرویی با این شبکه سازگار شود [۷۳]. همچنین، تولید داده‌های گسسته با استفاده از شبکه مولد تخاصمی دشوار است. محدودیت‌های اصلی در مورد استفاده از ترکیب شبکه‌های یادگیری عمیق در شبکه اقتضایی خودرویی این است که وقتی مدل‌های ترکیبی متنوع یکپارچه شوند، میزان پردازش مورد نیاز می تواند به سرعت افزایش یابد [۷۴]. یکی دیگر از تکنیک های یادگیری عمیق که می تواند برای حل مشکل ارتباطات داده‌ای در شبکه های اقتضایی خودوریی استفاده شود، یادگیری تقویتی عمیق است که به بسیاری از فرضیات متکی است که در عمل دستیابی به آنها دشوار است. این موضوع باعث می شود یادگیری تقویتی عمیق برای محیط های شبکه اقتضایی خودرویی نامناسب باشد.

۳،۳. هوش جمعی

روشهای همکاری و ارتباط در شبکه اقتضایی خودرویی می توانند با توجه به تکنیک های الهام گرفته شده از زیست شناسی، به صورت هوش ازدحامی مدل شوند [۹]. تکنیک های مختلف اطلاعاتی هوش ازدحامی می تواند برای رفع چالش های مختلف (مانند مسیریابی، مقیاس پذیری شبکه وسایل نقلیه، به حداقل رساندن نیاز منابع و پیچیدگی انتقال پیام‌ها) در شبکه اقتضایی خودرویی اعمال شود. با این حال، قبل از اعمال هوش ازدحامی لازم است ملاحظاتی مانند توپولوژی شبکه بسیار متغیر و مقیاس بزرگ شبکه در نظر گرفته شود. همچنین استفاده از بهینه سازی ازدحام ذرات (PSO) با مسائل امنیتی در شبکه اقتضایی خودرویی روبرو است. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر به کارگیری بسیاری از نهادها است (به عنوان مثال، سرعت وسایل نقلیه، موقعیت وسایل نقلیه، پیام‌های ایجاد شده توسط وسایل نقلیه) [۷۵] ، و بنابراین هرگونه عدم اعتماد به شبکه اقتضایی خودرویی می تواند روی نتایج استفاده از الگوریتم تأثیر بگذارد. الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات به استفاده از بسیاری از فراابتکارهای دیگر نیاز دارد [۷۶]، که به دلیل توپولوژی بسیار پویا، انجام آن دشوار است. اگر می خواهیم بهینه سازی کلونی مورچگان (ACO) را در شبکه اقتضایی خودرویی اعمال کنیم، باید ظرفیت پردازش مورد نیاز را برای اجرای آن فراهم کنیم. در واقع، بهینه سازی کلونی مورچگان برای تولید چندین راه حل، زمان پردازش بالایی را متحمل می شود [۷۷]. سرانجام، هوش ازدحامی از شبکه های زمان واقعی و الگوریتم های هوش مصنوعی برای ساختن "ذهن کندو" از بازیگران انسانی استفاده می کند [۷۸]. در شبکه های زمان واقعی، معیار زمان اصلی است زیرا تأخیرها معمولاً در آن شبکه اقتضایی خودرویی رخ می دهد که دارای توپولوژی از پیش تعریف شده نیست و ارتباطات قابل اعتماد را ندارد.

یک چالش مهم برای استفاده از تکنیک های هوش مصنوعی در شبکه اقتضایی خودرویی، سازگاری آنها با استانداردهای جدید است [۷۹] که برای ارتباطات وسایل نقلیه با هرچیز دیگر معرفی شده است. همانطور که در [۳] ذکر شده، آخرین نسخه 3GPP تکنیک‌های بسیاری را برای بهبود ارتباطات وسایل نقلیه در سطوح مختلف (فیزیکی ، شبکه و غیره) معرفی کرد اما هیچ تکنیک هوش مصنوعی را در نظر نگرفته است. تکنیک‌های هوش مصنوعی را می توان برای ارتقاء الگوی جدید ارتباطی وسایل نقلیه با هر چیز دیگر مانند ادغام شرایط جاده و آب و هوا برای برنامه‌ریزی رانندگی، الگوریتم‌های پیش بینی و تخصیص منابع و در نتیجه بهبود عوامل کیفیت سرویس در استانداردهای جدید پیشنهاد کرد. با این حال، در این سطح استاندارد سازی پیشرفته، استفاده از هوش مصنوعی باید با احتیاط اتخاذ شود و این همچنان یک چالش برای تلاش های بعدی در آینده در این زمینه است.

۴. نتیجه گیری

در این مقاله، بررسی جامعی در مورد تکنیک های مربوط به هوش مصنوعی ارائه داده ایم که می تواند برای شبکه اقتضایی خودرویی اعمال شود. کاربرد تکنیک های مختلف هوش مصنوعی در شبکه های اقتضایی خودرویی شرح داده شده است. الگوریتم های براساس هوش مصنوعی می توانند عملکرد برنامه های کاربردی وسایل نقلیه را نسبت به الگوریتم های سنتی بهبود بخشند. به طور کلی، مشکل بهینه سازی عملکرد در بسیاری از زمینه های مورد مطالعه با چالش های بسیاری در رابطه با عوامل مختلف که با یکدیگر تداخل دارند،

روبرو است. بنابراین، یادگیری ماشین، یادگیری عمیق و هوش ازدحامی می توانند از یکدیگر پشتیبانی کنند تا به راه حل های بهینه دست یابند که می تواند محدودیت های یکدیگر را برطرف کند. به طور کلی، الگوریتم های هوش مصنوعی هزینه‌های محاسباتی بالاتر و نیاز به منابع بیشتری دارند. این منابع ممکن است در وسایل نقلیه یا واحدهای جانبی جاده تعبیه نشوند. با این حال، ظهور معماری های یکپارچه جدید و فناوری های دسترسی جدید (مانند مه ، لبه و غیره)، می تواند بار محاسبات الگوریتم های هوش مصنوعی را با مهاجرت برخی از محاسبات به سرورهای خارج از خودرو و ذخیره سازی خارجی که در لبه، مه یا ابر قرار دارند، کاهش دهد. در این مقاله در مورد برخی از مزایای تکنیک های هوش مصنوعی که می توانند در محیط شبکه اقتضایی خودرویی با وجود برخی چالشها که در استفاده از آنها وجود دارد، بحث شد.

منابع

[1] S. Zeadally, J. Guerrero, J. Contreras, A tutorial survey on vehicle-to-vehicle communications, Telecommun. Syst. 73(3) (2020) 469–489.
[2] M. Arif, G. Wang, M.Z.A. Bhuiyan, T. Wang, J. Chen, A survey on security at-tacks in VANETs: communication, applications and challenges, Veh. Commun. 19 (2019) 100179.
[3] M. Harounabadi, M.D. Soleymani, S. Bhadauria, M. Leyh, Roth-Mandut, V2X in 3GPP standardization: NR sidelink in rel-16 and beyond, IEEE Commun. Stand. Mag. (March 2021), https://doi .org /10 .1109 /MCOMSTD .001.2000070.
[4] L. Liang, H. Peng, G.Y. Li, X. Shen, Vehicular communications: a physical layer perspective, IEEE Trans. Veh. Technol. 66(12) (Dec. 2017) 10647–10659.
[5] S. Shah, E. Ahmed, M. Imran, S. Zeadally, 5G for vehicular communications, IEEE Commun. Mag. 56(1) (2018).
[6] M.S. Sheikh, J. Liang, A comprehensive survey on VANET security services in traffic management system, Wirel. Commun. Mob. Comput. 2019 (2019).
[7] T. Liu, S. Shi, X. Gu, Naive Bayes classifier based driving habit predic-tion scheme for VANET stable clustering, Mob. Netw. Appl. 25(5) (2020) 1708–1714.
[8] N. Dogru, A. Subasi, Traffic accident detection using random forest classi-fier, in: 2018 15th Learning and Technology Conference (L&T), IEEE, February 2018, pp.40–45.
[9] S. Bitam, A. Mellouk, S. Zeadally, Bio-inspired routing algorithms survey for vehicular ad-hoc networks, IEEE Commun. Surv. Tutor. 17(2) (2015).
[10] H. Zhao, H. Cheng, T. Mao, C. He, Research on traffic accident prediction model based on convolutional neural networks in VANET, in: 2019 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD), IEEE, May 2019, pp.79–84.
[11] Gh. Samara, Lane prediction optimization in VANET, Egypt. Inform. J. (2020).
[12] F.C. Soon, H.Y. Khaw, J.H. Chuah, J. Kanesan, Semisupervised PCA convolutional network for vehicle type classification, IEEE Trans. Veh. Technol. 69(8) (2020) 8267–8277.
[13] G. Wang, J. Kim, The prediction of traffic congestion and incident on urban road networks using naive Bayes classifier, in: 38th Australasian Transport Re-search Forum (ATRF), 2016.
[14] Y. Liu, H. Wu, Prediction of road traffic congestion based on random forest, in: 2017 10th International Symposium on Computational Intelligence and De-sign (ISCID), IEEE, 2017, pp.361–364.
[15] J. Bhatia, R. Dave, H. Bhayani, S. Tanwar, A. Nayyar, Sdn-based real-time urban traffic analysis in vanet environment, Comput. Commun. 149 (2020) 162–175.
[16] Y. Tao, P. Sun, A. Boukerche, A novel travel-delay aware short-term vehicular traffic flow prediction scheme for vanet, in: 2019 IEEE Wireless Communica-tions and Networking Conference (WCNC), IEEE, April 2019, pp.1–6.
[17] E. Khoza, C. Tu, P.A. Owolawi, Decreasing traffic congestion in VANETs using an improved hybrid ant colony optimization algorithm, J. Commun. 15(9) (2020).
[18] W. Zhang, Y. Yu, Y. Qi, F. Shu, Y. Wang, Short-term traffic flow prediction based on spatio-temporal analysis and CNN deep learning, Transportmetrica A: Transp. Sci. 15(2) (2019) 1688–1711.
[19] Khair S. Jadaan, M. Al-Fayyad, H.F. Gammoh, Prediction of road traffic acci-dents in Jordan using artificial neural network (ANN), Journal of Traffic and Logistics Engineering 2(2) (2014).
[20] P. Sun, A. Boukerche, Y. Tao, SSGRU: a novel hybrid stacked GRU-based traffic volume prediction approach in a road network, Comput. Commun. 160 (2020) 502–511.
[21] N. Ranjan, S. Bhandari, H.P. Zhao, H. Kim, P. Khan, City-wide traffic conges-tion prediction based on CNN, LSTM and transpose CNN, IEEE Access 8 (2020) 81606–81620.
[22] S. Chavhan, P. Venkataram, Prediction based traffic management in a metropolitan area, J. Traffic Transp. Eng. (Engl. Ed.) 7(4) (2020) 447–466.
[23] M.A. Rasyidi, J. Kim, K.R. Ryu, Short-term prediction of vehicle speed on main city roads using the k-nearest neighbor algorithm, J. Intell. Inf. Syst. 20(1) (2014) 121–131.
[24] B. Moussaoui, S. Djahel, M. Smati, et al., A cross layer approach for efficient multimedia data dissemination in VANETs, Veh. Commun. 9 (2017) 127–134.
[25] J.A. Guerrero-Ibanez, S. Zeadally, J. Contreras-Castillo, Integration challenges of intelligent transportation systems with connected vehicle, cloud comput-ing, and Internet of things technologies, IEEE Wirel. Commun. 22(6) (2015) 122–128.
[26] S. Reshma, C. Chetanaprakash, Advancement in infotainment system in auto-motive sector with vehicular cloud network and current state of art, Int. J. Electr. Comput. Eng. 10(2) (2020) 2077.
[27] J. Guo, B. Song, F.R. Yu, Y. Chi, C. Yuen, Fast video frame correlation analysis for vehicular networks by using CVS–CNN, IEEE Trans. Veh. Technol. 68(7) (2019) 6286–6292.

[28] A. Islam, M.T. Hossan, Y.M. Jang, Convolutional neural network scheme–based optical camera communication system for intelligent Internet of vehicles, Int. J. Distrib. Sens. Netw. 14(4) (2018), 1550147718770153.
[29] E. Ha, H. Lim, S. Yu, J. Paik, Low-light image enhancement using dual con-volutional neural networks for vehicular imaging systems, in: 2020 IEEE In-ternational Conference on Consumer Electronics (ICCE), IEEE, January 2020, pp.1–2.
[30] A. Khamparia, G. Saini, B. Pandey, S. Tiwari, D. Gupta, A. Khanna, KDSAE: chronic kidney disease classification with multimedia data learning using deep stacked autoencoder network, Multimed. Tools Appl. (2019) 1–16.
[31] M. Elhoseny, K. Shankar, Energy efficient optimal routing for communication in VANETs via clustering model, in: Emerging Technologies for Connected In-ternet of Vehicles and Intelligent Transportation System Networks, Springer, Cham, 2020, pp.1–14.
[32] A. Katiyar, D. Singh, R.S. Yadav, State-of-the-art approach to clustering proto-cols in VANET: a survey, Wirel. Netw. 26(7) (2020) 5307–5336.
[33] S.T. Miri, S. Tabatabaei, Improved routing vehicular ad-hoc networks (VANETs) based on mobility and bandwidth available criteria using fuzzy logic, Wirel. Pers. Commun. (2020) 1–16.
[34] N.N. Srinidhi, C.S. Sagar, J. Shreyas, D.K. SM, An improved PRoPHET-random forest based optimized multi-copy routing for opportunistic IoT networks, In-ternet of Things 11 (2020) 100203.
[35] Y. Sun, S.N. Ravi, V. Singh, Adaptive activation thresholding: dynamic rout-ing type behavior for interpretability in convolutional neural networks, in: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2019, pp.4938–4947.
[36] M.B. Manimekala, Determining the shortest path using ant colony optimiza-tion (ACO) algorithm in vanet, http://www.drsrjournal .com /no _2 _july _20 /8 .pdf.
[37] J. Nadarajan, J. Kaliyaperumal, QOS aware and secured routing algorithm using machine intelligence in next generation VANET, Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag. (2021), https://doi .org /10 .1007 /s13198 -021 -01076 -0.
[38] Y. Azzoug, A. Boukra, Bio-inspired VANET routing optimization: an overview, Artif. Intell. Rev. (2020) 1–58.
[39] R. Hussain, F. Hussain, S. Zeadally, Integration of VANET and 5G security: a review of design and implementation issues, Future Gener. Comput. Syst. 101 (2019) 843–864.
[40] P. Manickam, K. Shankar, E. Perumal, M. Ilayaraja, K.S. Kumar, Secure data transmission through reliable vehicles in VANET using optimal lightweight cryptography, in: Cybersecurity and Secure Information Systems, Springer, Cham, 2019, pp.193–204.
[41] A. Rehman, S.U. Rehman, M. Khan, M. Alazab, T. Reddy, CANintelliIDS: detect-ing in-vehicle intrusion attacks on a controller area network using CNN and attention-based GRU, IEEE Trans. Netw. Sci. Eng. (2021).
[42] F.A. Ghaleb, R.A. Zainal, A. Murad, et al., An effective misbehavior detection model using artificial neural network for vehicular ad hoc network appli-cations, in: 2017 IEEE Conference on Application, Information and Network Security (AINS), IEEE, 2017, pp.13–18.
[43] H. Hasrouny, A.E. Samhat, C. Bassil, A. Laouiti, Trust model for secure group leader-based communications in VANET, Wirel. Netw. 25(8) (2019) 4639–4661.
[44] Erfan A. Shams, Ahmet Rizaner, Ali Hakan Ulusoy, Trust aware support vec-tor machine intrusion detection and prevention system in vehicular ad hoc networks, Comput. Secur. 78 (2018) 245–254.
[45] D. Zhang, F.R. Yu, R. Yang, L. Zhu, Software-defined vehicular networks with trust management: a deep reinforcement learning approach, IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. (2020).
[46] S. Otoum, B. Kantarci, H. Mouftah, Empowering reinforcement learning on big sensed data for intrusion detection, in: ICC2019-2019 IEEE International Con-ference on Communications (ICC), IEEE, 2019, pp.1–7.
[47] A.M. Alrehan, F.A. Alhaidari, Machine learning techniques to detect DDoS at-tacks on VANET system: a survey, in: 2019 2nd International Conference on Computer Applications & Information Security (ICCAIS), IEEE, May 2019, pp.1–6.
[48] Y. Zeng, M. Qiu, D. Zhu, Z. Xue, J. Xiong, M. Liu, Deepvcm: a deep learning based intrusion detection method in vanet, in: 2019 IEEE 5th Intl Conference on Big Data Security on Cloud (BigDataSecurity), IEEE Intl Conference on High Performance and Smart Computing, (HPSC) and IEEE Intl Conference on Intel-ligent Data and Security (IDS), IEEE, May 2019, pp.288–293.
[49] M. Noor-A-Rahim, Z. Liu, H. Lee, G.M.N. Ali, D. Pesch, P. Xiao, A survey on re-source allocation in vehicular networks, IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. (2020).
[50] M.I. Ashraf, C.F. Liu, M. Bennis, W. Saad, C.S. Hong, Dynamic resource alloca-tion for optimized latency and reliability in vehicular networks, IEEE Access 6 (2018) 63843–63858.
[51] M. Gansterer, R.F. Hartl, Shared resources in collaborative vehicle routing. TOP: an official, J. Spanish Soc. Stat. Oper. Res. 28(1) (2020) 1–20.
[52] L. Liang, H. Ye, G. Yu, G.Y. Li, Deep-learning-based wireless resource allocation with application to vehicular networks, Proc. IEEE 108(2) (2019) 341–356.
[53] L. Liang, H. Ye, G.Y. Li, Spectrum sharing in vehicular networks based on multi-agent reinforcement learning, IEEE J. Sel. Areas Commun. 37(10) (2019) 2282–2292.
[54] M.H. Abidi, H. Alkhalefah, K. Moiduddin, M. Alazab, M.K. Mohammed, W. Ameen, T.R. Gadekallu, Optimal 5G network slicing using machine learning and deep learning concepts, Comput. Stand. Interfaces 76 (2021) 103518.
[55] Y. Wu, X. Fang, X. Wang, Mobility management through scalable C/U-plane decoupling in IoV networks, IEEE Commun. Mag. 57(2) (2019) 122–129.
[56] E. Skondras, A. Michalas, D.D. Vergados, Mobility management on 5g vehicular cloud computing systems, Veh. Commun. 16 (2019) 15–44.
[57] X. Mo, Y. Xing, C. Lv, Interaction-aware trajectory prediction of connected ve-hicles using CNN-LSTM networks, preprint, arXiv:2005 .12134, 2020.
[58] H.R. Abdulshaheed, Z.T. Yaseen, A.M. Salman, I. Al-Barazanchi, A survey on the use of WiMAX and Wi-Fi on vehicular ad-hoc networks (VANETs), IOP Confer-ence Series: Materials Science and Engineering 870(1) (June 2020) 012122.
[59] A. Mchergui, T. Moulahi, S. Nasri, BaaS: broadcast as a service cross-layer learning-based approach in cloud assisted VANETs, Comput. Netw. 182 (2020) 107468.
[60] H. Yang, Z. Xiong, J. Zhao, D. Niyato, C. Yuen, R. Deng, Deep reinforcement learning based massive access management for ultra-reliable low-latency communications, IEEE Trans. Wirel. Commun. 20(5) (2020) 2977–2990.
[61] I.M. Al-Joboury, E.H. Al-Hemiary, Virtualized fog network with load balanc-ing for IoT based fog-to-cloud, JOIV : Int. J. Inform.

Visualization 4(3) (2020) 123–126.
[62] R. Wang, Intrusion detection technology of Internet of vehicles based on deep learning, in: C. Huang, Y.W. Chan, N. Yen (Eds.), International Conference on Data Processing Techniques and Applications for Cyber-Physical Systems, in: Advances in Intelligent Systems and Computing, vol.1379, Springer, Singa-pore, 2020.
[63] M. Rihan, M. Elwekeil, Y. Yang, L. Huang, C. Xu, M.M. Selim, Deep-VFog: when artificial intelligence meets fog computing in V2X, IEEE Syst. J. (2020).
[64] J.M. Lozano Domínguez, T.J. Mateo Sanguino, Review on V2X, I2X, and P2X communications and their applications: a comprehensive analysis over time, Sensors 19(12) (2019) 2756.
[65] Y. Zhou, X. Xu, C. Liu, Y. Li, Optimisation method of MAC protocol based on SVM neural network in VANET, Int. J. Internet Protoc. Technol. 13(3) (2020) 158–166.
[66] X. Zhao, X. Zhang, Y. Li, A hierarchical resource allocation scheme based on Nash bargaining game in VANET, Information 10(6) (2019) 196.
[67] T. Koshimizu, S. Gengtian, H. Wang, Z. Pan, J. Liu, S. Shimamoto, Multi-dimensional affinity propagation clustering applying a machine learning in 5G-cellular V2X, IEEE Access 8 (2020) 94560–94574.
[68] G. Li, S. Fang, J. Ma, J. Cheng, Modeling merging acceleration and decelera-tion behavior based on gradient-boosting decision tree, J. Transp. Eng. A: Syst. 146(7) (2020) 05020005.
[69] N.R. Nayak, Application of Naive Bayes Classifier for Information Extraction, 2020.
[70] I.L.H. Alsammak, H.M.A. Sahib, W.H. Itwee, An enhanced performance of K-nearest neighbor (K-NN) classifier to meet new big data necessities, IOP Conf. Ser., Mater. Sci. Eng. 928(3) (November 2020) 032013.
[71] M. Mazziotta, A. Pareto, Use and misuse of PCA for measuring well-being, Soc. Indic. Res. 142(2) (2019) 451–476.
[72] Q. Chen, R. Wu, CNN is all you need, preprint, arXiv:1712 .09662, 2017.
[73] A. Borji, Pros and cons of gan evaluation measures, Comput. Vis. Image Un-derst. 179 (2019) 41–65.
[74] D. Liang, R.G. Krishnan, M.D. Hoffman, T. Jebara, Variational autoencoders for collaborative filtering, in: Proceedings of the 2018 World Wide Web Confer-ence, April 2018, pp.689–698.
[75] M. Bany Taha, C. Talhi, H. Ould-Slimane, S. Alrabaee, TD-PSO: task distribution approach based on particle swarm optimization for vehicular ad hoc network, Trans. Emerg. Telecommun. Technol. (2020) e3860.
[76] R.R. Violanda, C.C. Bernido, Modeling vehicular speed fluctuations as a stochastic process with exponentially decaying memory, AIP Conf. Proc. 2286(1) (December 2020) 030005.
[77] F. Abbas, P. Fan, Clustering-based reliable low-latency routing scheme using ACO method for vehicular networks, Veh. Commun. 12 (2018) 66–74.
[78] D. Sedighizadeh, H. Mazaheripour, Optimization of multi objective vehicle routing problem using a new hybrid algorithm based on particle swarm op-timization and artificial bee colony algorithm considering precedence con-straints, Alex. Eng. J. 57(4) (2018) 2225–2239.
[79] TS 37.985, Overall description of Radio Access Network (RAN) aspects for Vehicle-to everything (V2X) based on LTE and NR, 3GPP, V16.0.0 (Release 16), 2020.