Journal of Soft Computing and Information Technology (JSCIT)
Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran
Journal Homepage: jscit.nit.ac.ir
Volume 13, Number 3, Autumn 2024, pp. 60-72
Received: 10/09/2024, Revised: 01/08/2025, Accepted: 01/31/2025

Vehicle ID Recognition Using a Combination of Support Vector Machine (SVM) and Gated Convolutional Neural Network (GCNN)

Sara Motamed[1*], Farzad Jolani[2] and Elham Askari[3]
1*- Department of Computer Engineering, Fouman and Shaft Branch, Islamic Azad University, Fouman, Iran.
2- Department of Computer Engineering, Fouman and Shaft Branch, Islamic Azad University, Fouman, Iran.
3- Department of Computer Engineering, Fouman and Shaft Branch, Islamic Azad University, Fouman, Iran.
samotamed@iau.ac.ir, farzad19888@gmail.com, askary.elham@gmail.com

Corresponding author's address: Sara Motamed, Faculty of Computer Engineering, Fouman and Shaft Branch, Islamic Azad University, Fouman, Iran.

Abstract- Over time, numerous studies have been conducted to read license plates and recognize license plates. However, it is noteworthy that these studies usually do not have the ability to learn complex structures in images with high accuracy. For this purpose, this paper uses the high capacities of deep neural networks to learn license plate identifiers. The proposed model in this paper includes two main steps: highlighting license plates and reading the ID. In the proposed model, the support vector machine (SVM) network is used to select the best range. After identifying the range of the license plate, its characters must be recognized. In this step, a gated convolutional neural network (GCNN) will be used. The proposed model is evaluated on two datasets, FZU Cars and Stanford Cars, and the results of the experiments show that this model has higher accuracy than other methods presented in both datasets.
Keywords- Plaque detection, Support vector machine (SVM), Gated convolutional neural network (GCNN), license plate characters reading.

مجله علمی رایانش نرم و فناوری اطلاعات
دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل
صفحه مجله: jscit.nit.ac.ir
جلد ۱۳، شماره ۳، پائیز ۱۴۰۳، صفحه ۶۰-۷۲
دریافت: ۱۴۰۳/۰۷/۱۸، بازنگری: ۱۴۰۳/۱۰/۱۹، پذیرش: ۱۴۰۳/۱۱/۱۲

تشخیص شناسه خودرو با استفاده از ترکیب ماشین بردار پیشتیبان و شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای

سارا معتمد*[۱]، فرزاد جولانی[۲]، الهام عسکری[۳]
۱*- گروه کامپیوتر، واحد فومن و شفت ، دانشگاه آزاد اسلامی ، فومن، ایران.
۲- گروه کامپیوتر، واحد فومن و شفت ، دانشگاه آزاد اسلامی ، فومن، ایران.
۳- گروه کامپیوتر، واحد فومن و شفت ، دانشگاه آزاد اسلامی ، فومن، ایران.
samotamed@iau.ac.ir, farzad19888@gmail.com, askary.elham@gmail.com

* نشانی نویسنده مسئول: سارا معتمد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد فومن و شفت، دانشکده کامپیوتر.

چکیده- در طول زمان، پژوهش‌های متعددی برای خواندن شناسه‌ها و تشخیص پلاک خودرو انجام شده است. اما نکته قابل توجه در مطالعات قبلی این است که این تحقیقات معمولاً توانایی یادگیری ساختارهای پیچیده در تصاویر را با دقت بالا ندارند. به این منظور در این مقاله از ظرفیت‌های بالای شبکه‌های عصبی عمیق برای یادگیری شناسه‌های پلاک خودرو استفاده شده است. مدل پیشنهادی در این مقاله شامل دو مرحله اصلی: برجسته‌سازی پلاک خودرو و خواندن شناسه است. در مدل پیشنهادی، بمنظور انتخاب بهترین محدوده از شبکه SVM استفاده شده است. پس از شناسایی محدوده پلاک باید کاراکترهای آن تشخیص داده شود. در این مرحله از شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای استفاده خواهد شد. مدل پیشنهادی بر روی دو مجموعه داده FZU Cars و Stanford Cars مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج حاصل از آزمایش‌ها نشان می‌دهند که این مدل نسبت به سایر روش‌های ارائه شده در هر دو مجموعه داده از دقت بالاتری برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: تشخیص پلاک خوردرو، ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای، خواندن نویسه‌های پلاک.

۱- مقدمه

با توجه به آمار کنونی، بیش از پانصد میلیون خودرو در سراسر جهان در حال حرکت هستند و نیاز به بازرسی و نظارت در سیستم‌های ترافیکی بیشتر احساس می‌شود. با پیشرفت فناوری و توسعه شهرها، این نیاز به مدیریت و کنترل منابع ترافیکی و وسایل نقلیه در خیابان‌ها، پارکینگ‌ها، مراکز اداری و جاده‌های شهری به یک چالش ضروری تبدیل شده است. رشد روزافزون خودروها منجر به مشکلاتی نظیر ترافیک نامنظم، شلوغی بزرگراه‌ها، مشکلات مدیریت پارکینگ و موارد مشابه شده است. بدیهی است که کنترل این حجم عظیم خودرو توسط انسان و بدون استفاده از سامانه‌های کامپیوتری غیر ممکن است [۱, ۲].

تمام خودروها یک شماره شناسایی یا پلاک خودرو برای احراز هویت دارند. این پلاک خودرو به عنوان شناسه اصلی خودرو عمل می‌کند و تمام خودروها برای تردد باید این شناسه را داشته باشند. امروزه، پلاک خودرو یکی از مناسب‌ترین ابزارهای احراز هویت خودرو است. بنابراین، سیستم‌هایی وجود دارند که با استفاده از دوربین‌های نظارتی که در سطح شهر، چهارراه‌ها و بزرگراه‌ها قرار داده شده‌اند، پلاک خودرو را شناسایی می‌کنند. این سیستم‌ها به صورت مکانیزه و کامپیوتری عمل می‌کنند و با استفاده از پردازش تصویر، پلاک خودرو را از روی تصاویر گرفته شده از خودروها خوانده و شناسایی می‌کنند. شناسه‌های پلاک در قالب حروف و اعداد خوانده می‌شوند

و با استفاده از این سامانه می‌توان به بسیاری از مشکلات مربوط به تشخیص، شناسایی و پیش‌بینی خودروها رسیدگی کرد[۳, ۴].

استفاده مؤثر از روش‌های پردازش تصویر می‌تواند بهبود قابل توجهی در دقت بازشناسی پلاک خودروها داشته باشد. با این حال، برخی عوامل ناخواسته می‌توانند تأثیراتی منفی بر روی ظاهر پلاک ایجاد کنند و باعث کاهش دقت سیستم‌های بازشناسی می‌شوند. یکی از این عوامل، شرایط روشنایی است. تغییرات شدت نور در ساعات مختلف روز می‌تواند باعث شود که تصاویر پلاک‌ها تار و نامشخص شوند یا برعکس، خیلی روشن و بی‌اطلاعات به نظر برسند. وضعیت آب و هوایی نیز می‌تواند تأثیر داشته باشد. بارش باران، برف یا تردید، وجود ابرها و غیره می‌توانند موجب کاهش کیفیت تصویر شده و بازشناسی پلاک را دشوارتر کنند. عوامل دیگری مانند آلودگی پلاک نیز تأثیر دارند. ذرات گرد و غبار، لکه‌ها و اشیاء موجود بر روی پلاک ممکن است باعث وقوع خطا در فرایند بازشناسی شوند و بازشناسی دقیق پلاک را دشوار سازند. ضمناً، زاویه قرارگیری دوربین نسبت به افق نیز مهم است. در برخی مواقع، دوربین به گونه‌ای قرار می‌گیرد که تصاویر پلاک‌ها به صورت زاویه‌دار و با خطای پرسپکتیو ظاهر می‌شوند. این موضوع می‌تواند باعث ایجاد اشتباهات در فرایند بازشناسی و تشخیص صحیح مکان پلاک و شناسه آن شود. برای مقابله با این مشکلات و بهبود دقت بازشناسی، می‌توان از روش‌ها و الگوریتم‌های پیشرفته پردازش تصویر و یادگیری عمیق استفاده کرد. این روش‌ها می‌توانند با تجزیه و تحلیل دقیق تصاویر، تطابق الگوها و استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق، بازشناسی پلاک‌ها را به صورت دقیق‌تر و قابل اعتمادتر انجام دهند[۵, ۶].

عوامل یادشده به‌عنوان مشکلات محیطی موجود در فرایند بازشناسی شناسه پلاک خودرو شناخته می‌شوند. شرایط متغیر دیگری مانند تابعیت پلاک نیز به‌صورت مستقیم در رنگ، طرح پلاک و علامت‌های بکار رفته روی پلاک تأثیر دارند. تغییرات ناشی از دست‌کاری و تصادف در شناسه‌های پلاک از دیگر مشکلات در بازشناسی خودکار پلاک خودروها هستند. راه مقابله با این مشکلات به‌صورت مستقیم، وابسته به روش مورد استفاده است. اما فرایند بازشناسی پلاک خودرو به‌طورمعمول در شامل مراحل زیر می‌شود:

- پیدا کردن مکان پلاک خودرو در نمایی از خودرو که توسط دوربین برداشته شده است.
- ناحیه بندی و استخراج شناسه‌ها و تقسیم تصویر پلاک به دو ناحیه شناسه و پس‌زمینه.
- دسته‌بندی و بازخوانی شناسه.

در گام نخست، هدف یافتن مکان قرارگیری پلاک در تصویر گرفته‌شده از دوربین است. در این مرحله با استفاده از روش‌های مختلفی مانند تراکم لبه‌ها در محل پلاک، مکان‌های نامزد شناسایی می‌شوند. در ادامه این مرحله می‌توان مشکلاتی مانند زاویه‌دار بودن پلاک را نیز اصلاح نمود. در مرحله دوم، معمولاً ابتدا تصویر ارتقاء یافته و دودویی‌سازی می‌شود. پس از آن با استفاده از روش‌های مختلف پردازش تصویر مانند عملگرهای ریخت‌شناسی، تصویر به دو ناحیه شناسه و پیش‌زمینه تقسیم‌شده و در گام سوم، هر رقم و حرف الفبا به‌صورت جداگانه شناسایی می‌شوند [۷, ۸].

نکته مهم این است که دقت هر مرحله به‌صورت مستقیم درنتیجه نهایی تأثیر خواهد گذاشت. خطای ناشی از مکان‌یابی نادرست پلاک، منجر به هدر رفتن زمان و محاسبات در گام‌های بعدی خواهد بود. روش مورد استفاده در ناحیه‌بندی باید مستقل از رنگ پلاک، توانایی جداسازی پس‌زمینه را از شناسه‌ها داشته باشد. همچنین باید بتواند در شرایط نوری و محیطی مختلف، عملکرد مطلوبی داشته باشد. شرایط نوری مختلف می‌توانند تصویر را مات یا در بخش‌های بسیاری تیره نمایند. برخی روش‌ها نیز به زاویه چرخش حساس هستند و باید پیش از انجام ناحیه‌بندی، انحراف پلاک را اصلاح کنند. به‌طورمعمول، تصویربرداری از خودروهای در حال حرکتی انجام می‌شود که امکان مات شدگی تصویر، به‌خصوص در ناحیه پلاک، را بالا می‌برند. بنابراین، روش‌های ناحیه‌بندی باید بتوانند در برابر چالش مات شدگی نیز کارآمد باشند [۹, ۱۰].

برای خواندن شناسه‌ها و تشخیص پلاک خودرو در طول زمان، مطالعات و پژوهش‌های زیادی انجام شده است. یکی از روش‌های مورد استفاده در این زمینه شبکه‌های عصبی پرسپترون هستند که دقت بالایی در یادگیری ساختارهای پیچیده در تصاویر ندارند. به علاوه، شبکه‌های عصبی کم‌عمق (معمولی) نیز محدودیت‌هایی دارند و نمی‌توانند به خوبی ساختارهای پیچیده را یاد بگیرند. در نتیجه، شبکه‌های عصبی عمیق مطرح شده‌اند که قادرند ساختارهای پیچیده‌تری را با دقت بالا یاد بگیرند. یکی از انواع شبکه‌های عصبی عمیق، شبکه‌های عصبی کانولوشنی هستند و در بسیاری از برنامه‌ها و کاربردها مانند بازشناسی حروف و اشیا استفاده شده‌اند. با توجه به اینکه هر تصویری که توسط دوربین‌ها گرفته می‌شود ممکن است مشکلات خاصی داشته باشد، استفاده از یک روش عمومی برای ارتقا تمام تصاویر ممکن نیست. به عنوان مثال، برخی تصاویر دارای برگشت شدید نور، سایه شدید یا لکه‌هایی هستند که باعث محو شدگی شناسه‌ها می‌شوند. برای رفع هر یک از این مشکلات، ممکن است روش‌های خاصی برای ارتقا تصویر مورد استفاده قرار بگیرد. اما باید توجه داشت که این روش‌ها معمولاً پیچیدگی‌های خاصی دارند

و زمان‌بر هستند[۴, ۱۲-۱۰].

به همین دلیل و با توجه به معایب و کاستی‌های هر روش ارائه شده، جدیداً اکثر تحقیقات انجام شده روی شناسه‌های پلاک خودرو در زمینه‌ی شبکه‌های عصبی عمیق صورت گرفته است. با آموزش تصاویر پلاک به یک شبکه عصبی عمیق، می‌توان در زمان کم و بدون استفاده از روش‌های پیچیده ارتقا، کار برجسته‌سازی شناسه‌های پلاک را مستقیماً انجام داد. در این راستا، هدف این مقاله معرفی یک رویکرد مبتنی بر یادگیری عمیق جدید برای تشخیص پلاک خودروها است.

مدل پیشنهادی شامل دو مرحله اصلی برجسته‌سازی و خواندن شناسه پلاک خودرو است. بمنظور پیاده‌سازی هر مرحله از تلفیق شبکه SVM و شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای استفاده خواهد شد. یکی از بزرگترین مزایای SVM، قابلیت کاربرد در مسائل خطی و غیرخطی است. با استفاده از توابع هسته، SVM قادر است مسائل غیرخطی را حل کند و این امر امکان پذیر می‌شود. علاوه بر این، SVM در برابر برخی از مسائلی مانند بیش‌برازش[۱] و تعمیم‌پذیری بسیار مقاوم می‌باشد. در کل، SVM یک روش قوی برای دسته‌بندی داده‌های پیچیده است که با استفاده از خواص هامینگ و بردارهای پشتیبان، توانایی بالایی را برای تفکیک داده‌ها دارد. این الگوریتم در حوزه تشخیص الگوها، دسته‌بندی تصاویر، طبقه‌بندی متن و بسیاری از مسائل دیگر مورد استفاده قرار می‌گیرد. با اعمال SVM به تصویرگریزی، می‌توانیم نواحی بهبود یافته و بهینه‌تری از تصاویر بدست آوریم که می‌تواند در تشخیص نواحی مهم مانند نواحی پلاک‌ها کمک شایانی کند. همچنین هدف از استفاده‌ی شبکه GCNN در مدل پیشنهادی این است که می‌تواند به دلیل اعمال فیلترهای مناسب، موجب کاهش نویز، افزایش نرخ تشخیص و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری گردد.

۲- کارهای مرتبط و اهمیت موضوع

سامانه‌های هوشمند حمل‌ونقل، پیشینه بسیار طولانی در پژوهش‌های مربوط به پردازش تصاویر دارند [۱۳, ۱۴, ۱۵]. همان‌طور که اشاره شد، یک سامانه بازشناسی پلاک خودرو به‌طورمعمول در سه مرحله اجرا می‌شود. هدف از مرحله نخست، پیدا کردن نواحی از تصویر دریافت شده از سامانه تصویربرداری است که شامل پلاک خودرو است. در این مرحله با استفاده از ویژگی‌های مختلفی مانند تراکم لبه‌ها در محل پلاک، مکان‌هایی که پلاک در آن وجود دارد، شناسایی می‌شوند. پس از آن می‌توان مشکلاتی مانند زاویه‌دار بودن پلاک را نیز اصلاح نمود. در مرحله دوم، معمولاً ابتدا مشکلات روشنایی تصویر اصلاح می‌شوند و تصویر پلاک استخراج‌شده با استفاده از روش‌های مختلفی مانند عملگرهای ریخت‌شناسی ارتقا داده می‌شود. تصویر ارتقا داده‌شده می‌تواند با استفاده از روش‌های دودویی کردن به دو ناحیه شناسه‌ها و پس‌زمینه تبدیل شود. در گام سوم، ارقام و حروف الفبا به‌صورت جداگانه بازشناسی می‌شوند. بر همین اساس، در ادامه هرکدام از مراحل یک سامانه بازشناسی پلاک خودرو با جزئیات بیشتری شرح داده می‌شوند.

در فرایند یافتن مکان پلاک، یکی از روش‌های مورداستفاده در غالب پژوهش‌ها، پیدا کردن نواحی با تراکم لبه بالا است. همچنین استفاده از پنجره متحرک، به‌کارگیری اطلاعات فضای رنگ و استخراج اطلاعات مربوط به بافت با استفاده از تبدیل موجک در برای پیدا کردن مکان پلاک خودرو موردتوجه بوده‌اند [۱۸-۱۶]. برخی از تحقیقات نیز بر پایه روش‌های یادگیری انجام شده‌اند. به‌عنوان‌مثال آموزش یک دسته‌بند آبشاری با استفاده از ویژگی‌های شبیه Haar [۱۹] و نیز بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی کانولوشنی برای پیدا کردن مکان پلاک در پژوهش‌های جدیدتر بکار گرفته شده‌اند[۲۰, ۱۵]. پلاک جداشده از مرحله مکان‌یابی به دلیل وجود مشکلاتی مانند شرایط متغیر روشنایی، وجود سایه روی پلاک، آلودگی بر روی بدنه پلاک و انحراف پلاک از افق،کیفیت مناسب جهت بازخوانی شناسه‌ها را ندارد و لازم است ارتقا داده شود. در [۲۰] جهت تبدیل تصویر پلاک به تصویر دودویی بجای آستانه سراسری از روش آستانه گذاری معرفی شده در [۲۱] استفاده شده است. پس از آستانه گذاری، نواحی متصل‌به‌هم استخراج می‌شوند. در این مرحله، برخی نواحی که مساحت آن‌ها بیش‌ازحد بزرگ است، حذف می‌شوند. درنهایت با تراز کردن نواحی باقی‌مانده در راستای افقی، انحراف پلاک نیز رفع می‌شود.

در [۲۲] از آستانه گذاری با استفاده از اطلاعات هیستوگرام شدت روشنایی و شبکه عصبی انجام شده است. ورودی شبکه عصبی یک بردار است متشکل از تعداد پیکسل‌هایی که شدت روشنایی آن‌ها در یک بازه قرار می‌گیرند. سپس مقدار آستانه سراسری در خروجی محاسبه می‌شود. در مرجع [۲۳] برای هر نقطه تصویر آستانه‌ای جداگانه محاسبه می‌شود. مقدار آستانه برای هر پیکسل در مرکز یک پنجره، به اندازه یک عدد ثابت کمتر از میانگین شدت روشنایی پنجره در نظر گرفته می‌شود. با این کار لبه‌هایی که دو ناحیه را به یکدیگر متصل می‌کنند حذف می‌شوند. در [۲۴] از آستانه گذاری وفقی استفاده شده است.

به دلیل تفاوت زیاد میان رنگ شناسه‌ها و پس‌زمینه پلاک، نمایه برون افکنش[۲] پلاک می‌تواند دربردارنده اطلاعات مهمی درباره

شناسه‌های پلاک باشد. در [۲۵] دو سطر روی پلاک با استفاده از نمایه برون افکنش افقی جدا می‌شوند. فاصله دو سطر روی نمایه برون‌افکنی به‌صورت دره ظاهر می‌شود و با پیدا کردن مکان این دره، خط جداکننده دو سطر مشخص خواهد شد. در [۲۶] نیز با استفاده از نمایه برون‌افکنی عمودی، شناسه‌ها از یکدیگر جدا شده‌اند. سپس به کمک اطلاعات نمایه عمودی، مرز هر شناسه استخراج شده است. در پژوهش‌های ذکرشده، از برون افکنش تصویر دودویی استفاده شده است. اما در [۲۷] از تصویر خاکستری پلاک استفاده شده است.

پژوهش [۲۸] با استفاده از یک روش ترکیبی، شناسه‌ها را از پس‌زمینه جدا می‌کند. در این مرجع، ابتدا با به‌کارگیری یک روش آستانه گذاری تطبیقی تصویر پلاک دودویی می‌شود. در این روش، نواحی اضافی باقی‌مانده روی تصویر با استفاده از الگوریتم نازک‌کاری حذف می‌شوند. درنهایت با تحلیل و ارزیابی نمودار برون افکنش عمودی تصویر دودویی شده پلاک، شناسه‌ها جدا می‌شوند. یادگیری عمیق نیز توانسته است در زمینه بهسازی تصویر پلاک نیز توانایی خود را نشان دهد. در مرجع [۲۹] با بهره‌گیری از یک شبکه عصبی هم‌گشتی با ساختار رمزگذار-رمزگشا روشی برای باینری کردن پلاک خودرو ارائه شده است. پس از ناحیه‌بندی شناسه‌های پلاک، می‌توان آن‌ها را با استفاده از روش‌های مرسوم در بازشناسی حروف نوری تشخیص داد. به‌طورمعمول به دلیل تغییر فاصله میان سامانه تصویربرداری و پلاک خودرو، تصویر پلاک دارای انحراف خواهد بود. این انحراف باعث ایجاد پرسپکتیو در تصویر می‌شود. بنابراین شناسه‌های جداشده از پلاک ممکن است در اندازه‌های مختلفی دیده شوند.

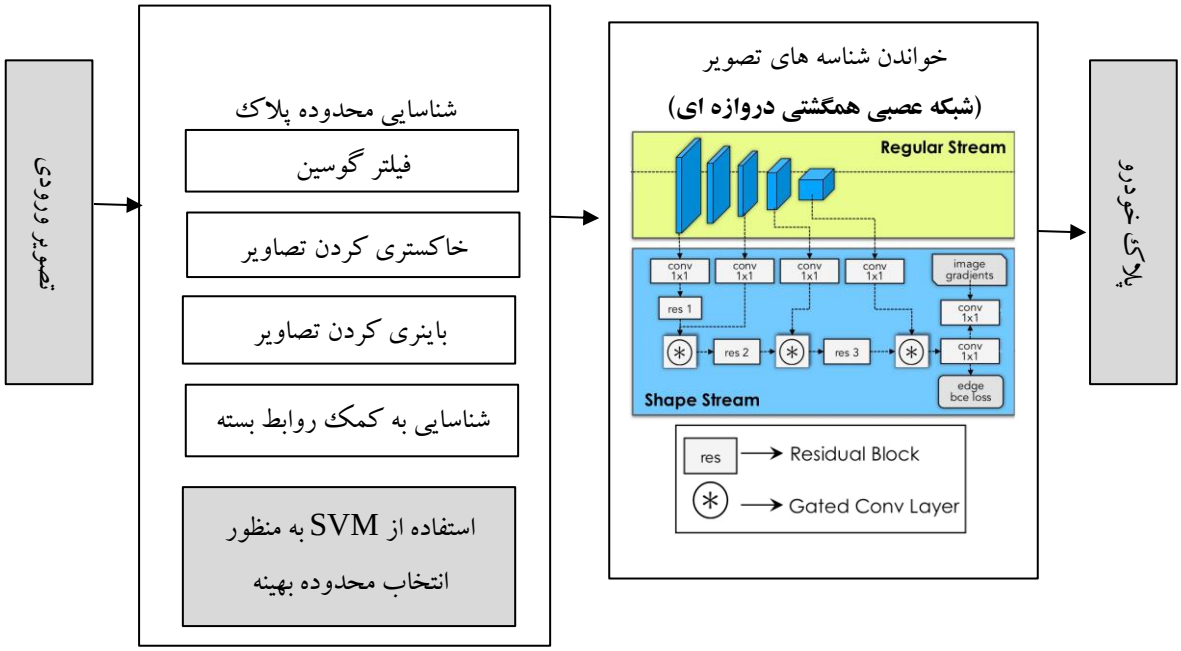
همچنین هنگام جداسازی شناسه‌ها، امکان شکسته شدن و یا اتصال آن‌ها با دیگر اجزای پس‌زمینه وجود دارد. روش‌های خواندن شناسه‌های پلاک لازم است بتوانند با وجود این مشکلات شناسه‌های پلاک را بازشناسی کنند. با توجه به این‌که شناسه‌ها در پلاک‌هایی با ملیت یکسان دارای شکل‌های مشابهی هستند، می‌توان با تطبیق الگوهای شناسه‌ها با الگوهای از پیش تعیین‌شده، هر شناسه را دسته‌بندی کرد. البته چرخش و انحراف پلاک می‌تواند باعث تغییر شکل شناسه‌ها شود. در [۳۰] با در نظر گرفتن الگوهای مختلف از یک شناسه و تغییر در زاویه چرخش آن‌ها، با این مشکل مقابله شده است. برای تطبیق شناسه‌های جداشده و تصاویر الگو نیاز است که معیاری از شباهت بکار گرفته شود. فاصله ماهالانوبیس[۳] و همبستگی متقابل ازجمله معیارهای استفاده‌شده در پژوهش‌های [۳۱] و [۳۲] هستند.

برای خواندن شناسه‌های جداشده از پلاک خودرو می‌توان از روش‌های مختلف دسته‌بندی مانند ماشین بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل مخفی مارکوف بهره برد. عموم روش‌های دسته‌بندی و یادگیری ماشین جهت آموزش و دسته‌بندی نیاز به استخراج ویژگی از شناسه‌های پلاک دارند. در مرجع [۳۲] از اسکلت شناسه‌ها که با استفاده از عملگر ریخت‌شناسی به‌دست می‌آید برای استخراج ویژگی استفاده می‌شود. به این صورت که پنجره شامل اسکلت شناسه پلاک به ۹ ناحیه تقسیم می‌شود و در هر ناحیه زاویه قرارگیری بخش‌های اسکلت به‌عنوان ویژگی استخراج می‌شود. درنهایت یک شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از این ویژگی‌ها شناسه را تشخیص می‌دهد.

شبکه‌های عصبی پرسپترون به‌عنوان یک روش برای خواندن شناسه‌های جداشده از تصویر پلاک خودرو در پژوهش‌های مختلفی مانند [۲۸] استفاده شده است. این روش دسته‌بندی نیز، نیازمند استخراج ویژگی مناسب از شناسه‌های پلاک خودرو است. در [۴۳] از منحنی کانتور شناسه‌ها به‌عنوان یک ویژگی مستقل از شکل و اندازه شناسه‌ها استفاده شده است. همچنین فیلتر گابور به‌عنوان یکی از روش‌های استخراج ویژگی جهت دسته‌بندی شناسه‌ها مورداستفاده قرار گرفته است. در پژوهش [۳۳] برداری از شدت روشنایی شناسه‌های نرمالیزه شده پلاک به‌عنوان ویژگی در دو دسته‌بند نزدیک‌ترین همسایه و ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. در [۳۴] با استفاده از ویژگی‌های هندسی شناسه‌ها و توزیع شدت روشنایی، شناسه‌ها بازشناسی می‌شوند. در [۳۵] از تصویر خاکستری شناسه‌ها در ورودی شبکه عصبی جهت آموزش شبکه استفاده شده است. خواندن شناسه‌های پلاک علاوه بر این‌که به‌عنوان یک هدف نهایی در پژوهش‌ها به شمار می‌آید، می‌تواند به‌عنوان یک روش تائید در پیدا کردن مکان تشخیص پلاک نیز بکار رود. در [۳۶] تعداد شناسه‌های تشخیص داده شده توسط یک شبکه عصبی به‌عنوان یک بازخورد برای روش مکان‌یابی پلاک استفاده شده است. به طور خلاصه، سیستم‌های تشخیص خودکار پلاک خودرو اهمیت زیادی در افزایش امنیت و بهبود ترافیک دارند و به نیروهای انتظامی و مسئولان ترافیکی در انجام وظایفشان کمک می‌کنند.

۳- مدل پیشنهادی

فرایند تشخیص پلاک خودرو در دو مرحله انجام می‌شود. ابتدا باید در تصویر مکان پلاک خودرو تشخیص و در ادامه خواندن شناسه‌های پلاک صورت گیرد. در نتیجه مدل پیشنهادی شامل دو مرحله است: ۱) مرحله شناسایی محدوده پلاک ۲) خواندن نویسه‌های پلاک. ساختار مدل پیشنهادی در شکل ۱ نشان داده شده و جزئیات هر

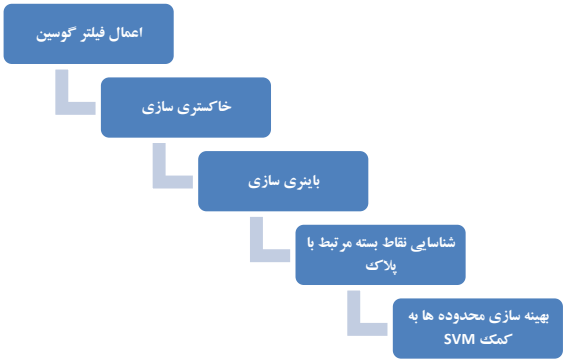


شکل ۱: دیاگرام مدل پیشنهادی

کدام از ادامه بیان شده است:

۳-۱- شناسه محدوده پلاک

در فرآیندهای سنتی تشخیص محدوده پلاک، ابتدا پلاک نامزد با پردازش تصویر بدست آمده و سپس مجدداً هر ناحیه کاندید بررسی می‌شود. این روش به راحتی می‌تواند باعث تشخیص موقعیت اشتباه پلاک شود. در این راستا، در مدل پیشنهادی پس از انتخاب محدوده، از شبکه SVM برای انتخاب بهترین محدوده استفاده می‌شود. مراحل شناسایی محدوده پلاک خودرو در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲: مراحل شناسایی محدوده پلاک خودرو

در این بخش از مدل پیشنهادی، ابتدا تصویر توسط فیلتر گوسین مورد پیش پردازش قرار می‌گیرد که هدف آن حذف نویز است. فیلتر گوسین یکی از فیلترهای معروف در پردازش تصویر است که برای افزایش آهنگ تصویر و حذف نویزها استفاده می‌شود. این فیلتر بر اساس تابع گوسین عمل می‌کند که یک توزیع احتمال است که در فیزیک و ریاضیات برای توصیف نیمه تاریک و افقی استفاده می‌شود. در فیلتر گوسین، یک ماتریس جرمی گوسی۴ یا همان ماسک گوسین روی تصویر اعمال می‌شود. این ماتریس یک توزیع احتمال گوسین دارد که به صورت ماتریسی در فیلتر گوسین استفاده می‌شود. تابع گوسین بر اساس متغیرهایی مانند انحراف معیار و میانگین تعریف می‌شود که در نتیجه آن تمرکز بیشتری برای داده‌های مرکزی و کمتری برای داده‌های حاشیه‌ای وجود دارد. این فیلتر با ایجاد یک پنجره متحرک بر روی تصویر و محاسبه میانگین وزن‌دار از مقادیر پیکسل‌های همسایه، هر پیکسل جدید را با مقداری که تابع گاوسی آن را تعیین می‌کند، جایگزین می‌کند. این عمل برای هر پیکسل در تصویر تکرار می‌شود تا تمام تصویر صاف‌سازی شود. استفاده از فیلتر گوسین روی تصویر ورودی باعث حذف نویزهای گوشه‌ها، حفظ لبه‌ها و کاهش گرادیان‌های تصویر و نرم‌تر کردن آن می‌شود. فیلتر گاوسی با اعمال تابع گاوسی بر روی تصویر، نویزهای با فرکانس بالا را کاهش داده و ابراز جزئیات تصویر را بهبود می‌بخشد.

در مرحله بعد تصویر خاکستری شده و لبه‌های تصویر شناسایی می‌شود. تبدیل تصاویر رنگی به تصاویر خاکستری یکی از مراحل اصلی در پردازش تصویر است و می‌تواند برای اهداف مختلف مفید

باشد. برخی از مزایای تبدیل تصویر به خاکستری عبارتند از:

- ساده‌سازی تصویر: تصاویر خاکستری فقط شامل یک کانال است که شدت روشنایی را نمایش می‌دهد. در حالی که تصاویر رنگی شامل سه کانال مختلف (RGB یا HSV) هستند. این ساده‌سازی در برخی از کاربردها مانند تشخیص الگو و تشخیص شیء مفید است.
- حفظ اطلاعات تصویر: تبدیل تصویر به خاکستری معمولاً اطلاعات اساسی تصویر را حفظ می‌کند، زیرا شامل اطلاعات شدت روشنایی هر پیکسل است.

تبدیل تصویر از رنگی به خاکستری به صورت معمول با میانگین‌گیری از مقادیر رنگی هر پیکسل انجام می‌شود. برای تصویرهای RGB، معمولاً میانگین از مقادیر R، G و B هر پیکسل محاسبه می‌شود و به عنوان شدت روشنایی مربوط به آن پیکسل استفاده می‌شود. برای تصویر سطح خاکستری[۵]، هر پیکسل تنها یک مقدار شدت روشنایی[۶] دارد که معمولاً در بازه ۰ تا ۲۵۵ قرار دارد. این تصویر معمولاً به صورت سیاه و سفید یا سرگرمی خاکستری تشکیل شده است

در گام بعدی تصاویر خاکستری به تصاویر باینری تبدیل شده و توسط روابط بسته[۷] نواحی پلاک تشخیص داده می‌شوند. تبدیل تصاویر خاکستری به تصاویر باینری یکی از مراحل مهم در پردازش تصویر است که به عنوان باینری‌سازی شناخته می‌شود. در این مرحله، هدف این است که تصویر را به یک تصویر که تنها دارای دو مقدار ۰ و ۲۵۵ باشد (سیاه و سفید یا منطقاً ۰ و ۱) تبدیل کنیم. این نوع تصویر باینری به شکل دیجیتال مورد استفاده قرار می‌گیرد که در آن سیاه و سفید به عنوان اطلاعات تمایزی به کار می‌روند.

یکی از روش‌های معمول باینری‌سازی، استفاده از روش آستو در آستانه‌گیری است. در این روش، یک حد آستانه[۸] تعیین می‌شود و هر پیکسل از تصویر خاکستری که مقدارش از حد آستانه بیشتر باشد به سفید (۲۵۵) و کمتر باشد به سیاه (۰) تبدیل می‌شود. این عمل پویش، روی تمام پیکسل‌های تصویر انجام می‌شود. با توجه به تبدیل تصویر خاکستری به تصویر باینری، با تعیین حد آستانه مناسب می‌توان فاصله رنگی و شیب‌های تصویر را مورد تقسیم و تشخیص قرار داد. این مرحله در تشخیص الگوها، تشخیص اشیاء و تحلیل تصاویر به خصوص در تشخیص مرزها و نواحی پلاک‌ها اهمیت بسیاری دارد. به صورت خلاصه، تبدیل تصاویر خاکستری به تصاویر باینری می‌تواند سرعت و دقت تحلیل تصاویر را افزایش دهد و در تشخیص نواحی پلاک‌ها یا ویژگی‌های خاص تصویر مفید باشد.

با توجه به اینکه نواحی شناسایی شده بهینه نمی‌باشند و ممکن است مستطیل‌های نادرستی شناسایی شوند، از SVM[۹] برای انتخاب ناحیه بهینه استفاده می‌شود. SVM می‌تواند انواع مختلفی از توابع هسته را استفاده کند، که این امکان را فراهم می‌سازد تا داده‌های به فضای ویژگی‌های پیچیده‌تر منتقل شوند. این ویژگی اجازه می‌دهد تا با داده‌هایی که در فضای مجردتر جداپذیر نیستند، برخورد شده و در نتیجه دقت دسته‌بندی افزایش یابد. در مورد تصویرگریزی، اگر نواحی شناسایی شده به طور کامل بهینه نباشند و ممکن باشد که مستطیل‌های نادرستی شناسایی شوند، می‌توان از SVM برای انتخاب نواحی بهینه استفاده کرد. همچنین کمک می‌کند تا بین دسته‌های مختلف داده‌ها تمایز قائل شده و نقاط مهم تشخیص داده شوند. SVM به عنوان یک تکنیک یادگیری ماشین می‌تواند با استفاده از الگوریتم‌های خطی یا غیرخطی، بر اساس خصوصیات و ویژگی‌های داده‌های ورودی، تصمیم‌گیری کند. در SVM، هدف اصلی ایجاد یک ابرصفحه[۱۰] این است که داده‌های بهینه را تفکیک کند. در این مقاله از ابر صفحه و فاصله هامینگ استفاده شده است. فواصل بین نقاط توسط هامینگ به گونه‌ای انتخاب می‌شود که فاصله کمینه بین دو دسته داده (معمولاً نقاط داده به نام بردار پشتیبان) و هامینگ حداکثر شود. بردارهای پشتیبان نقاط داده‌ای هستند که بر هامینگ قرار دارند و روی تصمیم‌گیری در کلاس‌بندی داده‌ها تاثیر زیادی دارند.

۳-۲- خواندن نویسه‌های پلاک

پس از شناسایی محدوده پلاک باید کاراکترهای آن تشخیص داده شود. در این مقاله برای خواندن شناسه‌های پلاک خودرو از روی تصویر با شناسه‌های برجسته از شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای[۱۱] استفاده خواهد شد. مزیت روش به‌کاررفته این است که برای خواندن و آموزش شبکه نیاز به جداسازی شناسه‌ها از یکدیگر نیست و این شبکه می‌تواند تصویر خروجی رمزگشا را به‌صورت یک دنباله در نظر بگیرد و شماره پلاک را در خروجی برگرداند. شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای نوعی از معماری شبکه عصبی کانولوشن است که مکانیسم‌های دروازه‌ای را برای فیلتر کردن و وزن دادن انتخابی ویژگی‌های ورودی ترکیب می‌کند. این شبکه‌ها برای یادگیری نمایش ویژگی‌های متفاوت مکانی طراحی شده‌اند که می‌توانند با شکل و ساختار داده‌های ورودی سازگار شوند. در شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای، مکانیزم دروازه‌ای معمولاً با استفاده از مجموعه‌ای از فیلترهای دروازه‌ای قابل یادگیری اجرا می‌شود که قبل از عبور از لایه‌های کانولوشن، روی ویژگی‌های ورودی اعمال می‌شوند. این فیلترهای دروازه ای برای تقویت یا سرکوب انتخابی

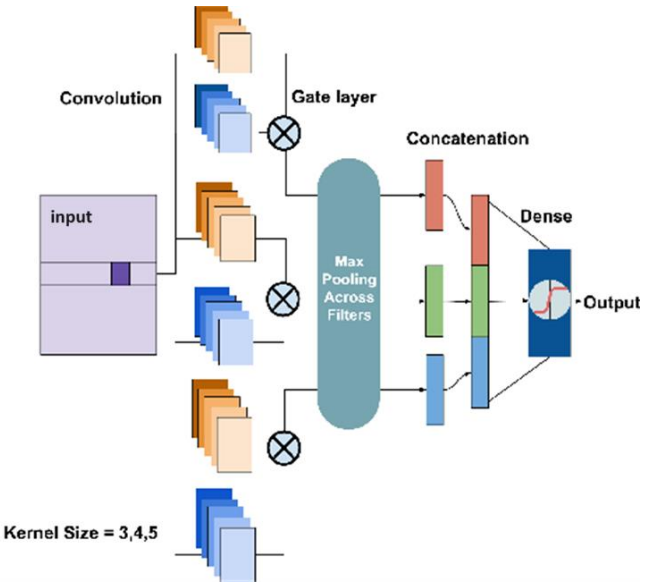
بخش‌های مختلف ویژگی‌های ورودی بر اساس ارتباط آن‌ها طراحی شده‌اند.

شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای معمولاً از چندین لایه، از جمله لایه‌های کانولوشن، لایه‌های ترکیبی و لایه‌های دروازه تشکیل شده است. لایه‌های کانولوشن مسئول استخراج ویژگی‌ها از داده‌های ورودی هستند، در حالی که لایه‌های ادغام، نقشه‌های ویژگی را برای کاهش ابعاد فضایی آن‌ها پایین می‌آورند. لایه‌های دروازه برای فیلتر کردن و وزن دادن انتخابی ویژگی‌های ورودی استفاده می‌شود. مکانیسم راه‌اندازی شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای با استفاده از مجموعه‌ای از فیلترهای دروازه‌ای که در طول فرآیند آموزش آموخته می‌شوند، اجرا می‌شود. این فیلترهای دروازه‌ای قبل از عبور از لایه‌های کانولوشن روی ویژگی‌های ورودی اعمال می‌شوند.

فیلترهای گیتینگ به گونه‌ای طراحی شده‌اند که به طور انتخابی بخش‌های مختلف ویژگی‌های ورودی را بر اساس ارتباط آنها با کار در دست تقویت یا سرکوب کنند. سپس خروجی لایه دروازه با خروجی لایه کانولوشن به صورت عنصری ضرب می‌شود تا نقشه‌های ویژگی نهایی تولید شود. این فرآیند به شبکه اجازه می‌دهد تا بازنمایی ویژگی‌های متفاوت مکانی را بیاموزد که می‌تواند با شکل و ساختار داده‌های ورودی سازگار شود. به طور کلی، ساختار یک از شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای شبیه به یک شبکه عصبی همگشتی سنتی است، اما با افزودن لایه‌های دروازه‌ای که به شبکه اجازه می‌دهد تا به طور انتخابی ویژگی‌های ورودی را فیلتر و وزن کند. ساختار شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای در شکل ۳ نشان داده شده است. شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای نوعی معماری شبکه عصبی است که مفاهیم شبکه‌های عصبی همگشتی را با مکانیسم‌های دروازه‌ای مشابه آنچه در شبکه‌های عصبی تکراری یافت می‌شود، ترکیب می‌کند. در شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای، شبکه واحدهای دروازه ای را برای کنترل جریان اطلاعات از طریق بخش‌های مختلف شبکه معرفی می کند.

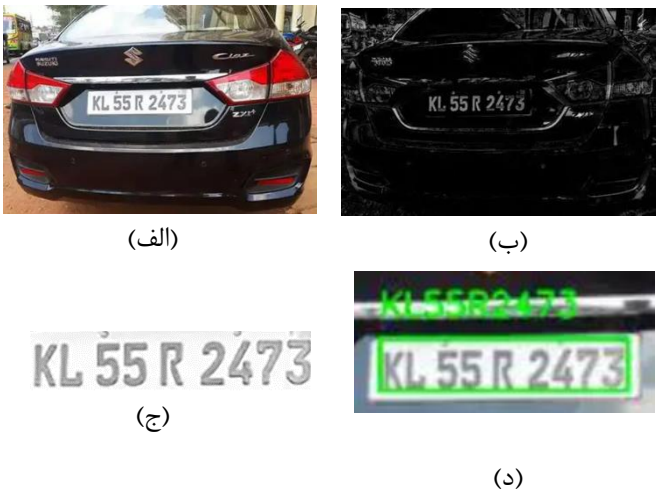
یکی از انواع رایج مکانیسم‌های دروازه‌ای که در شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای، "واحد دروازه‌ای" است که جریان اطلاعات را با استفاده از سیگنال‌های دروازه‌ای، تعدیل و کنترل می‌کند. این سیگنال‌های دروازه‌ای به شبکه کمک می‌کنند تا به طور انتخابی اطلاعات مربوطه را فیلتر کرده و روی آن تمرکز کند، و توانایی شبکه را برای یادگیری و نمایش الگوهای پیچیده در داده‌ها بهبود بخشد. ادغام مکانیسم‌های دروازه‌ای در شبکه عصبی همگشتی امکان مدل‌سازی بهتر وابستگی‌های دوربرد در داده‌ها را فراهم می‌کند و به گرفتن ویژگی‌های انتزاعی و سلسله مراتبی بیشتر کمک می‌کند.

مکانیسم‌های گیتینگ همچنین توانایی شبکه را برای یادگیری نادیده گرفتن اطلاعات نامربوط و تمرکز بر ویژگی‌های مهم افزایش می‌دهند. این امر منجر به بهبود عملکرد در کارهایی مانند طبقه‌بندی تصویر، تشخیص اشیا و تقسیم‌بندی معنایی به خصوص تشخیص پلاک می‌شود. به طور کلی، شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای، نقاط قوت شبکه عصبی همگشتی را برای استخراج ویژگی‌های فضایی با مزایای مکانیسم‌های دروازه‌ای برای کنترل جریان اطلاعات ترکیب می‌کنند، و آنها را به مدل‌های قدرتمندی برای کارهای مختلف در زمینه بینایی کامپیوتر و یادگیری عمیق تبدیل می‌کند.



شکل ۳: ساختار شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای[۳۷]

شکل ۴ یک نمونه از تصویر پلاک خودرو و اعمال الگوریتم پیشنهادی روی این تصویر را نشان می‌دهد.



(الف) (ب)

(ج)

(د)

شکل ۴: مراحل ۱و۲ از مدل پیشنهادی

همانطورکه در شکل ۴ مشاهده می‌شود، ابتدا باید موقعیت پلاک خودرو مشخص شود. شکل ۴ (الف) نمونه‌ای از تصویر پلاک خودرو از مجموعه داده‌های معرفی شده را نشان می‌دهد. شکل (ب) اعمال فیلتر و حذف نویز از تصویر خوانده شده را نمایش می‌دهد. همانطورکه در این تصویر می‌شود نویزها تا حد زیادی از بین رفته و موقعیت پلاک کاملا واضح و قابل تشخیص است. در شکل ۴ (ج) هدف تشخیص انتخاب ناحیه کاندید است که با باینری کردن تصویر و اعمال SVM قسمت پلاک واضح‌تر شده و می‌توان این بخش را بعنوان نمونه مناسب به مرحله دوم از مدل پیشنهادی انتقال داد. شکل ۴ (د) نمایش جعبه مرزی و خواندن پلاک خودرو را توسط مدل پیشنهادی را نمایش می‌دهد.

دلیل انتخاب این روش و مزایای این شبکه به شرح ذیل است:

- **نمایش ویژگی‌های بهبود یافته:** شبکه‌های عصبی همگشتی دروازه‌ای می‌توانند نمایش‌های ویژگی‌های متفاوت مکانی را بیاموزند که می‌توانند با شکل و ساختار داده‌های ورودی سازگار شوند. این کار به شبکه اجازه می‌دهد تا الگوها و روابط پیچیده‌تری را در داده‌ها ثبت کند و منجر به بهبود عملکرد در وظایفی مانند تشخیص و تقسیم‌بندی ویژگی‌ها می‌شود.
- **فیلترینگ و وزن‌دهی انتخابی:** مکانیسم گیتینگ در شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای به شبکه اجازه می‌دهد تا به طور انتخابی ویژگی‌های ورودی را بر اساس ارتباط آنها با وظیفه‌ی مورد نظر فیلتر و وزن کند. این می‌تواند به کاهش نویز و بهبود نسبت سیگنال به نویز در نقشه‌های ویژگی کمک کند و منجر به پیش‌بینی‌های دقیق‌تر شود.
- **استحکام نسبت به تنوع ورودی:** شبکه‌های عصبی همگشتی دروازه‌ای نسبت به شبکه‌های عصبی همگشتی سنتی دارای تنوع ورودی قوی‌تر است. زیرا می‌توانند داده‌های ورودی را با اشکال یا ساختارهای نامنظم مدیریت کنند.

۴- پیاده‌سازی و آزمایش

از آنجا که اجرای برنامه‌های مبتنی بر یادگیری عمیق به محاسبات پیچیده و پردازش داده‌ها با حجم عظیمی نیاز دارد، نمی‌توان از یک پردازنده معمولی انتظار داشت که این عملیات را به نحو احسن اجرا کند. بنابراین، استفاده از سخت‌افزارهای پیشرفته‌تر و قدرتمندتر از الزامات اصلی این فرآیند است. در این پروژه، برای پیاده‌سازی روش پیشنهادی از زبان برنامه‌نویسی پایتون استفاده شده است که طراحی و پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق را تسهیل می‌کند. به طور خلاصه، کلیه پیاده‌سازی‌های مرتبط با این مقاله با استفاده از پایتون ۳ و کتابخانه TensorFlow 2.0.1 روی سیستمی با پردازنده Intel Xeon E5-2620 با فرکانس ۲.۰ گیگاهرتز و ۸ گیگابایت رم در محیط لینوکس انجام شده است.

۴-۱- مجموعه داده

با توجه به اینکه تمرکز این مقاله بر تشخیص پلاک خودرو است، در آزمایش‌ها از دو مجموعه داده استاندارد در این زمینه استفاده خواهد شد. اولین مجموعه داده، FZU Cars، شامل ۲۹۷ مدل خودرو با ۴۳,۶۱۵ تصویر است. دومین مجموعه داده، Stanford Cars، شامل ۱۹۶ مدل خودرو با ۱۶,۱۸۵ تصویر می‌باشد. در شکل ۵ نمونه‌ای از تصاویر موجود در این مجموعه داده‌ها نمایش داده شده است.

با توجه به اینکه این دو مجموعه داده به طور جداگانه شامل مجموعه آموزشی و تست نمی‌باشند، تمامی آزمایش‌های ارائه شده در این مقاله با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل انجام شده‌اند. اعتبارسنجی متقابل روشی برای ارزیابی مدل است که مشخص می‌کند نتایج یک تحلیل آماری تا چه حد قابل تعمیم به داده‌های دیگر هستند و از داده‌های آموزشی مستقل می‌باشند. در این راستا، کل مجموعه داده به صورت تصادفی به پنج بخش تقسیم شد و سه بخش به عنوان مجموعه آموزش و دو بخش دیگر به عنوان مجموعه اعتبارسنجی و تست مورد استفاده قرار گرفت. شایان ذکر است که نتایج ارائه شده در این مقاله براساس میانگین نتایج پنج بخش مختلف محاسبه شده‌اند.

۴-۲- نتایج آزمایش‌ها

در مدل پیشنهادی، از شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای برای استخراج ویژگی‌های میانی بهره‌گیری شده است. در پیاده‌سازی این شبکه‌ها، اندازه فیلترها به صورت (۱۶، ۳۲، ۶۴) و تعداد فیلترها ۱۵۰ تعیین گردید. همچنین، تابع غیرخطی ReLU به عنوان تابع فعال‌سازی در این شبکه استفاده شده است. اندازه تابع max-pooling معادل (۲×۲) می‌باشد. به‌علاوه، قانون به‌روزرسانی وزن ADADELTA با نرخ یادگیری ۰.۰۱ و نرخ از قلم افتادن ۰.۰۵ برای آموزش مدل به کار گرفته شده و مدل پیشنهادی در ۱۰۰ اپک آموزش دیده است.

جدول ۱ مقایسه مدل‌های یادگیری عمیق RCNN، YOLO، CNN با مدل پیشنهادی را نمایش می‌دهد[۳۸]. همانطور که در این جدول دیده می‌شود نرخ تشخیص پلاک خودرو توسط دو مدل پیشنهادی،

روی دو دیتاست Stanford Cars و FZU Cars بالاترین نتیجه را داشته است.

همچنین مدلهای ZF (Zero Forcing)، VGG16، ResNet50، ResNet101، DA-Net136، DA-Net160، DA-Net168، DA-Net200، optimal K-means (OKM) با مدل پیشنهادی مقایسه شده است. ZF یک روش کاهش نویز بااستفاده از انتخاب فیلترهای مناسب می‌باشد که موجب افزایش نرخ دسته‌بندی می‌شود. از طرفی روش‌های VGG16، ResNet50، ResNet101، DA-Net136، DA-Net160، DA-Net168 و DA-Net200 انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی هستند که بمنظور دسته‌بندی پلاک خودروها مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین OKM یک روش کلاستربندی مبتنی بر بخش‌بندی می‌باشد. نتایج این مقایسات در اشکال ۶ و ۷ نشان داده شده است [۴۲]. با توجه به اشکال ۶ و ۷، نتایج حاصل از اجرای مدل پیشنهادی نشان می‌دهد که این مدل در هر دو مجموعه داده از دقت بالاتری برخوردار است. بر اساس ارزیابی انجام شده بر روی مجموعه داده FZU Cars، مدل پیشنهادی به دقت، فراخوانی و امتیاز F به ترتیب برابر با ۰/۹۹۳، ۰/۹۸۴ و ۰/۹۸۳ دست یافته است که نسبت به سایر مدل‌های قبلی عملکرد بهتری دارد. همچنین، بر روی مجموعه داده Stanford Cars، دقت، فراخوانی و امتیازF این مدل به ترتیب برابر با ۰/۹۸۸، ۰/۹۸۵ و ۰/۹۶۳ گزارش شده است. مقایسه نتایج به‌دست‌آمده با مدل‌های قبلی نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی در مجموعه داده Stanford Cars نیز دارای دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها است. همچنین جدول ۲ مقایسه نرخ تشخیص پلاک خودرو را از مقالات متعدد و روی مجموعه داده‌های مختلف نشان می‌دهد.

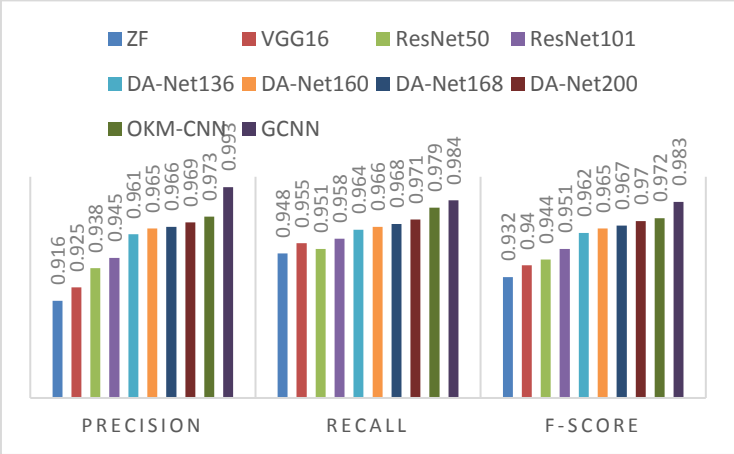
با بررسی نتایج در جدول ۲، مشاهده می‌شود که در سال‌های گذشته کارهای زیادی بمنظور تشخیص پلاک خودرو روی مجموعه داده‌های مختلف انجام شده است. همچنین اکثر کارهای انجام شده بر پایه مدل‌های یادگیری عمیق می‌باشند.



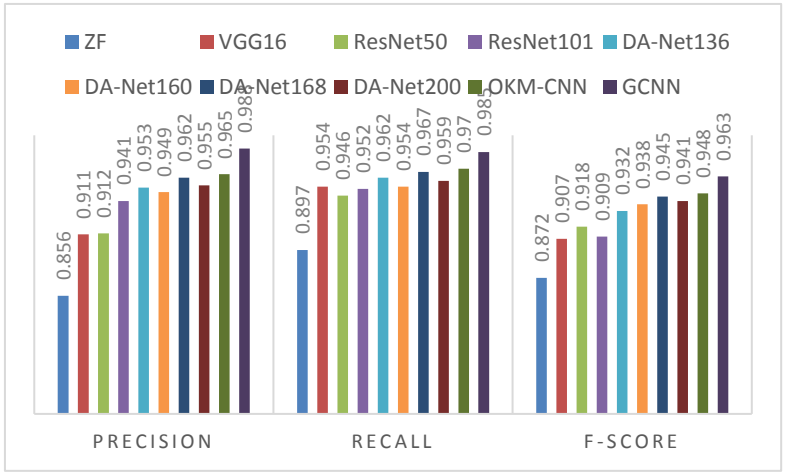
شکل ۵: نمونه ای از مجموعه داده مورد استفاده شده در مقاله

جدول ۱: نتایج حاصل از آزمایش‌ها با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق

Models	FZU Cars Dataset			Stanford Cars Dataset		
	Precision	Recall	F-Score	Precision	Recall	F-Score
CNN+GAN	0.984	0.983	0.979	0.972	0.981	0.957
YOLO+GAN	0.985	0.983	0.980	0.973	0.983	0.965
RCNN +GAN	0.987	0.985	0.986	0.976	0.984	0.967
GCNN	**0.993**%	**0.984**%	**0.983**%	**0.988**%	**0.985**%	**0.963**%



شکل ۶: نتایج حاصل از پیاده‌سازی مدل پیشنهادی روی مجموعه داده FZU Cars



شکل ۷: نتایج حاصل از پیاده‌سازی مدل پیشنهادی روی مجموعه داده Stanford Cars

جدول ۲: بررسی مدل‌های مختلف در تشخیص پلاک خوردو

	شماره مرجع	نام دیتاست	دقت
۱	[۳۹]	CarFlag-Large, China	97.13%
۲	[۴۰]	KarPlate, Korea	98.93%
۳	[۴۱]	Chinese City Parking Dataset (CCPD)	98%
۴	[۴۲]	Stanford Cars dataset, FZU Cars Dataset, HumAIn 2019 Dataset	98.1%
۵	[۴۳]	SeeCar library	98.25%
۶	[۴۴]	Self- created sample set	86%
۷	[۴۵]	ImageNet dataset and Application Oriented License Plate (AOLP) dataset	F Score =99.5%
۸	[۴۶]	Self-created dataset	99.4%
۹	[۴۷]	Self Created Dataset	91.6%
۱۰	[۴۸]	Self Created Dataset	91%
۱۱	[۴۹]	Video Dataset	F score =91%
۱۲	[۵۰]	AOLP dataset	78%
۱۳	[۵۱]	JALPR dataset	87%
۱۴	[۵۲]	UFPRALPR dataset, SSIG-SegPlate dataset, and Low-Quality Plate-Videos dataset	95.83% برای دیتاستAOLP و 98.9% برای دیتاست CCPD
۱۵	[۵۳]	AOLP, Caltech dataset	99.3% برای دیتاست AOLP و 98.9% برای دیتاست Caltech
۱۶	[۵۴]	Indian License plate dataset	87.2%

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، مدلی مبتنی بر شبکه عصبی همگشتی دروازه‌ای برای تشخیص پلاک خودرو معرفی شده است. این مدل بر روی دو مجموعه داده مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج آزمایش‌ها نشان داد که مدل پیشنهادی از دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌های قبلی در هر دو مجموعه داده برخوردار است. قابل توجه است که استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی دروازه‌ای برای تشخیص خودکار پلاک خودرو دارای مزایای متعددی است. یکی از اصلی‌ترین آن‌ها، قابلیت کشف ویژگی‌های فضایی در تصاویر است که به شبکه کمک می‌کند تا الگوها و جزئیات پلاک‌ها را به‌طور مؤثری شناسایی کند. همچنین، دروازه‌ها در این مدل‌ها می‌توانند به حفظ اطلاعات مهم و حذف نویز کمک کنند، که این امر منجر به دقت بالاتر تشخیص می‌شود. ویژگی دیگر این شبکه‌ها، توانایی آن‌ها در یادگیری خودکار ویژگی‌ها و عملکرد خوب با داده‌های با ابعاد مختلف است. علاوه بر این، شبکه‌های کانولوشنی دارای زمان پردازش کم و کارایی بالایی هستند که برای کاربردهای زمان واقعی بسیار مناسب می‌باشد. این شبکه‌ها همچنین قابلیت تعمیم خوبی دارند و می‌توانند بر روی پلاک‌های مختلف و زبان‌های متنوع عمل کنند. به‌طور کلی، شبکه عصبی کانولوشنی دروازه‌ای می‌تواند به بهبود دقت و کارایی سیستم‌های تشخیص خودکار پلاک کمک کند و این امر آنها را به یک گزینه ایده‌آل تبدیل می‌کند.

مراجع

[1] C.-H . Huang, Y. Sun, and C.-S. Fuh, "Vehicle License Plate Recognition With Deep Learning", in Technologies to Advance Automation in Forensic Science and Criminal Investigation. IGI Global. pp. 161-219, 2022.

[2] G. Kothai, et al., "An Efficient Deep Learning Approach for Automatic License Plate Detection with Novel Feature Extraction", Procedia Computer Science, Vol. 235, pp. 2822-2832, 2024

[3] J. Pirgazi, M.M. Pourhashem Kallehbasti, and A. Ghanbari Sorkhi, "An End-to-End Deep Learning Approach for Plate Recognition in Intelligent Transportation Systems", Wireless Communications and Mobile Computing, 2022. 2022.

[4] W. Weihong, and T. Jiaoyang, "Research on license plate recognition algorithms based on deep learning in complex environment", IEEE Access, Vol. 8, pp. 91661-91675, 2020

[5] Y. Zhang, Z. Wang, and J. Zhuang. "Efficient license plate recognition via holistic position attention", in Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2021.

[6] Ramajo-Ballester, Á., J.M.A. Moreno, and A. de la Escalera Hueso, "Dual license plate recognition and visual features encoding for vehicle identification", Robotics and Autonomous Systems. Vol. 172, pp. 104608, 2024

[7] N. Mufti, and S.A.A. Shah, "Automatic number plate Recognition: A detailed survey of relevant algorithms", Sensors, Vol. 21, no. 9, pp. 3028, 2021.

[8] A.M. Syed, "Enhanced Number Plate Recognition for Restricted Area Access Control Using Deep Learning Models", EasyOCR Integration. 2024.

[9] R. Balia, et al. "A Deep Learning Solution for Integrated Traffic Control Through Automatic License Plate Recognition", in International Conference on Computational Science and Its Applications. 2021. Springer.

[10] T. Vaiyapuri, et al., "Automatic vehicle license plate recognition using optimal deep learning model. Computers", Materials and Continua. Vol. 67, no. 2, pp. 1881-1897, 2021.

[11] V. Gnanaprakash, N. Kanthimathi, and N. Saranya, "Automatic number plate recognition using deep learning", in IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. 2021. IOP Publishing.

[12] Z. Rao, et al., "License plate recognition system in unconstrained scenes via a new image correction scheme and improved CRNN", Expert Systems with Applications, Vol. 243, pp. 122878, 2024.

[13] A. Kashyap, et al., "Automatic number plate recognition", in 2018 international conference on advances in computing, communication control and networking (ICACCCN). 2018. IEEE.

[14] N.N. Kyaw, G. Sinha, and K.L. Mon., "License plate recognition of Myanmar vehicle number plates a critical review", in 2018 IEEE 7th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE). 2018. IEEE.

[15] K. Deb, et al., "Optical Recognition of Vehicle license plates", in Proceedings of 2011 6th International Forum on Strategic Technology. 2011. IEEE.

[16] F. Wang, et al., "Fuzzy-based algorithm for color recognition of license plates", Pattern Recognition Letters, Vol. 29, no. 7, pp. 1007-1020, 2008.

[17] S. Yu, et al., "A novel license plate location method based on wavelet transform and EMD analysis", Pattern Recognition, 48(1): pp. 114-125, 2015.

[18] E. Rashedi, and H. Nezamabadi-Pour, "A hierarchical algorithm for vehicle license plate localization", Multimedia Tools and Applications, Vol. 77, no. 2, pp. 2771-2790, 2018.

[19] S.-L. Chang, et al., "Automatic license plate recognition", IEEE transactions on intelligent transportation systems, Vol. 5, no. 1, pp. 42-53, 2004.

[20] Y. Nakagawa, and A. Rosenfeld, "Some experiments on variable thresholding. Pattern recognition", Vol. 11, no. 3, pp. 191-204, 1979

[21] T. Nukano, M. Fukumi, and M. Khalid. "Vehicle license plate character recognition by neural networks", in Proceedings of 2004 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, 2004. ISPACS 2004. 2004. IEEE.

[22] D. Llorens, et al., "Car license plates extraction and recognition based on connected components analysis and HMM decoding", in Iberian conference on pattern recognition and image analysis. 2005. Springer.

[23] I. Giannoukos, et al., "Operator context scanning to support high segmentation rates for real time license plate recognition", Pattern Recognition, Vol. 43, no. 11, pp. 3866-3878, 2010.

[24] T.D. Duan, et al., "Building an automatic vehicle license plate recognition system", in Proc. Int. Conf. Comput. Sci. RIVF. 2005.

[25] B. Shan.., "Vehicle License Plate Recognition Based on Text-line Construction and Multilevel RBF Neural Network", J. Comput. Vol. 6, no. 2, pp. 246-253, 2011

[26] C.A. Rahman, W. Badawy, and A. Radmanesh., "A real time vehicle's license plate recognition system", in Proceedings of the IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2003. 2003. IEEE.

[27] S. Nomura, et al., "A novel adaptive morphological approach for degraded character image segmentation", Pattern Recognition, vol. 38, no. 11, pp. 1961-1975, 2005.

[28] O. Ibitoye, et al., "Convolutional neural network-based license plate recognition techniques: a short overview", in 2020 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI). 2020. IEEE.

[29] T. Naito, et al., "Robust license-plate recognition method for passing vehicles under outside environment", IEEE transactions on vehicular technology, Vol. 49, no. 6, pp. 2309-2319, 2000.

[30] L. Xiaobo, L. Xiaojing, and H. Wei., "Vehicle license plate character recognition", in International Conference on Neural Networks and Signal Processing, 2003. Proceedings of the 2003. 2003. IEEE.

[31] K. Miyamoto, et al. "Vehicle license-plate recognition by image analysis", in Proceedings IECON'91: 1991 International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation. 1991. IEEE.

[32] M.-K. Kim, and Y.-B. Kwon. "Multi-font and multi-size character recognition based on the sampling and quantization of an unwrapped contour", in Proceedings of 13th International Conference on Pattern Recognition. 1996. IEEE.

[33] P. Hu, et al. "Recognition of gray character using gabor filters", in Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion. FUSION 2002.(IEEE Cat. No. 02EX5997). 2002. IEEE.

[34] J. Jiao, Q. Ye, and Q. Huang, "A configurable method for multi-style license plate recognition", Pattern Recognition, Vol. 42, no. 3, pp. 358-369, 2009.

[35] H. Khosravi, "A sliding and classifying approach towards real time Persian license plate recognition", International Journal of Engineering, Transactions A: Basics, Vol. 28, no. 1, pp. 74-80, 2015

[36] Y. LeCun, et al., "Learning algorithms for classification: A comparison on handwritten digit recognition", Neural networks: the statistical mechanics perspective,Vol. 261, no. 276, pp. 2, 1995.

[37] Avinash Madasu and Vijjini Anvesh Rao Gated Convolutional Neural Networks for Domain Adaptation Natural Language Processing and Information Systems, 21 June 2019, pp.118–130.

[38] S. Motamed., "Automatic License Plate Recognition Using Improved Deep Learning", 10.22052/SCJ.2024.253175.1163, Soft Computing Journal, 2024.

[39] H. Li., P. Wang., C. Shen., "Toward End-to-End Car License Plate Detection and Recognition with Deep Neural Networks", IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 2018, Vol. 20, pp.1126–1136.

[40] C. Henry., S. Y. Ahn., S-W. Lee., "Multinational License Plate Recognition Using Generalized Character Sequence Detection," IEEE Access 2020, Vol. 8, pp. 35185–35199.

[41] W. Wang., J. Yang., M. Chen., P. Wang., "A Light CNN for End-to-End Car License Plates Detection and Recognition", IEEE Access 2019, Vol. 7, pp. 173875–173883.

[42] I.V. Pustokhina., et al., "Automatic Vehicle License Plate Recognition Using Optimal K-Means with Convolutional Neural Network for Intelligent Transportation Systems", IEEE Access 2020, Vol. 8, pp. 92907–92917.

[43] S.-Z. Wang., H.-J. Lee., "A Cascade Framework for a Real-Time Statistical Plate Recognition System", IEEE Trans. Inf. Forensics Secur. 2007, Vol. 2, pp. 267–282.

[44] C.N.E. Anagnostopoulos., et al., "A license plate-recognition algo-rithm for intelligent transportation system applications", IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 2006, Vol. 7, pp. 377–392.
[45] L. Xie., T. Ahmad., L. Jin., Y. Liu., S. Zhang., "A New CNN-Based Method for Multi-Directional Car License Plate Detection", IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 2018, Vol. 19, pp. 507–517.
[46] H. He., Z. Shao., J. Tan., "Recognition of Car Makes and Models from a Single Traffic-Camera Image", IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 2015, Vol. 6, pp. 3182–3192.
[47] A.M. Al-Ghaili., S. Mashohor.,A.R. Ramli., A. Ismail., "Vertical-Edge-Based Car-License-Plate Detection Method", IEEE Trans. Veh. Technol. 2012, Vol. 62, pp. 26–38.
[48] P. Comelli., P. Ferragina., M. Granieri., F. Stabile., "Optical recognition of motor vehicle license plates", IEEE Trans. Veh. Technol. 1995, Vol. 44, pp. 790–799.
[49] C. Rajkumar., S. Mahendran., "Enhanced key frame identification and background subtraction methods for automatic license plate recognition of motorcyclists without helmets", Mater. Today Proc. 2021.
[50] R.-C. Chen., "Automatic License Plate Recognition via sliding-window darknet-YOLO deep learning", Image Vis. Comput. 2019, Vol. 87, pp. 47–56.
[51] S. Alghyaline., "Real-time Jordanian license plate recognition using deep learning", J. King Saud Universi-Ty-Comput. Inf. Sci. 2020, Vol. 34, pp. 2601–2609.
[52] C. Zhang.,Q. Wang., X. Li., "V-LPDR: Towards a unified framework for license plate detection, tracking, and recognition in real-world traffic videos", Neurocomputing 2021, Vol. 449, pp. 189–206.
[53] Z. Selmi., M. Ben Halima., U. Pal., M.A. Alimi., "DELP-DAR system for license plate detection and recognition", Pattern Recognit.Lett. 2020, Vol. 29, pp. 213–223.
[54] P. Batra., et al., "A Novel Memory and Time-Efficient ALPR System Based on YOLOv5", Sensors. 11 July 2022, https://doi.org/ 10.3390/s22145283.

پاورقی‌ها:

[1] Overfitting
[2] Projection profile
[3] Mahalanobis distance
[4] Gaussian kernel
[5] Grayscale
[6] Intensity
[7] Closed relation
[8] Threshold
[9] Support Vector Machine
[10] Hyperplane
[11] Gated Convolutional Neural Network