Intelligent Traffic Management Using Machine Vision Techniques in Smart Cities

Peyman Babaei
Assistant Professor; Department of Computer Engineering; West Tehran Branch; Islamic Azad University; Tehran, Iran;
Email: Peyman.Babaei@IAU.ac.ir

Iranian Journal of Information Processing and Management

Received: 16, Aug. 2023 **Accepted: 24, Dec. 2023**

Iranian Research Institute for Information Science and Technology (IranDoc)
ISSN 2251-8223
eISSN 2251-8231
Indexed by SCOPUS, ISC, & LISTA
Vol. 40 | No. 1 | pp. 223-258
Autumn 2024
https://doi.org/10.22034/jipm.2024.718291

Abstract: Smart city technologies are an important element to effectively manage the rapid industrialization of today's world, as they can help solve the economic and environmental problems caused by the increase in urban population. Smart cities integrate traditional infrastructure and public services with technology to create a more efficient, sustainable and accessible system, while meeting the needs of city residents and transforming the traditional understanding of city management. Intelligent transportation systems, which are key components of smart cities, have been developed to improve transportation system safety, reduce environmental impacts, promote sustainable transportation development, and increase productivity. These systems provide modern solutions to transportation-related problems, including traffic and accidents, and use data collected from infrastructure, networks, and vehicles to help improve the efficiency of the transportation system and ensure the safety of citizens. Intelligent transportation system as an integrated transportation management system, consisting of advanced communication, information processing and traffic management technologies, can immediately process real-time data collected from heterogeneous sources and analyze them to facilitate effective decision-making. Machine vision is one of the most prominent applied subfields of artificial intelligence, which enables systems to extract meaningful information from digital images and other visual inputs, as well as make decisions and act based on this information. Machine vision, which uses deep neural networks based on machine learning, provides solutions that can be used in the process of automating transportation systems and increasing its safety level. It is conceivable that autonomous vehicle architectures and intelligent traffic management will dominate smart cities and transform transportation systems, and in this regard, the development of machine vision techniques will play an important role. In this article, the effectiveness of deep learning methods based on machine vision in traffic management applications, including automatic recognition and recognition of license plates, recognition and identification of traffic signs, recognition and classification of cars, recognition of pedestrians and recognition of road lines, has been investigated. Research from different sources and the

investigation of the effective architectures of deep neural networks along with the determination of performance evaluation criteria for each one, it has been shown how the use of machine vision techniques in traffic management can have a significant impact on making transportation systems smarter in smart cities.

Keywords: Smart City, Intelligent Transportation Systems, Machine vision, Artificial Intelligence, Deep Learning

مدیریت هوشمند ترافیک با به‌کارگیری تکنیک‌های بینایی ماشین در شهرهای هوشمند

پیمان بابائی

دکتری مهندسی کامپیوتر، استادیار، گروه مهندسی، واحد تهران غرب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران؛
Peyman.Babaei@IAU.ac.ir

پژوهش‌نامهٔ پردازش و مدیریت اطلاعات

دریافت: ۱۴۰۲/۰۵/۲۵ **پذیرش:** ۱۴۰۲/۱۰/۰۳ مقاله برای اصلاح به مدت ۴ روز نزد پدیدآور بوده است.

نشریهٔ علمی | رتبهٔ بین‌المللی
پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران (ایرانداک)
شاپا (چاپی) ۸۲۲۳-۲۲۵۱
شاپا (الکترونیکی) ۸۲۳۱-۲۲۵۱
نمایه در LISTA، ISC، و SCOPUS
jipm.irandoc.ac.ir
دورهٔ ۴۰ | شمارهٔ ۱ | ص‌ص ۲۲۳-۲۵۸
پاییز ۱۴۰۳
https://doi.org/10.22034/jipm.2024.718291

چکیده: فناوری‌های شهر هوشمند عنصر مهمی برای مدیریت مؤثر صنعتی شدن سریع جهان امروزی هستند، زیرا می‌توانند به رفع مشکلات اقتصادی و زیست‌محیطی ناشی از افزایش جمعیت شهری کمک کنند. شهرهای هوشمند زیرساخت‌های سنتی و خدمات عمومی را با فناوری ادغام می‌کنند تا سیستمی کارآمدتر، پایدارتر و قابل دسترس‌تر ایجاد کنند و ضمن اینکه نیازهای ساکنان شهر را برآورده می‌کنند، درک سنتی مدیریت شهر را نیز متحول می‌کنند. سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند، که از اجزای کلیدی شهرهای هوشمند به‌شمار می‌آیند، برای بهبود ایمنی سیستم حمل‌ونقل، کاهش اثرات زیست‌محیطی، ترویج توسعه حمل‌ونقل پایدار و افزایش بهره‌وری، توسعه یافته‌اند. این سیستم‌ها راه‌حل‌های مدرنی را برای مشکلات مربوط به حمل‌ونقل، از جمله ترافیک و تصادفات ارائه می‌دهند و با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده از زیرساخت‌ها، شبکه‌ها و وسایل نقلیه، به کارآمدی سیستم حمل‌ونقل و تضمین ایمنی شهروندان کمک می‌کنند. سیستم حمل‌ونقل هوشمند به‌عنوان سیستم یکپارچه مدیریت حمل‌ونقل، متشکل از ارتباطات پیشرفته، پردازش اطلاعات و فناوری‌های مدیریت ترافیک، می‌توانند داده‌های بلادرنگ جمع‌آوری شده از منابع ناهمگن را بلافاصله پردازش کرده و آن‌ها را برای تسهیل تصمیم‌گیری موثر تجزیه و تحلیل کند. بینایی ماشین یکی از برجسته‌ترین زیرشاخه‌های کاربردی هوش مصنوعی است که سیستم‌ها را قادر می‌سازد تا اطلاعات معناداری را از تصاویر دیجیتال و سایر ورودی‌های بصری استخراج کنند و همچنین بر اساس این اطلاعات تصمیم‌گیری و عمل کنند. بینایی ماشین، که بر پایه یادگیری ماشین از

شبکه‌های عصبی عمیق استفاده می‌کند، راه‌حل‌هایی را ارائه می‌کند که می‌توانند در فرایند خودکارسازی سیستم‌های حمل‌ونقل و افزایش سطح ایمنی آن، به‌کار گرفته شوند. قابل تصور است که معماری‌های وسایل نقلیه خودران و مدیریت هوشمند ترافیک در شهرهای هوشمند تسلط خواهند یافت و سیستم‌های حمل‌ونقل را متحول خواهند کرد و در این راستا توسعه تکنیک‌های بینایی ماشین نقش مهمی ایفا خواهند کرد. در این مقاله میزان اثربخشی روش‌های یادگیری عمیق مبتنی بر بینایی ماشین در کاربردهای مدیریت ترافیک شامل تشخیص و شناسایی خودکار پلاک خودرو، تشخیص و شناسایی علائم ترافیکی، تشخیص و طبقه‌بندی خودرو، تشخیص عابر پیاده و تشخیص خطوط جاده مورد بررسی قرارگرفته است و لذا با جمع‌آوری تحقیقات از منابع مختلف و بررسی معماری‌های مؤثر شبکه‌های عصبی عمیق همراه با تعیین معیارهای ارزیابی عملکرد هر یک، نشان داده شده است که چگونه به‌کارگیری تکنیک‌های بینایی ماشین در مدیریت ترافیک، می‌توانند در هوشمندتر شدن سیستم‌های حمل‌ونقل در شهرهای هوشمند تأثیر به‌سزایی داشته باشد.

کلیدواژه‌ها: شهر هوشمند، سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند، بینایی ماشین، هوش مصنوعی، یادگیری عمیق

۱. مقدمه

حدود ۶۰ درصد از جمعیت جهان در مناطق شهری زندگی می‌کنند و این نسبت تا سال ۲۰۵۰ به ۶۸ درصد افزایش خواهد یافت. همچنین گزارشی از بانک جهانی در خصوص داده‌های دهه گذشته، نشان می‌دهد که مهاجرت‌های شهری در اکثر مراکز شهری به‌طور فزاینده‌ای افزایش یافته است و چنین پدیده‌ای به‌طور مداوم در حال رشد است. این امر باعث می‌شود که توسعه شهرهای هوشمند به‌عنوان ابزاری اضطراری برای رفع تراکم شهرهای پرجمعیت در سراسر جهان درنظر گرفته شود. از این‌رو، رشد سریع و مستمر شهرهای هوشمند در سراسر جهان، به‌ویژه در کشورهای توسعه‌یافته، پیشرفت‌های شگرفی را در بخش‌های مختلف از جمله مدیریت انرژی، مدیریت ترافیک و امنیت عمومی به‌همراه داشته است. تسریع در شهرنشینی منجر به فشار برای زیرساخت‌های بیشتر و بهتر در فضای رو به کاهش موجود و بهبود کیفیت زندگی برای ساکنان شهرها با هزینه مقرون به‌صرفه‌تر خواهد شد. شهرهای هوشمند بخشی از راه‌حل چالش‌های رو به رشد شهرنشینی هستند که انتظار می‌رود در بسیاری از جنبه‌ها، به‌عنوان مثال، نظارت و حفاظت از محیط زیست، مراقبت‌های بهداشتی، ایمنی عمومی و حمل‌ونقل، کارایی و کیفیت خدمات را در شهرهای آینده افزایش دهند. رشد سریع جمعیت و افزایش دائمی تعداد وسایل نقلیه، مسائل

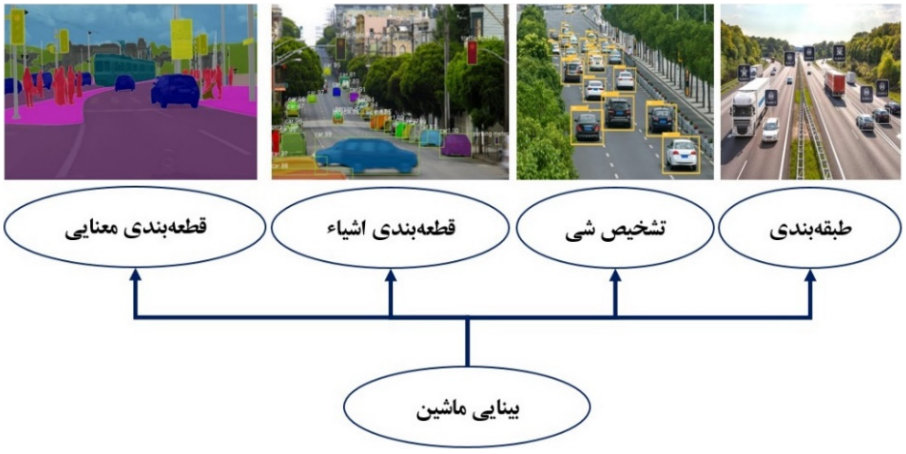
متعددی را در سیستم‌های حمل‌ونقل ایجاد می‌کنند که به نوبه خود نیازمند رویکردی هوشمندانه و مقرون به‌صرفه برای حل مشکلات به شیوه‌ای کارآمد است. تکنیک‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشین ابزار اصلی برای تجزیه و تحلیل داده‌های جمع‌آوری شده و استخراج دانش مفید درخصوص شرایط ترافیک و رفتارهای حرکتی هستند. یادگیری عمیق زیرمجموعه‌ای از یادگیری ماشین است که در سال‌های اخیر موفقیت‌های زیادی در زمین‌های بینایی کامپیوتر و پردازش زبان طبیعی داشته است. شهرهای هوشمند با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده از انواع مختلف منابع اینترنت اشیاء[1] راه‌حل‌های جامعی را در زمینه اکوسیستم‌های شهری توسعه می‌دهند. امروزه تحقیقات و برنامه‌های کاربردی شهر هوشمند به‌عنوان پیامدهای پیشرفت فناوری اینترنت اشیاء و یادگیری ماشین به‌طور قابل توجهی افزایش یافته است و روش‌های پیشرفته یادگیری ماشین، تکنیک‌های یادگیری عمیق چارچوب مؤثری را ارائه می‌کنند که داده‌کاوی و وظایف کشف دانش را تسهیل می‌کند. لذا محققان از حوزه‌های تحقیقاتی مختلف تلاش می‌کنند تا از فناوری‌های یادگیری عمیق در برنامه‌های کاربردی شهر هوشمند استفاده نموده و عصر جدیدی را برای شهر هوشمند ایجاد کنند.

مدیریت مؤثر ترافیک برای برنامه‌ریزی شهری، بسیار مهم است چرا که مشکلات مربوط به ترافیک می‌تواند اثرات منفی قابل توجهی بر اقتصاد، محیط زیست و جامعه داشته باشد. با این‌حال، اپراتورهای انسانی در حال حاضر اکثر خدمات اضطراری و مدیریت ترافیک را انجام می‌دهند که می‌تواند ناکارآمد و مستعد خطا باشد. اینجاست که سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند، اینترنت اشیا، محاسبات ابری و یادگیری ماشین می‌توانند برای بهبود جریان ترافیک، خدمات اضطراری و مدیریت ترافیک وارد شوند. فناوری سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند از حسگرها، دوربین‌ها و شبکه‌های ارتباطی برای جمع‌آوری داده‌های ترافیکی در زمان واقعی استفاده می‌کند و خدمات اضطراری و مدیریت ترافیک را قادر می‌سازد تا سریع و مؤثر پاسخ دهند. همچنین فناوری اینترنت اشیاء می‌تواند داده‌های بلادرنگ را از منابع مختلف، از جمله سنسورهای ترافیک و دوربین‌ها، جمع‌آوری کند تا آمار دقیق‌ترافیک را ارائه دهد و جریان ترافیک را افزایش دهد. علاوه بر این، پلتفرم‌های رایانش ابری می‌توانند مقادیر زیادی از داده‌ها را ذخیره

1. Internet of Things

و تجزیه و تحلیل کنند، که متعاقباً می‌توانند برای توسعه الگوریتم‌های یادگیری ماشین و بهبود مدیریت ترافیک استفاده شوند. به‌طور کلی، مدیریت صحیح ترافیک در شهرهای هوشمند شامل سه لایه همپوشان است. این لایه‌ها عبارتند از: لایه فیزیکی، شامل بخش‌های فیزیکی سیستم است که از تجهیزات و عوامل هوشمندی تشکیل شده است که معمولاً در مکان‌های استراتژیک در امتداد مسیرها برای سنجش، ثبت و جمع‌آوری اطلاعات از مسیر، کاربران و وسایل نقلیه قرار دارند. لایه شبکه، وظیفه بارگذاری و انتقال داده‌های مورد نظر مسئولان ترافیک را به‌عهده دارد. داده‌های بارگذاری شده را می‌توان برای ارائه طیف وسیعی از برنامه‌های کاربردی به کاربران استفاده کرد. لایه کاربرد، معمولاً نرم‌افزاری است که با اطلاعات دریافتی از لایه‌های اول و دوم تغذیه می‌شود تا به کاربران شهری و جاده، وضعیت ترافیکی را اطلاع‌رسانی کند.

در میان داده‌هایی که در حوزه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند تولید می‌شوند، داده‌های بصری از پرحجم‌ترین نوع داده هستند. الگوریتم‌های بینایی ماشین بیشتر به‌دلیل مقرون به‌صرفه بودن و همچنین طیف وسیعی از کاربردهایی که می‌توانند پشتیبانی کنند، بسیار مورد توجه هستند (Dener and Dilek 2023). بینایی ماشین امکان تجزیه و تحلیل تصاویر را فراهم می‌کند و اطلاعات دقیقی در مورد وضعیت ترافیک ارائه می‌دهد. شکل ۱ برخی از کاربردهای پایه تکنیک‌های بینایی ماشین را در حوزه حمل‌ونقل هوشمند نشان می‌دهد.



شکل ۱. کاربردهای پایه بینایی ماشین در سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند

همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، تکنیک‌های بینایی ماشین نقش مهمی در هوشمندسازی مدیریت ترافیک شامل طبقه‌بندی، تشخیص شی، قطعه‌بندی اشیاء و قطعه‌بندی معنایی ایفا می‌کنند (Kirillov et al. 2019). طبقه‌بندی اشیاء با برچسب‌گذاری هر شی به‌طور خودکار در تصاویر با استفاده از تکنیک‌های بینایی ماشین انجام می‌شود. کاربرد دیگری که با استفاده از تکنیک‌های بینایی ماشین انجام می‌شود، تشخیص شی است. تشخیص اشیاء ترافیکی مانند وسایل نقلیه و عابران پیاده در یک تصویر نقش حیاتی در توسعه بسیاری از کاربردها دارد. کاربردهای مهمی مانند تشخیص تراکم ترافیک، تشخیص عابران پیاده که به‌طور ناگهانی در جاده ظاهر می‌شوند و یا تشخیص موقعیت سایر وسایل نقلیه برای وسایل نقلیه خودران، می‌توانند با به‌کارگیری مدل‌های تشخیص اشیاء مبتنی بر یادگیری انجام شوند. ویژگی اصلی که تشخیص شی را از طبقه‌بندی متمایز می‌کند این است که می‌تواند مختصات ناحیه‌ای را که شی در آن قرار دارد، علاوه بر طبقه‌بندی هر شی مرتبط در تصویر تعیین کند. در تکنیک قطعه‌بندی، هدف تعیین حریم شی در تصویر است و اشیاء متعلق به یک کلاس را می‌توان به‌طور جداگانه گروه‌بندی کرد، حتی اگر همپوشانی داشته باشند. در تکنیک قطعه‌بندی معنایی، تمام پیکسل‌های متعلق به تصویر طبقه‌بندی می‌شوند. در شکل ۱ به‌طور خودکار پیکسل‌های مرتبط با خودرو با رنگ آبی و عابران پیاده با رنگ قرمز مشخص شده‌اند. گروه‌بندی تمام پیکسل‌های شی و اختصاص کلاس مناسب، یک مسئله چالش‌برانگیز است. مدل‌های قطعه‌بندی معنایی، می‌توانند گروه‌های مشابهی از اشیاء را به یک کلاس اختصاص دهند. با این حال در برخی موارد وسایل نقلیه و عابران پیاده نیاز به گروه‌بندی جداگانه در مدیریت ترافیک دارند. در جدول ۱ کاربردهای بینایی ماشین در حوزه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند با طرح مسئله و تکنیک بینایی ماشین مربوط ارائه شده است.

جدول ۱. تکنیک‌های بینایی ماشین و مسائل کاربردی در حوزه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند

مسئله	تکنیک بینایی ماشین	کاربرد	مجموعه داده	معیار ارزیابی
تشخیص اشیاء در تصاویر/ ویدئو و تعیین مختصات آن‌ها در ناحیه دید	تشخیص شی در تصویر	◇ تشخیص چراغ راهنمایی و رانندگی ◇ تشخیص و طبقه‌بندی علائم ترافیکی ◇ تشخیص عابر پیاده ◇ تشخیص نوع وسیله نقلیه ◇ شمارش وسایل نقلیه	COCO CityScape ImageNet GTSDB Pascal VOC CIFAR-10/100	mAP (mean Average Precision) Accuracy Precision Recall AP (average precision) RMSE (Root Mean Squared Error)
طبقه‌بندی پیکسل‌های اشیاء در تصویر و به‌دست آوردن ماسک برای هرشی در تصویر	قطعه‌بندی شی در تصویر	◇ تخمین سرعت ◇ تعیین و ردیابی خطوط مسیر ◇ بهینه‌سازی مسیر	COCO Cityscape BD100K KITTI LISA	mAP
تشخیص رفتار غیرعادی در سیستم‌های حمل‌ونقل	تشخیص ناهنجاری	◇ تشخیص عابران پیاده/ اشیاء در جاده ◇ ناهنجاری‌های سیستم‌های ریلی ◇ تشخیص رفتارهای نامناسب راننده (رانندگی در حالت خواب‌آلودگی/ مستی، ارسال پیامک، استفاده از تلفن همراه و غیره) ◇ تشخیص تخلفات قوانین راهنمایی و رانندگی و خودروهای مشکوک از طریق سیستم‌های تشخیص پلاک خودکار	UCSD Ped1 UCSD Ped 2 Avenue UMN UCF Real World Street Scene CIFAR-10/100 ShanghaiTech	AUC (Area Under Curve) Accuracy mAP
بازیابی تصاویر تخریب شده در اثر نور کم، باران و مه	بهبود کیفیت تصویر	◇ حذف قطرات باران از تصاویر ◇ افزایش وضوح تصاویر ◇ افزایش روشنایی تصاویر ◇ تبدیل به سیستم مختصات دکارتی	REDS	PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)
ردیابی اشیاء در ویدئو	ردیابی شی	◇ ردیابی عابران پیاده و وسایل نقلیه ◇ تشخیص سرعت خودرو ◇ استخراج مسیر	MOT19	MOTA (Multiple Objects Tracking Accuracy)
ادراک رویدادهای ویدیو ئی	شناسایی/ پیش‌بینی رویداد	◇ تشخیص، شناسایی و یا پیش‌بینی تصادف ◇ تخمین تراکم ◇ تشخیص موقعیت‌ها و مسیرهای خطرناک	UCF101 Kinetics600	Accuracy mAP

مسئله	تکنیک بینایی ماشین	کاربرد	مجموعه داده	معیار ارزیابی
تعیین تراکم عابران پیاده، مسافران و یا وسایل نقلیه	آنالیز تراکم	◇ تجزیه‌وتحلیل تراکم در بافت حمل‌ونقل عمومی ◇ تشخیص خودکار ترافیک ◇ تعیین تراکم خودرو در پارکینگ‌ها ◇ تشخیص تراکم عابران پیاده در مکان‌های خاص	Oxford 5K UCSD UCF_CC_50 ShanghaiTech	MAE (Mean Absolute Error) MSE (Mean Squared Error)
استخراج برخی وسایل نقلیه، عابران پیاده و یا پلاک‌ها از آرشیوهای تصویری موجود	جستجوی تصویر/ رویداد	◇ جستجوی پلاک‌های هدف در آرشیو دوربین‌های راهنمایی و رانندگی برای یگان‌های انتظامی ◇ جستجوی آرشیو دیجیتال برای افراد یا وسایل نقلیه برای اهداف امنیتی ◇ تشخیص اشیاء مشابه متعلق به یک طبقه خاص	Oxford 5K Pascal VOC	Accuracy

با بررسی تحقیقات اخیر، می‌توان مشاهده کرد که انتقالی از روش‌های سنتی یادگیری ماشین به رویکردهای مبتنی بر یادگیری عمیق در بسیاری از کاربردهای حمل‌ونقل هوشمند در حال انجام است. همچنین مشخص است که معماری‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی به‌عنوان مؤثرترین انتخاب به‌طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Wang et al. 2019)، چرا که عملکرد قابل توجهی را ارائه می‌دهند. لذا انتظار داریم که با توسعه روش‌های یادگیری عمیق در حوزه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند و در دسترس بودن منابع محاسباتی قوی‌تر، برنامه‌های کاربردی بینایی ماشین به‌طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته و تراکم ترافیک و اثرات منفی آن بر محیط زیست کاهش یابد. یادگیری عمیق عملکرد برتری نسبت به روش‌های یادگیری ماشین سنتی دارد چرا که به فرایند زمان‌بر مهندسی ویژگی‌ها نیاز ندارد، همچنین ویژگی‌های مؤثرتری را با معماری عمیق خود می‌آموزد و می‌تواند با انواع مختلف داده‌های شهری سازگار شود. در شکل ۲ کاربردهای بینایی ماشین در سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند به‌صورت موضوعی دسته‌بندی شده است.

شکل ۲. کاربردهای بینایی ماشین در سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند

در ادامه در بخش ۲ تاریخچه و تعاریف کاربردی هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق مبتنی بر الگوریتم‌های بینایی ماشین بررسی می‌شود. سپس در بخش ۳ با توجه به عملکرد برتر معماری‌های یادگیری عمیق، روش‌های یادگیری و معیارهای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های کاربردی حوزه حمل‌ونقل هوشمند ارائه شده است. در بخش ۴، از آنجایی که در این تحقیق پوشش تمام کاربردها و همه تحقیقات موجود بینایی ماشین در حوزه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند ممکن نبود، یک زیرمجموعه کاربردی از کاربردهای اساسی شامل تشخیص خودکار پلاک، تشخیص و شناسایی علائم ترافیکی، تشخیص و طبقه‌بندی خودرو، تشخیص عابر پیاده وتشخیص خطوط جاده با ارائه رویکردهای فعلی به‌منظور تجزیه و تحلیل تحقیقات اخیر، انتخاب شده است که همراه با بررسی میزان کارایی الگوریتم، مجموعه داده‌ها و معیارهای ارزیابی خواهد بود. با ارائه جدول‌ها مقایسه‌ای در هر زیربخش کاربردی، قابل مشاهده است که معماری‌های یادگیری عمیق تا چه حد می‌توانند در کاربردهای رایج مدیریت ترافیک در مقایسه با رویکردهای سنتی، بهبود و دقت بالاتری را ارائه نمایند. در بخش ۵ چالش‌ها و زمینه‌های تحقیقاتی آینده ارائه شده و در بخش ۶ نتیجه‌گیری از مباحث مطرح شده ارائه می‌شود.

۲. هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق

یادگیری ماشین، یکی از برجسته‌ترین زیرشاخه‌های هوش مصنوعی، به طراحی و ایجاد الگوریتم‌هایی برای تشخیص الگوهای پیچیده و تصمیم‌گیری بر اساس داده‌های

تجربی می‌پردازد (Varshney et al. 2021). مسائل حل شده با روش‌های یادگیری ماشین را می‌توان به‌طور کلی به روش‌های نظارت شده، روش‌های بدون نظارت و روش‌های یادگیری تقویتی طبقه‌بندی کرد. در یادگیری نظارت شده، هدف برآورد یک خروجی با در نظر گرفتن بردارهای ویژگی به‌عنوان ورودی است. لذا الگوریتم‌های یادگیری ماشین یک مدل موقت بین مقادیر ورودی و خروجی ایجاد می‌کنند. این مدل تلاش می‌کند خروجی داده‌های آزمایش را تخمین بزند، مواردی که قبلاً هرگز مشاهده نشده‌اند. اگر مدل یادگیری ماشین داده‌های ورودی را به دسته‌های خاصی طبقه‌بندی کند، آنگاه به‌عنوان یک مدل طبقه‌بندی در نظر گرفته می‌شود. اگر مدل سعی کند مقادیر پیوسته را با استفاده از مقادیر ورودی پیدا کند، آنگاه به‌عنوان یک مدل رگرسیون در نظر گرفته می‌شود. برای هر دو مسئله، داده‌ها باید از قبل برچسب‌گذاری شوند. متداول‌ترین الگوریتم‌های مورد استفاده برای طبقه‌بندی عبارتند از: ماشین بردار پشتیبان، یادگیری جمعی/ گروهی، k نزدیک‌ترین همسایه و جنگل تصادفی. تاکنون مدل‌های یادگیری نظارت شده برای طبقه‌بندی وسایل نقلیه (Mittal et al. 2018; Alam et al. 2022)، طبقه‌بندی چراغ‌های راهنمایی (Vishal et al. 2018)، تشخیص و طبقه‌بندی کاراکترهای پلاک (Al-Shemarry and Li 2020; Greenhalgh and Mirmehdi 2012; Maldonado-Bascón et al. 2007; Lafuente-Arroyo et al. 2005)، تشخیص علائم راهنمایی و رانندگی (Li and Yang 2016)، تشخیص عابران پیاده استفاده شده‌اند (Oren et al. 1997; Papageorgiou et al. 1998). از آنجایی که تخصیص برچسب به میلیون‌ها داده، فرایندی پرزحمت و ناکارآمد است، داده‌های بدون برچسب را می‌توان با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت طبقه‌بندی کرد. این الگوریتم‌ها با استفاده از زیرساخت‌های مختلف ریاضی، داده‌ها را بر اساس معیارهای خود طبقه‌بندی می‌کنند. مدل‌های یادگیری بدون نظارت برای تشخیص پلاک (Pustokhina et al. 2020)، تشخیص موانع (Hu et al. 2018)، تشخیص ترک‌های جاده (Shan et al. 2016) استفاده شده‌اند. بر اساس این ایده که ممکن است در برخی موارد هیچ داده آموزشی در دسترس نباشد، مدل‌های یادگیری تقویتی با الهام از فرایندهای کسب دانش ایجاد شده‌اند. این الگوریتم‌ها از نوعی یادگیری استفاده می‌کنند که سعی می‌کند مراحلی را که یک سوژه (ربات، وسیله نقلیه خودران و غیره) باید انجام دهد تا بالاترین پاداش را در محیط دریافت کند، بیابد. آزمودنی‌هایی که بر اساس مکانیسم پاداش/ تنبیه کار می‌کنند، اقداماتی را در تلاش برای درک محیط انجام می‌دهند. پس از

انجام طیف وسیعی از این اقدامات، مراحلی که منجر به بالاترین پاداش می‌شود ذخیره می‌شوند و به رفتار تبدیل می‌شوند. تحقیقاتی وجود دارد که در آن روش‌های یادگیری تقویتی در سیستم‌های کنترل سیگنال ترافیک (Hurtado-Gómez et al. 2021)، کنترل زمان‌بندی ترافیک (Li et al. 2016) و برای تشخیص خطوط جاده (Liu et al. 2022) استفاده شده است. اگرچه روش‌های سنتی یادگیری ماشین مانند ماشین بردار پشتیبان (Oren et al. 1997; Maldonado-Bascón et al. 2007; Le et al. 2010)، شبکه‌های بیزی (Song and Nevatia 2007) و فیلتر کالمن (Okutani and Stephanedes 1984; Messelodi et al. 2005) در تحقیقات اولیه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند (Wang et al. 2019) مورد استفاده قرار گرفتند، اما قابلیت‌های حل مسئله الگوریتم‌ها در طول زمان به‌دلیل توسعه منابع سخت‌افزاری و افزایش حجم داده‌های آموزشی بهبود یافته‌اند. گرچه مفهوم یادگیری ماشین در سال‌های بین ۱۹۸۰ و ۲۰۱۰ غالب بوده است، اما در حال حاضر مشاهده می‌شود که الگوریتم‌های کلاسیک یادگیری ماشین در پردازش مقادیر زیادی از داده‌ها با مشکل مواجه هستند. در پاسخ به رفع مشکل، مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی ابداع شدند. با این حال، از آنجایی که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی کلاسیک برای پردازش داده‌های بزرگ کافی نیستند، ساختارهای شبکه عصبی مدرن توسعه یافته‌اند که منجر به توسعه مدل‌های یادگیری عمیق شده است. قابل توجه است که در الگوریتم‌های یادگیری ماشین، مدلی که ویژگی‌ها را از تصاویر استخراج می‌کند و مدلی که با استفاده از این ویژگی‌های استخراج شده، طبقه‌بندی را انجام می‌دهد مجزا هستند، در حالی که در مدل‌های یادگیری عمیق می‌توانند هر دو فرایند فوق در یک پشته شبکه عصبی مصنوعی انجام شود. شکل ۳ جایگاه یادگیری عمیق را به‌عنوان زیرمجموعه‌ای از یادگیری ماشین که در آن شبکه‌های عصبی چندلایه از حجم وسیعی از داده‌ها یاد می‌گیرند، نشان می‌دهد. یادگیری ماشین شامل الگوریتم‌هایی است که عملکرد آن‌ها با قرار گرفتن در معرض داده‌های بیشتر در طول زمان بهبود می‌یابد و به‌عنوان زیرمجموعه هوش مصنوعی در نظر گرفته می‌شوند.

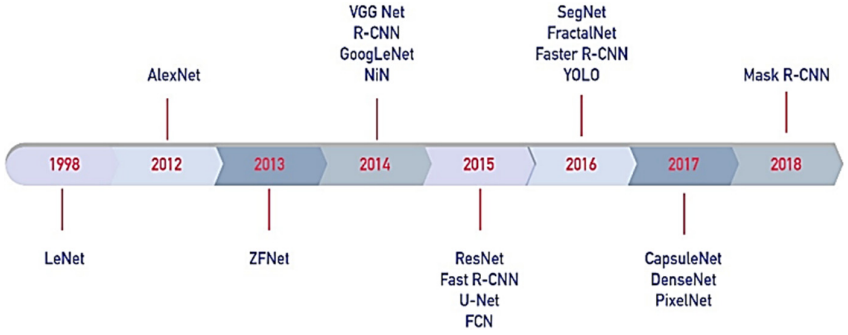
شکل ۳. هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق

یک شبکه عصبی عمیق از چندین لایه معماری شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های یادگیری عمیق تشکیل شده است. این شبکه شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است. به‌عنوان یک نوآوری پیشگامانه، شبکه‌های عصبی عمیق نتایج رضایت‌بخشی را در زمینه مسائل اساسی مانند طبقه‌بندی، تشخیص و قطعه‌بندی اشیاء در تصاویر تولید کرده‌اند. بنابراین، فناوری‌های هوش مصنوعی به کمک مدل‌های یادگیری عمیق در حوزه کاربردی سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند مهم شده‌اند. انواع مختلفی از مدل‌های شبکه عصبی عمیق وجود دارد که برای اهداف مختلف استفاده می‌شوند. به‌عنوان مثال، شبکه‌های باور عمیق[1] برای تشخیص ترک جاده (Wang and Zhang 2017) استفاده شده است. شبکه‌های رمزگذار خودکار پشته‌ای[2] برای تشخیص موانع (Maria et al. 2016)، فشرده‌سازی تصویر (Theis et al. 2017) و بازیابی ویدئو (Song et al. 2018) استفاده شده‌اند. همچنین روش‌های یادگیری عمیق مبتنی بر YOLO[3] (شما فقط یک بار نگاه می‌کنید) در مسائل تشخیص و شناسایی اشیاء استفاده شده‌اند. کاربردی‌ترین و پیشرفته‌ترین معماری‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی در شکل ۴ ارائه شده است.

از انواع شبکه‌های عصبی عمیق که بیشترین استفاده را برای استخراج ویژگی‌ها از تصاویر در حوزه بینایی ماشین دارند، شبکه‌های عصبی کانولوشنی هستند. در اصل، شبکه‌های عصبی کانولوشنی سعی می‌کنند از اصول کار مغز و قشر بینایی انسان تقلید کنند و از لایه‌های متعدد برای تشخیص اشیاء استفاده کنند. یکی از نقاط قوت برجسته شبکه‌های کانولوشنی توانایی آن‌ها در طبقه‌بندی اشیاء به هزاران کلاس است. از دیگر مزایای آن‌ها می‌توان به استحکام نسبی آن‌ها در برابر نویز تصویر، همراه با استحکام

1. Deep Belief Network 2. Stacked Auto Encoders 3. You Only Look Once

آن‌ها در برابر چرخش و تغییر موقعیت اشیا در یک تصویر اشاره کرد. بزرگترین معایب آن‌ها زمان طولانی آموزش و نیاز به مجموعه داده آموزشی بزرگ است (Lange et al. 2022). استفاده از کارت‌های گرافیک و پردازنده‌های موازی در طول آموزش، به آموزش و زمان طبقه‌بندی مدل‌های کانولوشنی کمک می‌کند. تاکنون معماری‌های متفاوتی از شبکه‌های عصبی کانولوشنی به‌طور گسترده در حوزه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند با تمرکز بر تشخیص خودکار پلاک (Laroca et al. 2018; Hashmi et al. 2019)، تشخیص و شناسایی علائم راهنمایی و رانندگی (Qian et al. 2015; Changzhen et al. 2016; Jung et al. 2016; Zeng et al. 2016; Zhang et al. 2017)، تشخیص و طبقه‌بندی وسایل نقلیه (Du et al. 2017; Shvai et al. 2019; Wu and Lin 2018; Pillai and Valles 2021)، تشخیص عابر پیاده (Yi 2016; Ouyang and Wang 2013; Fukui et al. 2015; John et al. 2015; Schlosser et al. 2016) و تشخیص خطوط جاده (Kim and Lee 2014; Huval et al. 2015; Li et al. 2016) ارائه شده است.



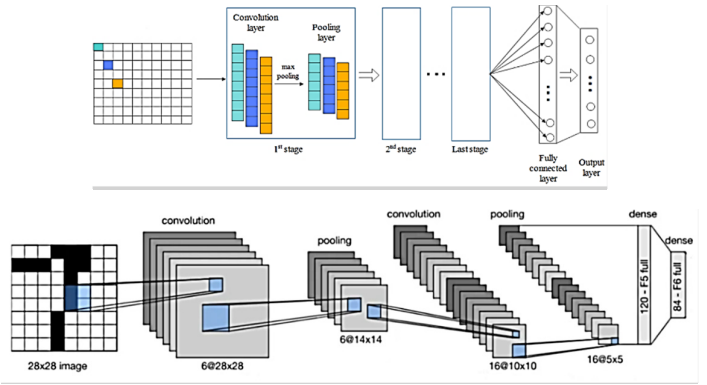
شکل ٤. معماری‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی

۳. روش‌های یادگیری و معیارهای ارزیابی

الگوریتم‌های یادگیری مدلی را بر اساس داده‌های نمونه می‌سازند که به‌عنوان «داده‌های آموزشی» شناخته می‌شوند تا پیش‌بینی‌ها یا تصمیم‌گیری‌ها را بدون برنامه‌ریزی صریح انجام دهند. به این فرایند از یادگیری، مرحله آموزش می‌گویند. کیفیت مدل‌ها را می‌توان از طریق فرایند آزمایش با داده‌های آزمایشی ارزیابی کرد. لذا به معرفی روش‌های یادگیری عمیق و معیارهای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها می‌پردازیم.

۳-۱. روش‌های یادگیری و مدیریت ترافیک

روش‌های یادگیری عمیق معمولاً مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند که از چندین لایه پنهان با واحدهای پردازش غیرخطی تشکیل شده‌اند. کلمه «عمیق» به لایه‌های مخفی متعددی اشاره دارد که برای تبدیل نمایش داده‌ها استفاده می‌شود. با استفاده از مفهوم یادگیری ویژگی‌ها، هر لایه پنهان از شبکه‌های عصبی، داده‌های ورودی خود را در یک نمایش جدید ترسیم می‌کند. لایه بعدی تمایل دارند سطح بالاتری از انتزاع را نسبت به لایه قبل به‌دست آورند. بنابراین، مجموعه‌ای از لایه‌های پنهان به‌طور فزاینده‌ای ویژگی‌های کارآمدتری را از داده‌های مشاهده شده استخراج می‌کنند (شکل ۵). این ویژگی‌های سطح بالا و انتزاعی که از طریق لایه‌های متوالی به‌دست می‌آیند، برای مسائل طبقه‌بندی و رگرسیون مناسب هستند. در معماری‌های یادگیری عمیق، سلسله‌مراتب ویژگی‌های آموخته شده در سطوح چندگانه در نهایت به خروجی یادگیری در یک چارچوب یکپارچه نگاشت می‌شود. مشابه تکنیک‌های یادگیری ماشین، معماری‌های یادگیری عمیق به دو دسته کلی رویکردهای یادگیری بدون نظارت شامل ماشین‌های محدود بولتزمن، رمزگذارهای خودکار و شبکه‌های متخاصم مولد، و رویکردهای یادگیری نظارت شده شامل شبکه‌های عصبی عمیق کانولوشنی[1] (CNN) و شبکه‌های عصبی بازگشتی[2] (RNN) تقسیم می‌شوند. در ادامه پتانسیل بالقوه تکنیک‌های یادگیری عمیق در پیاده‌سازی کاربردی الگوریتم‌های مرتبط با حوزه حمل‌ونقل هوشمند را بررسی خواهیم کرد.



شکل ۵. معماری شبکه عصبی کانولوشنی
(الف) نمایش معماری عمومی کانولوشنی (ب) تصویر ورودی و فیلترهای کانولوشنی

1. Convolutional Neural Networks
2. Recurrent Neural Networks

مطالعات متعددی در مورد کاربردهای یادگیری عمیق در زمینه حمل‌ونقل هوشمند منتشر شده است که هدف اصلی آن‌ها دستیابی به یک مدل کارآمدتر در برابر رویکردهای سنتی یادگیری ماشین است. قابل مشاهده است که تکنیک‌های یادگیری عمیق برای کاربردهای حمل‌ونقل هوشمند مانند تشخیص و ردیابی اشیاء ترافیکی (مانند وسایل نقلیه، خطوط جاده، عابران پیاده، علائم راهنمایی و رانندگی و چراغ‌های راهنمایی) از تصاویر و ویدیوها استفاده می‌کند و توجه ویژه‌ای به بهبود دقت مدل‌های پیش‌بینی دارند. این موضوع باعث شده است تا محققان از الگوریتم‌های یادگیری عمیق استفاده کنند تا بتوانند ویژگی‌های ترافیک را در سطوح بالایی از انتزاعات بدون دانش قبلی نشان دهند.

۳-۲. معیارهای ارزیابی عملکرد

تابع هدف معمولاً برای اندازه گیری خطا (یا فاصله) بین خروجی پیش‌بینی شده و خروجی مورد نظر استفاده می‌شود. یک تابع هدف رایج برای وظایف طبقه‌بندی، آنتروپی متقاطع[1] (CE) است همان‌طور که در معادله ۳-۱ نشان داده شده است، x یک نمونه از مجموعه آموزشی است، p(x) توزیع احتمال واقعی متغیر وابسته است در حالی که q(x) توزیع احتمال پیش‌بینی شده است:

$$CE = -\sum_{x} p(x) log q(x) \qquad (۱-۳)$$

توابع هدف رایج برای ارزیابی الگوریتم‌های یادگیری عبارتند از: میانگین مربعات خطا[2] (MSE)، ریشه میانگین مربعات خطا[3] (RMSE) و میانگین خطای مطلق[4] (MAE)، همان‌طور که در معادله ۳-۲ تعریف شده است. X یک نمونه از مجموعه آموزشی است، |X| اندازه مجموعه آموزشی، y خروجی واقعی و ŷ خروجی شبکه برای مسئله یادگیری است:

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{|X|}\sum_{x}(y(x) - \hat{y}(x))^2 \qquad (۲-۳)$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{|X|}\sum_{x}(y(x) - \hat{y}(x))^2}$$

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{|X|}\sum_{x}|y(x) - \hat{y}(x)|$$

1. Cross Entropy
2. Mean Square Error
3. Root Mean Square Error
4. Mean Absolute Error

برخی از مدل‌های یادگیری عمیق نیز می‌توانند به روش‌های بدون نظارت آموزش داده شوند که در آن‌ها خروجی تلاش می‌کند ورودی را بازیابی کند و هدف، به حداقل رساندن خطای پیش‌بینی است. پس از تعیین تابع هدف، مدل‌های عمیق برای به حداقل رساندن خطا با تکنیک‌های پس انتشار و نزول گرادیان آموزش داده می‌شوند. الگوریتم پس انتشار، خطای محاسبه شده در لایه خروجی را به عقب توزیع می‌کند و گرادیان وزن‌ها در لایه‌های مختلف محاسبه می‌شود. در هر لایه، الگوریتم نزول گرادیان یک بردار گرادیان را محاسبه می‌کند و بردار وزن را در جهت مخالف بردار گرادیان تنظیم می‌کند تا میزان خطا را به حداقل برساند. در عمل، الگوریتم‌های یادگیری مبتنی بر گرادیان، مانند گرادیان نزولی تصادفی، به طور گسترده برای آموزش شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرند. همچنین، معیارهای صحت، دقت، یادآوری و معیار F نیز که در ادامه نشان داده شده است برای مسائل طبقه‌بندی، بسیار پرکاربرد هستند. در معادلات زیر N تعداد نمونه‌هایی را در داده‌های آزمون نشان می‌دهد و |N| اندازه آن را تعیین می‌کند، y_i و $\hat{y}_i$ به‌ترتیب نشان‌دهنده برچسب‌های پیش‌بینی شده و واقعی برای نمونه iام هستند.

- صحت[1]: به‌عنوان کسری از برچسب‌های پیش‌بینی‌شده درست به تعداد کل برچسب‌های ارائه‌شده (اجتماع پیش‌بینی‌شده و واقعی)، تعریف می‌شود.

$$\mathrm{A} = \frac{1}{|N|}\sum_{i=1}^{N}\frac{|\hat{y}_i \cap y_i|}{|\hat{y}_i \cup y_i|} \qquad (۳-۳)$$

- دقت[2]: به‌عنوان کسری از برچسب‌های پیش‌بینی‌شده درست به همه برچسب‌های پیش‌بینی‌شده، تعریف می‌شود.

$$\mathrm{P} = \frac{1}{|N|}\sum_{i=1}^{N}\frac{|\hat{y}_i \cap y_i|}{|\hat{y}_i|} \qquad (۴-۳)$$

- یادآوری[3]: به‌عنوان کسری از برچسب‌های پیش‌بینی‌شده درست به همه برچسب‌های واقعی، تعریف می‌شود.

$$\mathrm{R} = \frac{1}{|N|}\sum_{i=1}^{N}\frac{|\hat{y}_i \cap y_i|}{|y_i|} \qquad (۵-۳)$$

1. Accuracy 2. Precision 3. Recall

◇ معیار[1] F1: که به‌عنوان میانگین هارمونیک بین دقت و یادآوری تعریف می‌شود.

$$\mathrm{F_1} = \frac{2PR}{P+R} \qquad (۶-۳)$$

در ادامه به بررسی کاربردهای مدیریت هوشمند ترافیک متأثر از به‌کارگیری تکنیک‌های بینایی ماشین می‌پردازیم. دور از انتظار نیست که معماری‌های یادگیری عمیق مبتنی بر بینایی ماشین و در پی آن مدیریت هوشمند ترافیک در شهرهای هوشمند پیاده‌سازی خواهند شد و سیستم‌های حمل‌ونقل را متحول خواهند کرد و در این راستا توسعه تکنیک‌های بینایی ماشین نقش مهمی ایفا خواهند کرد. لذا مقایسه میزان دقت و اثربخشی الگوریتم‌های یادگیری عمیق مبتنی بر بینایی ماشین و جایگاه فعلی آن با بررسی تحقیقات پیشین در بخش بعد انجام شده است. تحقیقات برجسته و پراهمیت از حیث تعداد ارجاعات و پیاده‌سازی‌های انجام شده در یک جدول همراه با تعیین دقت الگوریتم به‌کار گرفته شده آمده است تا خواننده به‌راحتی بتواند به تاریخچه و نیز آخرین تحقیقات پرارجاع دسترسی داشته باشد.

٤. کاربردهای بینایی ماشین در حوزه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند

٤-١. شناسایی خودکار پلاک[2]

سیستم‌های تشخیص خودکار پلاک از اولین کاربردهای بینایی ماشین در حوزه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند هستند. این فناوری توانایی تشخیص و شناسایی وسایل نقلیه را بر اساس پلاک آن‌ها بدون دخالت انسان با استفاده از تکنیک‌های شناسایی فراهم می‌کند. امکان شناسایی وسایل نقلیه، شمارش وسایل نقلیه، ردیابی وسایل نقلیه در مناطق شهری، تعیین میانگین نرخ تردد، تشخیص جهت حرکت وسایل نقلیه و تشخیص تخلفات رانندگی را ممکن می‌سازد. فناوری‌های تشخیص خودکار پلاک راه‌حل‌های حمل‌ونقل هوشمند متنوعی اعم از کنترل دسترسی، محاسبه خودکار هزینه‌های استفاده از بزرگراه یا پارکینگ و تخمین طول صف را ارائه می‌کنند. در سیستم‌های مذکور تصویر خودرو از صحنه مورد نظر توسط دوربین به‌صورت تصویر ثابت یا فریم ویدئویی گرفته می‌شود و پس از آن پلاک خودرو با اعمال تبدیل‌ها و استفاده از الگوریتم‌های تشخیص مبتنی بر

1. F1-Score
2. Automatic Number Plate Recognition

پـردازش تصویـر به‌دسـت می‌آیـد. به‌طـور کلـی یـک سیسـتم تشـخیص خـودکار پـلاک شـامل فراینـد اسـتخراج پـلاک[1]، قطعه‌بنـدی کاراکترهـا، و تشـخیص کاراکترهـا اسـت.

عوامـل مختلفـی بـر عملکـرد سیسـتم‌های تشـخیص خـودکار پـلاک، ماننـد وضعیـت فیزیکـی پـلاک، فرمت‌هـای غیراسـتاندارد، صحنه‌هـای پیچیـده، کیفیـت دوربیـن، موقعیـت نصـب دوربیـن، میـزان اعوجـاج، کنتراسـت تصویـر، بازتاب‌هـا، محدودیت‌هـای حافظـه، شـرایط محیطـی، روز/ شـب، محدودیت‌هـای سـخت‌افزاری و نرم‌افـزاری تأثیـر منفـی می‌گذارنـد. اگـر دوربیـن نظارتـی به‌درسـتی تنظیـم شـده باشـد بـا در نظـر گرفتـن فاصلـه، زاویـه شـیب، ناحیـه مـورد نظـر در تصویـر[2]، میـزان بزرگنمایـی و فاکتورهـای نـوری، نـرخ دقـت سیسـتم‌های تشـخیص خـودکار پـلاک را می‌تـوان به‌طـور قابـل توجهـی بهبـود بخشـید. قابلیـت پـردازش، بسـته بـه محیـط و سـرعت شـاتر دوربیـن متفـاوت اسـت. در (Mufti and Shah 2021) بررسـی جامعـی درخصـوص الگوریتم‌هـای تشـخیص خـودکار پـلاک صـورت گرفتـه اسـت کـه مقایسـه عملکـرد تکنیک‌هـا و مجموعـه داده‌هـای مـورد اسـتفاده در سیسـتم‌های تشـخیص خـودکار پـلاک و همچنیـن پیشـرفت‌ها و چالش‌هـای پیـش رو ارائـه شـده اسـت. همچنیـن (Joshi et al. 2021)، روش‌هـای تشـخیص و شناسـایی خـودکار پـلاک خـودرو را در مطالعـات منتشـر شـده بیـن سـال‌های ۲۰۱۶ و ۲۰۲۰ بررسـی کـرده اسـت. در (Hommos et al. 2016) بـا اسـتفاده از دوربین‌هـای HD، نـرخ تشـخیص پـلاک حـدود ۹۸٪ به‌دسـت آمـده اسـت. همچنیـن در (Farhat et al. 2017) کـه مـدل را در زمـان واقعـی بـا اسـتفاده از دوربین‌هـای HD و مجموعـه داده حـاوی بیـش از ۲۷۹۰ کاراکتـر آمـوزش داده اسـت، نـرخ تشـخیص پـلاک ۹۹٫۵٪ بـرآورد شـده اسـت. اگرچـه نرخ‌هـای تشـخیص بالایـی را می‌تـوان بـا سیسـتم‌های دوربیـن HD به‌دسـت آورد، امـا ایـن سیسـتم‌ها از نظـر محاسـباتی پرهزینـه هسـتند. در (Laroca et al. 2018)، از شـبکه عصبـی کانولوشـنی و آشکارسـاز شـی YOLO در سـناریوهای بلادرنـگ بـرای اسـتخراج پـلاک خـودرو در برزیـل اسـتفاده شـده اسـت و نـرخ تشـخیص بیـن ۹۸٫۳۳٪ تـا ۱۰۰٪ در مجموعـه داده‌هـای مختلـف به‌دسـت آمـده اسـت. در (Hashmi et al. 2019) یـک روش بلادرنـگ بـرای تشـخیص پلاک‌هـا از جریان‌هـای ویدئویـی بـا اسـتفاده از رویکـرد یادگیـری عمیـق مبتنـی بـر معمـاری شـبکه کانولوشـنی پیشـنهاد شـده اسـت و در ایـن روش پلاک‌ها بـا دقـت ۹۱ درصـد اسـتخراج شـده و میـزان دقـت تشـخیص کاراکترهـا ۹۳ درصـد بـرآورد شـده اسـت. در (Darapaneni et al. 2020) یـک روش آنلایـن تشـخیص و شناسـایی پـلاک بـرای وسـایل

1. Number Plate Extraction
2. Region of Interest

نقلیه در حال حرکت در پارکینگ با ارائه یک معماری بر پایه مدل YOLOv3 و OpenCV3 پیشنهاد شده است و دقت ۱۰۰ درصد برای استخراج جعبه مرزی در اطراف پلاک‌ها حاصل شده و کاراکترهای پلاک با دقت ۹۵ درصد تشخیص داده می‌شوند.

در (Vetriselvi et al. 2022)، یک مدل کارآمد تشخیص پلاک خودرو مبتنی بر یادگیری عمیق (DL-VLPNR) برای شناسایی و تجزیه و تحلیل ویژگی‌های پلاک خودرو برای شهرهای هوشمند پیشنهاد شده است. در روش پیشنهادی، شبکه عصبی کانولوشنی مبتنی بر Faster R-CNN با مدل Inceptionv2 برای تشخیص کاراکترهای پلاک خودرو استفاده شد. متعاقباً، کاراکترهای شناسایی شده با مدل Tesseract OCR استخراج شده و عملکرد مدل DL-VLPNR با استفاده از مجموعه داده‌های FZU Cars و HumAIn2014 تأیید شده و نتایج برای ارزیابی معیارهای مختلف، مانند دقت، یادآوری، معیار F1، صحت و میانگین دقت تجزیه و تحلیل شده است و دقت ۹۸٫۶٪ را نشان می‌دهد. به‌دلیل توانایی مدل Tesseract در تشخیص بیش از ۱۰۰ زبان، در حال حاضر پرکاربردترین موتور OCR است. در مطالعات اخیر، مشخص است که معماری‌های هوش مصنوعی مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی در تشخیص خودکار پلاک ترجیح داده می‌شوند و عملکرد و کارائی تشخیص در شبکه‌های عصبی کانولوشنی مانند YOLOv3، Faster R-CNN و Inceptionv2 بهبود یافته است. به طوری که با استفاده از روش YOLOv3 می‌توان نرخ تشخیص خودکار پلاک را حدود ۱۰۰٪ به‌دست آورد. جدول ۲ فهرستی از تحقیقات تشخیص خودکار پلاک خودرو را با استفاده از روش‌های بینایی ماشین ارائه می‌دهد.

جدول ۲. روش‌های بینایی ماشین و تحقیقات تشخیص خودکار پلاک خودرو

مرجع	سال	روش (الگوریتم)	مجموعه داده	نرخ شناسایی
Hommos et al.	۲۰۱۶	OCR algorithms	958 images	٪۹۸
Farhat et al.	۲۰۱۷	OCR using (FPGA)	2790 characters	٪۹۹٫۵
Laroca et al.	۲۰۱۸	CNNs for letters and digits	UFPR-ALPR: 4500 frames	٪۹۸٫۳۳
Hashmi et al.	۲۰۱۹	RT-ALPR (CNN)	4800 car images	٪۹۳
Darapaneni et al.	۲۰۲۰	YOLOv3, HAAR Cascade, and OpenCV	300+ images; tested on 20+ car images	٪۹۵
Vetriselvi et al.	۲۰۲۲	DL-VLPNR (Tesseract OCR, Faster R-CNN + Inception V2)	FZU Cars and HumAIn	٪۹۸٫۶

٤-٢. تشخیص و شناسایی علائم ترافیکی

تشخیص علائم راهنمایی و رانندگی، که در وسایل نقلیه خودران و سیستم‌های کمک‌راننده پیشرفته[1] استفاده می‌شود، کاربردی از فناوری بینایی ماشین است که هدف آن شناسایی علائم راهنمایی و رانندگی در ناحیه دید دوربین است. تشخیص علائم راهنمایی و رانندگی، شامل شناسایی ناحیه‌ای از تصویر است که حاوی علامت راهنمایی و رانندگی است. به عبارتی، تشخیص علائم راهنمایی و رانندگی یک مسئله طبقه‌بندی است و دقت آن با توجه به طبقه‌بندی صحیح صورت گرفته در تصاویر بر حسب دقت متوسط میانه[2] اندازه‌گیری و ارزیابی می‌شود. علاوه بر این، تعیین اینکه آیا یک ناحیه شناسایی شده در تصویر برای علامت راهنمایی و رانندگی صحیح است یا خیر، معیار اجتماع بر روی اشتراک[3] محاسبه می‌شود و با یک مقدار آستانه مقایسه می‌گردد (Desai and Bartakke 2018).

تشخیص علائم راهنمایی و رانندگی به‌دلیل تأثیر عوامل متعددی مانند زاویه دید، شرایط نوری، تاری، سایه جزئی، اعوجاج رنگ و میزان کنتراست تصاویر، کار دشواری است. بالاترین میزان دقتی که با استفاده از مجموعه داده‌های معیار تشخیص علائم ترافیک آلمان با روش‌های سنتی یادگیری ماشین به‌دست آمده است حدود ۹۷٪ است. از سال ۲۰۱۲ با به‌کارگیری مدل‌های شبکه عصبی عمیق، روش‌های سنتی یادگیری ماشین با روش‌های یادگیری عمیق در تحقیقات جایگزین شدند، که نرخ‌های دقت بالاتری را در مطالعات اخیر در مسئله تشخیص و شناسایی علائم ترافیکی ارائه می‌دهند. در (Changzhen et al. 2016)، مرحله پیش‌پردازش مانند تبدیل تصویر، چرخش و مقیاس‌بندی برای جلوگیری از برازش بیش از حد و نیز بهبود زمان آموزش شبکه عصبی کانولوشنی اعمال شده است. در (Zhang et al. 2017) ابتدا، با استفاده از شبکه عصبی R-CNN، نواحی پیشنهادی علائم ترافیکی در تصاویر با استفاده از آستانه فضای RGB تعیین می‌شوند و سپس، فرایند تشخیص علائم ترافیکی با استفاده از مدل شبکه عصبی کانولوشنی انجام می‌شود. عملکرد سیستم با مجموعه داده‌های ترافیکی GTSRB و CASIA ارزیابی شده است. در (Qian et al. 2015) شناسایی بلادرنگ علائم ترافیکی، به‌عنوان یک نیاز ضروری برای وسایل نقلیه خودران، مورد مطالعه قرار گرفت و در این تحقیق، با استفاده از روش قطعه‌بندی رنگ،

1. Advanced Driver Assistance Systems 2. mean Average Precision 3. Intersection over Union

مـدل بـا سـرعت متوسـط ۱۶٫۹ فریـم در ثانیـه مناطـق حـاوی علائـم راهنمایـی رانندگـی را شناسـایی نمـود. در بالاتریـن میـزان دقـت در مجموعـه داده GTSRB حـدود ۱۰۰٪ به‌دسـت آمـده اسـت. نکتـه حائـز اهمیـت ایـن اسـت کـه انتخـاب بـرای اسـتفاده از یـک مـدل شـبکه عصبـی عمیـق بایـد پـس از در نظـر گرفتـن پیچیدگـی محاسـباتی، مصـرف انـرژی و نیازهـای حافظـه بـرای پـردازش جریان‌هـای ویدئویـی انجـام شـود (Xing et al. 2022; Marques et al. 2022). بـا اسـتفاده از مدل‌هـای یادگیـری عمیـق، قابلیـت اسـتخراج خـودکار ویژگی‌هـا را می‌تـوان انجـام داد، کـه نیـاز بـه اسـتخراج دسـتی ویژگی‌هـا را از بیـن می‌بـرد و میـزان دقـت تشـخیص علائـم ترافیکـی بـه حـدود ۹۹٪ افزایـش می‌یابـد. مشـخص اسـت کـه معمـولاً مجموعـه داده GTSRB بـرای ارزیابـی عملکـرد ترجیـح داده شـده اسـت و معیـار دقـت و معیـار دقـت متوسـط میانـه به‌عنـوان معیارهـای اندازه‌گیـری عملکـرد بـه‌کار گرفتـه شـده اسـت. جـدول ۳ فهرسـتی از تحقیقـات تشـخیص و شناسـایی علائـم ترافیکـی را بـا اسـتفاده از روش‌هـای بینایـی ماشـین ارائـه می‌دهـد.

جدول ۳. روش‌های بینایی ماشین و تحقیقات تشخیص و شناسایی علائم ترافیکی

مرجع	سال	روش (الگوریتم)	مجموعه داده	دقت
Qian et al.	۲۰۱۵	CNN	Chinese traffic sign dataset	٪۹۹٫۸۳
Changzhen et al.	۲۰۱۶	CNN	GTSRB + MNIST + CASIA	٪۹۹
Zhang et al.	۲۰۱۷	CNN	GTSRB	٪۹۹٫۸۴
Xing et al.	۲۰۲۲	Faster R-CNN + improved YOLOv5	GTSRB	٪۹۵٫۶۳
Marques et al.	۲۰۲۲	YOLOv3 and YOLOv3_tiny	GTSRB	٪۹۸٫۹۱

٤-۳. تشخیص و طبقه‌بندی خودرو

یکـی از مهم‌تریـن مؤلفه‌هـای رانندگـی ایمـن، تشـخیص وسـیله نقلیـه اسـت (Du et al. 2017). تشـخیص وسـایل نقلیـه در تصاویـر یـا فریم‌هـای ویدئویـی بـا اسـتفاده از تکنیک‌هـای بینایـی ماشـین موضوعـی اسـت کـه به‌طـور گسـترده در حـوزه سیسـتم‌های حمل‌ونقـل هوشـمند تحقیـق شـده اسـت، چـرا کـه ایـن سیسـتم‌ها می‌تواننـد ادراک به‌مراتـب مؤثرتـری در مـورد ترافیـک بـا هزینه‌هـای بسـیار کمتـر در مقایسـه بـا سیسـتم‌های سـنتی مبتنـی بـر حسـگر ارائـه دهنـد. بـا ایـن حـال، به‌دلیـل عواملـی ماننـد محدودیت‌هـای سـخت‌افزاری دوربیـن، حرکـت دوربیـن، همپوشـانی اشـیاء، سـرعت اشـیاء، وضـوح اشـیاء، تراکـم ترافیـک و شـرایط نـوری

محیط، تشخیص خودرو همچنان یک مسئله چالش‌برانگیز است. روش‌های یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی به‌طور گسترده برای مسائل تشخیص وسیله نقلیه به‌کار گرفته شده‌اند. خاطرنشان می‌شود که مناطقی که احتمالاً وسایل نقلیه در آن‌ها یافت می‌شوند با استفاده از یک رویکرد دو مرحله‌ای و به‌دنبال آن تأیید، شناسایی می‌شوند و سفارشی‌سازی‌ها مطابق با نیازهای کاربردی مختلف انجام می‌شود. در (Arif et al. 2020; Zhu et al. 2020) برای تشخیص وسیله نقلیه، مدلی بر اساس معماری YOLO توسعه یافته است که حتی در شب نیز قابل استفاده است. در مطالعه دیگری (Huang et al. 2021)، یک شبکه عصبی کانولوشنی مبتنی بر Faster R-CNN برای تخمین جریان ترافیک ایجاد شد. این مدل می‌تواند وسایل نقلیه را هم در روز و هم در شب تشخیص دهد. در تحقیقات انجام شده درخصوص وسایل نقلیه خودران، که در سال‌های اخیر شتاب بیشتری گرفته است، این موضوع حیاتی است که یک وسیله نقلیه خودران، بتواند محیط خود را در زمان واقعی درک و تجزیه و تحلیل کند. لذا برای اینکه یک وسیله نقلیه خودران به‌طور ایمن در طول یک مسیر حرکت کند، باید بتواند موقعیت خود را نسبت به سایر وسایل نقلیه تشخیص دهد. مدل‌های شبکه عصبی عمیق مبتنی بر بینایی ماشین به‌طور گسترده برای این منظور استفاده شده‌اند. در (Li et al. 2021; Jiao and Wang 2022) یک بررسی جامع از تکنیک‌های تشخیص وسیله نقلیه تحت شرایط متغیر با سایه‌های متحرک با استفاده از تکنیک‌های بینایی ماشین مبتنی بر یادگیری عمیق همراه با تحلیل مقایسه‌ای الگوریتم‌های تشخیص سایه و حذف آن انجام شده است. نکته حائز اهمیت این است که گرچه تکنیک‌های پیشرفته در مقایسه با سایر روش‌ها از نظر عملکرد، کارایی بهتری دارند و برای حذف سایه‌ها توصیه می‌شوند، ولی بین حصول دقت و زمان‌های پردازش، نیاز به برقراری تعادل است.

قابل مشاهده است که رویکردهای یادگیری عمیق در تحقیقات اخیر به نتایج خوبی در تشخیص و طبقه‌بندی خودرو دست یافته‌اند. برخی از مطالعات هر دو مسئله تشخیص و طبقه‌بندی وسیله نقلیه را پوشش می‌دهند، در حالی که برخی دیگر صرفاً بر روی تشخیص وسیله نقلیه تمرکز دارند. روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی مانند YOLO و Faster R-CNN در تشخیص و طبقه‌بندی خودرو به‌دلیل میزان موفقیت بالایی که به‌دست آورده‌اند ترجیح داده می‌شوند. لذا استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق منجر به نرخ فراخوانی ۹۷,۹ درصد در تشخیص خودرو و دقت ۹۹,۰۳ درصد در طبقه‌بندی خودروشده

است و معیارهای اندازه‌گیری دقت و معیار دقت متوسط میانه به‌دلیل تأثیرگذاری بیشتر ترجیح داده شده‌اند. جدول ۴ فهرستی از تحقیقات تشخیص و طبقه‌بندی خودرو را با استفاده از روش‌های بینایی ماشین ارائه می‌دهد.

جدول ٤. روش‌های بینایی ماشین و تحقیقات تشخیص و طبقه‌بندی خودرو

مرجع	سال	روش (الگوریتم)	مجموعه داده	دقت
Du et al.	۲۰۱۷	PC-CNN	KITTI	٪۹۸,۴
Arif et al	۲۰۲۰	Faster R-CNN, SVM	2200 traffic images	٪۹۸,۶
Huang et al.	۲۰۲۱	M-YOLO	Roadside Dataset	٪۹۱,۶۳
Li et al.	۲۰۲۱	Deep CNN	vehicle images/ eight color classes	٪۹۵,۳
Jiao and Wang	۲۰۲۲	YOLOv5	Traffic images from Austin	٪۹۷,۷۳

٤-٤. تشخیص عابر پیاده

یکی از کاربردهای بینایی ماشین در حوزه نظارت تصویری و نیز در زمینه رانندگی مستقل، تشخیص عابر پیاده است که یک کاربرد خاص از مسئله تشخیص شی است. تشخیص عابر پیاده یکی از تثبیت‌شده‌ترین حوزه‌های مطالعاتی بینایی ماشین در سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند است (Ali and Dagless 1990)، به‌عنوان نمونه، بهینه‌سازی زمان انتظار عابران پیاده در تقاطعات یک گام اولیه برای اطمینان از ایمنی ترافیک و تعیین میزان تراکم عابر پیاده استفاده می‌شود. بیشتر تحقیقات اولیه در این زمینه بر الگوریتم‌های تشخیص متمرکز بوده است، که در آن یک آشکارساز پنجره لغزان بر روی تصویر جابه‌جا شده و برای شناسایی افراد در یک قاب استفاده می‌شود (Zhao and Thorpe 2000). تشخیص عابر پیاده در تصاویر معمولاً به‌صورت تشخیص یکپارچه یا مبتنی بر قطعه‌بندی انجام می‌شود. در این میان روش‌های پیشنهادی (Dollar et al. 2011; Enzweiler and Gavrila 2008) شامل روش‌های سنتی تشخیص عابر پیاده هستند که معمولاً یک الگوریتم طبقه‌بندی را با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از یک بدن کامل، آموزش می‌دهند. اگرچه این رویکردها در صحنه‌های شلوغ ولی با تراکم کم موفقیت‌آمیز هستند، اما به‌طور نامطلوبی تحت تأثیر ازدحام با تراکم بالا قرار می‌گیرند. بنابراین، محققان سعی کرده‌اند این مسئله را با اتخاذ روش‌های تشخیص مبتنی بر قطعه‌بندی (Tuzel et al. 2008) حل

کنند، که الگوریتم طبقه‌بندی مختص برای قسمت‌های خاص بدن مانند سر و شانه به‌کار گرفته شده است. همپوشانی مسئله دیگری است که در زمینه تشخیص عابر پیاده با آن مواجه هستیم. در (Wu and Nevatia 2007) برای غلبه بر این مشکل، تصاویر را به سلول‌های مربعی تقسیم کرده و هر سلول را به‌عنوان بخشی از بدن (مانند شانه، بازو یا پا) طبقه‌بندی نموده است. در (Tian et al. 2015) روشی برای تخمین تعداد عابران پیاده با استفاده از اندازه‌گیری‌های تصحیح شده با پرسپکتیو نواحی پیش‌زمینه پیشنهاد شده است. دو رویکرد پارامتری (مدل رگرسیون خطی استاندارد) و رویکرد غیرپارامتری (k-نزدیک‌ترین همسایه) برای یافتن بهترین نقشه بین اندازه‌گیری‌های نواحی و تعداد افراد مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. از آنجایی که این روش به مجموعه داده‌های بسیار بزرگی برای آموزش طبقه‌بندی‌کننده نیاز ندارد، برای شمارش عابران پیاده در مناطق عمومی مناسب است.

بسیاری از تحقیقات موجود که با مسئله تشخیص عابر پیاده سروکار دارند بر تجزیه و تحلیل جمعیت نیز متمرکز شده‌اند. در (Shvai et al. 2019) تجزیه و تحلیل جمعیت با مجموعه داده‌های ایستگاه قطار برای درک و مدل‌سازی رفتار عابر پیاده در جمعیت با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی انجام شده است. می‌توان مشاهده کرد که شبکه‌های عصبی کانولوشنی به‌طور گسترده برای تشخیص عابر پیاده استفاده می‌شوند. در (Zhang et al. 2018)، آموزش تصاویر حرارتی با شبکه عصبی کانولوشنی استفاده شده‌است که اطلاعات بیشتری را می‌تواند برای تشخیص عابر پیاده ارائه دهد. در (Liu and Zhang 2016) شمارش جمعیت و تخمین تراکم با تمرکز ویژه بر رویکردهای مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی ارائه شده‌است. در این تحقیق، پیشرفت‌های قابل توجهی که با استفاده از روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی به‌دست آمده، با الگوریتم‌های یادگیری ماشین با استخراج دستی ویژگی‌ها مقایسه شده است. در (Sindagi and Patel 2017) یک بررسی جامع از روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی برای تجزیه و تحلیل رفتار جمعیت ارائه شده که روش‌های بهینه‌سازی مورد استفاده در رویکردهای مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی را بررسی می‌کند. در (Tripathi et al. 2018)، با تمرکز بر تشخیص عابر پیاده، تشخیص فعالیت غیرعادی و به‌طور کلی تشخیص فعالیت، کاربردها و مجموعه داده‌های مورد استفاده برای سیستم‌های بصری خودکار تشخیص رفتار انسان پوشش داده‌شده‌است. در (Li et al. 2021)، نتایج تحقیق در مورد تشخیص عابر پیاده با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق، همپوشانی و مشکلات چند مقیاسی مؤثر بر تشخیص

عابر پیاده به تفصیل مورد بررسی قرار گرفته‌است.

قابل مشاهده است که مدل‌های هوش مصنوعی توسعه‌یافته در سال‌های اخیر می‌توانند با موفقیت عابران پیاده را در تصاویر با دقت بالا شناسایی کنند. با این حال، همچنان فضای زیادی برای تحقیق وجود دارد تا بهبود عملکرد در زمان واقعی را ارائه دهد و مدل را سبک کند و در عین حال دقت تشخیص تضمین شود. علاوه بر این، هر عابر پیاده را می‌توان به‌صورت جداگانه با استفاده از تکنیک‌های پردازش ویدیویی دنبال کرد (Afsar et al. 2022). به‌طور کلی در تحقیقات اخیر نرخ تشخیص عابر پیاده بر حسب متوسط نرخ خطا بر حسب درصد اندازه‌گیری می‌شود و مجموعه داده‌های Caltech، KITTI و ETH به‌طور گسترده‌ای برای مقایسه عملکرد و کارایی ترجیح داده می‌شوند. جدول ۵ فهرستی از تحقیقات تشخیص عابر پیاده را با استفاده از روش‌های بینایی ماشین ارائه می‌دهد.

جدول ۵. روش‌های بینایی ماشین و تحقیقات تشخیص عابر پیاده

مرجع	سال	روش (الگوریتم)	مجموعه داده	دقت
Tian et al.	۲۰۱۵	CNN-based	Caltech, Daimler Mono Pedestrian	٪۳۷٫۷۷
Liu and Zhang	۲۰۱۶	CNN	KITTI	٪۴۳٫۸۹
Sindagi and Patel	۲۰۱۷	Faster R-CNN	CityPersons, Caltech, ETH	٪۴۱٫۴۵
Tripathi et al.	۲۰۱۸	Scale-aware fast R-CNN	Caltech, INRIA, ETH, KITTI	٪۹۷٫۳
Afsar et al.	۲۰۲۲	multi-scale Pyramid	MARS and iLIDS-VID	٪۹۹٫۸۰

٤-۵. تشخیص خطوط جاده

صنعت خودروسازی به یکی از بزرگترین صنایع جهان تبدیل شده است. لذا تشخیص جاده و خطوط آن برای موفقیت سیستم‌های کمک‌راننده بسیار مهم است. با توجه به خطر تصادفات رانندگی مرتبط با خروج از خط که منجر به مرگ یا جراحت می‌شود، تشخیص خط‌کشی‌ها و موقعیت‌های خروج از خط به‌عنوان یک عنصر مهم از سیستم‌های کمک‌راننده در نظر گرفته می‌شود که می‌تواند ایمنی جاده را بهبود بخشد و باعث کاهش تصادفات رانندگی شود و از خسارات‌های جانی و مالی جلوگیری کند (Zang et al. 2022). امروزه، روش‌های تشخیص خطوط جاده مبتنی بر بینایی ماشین را می‌توان به‌طور

کلی به دو دسته تکنیک‌های پردازش تصویر سنتی و روش‌های قطعه‌بندی معنایی تقسیم کرد. تکنیک‌های سنتی پردازش تصویر شامل رویکردهای مبتنی بر استخراج ویژگی و مبتنی بر مدل هستند و می‌توان آن‌ها را به‌عنوان شباهت یا عدم شباهت طبقه‌بندی کرد. رویکردهای مبتنی بر مدل حاوی مقادیر پارامتری متفاوتی هستند و از مدل‌های خط مستقیم، منحنی یا الگوها تشکیل شده‌اند. قطعه‌بندی معنایی، که در تحقیقات سیستم‌های هشدار خروج از خط[1] به‌کار می‌رود، در تحقیقات جدید مطرح است و شامل روش‌های مختلف یادگیری ماشین، شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق است. در (Zang et al. 2022) الگوریتم‌های پردازشی برای تشخیص خط و قطعه‌بندی معنایی مبتنی بر یادگیری عمیق برای سیستم‌های هشدار خروج از خط تحلیل و مقایسه شده‌اند. اساساً تشخیص سنتی خطوط جاده شامل پنج مرحله دریافت تصویر حاوی خطوط جاده، تعیین ناحیه خط در تصویر، بهبود کیفیت ناحیه مورد نظر، استخراج ویژگی و مدل‌سازی خطوط است. با روش‌های سنتی یادگیری ماشین، خطوط جاده معمولاً با استفاده از روش‌هایی مانند افزایش رنگ، تبدیل هاف و تشخیص لبه شناسایی می‌شوند. در مطالعات اخیر مشاهده شده است که یادگیری عمیق و شبکه عصبی به‌عنوان روش جایگزین علامت‌گذاری‌های دستی استفاده شده‌اند و تعداد مشخصی از آشکارسازهای ویژگی برای انجام قطعه‌بندی خطوط در سطح پیکسل ایجاد شده‌اند. در (Chen et al. 2020) که از روش‌های پیکسلی استفاده کردند، از توصیفگرهای ویژگی سلسله‌مراتبی پیکسل برای مدل‌سازی اطلاعات بافت بهره بردند و از الگوریتم‌های تقویت‌کننده برای انتخاب ویژگی‌های مرتبط در طول تشخیص خطوط استفاده کردند. در (Schlosser et al. 2016) یک مدل شبکه عصبی کانولوشنی پیشنهاد شد که قادر به انتخاب و طبقه‌بندی ویژگی‌های مرتبط برای علامت‌گذاری خطوط است. در (Gopalan et al. 2012) از شبکه‌های عصبی عمیق برای فرایند تشخیص و شناسایی خطوط جاده در شرایط روز و شب، با تمرکز ویژه بر شرایط جوی نامساعد و نور کم استفاده شد. در (Lee et al. 2017) مدل‌های تقسیم‌بندی معنایی متفاوتی برای درک جاده‌ها، روسازی‌ها و خطوط با استفاده از شبکه‌های کانولوشنی توسعه داده شد. در (Dewangan and Sahu 2021) روش‌های تشخیص خط مبتنی بر یادگیری عمیق همراه با مزایا و محدودیت‌های آن‌ها مورد بحث قرار گرفته است و به‌طور مشابه، در (Mamun et al. 2022) به‌صورت

1. Lane Departure Warning Systems

جامع تحقیقاتی در مورد علامت‌گذاری خطوط با تکنیک‌های یادگیری عمیق بررسی شده و میزان موفقیت‌ها و محدودیت‌ها ارائه شده است.

مطالعات نشان می‌دهد که برخی از چالش‌ها مانند پیچیدگی محاسباتی، عدم تعمیم و محاسبات بلادرنگ در وسایل نقلیه خودران و دستگاه‌های تلفن همراه همچنان باقی مانده‌اند که نیاز به بررسی بیشتر دارند. اکثر تحقیقات پیشین با هدف استفاده از چارچوب‌های شبکه عصبی عمیق برای اطمینان از اینکه وسیله نقلیه می‌تواند خطوط جاده را شناسایی کند و در بین خطوط بماند، انجام شده است. همچنین می‌توان مشاهده کرد که مجموعه داده‌هایی مانند Caltech، TuSimple و BDD100K معمولاً برای ارزیابی عملکرد، علاوه بر مجموعه داده‌های محلی، استفاده می‌شوند. در مطالعات تشخیص خط با استفاده از تکنیک‌های بینایی ماشین، برای ارزیابی عملکرد از معیارهای امتیاز F1، mIoU، AUC و دقت استفاده می‌شود، قابل توجه است که میزان امتیاز F1 در تشخیص خطوط به ۱۰۰٪ تا ۵۰ متر می‌رسد. جدول ۶ فهرستی از تحقیقات تشخیص خطوط جاده را با استفاده از روش‌های بینایی ماشین ارائه می‌دهد.

جدول ٦. روش‌های بینایی ماشین و تحقیقات تشخیص خطوط جاده

مرجع	سال	روش (الگوریتم)	مجموعه داده	دقت
Schlosser et al.	۲۰۱۶	CNN	Highway dataset	٪۹۶
Lee et al.	۲۰۱۷	Multitask deep CNN + RNN	Caltech	٪۹۹
Chen et al.	۲۰۲۰	fully convolutional network (FCN)	TuSimple	٪۹۵٫۸
Dewangan and Sahu	۲۰۲۱	U-Net, Seg-Net	Camvid	٪۹۴
Zang et al.	۲۰۲۲	Reinforced attention method (RAM)	CULane, TuSimple	٪۹۶٫۲۶

۵. چالش‌ها و زمینه‌های تحقیقاتی آینده

با نگاهی به اهمیت روزافزون تحقیقات بینایی ماشین بر اساس روش‌های یادگیری عمیق در حوزه مدیریت ترافیک، قابل پیش‌بینی است که استفاده از برنامه‌های بینایی ماشین به‌طور گسترده برای افزایش سطح هوشمندی و ایمنی سیستم‌های حمل‌ونقل و همچنین دسترسی بیشتر به زیرساخت‌های حمل‌ونقل بلادرنگ در آینده افزایش خواهد یافت. به نظر می‌رسد که تکنیک‌های بینایی ماشین مبتنی بر یادگیری عمیق می‌توانند

برای حل مؤثر مشکلات پیچیده‌ای که در حمل‌ونقل هوشمند با آن مواجه هستیم، استفاده شوند، مشروط بر اینکه داده‌های آموزشی کافی در دسترس باشد یا بتوانند با هزینه کم تولید شوند. همچنین پیش‌بینی می‌شود که از طریق استفاده مؤثر از روش‌های بینایی ماشین و هوش مصنوعی، کارایی سیستم‌های حمل‌ونقل را می‌توان افزایش داد و در نتیجه دستاوردهای اقتصادی متعددی به همراه داشت. راه‌حل‌های مبتنی بر بینایی ماشین می‌توانند نقش فعالی در کاهش تراکم ترافیک، به حداقل رساندن مصرف بیش از حد سوخت و کاهش انتشار کربن داشته باشند. تخمین زده می‌شود که یک سیستم مدیریت ترافیک مبتنی بر هوش مصنوعی کارآمد می‌تواند زمان انتظار در تقاطع‌های علامت‌دار را تا ۴۷ درصد کاهش دهد و جریان ترافیک ثابت را با سرعت‌های بهینه تضمین کند (Batura et al. 2021). لذا پیش‌بینی ترافیک توسط کاربران منجر به انتخاب مسیرهای بهینه با صرف زمان کمتر و حداقل مصرف انرژی می‌شود و لذا کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای، مصرف سوخت، آلودگی هوا و آلودگی صوتی را به همراه خواهد داشت. انتظار می‌رود پذیرش فناوری‌های بینایی ماشین و هوش مصنوعی در بخش لجستیک منجر به اتوماسیون زنجیره تأمین شود که باعث افزایش کارایی و در نتیجه کاهش هزینه‌ها تا حد قابل توجهی می‌شود. علاوه بر این، شرکت‌های پیشرو اعلام می‌کنند که تحویل بار بدون راننده در آینده نزدیک به واقعیت تبدیل خواهد شد. همچنین انتظار می‌رود کامیون‌های خودران هزینه‌ها را تا ۴۰ درصد کاهش دهند، زیرا می‌توانند مسافت‌های طولانی‌تری را بدون توقف طی کنند و در نتیجه تجارت را تسریع کنند. لذا استقلالی که تکنیک‌های بینایی ماشین و هوش مصنوعی فراهم می‌کنند منجر به مزایای قابل توجه بیشتری برای زندگی روزمره ما و کل جامعه شود.

در این مقاله میزان اثربخشی روش‌های یادگیری عمیق مبتنی بر بینایی ماشین در کاربردهای مدیریت ترافیک شامل تشخیص و شناسایی خودکار پلاک خودرو، تشخیص و شناسایی علائم ترافیکی، تشخیص و طبقه‌بندی خودرو، تشخیص عابر پیاده و تشخیص خطوط جاده مورد بررسی قرار گرفت که این کاربردها بخشی از الزامات صنعت وسایل نقلیه خودران هستند. وسایل نقلیه خودران به شدت قوانین راهنمایی و رانندگی را رعایت می‌کنند، از محدودیت‌های سرعت پیروی می‌کنند و بدون اشتباه رانندگی می‌کنند که این امر باعث کاهش میزان تصادفات و افزایش قابل توجه ایمنی ترافیک می‌شود. انتظار می‌رود که این موضوع به‌طور قابل توجهی تحرک گروه‌های دارای محدودیت تحرک

مانند سالمندان و معلولان را بهبود بخشد و فرصت‌های اجتماعی شدن را برای گروه‌های محروم گسترش دهد. به‌طور کلی، این موج اتوماسیون هم در سیستم‌های حمل‌ونقل شهری و جاده‌ای و هم در مدیریت زنجیره تأمین به احتمال زیاد تعامل بین انسان و فناوری را بهینه کرده و فرصت‌های شغلی جدید ایجاد کرده و تحقیقاتی را در زمینه‌های مهندسی و توسعه نرم‌افزار باز خواهد کرد. پیش‌بینی می‌شود تا سال ۲۰۳۵ اجرای فناوری‌های وسایل نقلیه متصل و خودران حدود ۲۵۰۰۰ شغل جدید ایجاد کند (Batura et al. 2021).

با بررسی صورت گرفته در این مقاله از تحقیقات اخیر بینایی ماشین در زمینه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند، همچنان چالش‌هایی وجود دارد. در حوزه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند، با پردازش تصاویر دریافتی از دوربین‌ها و استخراج اطلاعات معنادار از تصاویر، حصول اهداف کاربردی مختلفی میسر می‌شود. با این حال، بسیاری از شرایط نامطلوب آب‌وهوایی مانند بارش برف سنگین، بارندگی شدید، مه، روشنایی بیش از حد ناشی از نور خورشید و لرزش دوربین ناشی از باد، می‌توانند در دریافت و پردازش صحیح تصویر تأثیرگذار باشند. اگر تصاویر متوالی را نتوان به‌طور پایدار از دوربین به‌دست آورد، استنتاج معنادار از تصاویر با استفاده از تکنیک‌های بینایی ماشین دشوار است. علاوه بر این، عوامل دیگری مانند محیط‌های شلوغ و کنتراست کم نیز می‌توانند استخراج خودکار ویژگی‌ها از تصاویر را دشوار کنند. اگرچه در شرایط مطلوب نتایج موفقیت‌آمیزی را می‌توان با به‌کارگیری تکنیک‌های بینایی ماشین در حوزه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند به‌دست آورد، به ویژه آن‌هایی که از یادگیری عمیق استفاده می‌کنند، اما از نظر حجم داده‌ها و منابع محاسباتی محدودیت‌هایی نیز وجود دارد. زمینه‌های تحقیقاتی آینده و روندهای در حال ظهور با بررسی تحقیقات اخیر بینایی ماشین به شرح زیر قابل طرح است:

- به‌دلیل اهمیت حیاتی فناورهای فوق‌الذکر برای وسایل نقلیه خودران، تحقیقات بیشتری در مورد تشخیص و شناسایی بلادرنگ علائم ترافیکی مورد نیاز است و افزایش نرخ دقت نیز یک حوزه تحقیقاتی مهم است؛
- استفاده از مکانیسم توجه (Zhang et al. 2018) که در مدل‌های یادگیری عمیق، وزن‌های مختلفی را به مناطق مختلف در یک تصویر اختصاص می‌دهد، از جمله موضوعاتی است که در آینده می‌تواند عمیق‌تر مورد بررسی قرار گیرد و این امکان را برای ماشین فراهم می‌کند که بر روی قسمت‌های مهم تصاویر (که توسط انسان نیز مورد تأیید است) تمرکز کند؛

- از آنجایی که بسیاری از رویدادهای غیرعادی در صحنه‌های ترافیکی دنیای واقعی رخ می‌دهند، توسعه مدل‌های شناختی کارآمد برای مقابله با این موقعیت‌ها می‌تواند موضوع جذاب دیگری برای تحقیقات آینده باشد؛
- استخراج مدل‌های آموزشی برای روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق یک مسئله پیچیده و از نظر محاسباتی پرهزینه است. بر این اساس، به جای آموزش مدل از ابتدا، بررسی استفاده از رویکردهای یادگیری انتقالی، که مبتنی بر ایده استفاده از مدل‌های آموزش‌دیده موجود است، ارزشمند خواهد بود؛
- علی‌رغم حصول نتایج مطلوب در تشخیص عابران پیاده و وسایل نقلیه در وسایل نقلیه خودران، الگوریتم‌های فعلی همچنان در تشخیص اشیاء و موانع کوچک مشکل دارند و تحقیقات بیشتری در این زمینه مورد نیاز است. همچنین تحقیقات محدودی در مورد چگونگی بهبود عملکرد حسگرها در شرایط چالش‌برانگیز نور و آب‌وهوا وجود دارد؛
- یکی دیگر از حوزه‌های اکتشافی فعال، بهبود محدودیت‌های سخت‌افزاری و فرایند آموزش مدل به‌منظور گسترش مطالعات بینایی ماشین در سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند و ایجاد محیط‌های توسعه آسان‌تر خواهد بود؛
- عملکرد الگوریتم‌های تشخیص خطوط جاده مبتنی بر تصویر همچنان می‌تواند بهبود یابد. به‌طور خاص، موضوعاتی که مستلزم بررسی بیشتر هستند شامل تعیین اینکه کدام عوامل بیشترین تأثیر را بر قابلیت اطمینان سیستم‌های هشدار خروج از خط و تشخیص خط دارند، سپس ایجاد راه‌حل‌هایی که می‌توانند با مدل‌های طراحی هندسی پیچیده جاده، شرایط آب‌وهوایی نامساعد و روشنایی کم سازگار شوند. سیستم‌هایی که می‌توانند خطوط را در زمان واقعی با سرعت‌های بالا و با دقت بالا شناسایی کنند و در عین حال هشدارهای کاذب را به حداقل برسانند، نیاز به کاوش بیشتری دارند. علاوه بر این، روش‌هایی مانند تشخیص خروج از خط با ترکیب چند حسگر و الگوریتم‌های تشخیص سه بعدی که قابلیت اطمینان تشخیص خط را افزایش می‌دهند، می‌توانند با جزئیات بیشتری در این زمینه مورد بررسی قرار گیرند.

بدیهی به نظر می‌رسد که معماری‌های سیستم‌های خودران در آینده تسلط خواهند یافت و سیستم‌های حمل‌ونقل را متحول خواهند کرد و توسعه تکنیک‌های بینایی ماشین نقش مهمی در این بخش ایفا خواهد کرد. علی‌رغم پیشرفت‌هایی که در تحقیقات بینایی

ماشین مربوط به فناوری‌های خودروهای خودران انجام شده است، با این حال، هنوز مسائلی وجود دارد که باید بهبود یابند.

۶. نتیجه‌گیری

سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند که می‌توانند به‌عنوان سیستم‌های مدیریت حمل‌ونقل یکپارچه متشکل از ارتباطات پیشرفته داده‌ها، پردازش اطلاعات و فناوری‌های مدیریت ترافیک تعریف شوند، می‌توانند بلافاصله داده‌های جمع‌آوری شده در زمان واقعی از منابع ناهمگن را برای تسهیل تصمیم‌گیری بهتر پردازش و تجزیه و تحلیل کنند. سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند می‌توانند به‌عنوان یکی از مهم‌ترین اجزای تأثیرگذار در مدیریت شهرهای هوشمند، با هدف بهبود کارایی سفر، ایمنی ترافیک و توسعه پایدار و سازگار با محیط زیست، کیفیت زندگی شهروندان را به‌طور قابل توجهی بهبود بخشند. این مقاله مروری، به‌طور جامع حوزه‌های کاربردی بینایی ماشین در زمینه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند را همراه با فناوری‌های به‌کار گرفته شده از دیدگاه مشارکت تکنیک‌های بینایی ماشین و روندهای تحقیقاتی آینده را مورد بحث قرار می‌دهد. به‌طور خاص، تکامل تحقیقات بینایی ماشین از گذشته تاکنون در زمینه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند مانند تشخیص خودکار پلاک خودرو، تشخیص و شناسایی علائم ترافیکی، تشخیص و طبقه‌بندی خودرو، تشخیص عابر پیاده و تشخیص خطوط جاده به تفصیل تجزیه و تحلیل می‌شوند و نتایج مطالعات مربوطه ارائه می‌شوند. می‌توان نتیجه گرفت که تکنیک‌های بینایی ماشین در افزایش سطح هوشمندی سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند و پشتیبانی از سیستم‌های حمل‌ونقل ایمن و کارآمد، کاربرد موثری دارند. علاوه بر این، مشاهده می‌شود که بیشتر مدل‌های یادگیری عمیق در محیط‌های پایتون و یا متلب توسعه یافته‌اند. همچنین مشخص است که عملکرد الگوریتم‌های توسعه‌یافته نه‌تنها بر روی مجموعه داده‌هایی که بیشترین استفاده را در حوزه‌های کاربردی مربوطه دارند، ارزیابی شده‌اند بلکه بر روی مجموعه داده‌های تولید شده توسط محققان نیز ارزیابی شده‌اند. به‌طور خلاصه، تکنیک‌های بینایی ماشین، که دارای پتانسیل پیشرفت در علوم کامپیوتر هستند، با ادامه توسعه روش‌های یادگیری عمیق، عملکردهای جدیدی را برای سیستم‌های حمل‌ونقل به ارمغان خواهند آورد. این تکنیک‌ها سطح هوشمندی سیستم‌های حمل‌ونقل را افزایش داده و در تحقیقات آینده غالب خواهند شد. پیش‌بینی می‌کنیم که تکنیک‌های

بینایی ماشین فرصت‌های متعددی را برای کشورهای در حال توسعه ارائه دهد و در بهبود استقلال سیستم‌های حمل‌ونقل مؤثر باشد. در پایان امیدوارم این مطالعه به‌عنوان پایه و مرجعی برای پیشرفت تحقیقات بینایی ماشین در حوزه سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند، برای ارتقاء قابلیت‌ها و عملکرد سیستم‌های حمل‌ونقل و شناسایی حوزه‌های تحقیقاتی جدید قابل توجه قرار گیرد.

References

Afsar, P. Cortez, P. Santos, H. 2022. “Automatic Visual Detection of Human Behavior: A Review from 2000 to 2014.” Expert. Syst. Appl., 42: 6935–6956.

Alam, A. Jaffery, Z.A. and H. Sharma, 2022. “A Cost-Effective Computer Vision-Based Vehicle Detection System. Concurr”. Eng (30): 148–158.

Ali, A.T. Dagless, E.L. 1990. “Vehicle and Pedestrian Detection and Tracking”. In Proceedings of the IEE Colloquium on Image Analysis for Transport Applications; IET.

Al-Shemarry, M.S.and Y Li. 2020. “Developing Learning-Based Preprocessing Methods for Detecting Complicated Vehicle Licence Plates”. IEEE Access, 8: 170951–170966.

Arif, M.U. Farooq, M.U. Raza, R.H. 2020. “A Comprehensive Review of Vehicle Detection Techniques under Shadow Conditions Using Computer Vision and Deep Learning”. IEEE Access, 10: 104863-104886.

Batura, O. Regeczi, D. Vassilev, A. Yagafarova, A. Bani, E. Bonneau, V. 2021. Artificial Intelligence in Road Transport: Annex to Cost of Non-Europe Report.

Changzhen, X. Cong, W. Weixin, M. Yanmei, S. 2016. “A Traffic Sign Detection Algorithm Based on Deep Convolutional Neural Network”. IEEE International Conference on Signal and Image Processing, 676–679.

Chen, W. Wang, W. Wang, K. 2020. “Lane Departure Warning Systems and Lane Line Detection Methods Based on Image Processing and Semantic Segmentation: Traffic Transport’. Journal of Traffic and Transportation. Engineering (English Edition).

Darapaneni, N. Mogeraya, K. Mandal, S. Narayanan, A. Siva, P. 2020. “Computer Vision Based License Plate Detection for Automated Vehicle Parking Management System”. In Proceedings of the 2020 11th IEEE Annual Ubiquitous Computing & Mobile Communication Conf., 800–805.

Desai, G.G. Bartakke, P.P. 2018. “Real-Time Implementation of Indian License Plate Recognition System”. In Proceedings of the International Conference on Computer, 1–5.

Dewangan, D.K. Sahu, S.P. 2021. Road Detection Using Semantic Segmentation-Based Convolutional Neural Network for Intelligent Vehicle System. Data Engineering and Communication Technology: 629–637.

Dilek, E., Dener, M.2023. “Computer Vision Applications in Intelligent Transportation Systems: A SurveyNetwork”. In Sensors.

Dollar, P. Wojek, C. Schiele, B. Perona, P. 2011. “Pedestrian Detection: An Evaluation of the State of the Art”. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 34: 743–761.

Du, X. Ang, M.H. Rus, D. 2017. “Car Detection for Autonomous Vehicle: LIDAR and Vision Fusion Approach through Deep Learning Framework”. In Proceedings of the 2017 IEEE/ RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS): 749–754.

Enzweiler, M. Gavrila, D.M. 2008. “Monocular Pedestrian Detection: Survey and Experiments”. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 31: 2179–2195.

Farhat, A.A.H. Al-Zawqari, A.; Hommos, O. 2017, “OCR-Based Hardware Implementation for Qatari Number Plate on the Zynq SoC,” 2017 9th IEEE-GCC Conference and Exhibition (GCCCE), Manama, Bahrain, 1-9.

Fukui, H. Yamashita, T. Yamauchi, Y. Fujiyoshi, H. Murase, H. 2015. “Pedestrian Detection Based on Deep Convolutional Neural Network with Ensemble Inference Network”. In Proceedings of the 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 223–228.

Gopalan, R. Hong, T. Shneier, M. Chellappa, R. 2012. “A Learning Approach towards Detection and Tracking of Lane Markings”. IEEE Trans. 13: 1088–1098.

Greenhalgh, J., M. Mirmehdi. 2012. “Real-Time Detection and Recognition of Road Traffic Signs”. IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 13: 1498–1506.

Hashmi, S.N. Kumar, K. Khandelwal, S. Lochan, D. Mittal, S. 2019. “Real Time License Plate Recognition from Video Streams Using Deep Learning”. Int. Conference on Deep, 20-33.

Hommos, O. Al-Qahtani, A. Farhat, A. Al-Zawqari, A. 2016. “HD Qatari ANPR System”. In Proceedings of the 2016 International Conference on Industrial Informatics and Computer Systems (CIICS), 1–5.

Hu, F. Tian, Z. and, Y Li. 2018. “A Combined Clustering and Image Mapping Based Point Cloud Segmentation for 3D Object Detection”. Chinese Control and Decision Conference.

Huang, S. He, Y. Chen, X. 2021. “M-YOLO: A Nighttime Vehicle Detection Method Combining Mobilenet v2 and YOLO V3”. In Proceedings of the Journal of Physics: Conference Series; IOP Publishing: Bristol, UK, Volume 1883.

Hurtado-Gómez, J. Romo, J.D. Salazar-Cabrera, R. Pachon de la Cruz, A. and, J.M Madrid Molina. 2021. Traffic Signal Control System Based on Intelligent Transportation System and Reinforcement Learning. Electronics, 10: 2363.

Huval, B. Wang, T. Tandon, S. Kiske, J. Song, W. Pazhayampallil, R. 2015. An Empirical Evaluation of Deep Learning on Highway Driving. Arxiv.

Jiao, J. Wang, H. 2022. “Traffic Behavior Recognition from Traffic Videos under Occlusion Condition: A Kalman Filter Approach”. Transp. Res. Rec. 2676: 55–65.

John, V. Mita, S. Liu, Z. Qi, B. 2015. “Pedestrian Detection in Thermal Images Using Adaptive Fuzzy C-Means Clustering and Convolutional Neural Networks”. In Proceedings of the 2015 14th IAPR International Conference on Machine Vision Applications.

Joshi, G. Kaul, S. Singh, A. 2021. “Automated Vehicle Numberplate Detection and Recognition.” In Proceedings of the 2021 11th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence), 465–469.

Jung, S. Lee, U. Jung, J. Shim, D.H. 2016. “Real-Time Traffic Sign Recognition System with Deep Convolutional Neural Network”. In Proceedings of the 2016 13th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence, 31–34.

Kim, J. Lee, M. 2014. “Robust Lane Detection Based on Convolutional Neural Network and Random Sample Consensus”. In Proceedings of the Neural Information Processing: 21st International Conference, ICONIP, 454–461.

Kirillov, A., K. He, R. and C. R. Girshick. 2019. “Panoptic Segmentation”. In Proceedings of the IEEE/CVF Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition.

Lafuente-Arroyo, S. Gil-Jimenez, P.; Maldonado-Bascon, R. López-Ferreras, F. and S. Maldonado-Bascon. 2005. “Traffic Sign Shape Classification Evaluation I: SVM Using Distance to Borders”. In Proceedings of the IEEE. Intelligent Vehicles Symposium. 557–562.

Lange, S. Ulbrich, F. Goehring, D. 2022. “Online Vehicle Detection Using Deep Neural Networks and Lidar Based Preselected Image Patches”. IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV).

Laroca, R. Severo, E. Zanlorensi, L.A. Oliveira, L.S. Gonçalves, G.R. 2018. “A Robust Real-Time Automatic License Plate Recognition Based on the YOLO Detector”. International joint Conference on Neural Networks (IJCNN): 1–10.

Le, T.T. Tran, S.T. Mita, S. T.D. Nguyen. 2010. “Real Time Traffic Sign Detection Using Color and Shape-Based Features”. In Proceedings of the ACIIDS: 268–278.

Lee, S. Kim, J. Shin Yoon, J. 2017. Vanishing Point Guided Network for Lane and Road Marking Detection and Recognition. IEEE International Conference on Computer Vision.

Li, C. and C. Yang. 2016. “The Research on Traffic Sign Recognition Based on Deep Learning”. In Proceedings of the 2016 16th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT), 156–161.

Li, J. Mei, X. Prokhorov, D. Tao, D. 2016. “Deep Neural Network for Structural Prediction and Lane Detection in Traffic Scene”. IEEE Trans. Neural Networks.

Li, L. Lv, Y. and F.-Y Wang. 2016. “Traffic Signal Timing via Deep Reinforcement Learning”. IEEE/ CAA J. 3: 247–254.

Liu, Y. Xu, P. Zhu, L. Yan, M. L Xue. 2022. “Reinforced Attention Method for Real-Time Traffic Line Detection”. J. Real Time Image Process., 19: 957–968.

Maldonado-Bascón, S. Lafuente-Arroyo, S. Gil-Jimenez, P. Gómez-Moreno, H. and F. López-Ferreras. 2007. “Road-Sign Detection and Recognition Based on Support Vector Machines”. IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., 8; 264–278.

Mamun, A. Ping, E.P. Hossen, J. Tahabilder, A. Jahan, B. 2022. “A Comprehensive Review on Lane Marking Detection Using Deep Neural Networks”. Sensors: 671–682.

Maria, J. Amaro, G. L.A. Alexandre.2016. “Stacked Autoencoders Using Low-Power Accelerated Architectures for Object Recognition in Autonomous Systems”. Neural Process. 43: 445–458.

Marques, R. Ribeiro, T. Lopes, G. Ribeiro, A.F. 2022. “YOLOv3: Traffic Signs & Lights Detection and Recognition for Autonomous Driving”. In Proceedings of the ICAART (3): 818–826.

Messelodi, S. Modena, N., M. Zanin. 2005. “A Kalman Filter Based Background Updating Algorithm Robust to Sharp Illumination Changes”. In Proc. of ICIAP, 3617: 163–170.

Mittal, D. Reddy, A. Ramadurai, G. Mitra, K. and B. Ravindran 2018. “Training a Deep Learning Architecture for Vehicle Detection Using Limited Heterogeneous Traffic Data”. In Proceedings of the 2018 10th Int. Conf. on Communication Systems & Networks. 294–589.

Mufti, N. Shah, S.A.A. 2021. “Automatic Number Plate Recognition: A Detailed Survey of Relevant Algorithms”. Sensors, 21: 3028.

Okutani, I. Y.J. Stephanedes. 1984. “Dynamic Prediction of Traffic Volume through Kalman Filtering Theory”. Transp. Res. Part B: 18, 1–11.

Oren, M. Papageorgiou, C. Sinha, 1997. “Pedestrian Detection Using Wavelet Templates”. IEEE COMPUTER society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.

Ouyang, W. Wang, X. 2013. “Joint Deep Learning for Pedestrian Detection”. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2056–2063.

Papageorgiou, C. Evgeniou, T. and T. Poggio. 1998. “A Trainable Pedestrian Detection System”. In Proceedings of the Proc. of Intelligent Vehicles, 241–246.

Pillai, U.K.K. Valles, D. 2021. “An Initial Deep CNN Design Approach for Identification of Vehicle Color and Type for Amber and Silver Alerts”. In Proceedings of the 2021 IEEE 11th Annual Computing and Communication Workshop.

Pustokhina, I.V. Pustokhin, D.A., J.J.P.C Rodrigues. 2020. “Automatic Vehicle LPR Using Optimal K-Means with Convolutional Neural Network for Intelligent Transportation Systems.

Qian, R. Zhang, B. Yue, Y. Wang, Z. Coenen, F. 2015. “Robust Chinese Traffic Sign Detection and Recognition with Deep Convolutional Neural Network”. In Proceedings of the 2015 11th International Conference on Natural Computation, 791–796.

Schlosser, J. Chow, C.K. Kira, Z. 2016. “Fusing Lidar and Images for Pedestrian Detection Using Convolutional Neural Networks”. In Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2198–2205.

Shan, B. Zheng, S. and J.Ou. 2016. “A Stereovision-Based Crack Width Detection Approach for Concrete Surface Assessment”. KSCE J. Civ. Eng., 20: 803–812.

Shvai, N. Hasnat, A. Meicler, A. Nakib, A. 2019. “Accurate Classification for Automatic Vehicle-Type Recognition Based on Ensemble Classifiers”. IEEE Trans.

Sindagi, V.A. Patel, V.M. 2017. “A Survey of Recent Advances in CNN-Based Single Image Crowd Counting and Density Estimation”. Pattern Recognit. Lett., 107: 3–16.

Song, J. Zhang, H. Li, X. GAO, L. Wang, M. R. Hong. 2018. “Self-Supervised Video Hashing with Hierarchical Binary Auto-Encoder”. IEEE Trans. Image Process: 3210–3221.

Song, X. R. Nevatia. 2007. “Detection and Tracking of Moving Vehicles in Crowded Scenes”. In Proceedings of the IEEE Workshop on Motion and Video Computing.

Theis, L., Shi, W., Cunningham, A., & Huszár, F. 2017. Lossy Image Compression with Compressive Autoencoders. ArXiv, abs/1703.00395.

Tian, Y. Luo, P. Wang, X. Tang, X. 2015. “Deep Learning Strong Parts for Pedestrian Detection”. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision.

Tripathi, G. Singh, K. Vishwakarma, D.K. 2018. “Convolutional Neural Networks for Crowd Behaviour Analysis: A Survey”. Vis. Comput., 35: 753–776.

Tuzel, O. Porikli, F. Meer, P. 2008. Pedestrian Detection via Classification on Riemannian Manifolds. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 30, 1713–1727.

Varshney, H., R.A. Khan, and U. Khan. 2021. Approaches of Artificial Intelligence and Machine Learning in Smart Cities: Critical Review.

Vetriselvi, T. Lydia, E.L. Mohanty, S.N. Alabdulkreem, E. 2022. “Deep Learning Based License Plate Number Recognition for Smart Cities”. CMC Comput. Mater Contin., 70: 2049–2064.

Vishal, K. Arvind, and V. Gundimeda. 2018. “Traffic Light Recognition for Autonomous Vehicles by Admixing the Traditional ML and DL”. In Proc. of Int. Conf. on Machine Vision.

Wang, X., Y. Zhang. 2017. “The Detection and Recognition of Bridges’ Cracks Based on Deep Belief Network”. IEEE International Conference on Computational Science and Engineering (CSE) and IEEE International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC).

Wang, Y., D. Zhang, Y. Liu, Dai. 2019. “Enhancing Transportation Systems via Deep Learning: A Survey”. Transp. Res. Part C Emerg. Technol. 99: 144–163.

Wu, B. Nevatia, R. 2007. “Detection and Tracking of Multiple, Partially Occluded Humans by Bayesian Combination of Edgelet Based Part Detectors”. Int. Journal of Compututer. 75: 247–26

Wu, L.-T. Lin, H.-Y. 2018. “Overtaking Vehicle Detection Techniques Based on Optical Flow and Convolutional Neural Network”. In Proceedings of the VEHITS.

Xing, J. Nguyen, M. Qi Yan, W. 2022. “The Improved Framework for Traffic Sign Recognition Using Guided Image Filtering”. SN Comput. Sci., 3: 461.

Yi, S. 2016. Pedestrian Behavior Modeling and Understanding in Crowds. Doctoral Dissertation. The Chinese University of Hong Kong.

Zang, X. Li, G. GAO, W. 2022. “Multidirection and Multiscale Pyramid in Transformer for Video-Based Pedestrian Retrieval”. IEEE Trans. 18: 8776–8785.

Zeng, Y. Xu, X. Shen, D. Fang, Y. Xiao, Z. 2016. “Traffic Sign Recognition Using Kernel Extreme Learning Machines with Deep Perceptual Features”. IEEE Trans. Intell. Syst., 18: 647–653.

Zhang, J. Huang, Q. Wu, H. Liu, Y. 2017. “A Shallow Network with Combined Pooling for Fast Traffic Sign Recognition”. Information: 8–45.

Zhang, S. Yang, J. Schiele, B. 2018. “Occluded Pedestrian Detection through Guided Attention in Cnns”. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT, USA, 6995–7003.

Zhao, L. Thorpe, C.E. 2000. “Stereo-and Neural Network-Based Pedestrian Detection”. IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., 1: 148–154.

Zhu, J. Li, X. Jin, P. Xu, Q. Sun, Z. Song, X. 2020. “Mme-Yolo: Multi-Sensor Multi-Level Enhanced Yolo for Robust Vehicle Detection in Traffic Surveillance”. Sensors.

پیمان بابائی

متولد سال ۱۳۵۳ دارای مدرک تحصیلی دکتری در رشته مهندسی کامپیوتر از دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران است. ایشان هم‌اکنون استادیار گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران غرب است.

یادگیری عمیق و بینایی ماشین در حوزه حمل‌ونقل هوشمند از جمله علایق پژوهشی وی است.

پژوهش‌نامه

پردازش و مدیریت اطلاعات