مجله ماشین‌بینایی و پردازش‌تصویر
سال ششم، شماره اول، تابستان ۱۳۹۸

بازشناسی پلاک خودرو با استفاده از یادگیری ژرف

ساجد رخشانی‌اول[۱]، عصمت راشدی[۲] و حسین نظام آبادی‌پور[۳]

چکیده

در این مقاله، روشی بر اساس یادگیری ژرف برای برجسته کردن شناسه‌ها و خواندن پلاک‌خودروهای ایرانی ارائه شده‌است. پژوهش حاضر برای ارتقای تصویر و برجسته کردن تصویر پلاک بجای استفاده از روش‌های متداول ارتقای تصویر از شبکه‌های عصبی همگشتی با ساختار رمزگذار-رمزگشا استفاده می‌کند. شبکه پیشنهاد شده می‌تواند با یادگیری تصاویر پلاک خودرو در شرایط متنوع، شناسه‌های پلاک خودرو را برجسته نماید.پس از آن، شناسه‌های پلاک از روی تصویر دودویی شده با استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی و بدون نیاز به جداسازی شناسه‌ها، خوانده می‌شوند. این کار می‌تواند خطای ناشی از ناحیه بندی شناسه‌ها را تا حد زیادی کاهش دهد. روش پیشنهادی برای بازشناسی پلاک خودرو در یک پایگاه داده با ۴۰۰۰ تصویر آزمون به نرخ بازشناسی ۹۴,۱۹ درصد دقت نهایی رسیده است که این دقت در مقایسه با سایر روش‌ها قابل قبول می‌باشد.

کلیدواژه‌ها

یادگیری ژرف، بازشناسی پلاک خودرو، شبکه عصبی رمزگذار-رمزگشا، خود رمزگذار

۱ مقدمه

بازرسی و نظارت یکی از نیازهای بنیادین هر سامانه ترافیکی است. با گسترش فناوری و توسعه‌ی شهرها، این نیاز بیشتر مورد توجه قرار گرفته است. با توجه به افزایش خودروها، کنترل و مدیریت منابع ترافیکی و وسایل نقلیه در خیابان‌ها و پارکینگ‌ها، مکان‌های اداری و جاده‌های میان شهری حیاتی است. از آنجا که نظارت تمام وقت انسانی فرایندی بسیار پرهزینه و ناکارآمد است، جایگزینی نیروی انسانی با ابزارهای خودکار و هوشمند رایانه‌ای ضروری است.

یکی از اقدامات مهم در زمینه مدیریت خودروها، بازشناسی شناسه‌ی پلاک آن‌ها می‌باشد. شناسه‌ی پلاک یک هویت یکتا برای خودروها است، بنابراین می‌توان از روش‌های رایانه‌ای بازشناسی پلاک در کاربردهایی مانند کنترل پارکینگ‌ها، پرداخت عوارض جاده‌ای، نظارت بر ورود و خروج در سازمان‌ها و اداره‌ها و در موارد امنیتی استفاده کرد.

بازشناسی پلاک خودرو به معنی خواندنشناسه‌های پلاک در قالب حروف و اعداد از روی تصاویر گرفته شده از خودروها با استفاده از دوربین‌های نظارتی است. با استفاده‌ی موثر از روش-های پردازش تصویر، می‌توان دقت بازشناسی را بالا برد.

با توجه به این که تصاویر توسط دوربین‌اخذمی‌شوند، شرایط روشنایی در ساعت مختلف روز، وضعیت آب و هوایی و آلودگی پلاک می‌توانند اثرات ناخواسته‌ای روی ظاهر پلاک ایجاد کنند. این اثرات ممکن است تصویر را به گونه‌ای تغییر دهند که نتوان از روی آن به درستی مکان پلاک یا شناسه را تشخیص داد. همچنین زاویه قرارگیری دوربین نسبت به افق ممکن است به گونه‌ای باشد که پلاک‌ها به صورت زاویه دار و با خطای پرسپکتیو[1] دیده شوند.

[1] Perspective.

این مقاله در مهرماه ۱۳۹۶ دریافت، در خردادماه ۱۳۹۷ بازنگری و در تیرماه همان سال پذیرفته شد.

[۱] دانش‌آموخته مهندسی مخابرات سیستم، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران.
رایانامه: sajedrakhshani@msn.com
[۲] دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران.
رایانامه: e.rashedi@kgut.ac.ir
[۳] گروه مهندسی برق، دانشگاه شهید باهنر کرمان.
رایانامه: nezam@uk.ac.ir

نویسنده مسئول: عصمت راشدی

عوامل یاد شده به عنوان مشکلات محیطی موجود در فرایند بازشناسی شناسه پلاک خودرو شناخته می‌شوند. شرایط متغیر دیگری مانند تابعیت پلاک نیز به صورت 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 به صورت مستقیم وابسته به روش مورد استفاده است. اما فرایند بازشناسی پلاک خودرو به طور معمول در سه مرحله انجام می‌شود [۱]:

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

در گام نخست، هدف یافتن مکان قرار گیری پلاک در تصویر گرفته شده از دوربین است. در این مرحله با استفاده از روش‌های مختلفی مانند تراکم لبه‌ها در محل پلاک، مکان های نامزد شناسایی می‌شوند [۲]. در ادامه این مرحله می‌توان مشکلاتی مانند زاویه دار بودن پلاک را نیز اصلاح نمود[۳]. در مرحله دوم، معمولاً ابتدا تصویر ارتقا یافته و دودویی سازی می‌شود. پس از آن با استفاده از روش‌های مختلف پردازش تصویر مانند عملگرهای ریخت شناسی[۱] [۴]، تصویر به دو ناحیه شناسه و پیش زمینه تقسیم شده و در گام سوم، هر رقم و حرف الفبا به صورت جداگانه شناسایی می‌شوند.

نکته مهم این است که دقت هر مرحله به صورت مستقیم در نتیجه‌ی نهایی تأثیر خواهد گذاشت. خطای ناشی از مکان یابی نادرست پلاک، منجر به هدر رفتن زمان و محاسبات در گام‌های بعدی خواهد بود. روش مورد استفاده در ناحیه بندی باید مستقل از رنگ پلاک، توانایی جداسازی پس زمینه 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 بخش‌هایی بسیار تیره نمایند. برخی روش‌ها نیز به زاویه‌ی چرخش حساس هستند و باید پیش از انجام ناحیه بندی، انحراف پلاک را اصلاح کنند[۳]. به طور معمول، تصویر برداری از خودروهای در حال حرکت انجام می‌شود که امکان مات‌شدگی تصویر به خصوص در ناحیه پلاک را بالا می‌برد. بنابراین، روش‌های ناحیه‌بندی باید بتوانند در برابر چالش مات شدگی نیز کارآمد باشند.

جهت خواندن شناسه‌ها پژوهش‌های مختلفی انجام شده است. یکی از این روش‌ها، شبکه‌های عصبی پرسپترون[۲] بوده‌اند [۵] و [۶]. اما مسأله‌ای که در مورد این شبکه‌ها باید در نظر گرفت این است که توانایی یادگیری ساختارهای پیچیده در تصاویر را با دقت بالا ندارند.

در مقابل شبکه‌های عصبی معمولی که از آن‌ها به عنوان شبکه‌های کم عمق[۳] نیز یاد می‌شود، ساختارهای پیچیده‌تری با عنوان یادگیری ژرف[۴] مطرح می‌شوند. شبکه‌های عصبی همگشتی[۵] یکی از این شبکه ها می‌باشند. از یادگیری عمیق در کاربردهای مختلفی مانند بازشناسی حروف [۷]، اشیا [۸] و غیره استفاده شده است.

از آنجا که هر کدام از تصاویر اخذ شده توسط دوربین‌ها دارای مشکلات خاصی هستند، استفاده از یک روش ارتقا برای کلیه‌ی تصاویر موثر نمی‌باشد. به عنوان مثال بعضی تصاویر از برگشت شدید نور رنج می برند، برخی دارای سایه شدید هستند و برخی لکه‌هایی دارند که باعث محوشدگی شناسه‌ها می شود. برای رفع هر کدام از این مشکلات ممکن است روش های خاصی جهت ارتقا تصویر کارامد باشند. مساله‌ی دیگر این است که روش های ارتقا تصویر غالبا پیچیدگی‌های خاصی دارند و زمان‌بر می باشند.برای تخفیف موارد فوق، پیشنهاد می‌شود از ظرفیت بالای شبکه‌های عصبی ژرف در یادگیری شناسه‌های پلاک استفاده شود. با آموزش تصاویر پلاک به یک شبکه عصبی ژرف، می‌توان در زمان کم و بدون استفاده از روش های پیچیده ارتقا، کار برجسته سازی شناسه های پلاک را مستقیما انجام داد.

هدف مقاله حاضر ارایه روشی بر مبنای شبکه‌های رمزگذار-رمزگشا به صورت همگشتی انباره‌ای، برای ارتقا و برجسته سازی پلاک خودرو می‌باشد. در این مقاله جهت اجرای روش پیشنهاد شده روی تصویر پلاک،فرض می‌شود که پلاک خودرو با استفاده از روش ارایه شده در [۹] استخراج شده و در دسترس است. در روش پیشنهاد شده در این مقاله،شبکه عصبی ژرف پلاک‌ها در شرایط مختلف را یاد گرفته و تصویر پلاک را به گونه‌ای برجسته سازی می‌کند که تمایز بین شناسه‌ها و پس‌زمینه زیاد شود. پس از آن با استفاده از شبکه‌های عصبی با ساختار حافظه‌ای کوتاه/بلند مدت، شناسه‌های پلاک خوانده می‌شوند.

ادامه مقاله به این صورت ساماندهی شده است که در بخش دوم پژوهش‌های گذشته مرور می‌شوند. سپس در بخش سوم روش پیشنهادی برای ارتقا و برجسته کردن شناسه‌های پلاک و خواندن آن‌ها معرفی و بررسی می‌شود. در این بخش مراحل آموزش شبکه عصبی بکار رفته تشریح خواهد شد. در بخش چهارم به بررسی نتایج روش پیشنهادی و مقایسه آن با سایر روش‌ها پرداخته می‌شود. در نهایت در بخش پنجم مطالب ارایه شده جمع‌بندی خواهند شد.

[1] Morphological operators.
[2] Multi-layer perceptron.
[3] Shallow Networks.
[4] Deep Learning.
[5] Convolutional Neural Networks (CNN).

۲ مروری بر روش‌های گذشته

سامانه‌های هوشمند حمل و نقل، پیشینه بسیار طولانی در پژوهش‌های مربوط به پردازش تصاویر دارند [۱] و [۴] و [۵] و [۱۰]. همانطور که اشاره شد، یک سامانه بازشناسی پلاک خودرو به طور معمول در سه مرحله اجرا می‌شود [۱۱]. هدف از مرحله نخست، پیدا کردن نواحی از تصویر دریافت شده از سامانه تصویر برداری است که شامل پلاک خودرو می‌باشد. در این مرحله با استفاده از ویژگی‌های مختلفی مانند تراکم لبه‌ها در محل پلاک، مکان‌هایی که پلاک در آن وجود دارد، شناسایی می‌شوند[۲]. پس از آن می‌توان مشکلاتی مانند زاویه‌دار بودن پلاک را نیز اصلاح نمود [۳].

در مرحله دوم، معمولا ابتدا مشکلات روشنایی تصویر اصلاح می‌شوند و تصویر پلاک استخراج شده با استفاده از روش‌های مختلفی مانند عملگرهای ریخت‌شناسی [۴] ارتقا داده می‌شود. تصویر ارتقا داده شده می‌تواند با استفاده از روش‌هایدودویی کردن به دو ناحیه شناسه‌ها و پس‌زمینه تبدیل شود. در گام سوم،ارقام و حروف الفبا به صورت جداگانه بازشناسیمی‌شوند. بر همین اساس، در ادامه هر کدام از مراحل یک سامانه بازشناسی پلاک خودرو با جزئیات بیشتری شرح داده می‌شوند.

در فرایند یافتن مکان پلاک، یکی از روش‌های مورد استفاده در غالب پژوهش‌ها، پیدا کردن نواحی با تراکم لبه بالا است[۳]. همچنین استفاده از پنجره متحرک [۱۲]، بکار گیری اطلاعات فضای رنگ [۱۳] و استخراج اطلاعات مربوط به بافت با استفاده از تبدیل موجک در [۱۴] برای پیدا کردن مکان پلاک خودرو مورد توجه بوده‌اند. برخی از تحقیقات نیز بر پایه روش‌های یادگیری انجام شده‌اند. به عنوان مثال آموزش یک دسته بند آبشاری با استفاده از ویژگی‌های شبیه Haar [۹] و نیز بهره گیری از شبکه‌های عصبی همگشتی برای پیدا کردن مکان پلاک [۱۰] در پژوهش‌های جدیدتر بکار گرفته شده‌اند.

۲-۱ ارتقا و ناحیه بندی شناسه‌های پلاک

پلاک جدا شده 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 مرجع [۱۵] جهت تبدیل تصویر پلاک به تصویر دودویی بجای آستانه سراسری از روش آستانه گذاری معرفی شده در مرجع [۱۶] استفاده شده است. پس از آستانه گذاری، نواحی متصل به هم استخراج می‌شوند. در این مرحله، برخی نواحی که مساحت آن‌ها بیش از حد بزرگ است، حذف می‌شوند. درنهایت با تراز کردن نواحی باقی‌مانده در راستای افقی، انحراف پلاک نیز رفع می‌شود.

در مرجع [۱۷] 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[۱۸] برای هر نقطه‌ی 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 مرجع [۱۹] از آستانه گذاری وقفی استفاده شده است. روش کار به این صورت است که برای هر پیکسل با استفاده از میانگین و واریانس در همسایگی پیکسل، یک آستانه‌ي محلی محاسبه می‌شود. پس از آستانه گذاری، با استفاده از تحلیل اجزای متصل، ناحیه‌ای که شناسه‌ها روی آن قرار دارند به صورت یک نقاب استخراج می‌شود. پس از آن با استفاده از این نقاب، تصویر دودویی شده پلاک فیلتر می‌شود. با این کار نواحی اضافی به دست آمده به دلیل خطا در دودویی کردن، حذف می‌شوند. در این مرحله دوباره با استفاده از روش اجزای متصل، ناحیه‌هایی که کاندید شناسه هستند، استخراج شده و سپس با مقایسه اندازه نواحی، شناسه‌ها استخراج می‌شوند.

به دلیل تفاوت زیاد میان رنگ شناسه‌ها و پس زمینه پلاک، نمایه برون افکنش[1] پلاک می‌تواند در بردارنده اطلاعات مهمی درباره شناسه‌های پلاک باشد. در مرجع [۲۰] دو سطر روی پلاک با استفاده از نمایه برون افکنش افقی جدا می‌شوند. فاصله دو سطر روی نمایه برون افکنی به صورت دره ظاهر می‌شود و با پیدا کردن مکان این دره، خط جداکننده دو سطر مشخص خواهد شد.

در مرجع[۲۱] 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 پژوهش های ذکر شده، از برون افکنش تصویر دودویی استفاده شده است. اما در مرجع [۲۲] از تصویر خاکستری پلاک استفاده شده است.

پژوهش [۲۳] با استفاده از یک روش ترکیبی، شناسه‌ها را از پس زمینه جدا می‌کند. در این مرجع، ابتدا با بکار گیری یک روش آستانه گذاری تطبیقی تصویر پلاک دودویی می‌شود. در این روش، نواح یاضافی باقی مانده روی تصویر با استفاده از الگوریتم نازک سازی[2] حذف می‌شوند. در نهایت با تحلیل و ارزیابی نمودار برون افکنش عمودی تصویر دودویی شده پلاک، شناسه‌ها جدا می‌شوند.یادگیری ژرف نیز توانسته است در زمینه بهسازی تصویر پلاک نیز توانایی خود را نشان دهد. در مرجع [۲۴] با بهره گیری

[1]Projection profile.
[2] Thinning algorithm.

از یک شبکه عصبی همگشتی با ساختار رمزگذار-رمزگشا روشی برای باینری کردن پلاک خودرو ارایه شده است.

۲-۲ خواندن شناسه‌های پلاک خودرو

پس از ناحیه بندی شناسه‌های پلاک، می‌توان آن‌ها را با استفاده از روش‌های مرسوم در بازشناسی حروف نوری تشخیص داد. به طور معمول به دلیل تغییر فاصله میان سامانه تصویر برداری و پلاک خودرو، تصویر پلاک دارای انحراف خواهد بود. این انحراف باعث ایجاد پرسپکتیو در تصویر می‌شود. بنابراین شناسه‌های جدا شده از پلاک ممکن است در اندازه‌های مختلفی دیده شوند. همچنین هنگام جدا سازی شناسه‌ها، امکان شکسته شدن و یا اتصال آن‌ها با دیگر اجزای پس زمینه وجود دارد. روش‌های خواندن شناسه‌های پلاک لازم است بتوانند با وجود این مشکلات شناسه‌های پلاک را بازشناسی کنند.

با توجه به این که شناسه‌ها در پلاک‌هایی با ملیت یکسان دارای شکل‌های مشابهی هستند، می‌توان با تطبیق الگوهای شناسه‌ها با الگوهای از پیش تعیین شده، هر شناسه را دسته‌بندی کرد [۲۵]. البته چرخش و انحراف پلاک می‌تواند باعث تغییر شکل شناسه‌ها شود. در مرجع [۲۶] با در نظر گرفتن الگوهای مختلف از یک شناسه و تغییر در زاویه چرخش آن‌ها، با این مشکل مقابله شده است. برای تطبیق شناسه‌های جدا شده و تصاویر الگو نیاز است که معیاری از شباهت بکار گرفته شود. فاصله ماهالانوبیس[1] و همبستگی متقابل[2] از جمله معیارهای استفاده شده در پژوهش‌های[۲۷] و [۲۸]هستند. برای تشخیص شناسه‌های فارسی مشابه در مرجع [۲۹] از روش تطبیق الگو بر روی شناسه‌های جدا شده از تصویر پلاک بهره گرفته شده است.

برای خواندن شناسه‌های جدا شده از پلاک خودرو می‌توان از روش‌های مختلف دسته‌بندی مانند ماشین بردار پشتیبان[3] [۳۰]، مدل مخفی مارکوف[4] [۱۸] و شبکه‌های عصبی مصنوعی [۳] بهره برد. عموم روش‌های دسته بندی و یادگیری ماشین جهت آموزش و دسته بندی نیاز به استخراج ویژگی از شناسه‌های پلاک دارند [۳۱]. در مرجع [۱۷] از اسکلت شناسه‌ها که با استفاده از عملگر ریخت‌شناسی به دست می‌آید برای استخراج ویژگی استفاده می‌شود. به این صورت که پنجره‌ی شامل اسکلت شناسه‌ی پلاک به ۹ ناحیه تقسیم می‌شود و در هر ناحیه زاویه قرار گیریبخش‌های اسکلت به عنوان ویژگی استخراج می‌شود. در نهایت یک شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از این ویژگی‌ها شناسه را تشخیص می‌دهد.

شبکه‌های عصبی پرسپترون به عنوان یک روش برای خواندن شناسه‌های جدا شده از تصویر پلاک خودرو در پژوهش‌های مختلفی مانند [۳۲] و [۳۳] استفاده شده است. این روش دسته بندی نیز، نیازمند استخراج ویژگی مناسب از شناسه‌های پلاک خودرو می‌باشد.

در مرجع [۳۴] از منحنی کانتور شناسه‌ها به عنوان یک ویژگی مستقل از شکل و اندازه شناسه‌ها استفاده شده است. همچنین فیلتر گابور به عنوان یکی از روش‌های استخراج ویژگی جهت دسته بندی شناسه‌ها مورد استفاده قرار گرفته است [۳۵].

در پژوهش [۳۶] برداری از شدت روشنایی شناسه‌های نرمالیزه شده پلاک به عنوان ویژگی در دو دسته‌بند نزدیک‌ترین همسایه و ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است.

در مرجع [۳۷] با استفاده از ویژگی‌های هندسی شناسه‌ها و توزیع شدت روشنایی، شناسه‌ها بازشناسی می‌شوند. در مرجع[۳] از تصویر خاکستری شناسه‌ها در ورودی شبکه عصبی جهت آموزش شبکه استفاده شده است.

خواندن شناسه‌های پلاک علاوه بر این که به عنوان یک هدف نهایی در پژوهش‌ها به شمار می‌آید می‌تواند به عنوان یک روش تایید در پیدا کردن مکان تشخیص پلاک نیز بکار بیاید، در مرجع [۳۸] تعداد شناسه‌های تشخیص داده شده توسط یک شبکه عصبی به عنوان یک بازخورد برای روش مکان یابی پلاک استفاده شده است.

۲-۳ روش‌های یادگیری مبتنی بر شبکه عصبی

شبکه عصبی پرسپترون یکی از نخستین ساختارهای یادگیری ماشین می‌باشد که شامل چند لایه است و هر لایه از تعدادی واحد یادگیر یا نرون تشکیل شده است.از نظر ساختاری این شبکه می‌تواند به عنوان یک مدل جامع برای برازش داده‌ها بکار رود، اما هرچه داده‌ها پیچیده‌تر شوند مدل پیچیده تری تولید می‌شود [۳۹]. تا پیش از سال ۲۰۰۶ میلادی مشکلاتی در آموزش این شبکه‌ها وجود داشت که در پژوهش‌هایی مانند [۴۰] تا [۴۳] به تدریج رفع شدند.هر چند پیش از این هم یادگیری ژرف در برخی پژوهش‌ها دیده می‌شد. اساس این روش‌ها ایده برداری از ساختار بینایی جانداران بود. نخستین شبکه عصبی که بر این ایده ایجاد شد شبکه Neocognitron بود. از آنجا که این شبکه عصبی از تعدادی ناحیه با وزن‌های اشتراکی با عملکردی مشابه عملگر ریاضی همگشت[5] تشکیل شده است،به آن شبکه عصبی همگشتی[6] نیز می‌گویند.

شبکه عصبی همگشتی را می‌توان به عنوان یکی از نخستین روش‌های یادگیری ژرف نامید که می‌توانست حتی پیش از سال ۲۰۰۶ نیز نتایج قابل توجهی را در زمینه یادگیری ماشین بدست آورد [۴۴]. یک شبکه عصبی همگشتی Neocognitron بسیار شبیه شبکه‌های عصبی نوینی است که امروزه از آن‌ها در پژوهش‌های مرتبط با پردازش تصویر استفاده می‌شود[۸] و [۴۵] و [۴۶].به

[1] Mahalanobis distance.
[2] Cross correlation.
[3] Support vector machine (SVM).
[4] Hidden Markov model (HMM).
[5] Convolution.
[6] Convolutional neural network.

طور کلی شبکه‌های عصبی همگشتی شامل سه لایه با عملکردهای مختلف می‌باشند. نخستین لایه در این شبکه‌ها، لایه همگشتی است که شامل چندین هسته مرکزی[1] یا فیلتر می‌باشد. هر کدام از این فیلترها دارای وزن‌های اشتراکی[2] می‌باشند، بنابراین هر کدام می‌توانند یک ویژگی خاص را در مکان‌های مختلف تصویر ورودی تشخیص دهند. در فرایند آموزش این شبکه‌ها، وزن‌های هر فیلتر تغییر می‌کند تا جایی که ترکیب وزن‌های یاد گرفته شده می‌توانند اطلاعات و ویژگی‌های مهم و کارآمدی را از تصویر ورودی استخراج نماید. بنابراین در این شبکه‌ها نیازی به استخراج ویژگی‌های تصویرنمی‌باشد. همچنین مشابه عملگر همگشت، این فیلترها در هر لایه می‌توانند همراه با حاشیه گذاری[3] بکار روند.

در داده‌هایی مانند تصویر که می‌توانند شامل نواحی یکنواخت و یکسان باشند، می‌توان از یک نقطه به عنوان نماینده سایر نقاط استفاده کرد. در شبکه‌های عصبی همگشتی به این لایه نمونه بردار[4] بردار[4] گفته می‌شود. همچنین در برخی پژوهش‌ها برای افزایش بعد بعد داده‌ها، از لایه نمونه گذار[5] نیز استفاده شده است [۴۷].

این دو لایه در شبکه عصبی همگشتی نقش مهمی در استخراج ویژگی از داده‌های ورودی را دارند. به خروجی هر لایه نقشه ویژگی[6] گفته می‌شود. در نهایت برای اجرای فرایند نهایی شبکه عصبی مانند دسته‌بندی، از لایه‌هایی مشابه شبکه عصبی پرسپترون با عنوان لایه‌ها با اتصال انبوه[7] استفاده می‌شود.

یکی از کاربردهایی که یادگیری ژرف توانست در آن موفقیت‌هایی بدست آورد، ساختارهای رمزگذار- رمزگشا[8] و یا به صورت عمومی‌تر خود رمزگذار[9]ها بودند. یک شبکه خود رمزگذار در دو مرحله ابتدا داده‌های ورودی را به فضای ویژگی نگاشت می‌کند و سپس این فضای ویژگی را به فضای اولیه نگاشت می‌کند. شرط آموزش این شبکه بازگشت پذیر بودن داده‌ها در خروجی رمزگشا می‌باشد، بنابراین در خروجی رمزگذار اطلاعات ورودی حذف نمی‌شوند و با توجه به نوع و ایده آموزش می‌تواند اطلاعات و ویژگی‌هایی را استخراج نماید که برای سایر فعالیت‌های یادگیری ماشین نیز مناسب هستند [۴۸].

از دیگر انواع شبکه‌های عصبی پرکاربردشبکه‌های بازگشتی[10] هستند که می‌توانند برای پردازش انواع دنباله‌ها بکار روند. در این شبکه، برخلاف بیشتر شبکه‌های عصبی که هر واحد یادگیر تنها به نرون‌های لایه بعد از خود متصل می‌شود، هر نرون می‌تواند به واحدهای موجود در همان لایه نیز متصل شود. از انواع مشهور این شبکه، شبکه حافظه بلند/کوتاه مدت[11] می‌باشد [۴۹].

۳ سامانه پیشنهادی

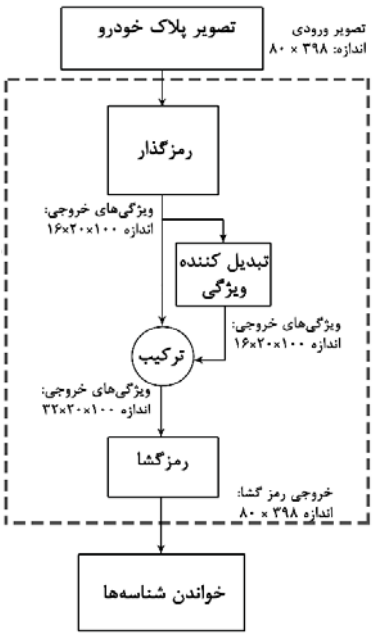
سامانه پیشنهاد شده در مقاله حاضر شامل دو مرحله برجسته سازی شناسه‌های پلاک و خواندن شناسه‌ها می‌باشد. برجسته سازی شناسه‌های پلاک با استفاده از شبکه‌های عصبی همگشتی با ساختار رمزگذار-رمزگشا انجام می‌شود. به دلیل تنوع و تغییرات مختلف در تصاویر پایگاه داده، در پژوهش حاضر بجای بررسی و ارایه روش‌های معمول برای ناحیه بندی پلاک مانند [۳۲] از روش‌های یادگیری ماشین که کارآمدتر هستند استفاده شده است. چرا که ساختارهای ساده یادگیری ماشین مانند شبکه عصبی پرسپترون به سه علت زیر توانایی یادگیری و ناحیه بندی شناسه‌های پلاک خودرو را ندارند:

- اگر بخواهیم از یک شبکه عصبی پرسپترون ساده به عنوان خود رمزگذار استفاده کنیم، نیاز است که تمام تصویر پلاک به ورودی آن اعمال شود. این مورد نیازمند تعبیه کردن انبوهی از واحدهای یادگیر در لایه ورودی آن می‌باشد که از نظر محاسباتی بهینه نخواهد بود.
- با توجه به ساختار یک شبکه عصبی پرسپترون که تنها متوجه دنباله‌ای از شدت‌های روشنایی می‌شود، ارتباط معنایی میان پیکسل‌های مجاور و نیز ظاهر و ساختارهای سازنده شناسه‌ها نادیده گرفته می‌شوند.
- با توجه به این که تصاویر پلاک موجود از یک سامانه تشخیص پلاک استخراج می‌شوند و ناحیه استخراج شده می‌تواند دارای اندکی زاویه انحراف، جابجایی پلاک در پنجره استخراج شده و مشکلات ظاهری باشد، بنابراین یک شبکه عصبی پرسپترون ساده توانایی لازم برای ناحیه بندی پلاک را نخواهد داشت.

همچنین باید توجه داشت که ساختار شبکه پرسپترون برای ناحیه بندی پلاک نیز باید به صورت یک ساختار ژرف و بهره گیری از یک رمزگذار و رمزگشا باشد تا بتواند پلاک را ناحیه بندی کند، بنابراین در اینجا از یک ساختار همگشتی به صورت رمزگذار- رمزگشا استفاده شده است. ساختار سامانه پیشنهاد شده در شکل ۱ نشان داده شده است. شبکه عصبی خود رمزگذار فوق می‌تواند تصویر دودویی شده پلاک‌ها را در شرایط مختلف یاد بگیرد و سپس در تصاویر جدید، شناسه‌های پلاک خودرو را برجسته نماید. هدف از برجسته سازی شناسه‌های خودرو، ایجاد تصویری از پلاک خودرو می‌باشد که در آن شناسه‌های پلاک به رنگ سیاه و سایر اجزای پلاک به عنوان پس زمینه از روی تصویر محو و به

[1] Kernel.
[2] Weight replication.
[3] Padding.
[4] Sub-sampling or down-sampling or pooling layer.
[5] Up-sampling or unpooling layer.
[6] Feature map.
[7] Dense layer.
[8] Encoder-Decoder.
[9] Autoencoder.
[10] Recurrent Neural Network.
[11] Long/Short term memory.

رنگ سفید نزدیکتر شوند. تصاویر ورودی سامانه پیشنهادی، تصاویر پلاک خودرومی‌باشند. تصاویر هدف برای آموزش نیز، تصاویر دودویی پلاک می‌باشند که قبلا توسط کاربر اصلاح شده‌اند.

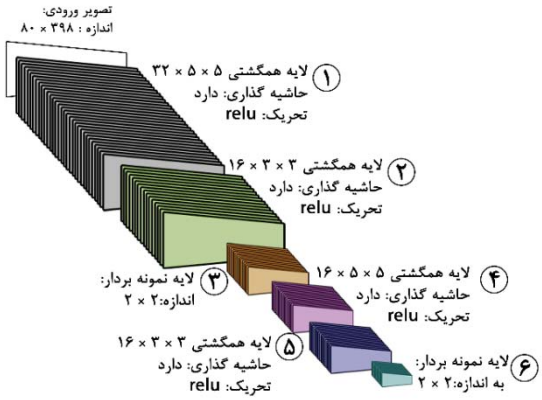


شکل ۱-شبکه پیشنهادی برای خواندن شناسه‌های پلاک.

با توجه به این که شرایط نوری مختلف باعث تغییرات زیادی در رنگ پلاک خودرو می‌شود، بنابراین ویژگی رنگ نمی‌تواند به عنوان یک ویژگی کارآمد استفاده شود. از طرفی، برای استخراج ویژگی از پلاک رنگی، به شبکه‌ای با واحدهای یادگیر بیشتر نیاز است. بالا بردن حجم ورودی شبکه عصبی باعث کم شدن سرعت محاسبات و بالا رفتن زمان تخمین شبکه می‌شود. بنابراین جهت صرفه جویی در منابع، تصویر ورودی در ابتدا به طیف خاکستری تبدیل و سپس مقیاس آن تغییر داده می‌شود. مقدار تغییر مقیاس تصاویر برای طول و عرض به ترتیب ۳۹۸ و ۸۰ می‌باشد.

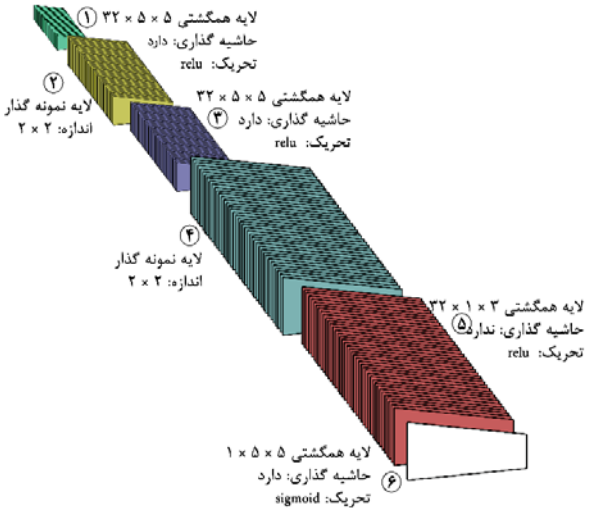
۳-۱ آموزش شبکه رمزگذار

شناسه‌های پلاک ایرانی در دو رنگ سفید و سیاه هستند. از آنجاکه فراوانی پلاک‌ها با شناسه‌های سیاه رنگ بیشتر از پلاک‌هایی با شناسه‌های سفید می‌باشد، شبکه امکان یادگیری پلاک‌ها با شناسه‌های سفید رنگ را کمتر خواهد داشت. بنابراین پلاک‌ها با شناسه‌های سفید پیش از آموزش وارون رنگ میشوند. مشخصات شبکه رمز گذار در شکل ۲آمده است.



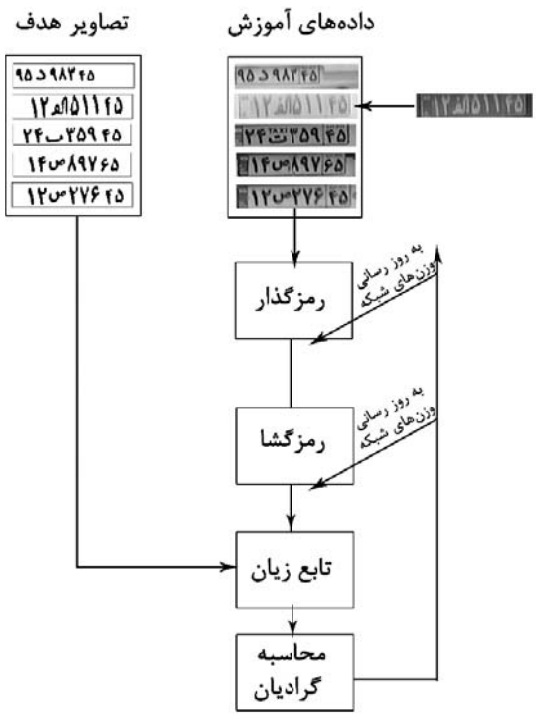
شکل ۲-مشخصات رمزگذار پیشنهاد شده.

برای آموزش این شبکه، از ساختار رمز گشای آموزشی پیشنهاد شده در شکل ۳ استفاده می‌شود که در مرجع [۲۴] ارایه شده است. در این ساختار دو شبکه به یکدیگر متصل شده‌اند و تصویر پلاک در طیف خاکستری به ورودی رمز گذار داده می‌شود.داده‌های هدف در خروجی رمزگشای آموزشی، تصویر دودویی شده پلاک خودرو می‌باشد.



شکل ۳- ساختار شبکه رمزگشای پیشنهاد شده برای آموزش رمزگذار.

برای آموزش شبکه رمزگذار پیشنهاد شده با استفاده از رمزگشای آموزشی مطابق شکل ۴، تصاویر پلاک با شناسه‌های سفید رنگ وارون شده و به ورودی شبکه داده می‌شوند.



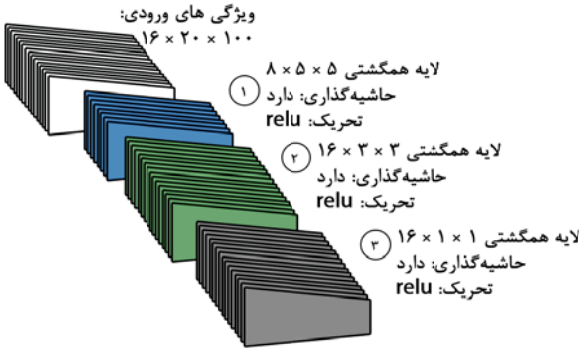
شکل ۴- آموزش رمزگذار با استفاده از رمزگشای آموزشی.

با توجه به روند آموزش شبکه خود رمزگذار پیشنهاد شده با استفاده از رمز گشای آموزشی، این ساختار توانایی برجسته کردن شناسه‌های پلاک به رنگ سفید را ندارد[۲۴]. یکی از معمول‌ترین راه حل‌ها، وارون کردن تصویر پلاک و ناحیه بندی پلاک می‌باشد، که این کار نیز نیازمند توجه به مشکلات تصاویر است [۳۲]. بنابراین برای ناحیه بندی شناسه‌های پلاک چندین راهکار مختلف بررسی شدند، که بهترین راهکار بر اساس هزینه زمانی و محاسباتی اضافه کردن شبکه‌ی میانی پس از رمزگذار است که در خروجی آن ویژگی‌های مربوط به وارون تصویر اولیه با استفاده از اطلاعات موجود در رمزگذار تخمین زده می‌شوند. در این صورت در ورودی رمزگشا، هر دو دسته ویژگی مربوط به تصویر اصلی و وارون آن موجود می‌باشد و رمزگشا می‌تواند بدون نیاز به تشخیص رنگ و وارون کردن تصویر در ورودی رمزگذار، تصویر ناحیه بندی شده را در خروجی ایجاد نماید. از آنجا که ویژگی‌های مربوط به تصویر ورودی را که در خروجی رمزگذار بدست آمده‌اند، در این شبکه میانی به ویژگی‌های مربوط به تصویر وارد تبدیل می‌کند، این شبکه به عنوان تبدیل کننده ویژگی شناخته می‌شود.

۳-۲ تبدیل کننده ویژگی

همچنان که در[۲۴] بررسی شده است، ساختار رمزگشای پیشنهاد شده توانایی ایجاد تصویر خروجی مناسب از پلاک با شناسه‌های سفید رنگ را ندارد، بنابراین می‌توان ساختار شبکه را به گونه‌ای تغییر داد که ورودی رمزگشا ویژگی‌های مربوط به هر دو حالت تصویر ورودی و وارون آن را داشته باشد. اما نکته‌ای که باید در نظر داشت، تکرار دوباره استخراج ویژگی در رمزگذار می‌باشد که کاری زمان‌بر خواهد بود. بنابراین نیاز است روشی بکار گرفته شود که در خروجی رمزگذار، ویژگی‌های مربوط به تصویر واورن نیز موجود باشد.

روش پیشنهادی این مقاله استفاده از شبکه کوچکی است که ویژگی‌های خروجی رمزگذار را به ویژگی‌های مربوط به وارون تصویر اولیه تبدیل می‌کند. در این مقاله شبکه فوق به عنوان شبکه تبدیل کننده ویژگی نامیده شده‌است.با توجه به این که شبکه پیشنهاد شده برای تبدیل ویژگی‌ها بسیار کوچک است، از نظر زمانی بهینه خواهد بود. معماری این شبکه در شکل ۵نشان داده شده است.



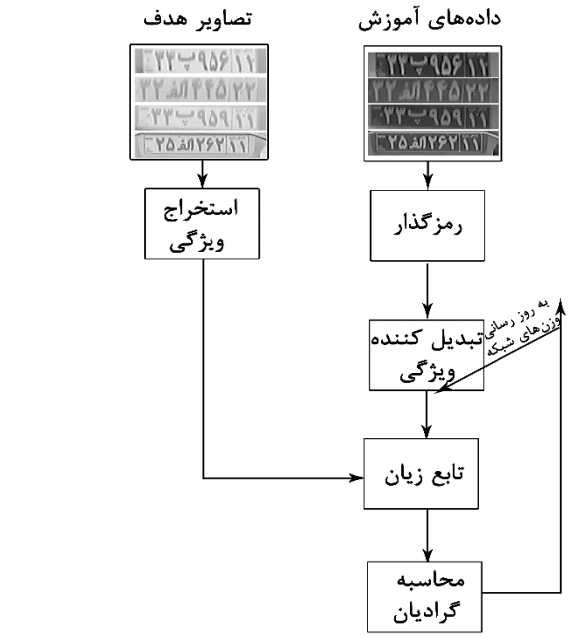
شکل ۵-تبدیل کننده ویژگی.

با توجه به این که شبکه تبدیل کننده ویژگی روی همه تصاویر ورودی اعمال می‌شود، بنابراین نیازی به دسته‌بندی و جدا سازی پلاک‌ها پیش از ورودی رمزگذار یا تبدیل کننده ویژگی نخواهد بود. به کمک این روش می‌توان انواع پلاک‌ها را با استفاده از یک سامانه یکسان شناسایی کرد.

این تبدیل کننده ویژگی باید ویژگی‌های استخراج شده از تصویر ورودی را به ویژگی‌هایی تبدیل کند که از وارون تصویر بدست می‌آیند. بنابراین برای آموزش این شبکه از ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر با شناسه‌های سفید رنگ به عنوان داده‌های آموزش در ورودی استفاده شده است. داده‌های هدف، ویژگی‌های استخراج شده در رمزگذار به ازای وارون آن تصاویر می‌باشند.

۳-۳ آموزش تبدیل کننده ویژگی

در شکل ۶روش آموزش تبدیل کننده ویژگی نشان داده شده است.وظیفه تبدیل کننده ویژگی در روش پیشنهادی، تبدیل ویژگی‌های استخراج شده از پلاک به ویژگی‌های استخراج شده از وارون تصویر پلاک می‌باشد. داده‌هایی که در ورودی این شبکه برای آموزش استفاده می‌شوند، ویژگی‌های استخراج شده در رمزگذار به ازای تصاویر با شناسه‌های سفید رنگ هستند. همچنین داده‌های هدف در این شبکه، خروجی رمزگذار به ازای وارون این تصاویر است.



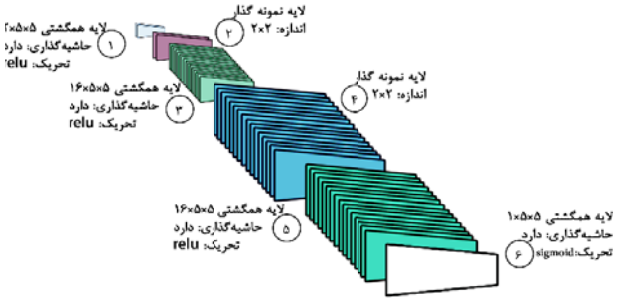
شکل ۶- روش آموزش تبدیل کننده ویژگی.

۳-۴ رمزگشای سیستم پیشنهادی

ایده استفاده از تبدیل کننده ویژگی این است که در ورودی رمزگشا، همزمان ویژگی‌های مربوط به تصاویر و وارون آن‌ها موجود باشد. بنابراین نیاز است که معماری رمزگشای پیشنهادی به گونه‌ای طراحی شود که بتواند هر دو مجموعه ویژگی را در ورودی دریافت نماید.

ساختار نهایی پیشنهاد شده برای رمزگشا در شکل ۷نشان داده شده است. این رمزگشا در سامانه نهایی شکل ۱ به کار رفته است. ویژگی‌های ورودی رمزگشای پیشنهادی،مجموع ویژگی‌های یک تصویر و وارون آن می‌باشد. بنابرین جهت برجسته سازی شناسه‌های پلاک، مستقل از رنگ شناسه‌ها عمل خواهد کرد. بکار گیری این روش می‌تواند در برجسته سازی شناسه‌های پلاک مستقل از رنگ ورودی آن عمل نماید.

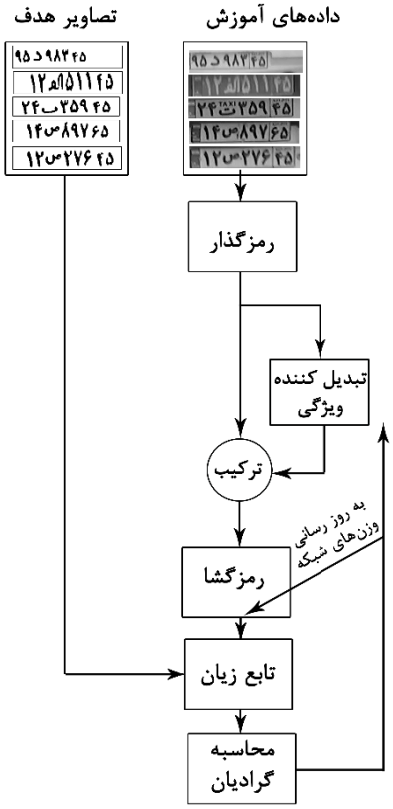
تعداد ویژگی‌های ورودی این رمزگشا دو برابر رمزگشای آموزشی می‌باشد. از طرفی ویژگی‌های ورودی در رمزگشای بکار رفته در شکل ۱ در لایه دوم با یکدیگر ترکیب می‌شوند. این کار علاوه بر کمک در بهبود روند برجسته سازی شناسه‌های پلاک، به افزایش سرعت آن نیز کمک خواهد کرد.



شکل ۷-معماری رمزگشای پیشنهاد شده برای ایجاد پلاک با شناسه‌های برجسته.

۳-۵ آموزش شبکه رمزگشای پیشنهادی

با توجه به عملکرد رمزگشای پیشنهادی در شکل ۱، برای آموزش این شبکه از تصاویر دودویی پلاک به عنوان تصاویر هدف در فرایند آموزش استفاده می‌شود. برای داده‌های ورودی از ترکیب ویژگی‌های خروجی رمزگذار و تبدیل کننده ویژگی استفاده می‌شود. در طول فرایند آموزش رمزگشای پیشنهادی، وزن‌های مربوط به رمزگذار و تبدیل کننده ویژگی تغییر نخواهند کرد.این روند در شکل ۸ نشان داده شده است.



شکل ۸-آموزش رمزگشای پیشنهاد شده.

۳-۶ کاهش فرابرازش

یکی از مسائل مهم در شبکه‌های عصبی ژرف، کاهش فرابرازش[1] می‌باشد. در این پژوهش، برای جلوگیری از فرابرازش اقدامات زیر انجام شده است:

- با توجه به تعداد پیوندهای یادگیری در یک شبکه عصبی ژرف، در روند آموزشی شبکه به تعداد نمونه‌های زیادی نیاز خواهد بود. در پژوهش حاضر علاوه بر بکار گیری تعداد کافی از تصاویر نمونه، تعداد آن‌ها با استفاده از اضافه کردن نویز و کاهش کیفیت تصاویر بیشتر شده است.
- همراه با تابع زیان[2] بکار رفته برای آموزش شبکه، از قید تنظیم کننده وزن‌های نرم دو[1] نیز استفاده شده است[۵۰].

[1]Reducing overfitting.
[2]Loss function.

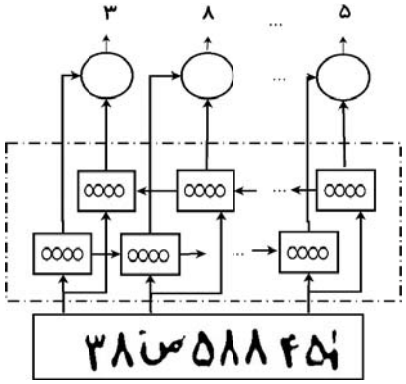
- همچنین از روش «کنار گذاشتن[2]» جهت کاهش فرابرازش استفاده شده است. این روش خروجی تعدادی از واحدهای یادگیر موجود در یک لایه را با انتخاب تصادفی به صورت غیر فعال در می‌آورد و در نتیجه در آن مرحله از آموزش فقط واحدهای دیگر شرکت می‌کنند [۸].

۳-۷ خواندن شناسه‌های پلاک برجسته شده

پس از برجسته کردن شناسه‌های پلاک خودرو، مرحله بعد خواندن شناسه‌های آن می‌باشد. در این مقاله برای خواندن شناسه‌های پلاک خودرو از روی تصویر با شناسه‌های برجسته شده، از شبکه‌های عصبی بازگشتی استفاده شده است. مزیت روش بکار گرفته شده این است که برای خواندن و آموزش شبکه نیازی به جدا سازی شناسه‌ها از یکدیگر نمی‌باشد. شبکه عصبی بازگشتی می‌تواند تصویر خروجی رمزگشا را به صورت یک دنباله در نظر بگیرد و شماره پلاک را در خروجی برگرداند.

در شکل ۹ یک ساختار ساده شده از شبکه عصبی بازگشتی برای خواندن شناسه‌های پلاک خودرو نشان داده شده است. یکی از کاربردهای متداول شبکه‌های عصبی بازگشتی، بازشناسی نوری حروف می‌باشد. اما نیاز است که تصویر ورودی فقط شامل رشته‌ای از حروف و اعداد باشد تا شبکه بتواند متن تصویر را بخواند. به همین دلیل در پژوهش حاضر پیش از استفاده از شبکه عصبی بازگشتی جهت خواندن پلاک، شناسه‌های آن برجسته و سایر اجزای پس زمینه حذف می‌شوند. روش کار شبکه عصبی بازگشتی به این صورت است که تصویر ورودی به عنوان یک دنباله به آن داده می‌شود. سپس اطلاعات از هر ناحیه مکانی روی تصویر ورودی در حافظه‌های واحدهای یادگیر آن ذخیره می‌شود. در نهایت تصویر ورودی به صورت دنباله برچسب گذاری می‌شود.

این دنباله گذاری همانطور که در شکل ۹ نیز نشان داده شده است، ترکیبی از شناسه‌ها است و علامت خط تیره به نشانه خالی بودن ناحیه از شناسه می‌باشد.



شکل ۹-شبکه عصبی بازگشتی برای خواندن شناسه‌های تصویر پلاک برجسته شده.

در نهایت با استفاده از لایه آخر شبکه عصبی بازگشتی و با استفاده از روش ترکیب و اتصال خروجی‌ها که در مرجع[۵۱] معرفی شده است، یک دنباله واحد از شناسه‌های پلاک برگردانده می‌شود.

در روش‌های متداول، تصویر پلاک خودرو ابتدا دودویی می‌شود و پس از آن شناسه‌ها برای خواندن ناحیه‌بندی می‌شوند. اما خواندن شناسه‌های پلاک خودرو با استفاده از شبکه عصبی بازگشتی کارایی بیشتری در برخورد با برخی مشکلات ناحیه بندی پلاک دارد. به عنوان مثال ممکن است در حین فرایند ناحیه بندی، برخی از اجزای پس زمینه همچنان روی تصویر پلاک باقی بمانند یا این که برخی شناسه‌ها به صورت شکسته و در چند قسمت ایجاد شوند. با توجه به این که شبکه عصبی بازگشتی تصویر شناسه‌های پلاک را به صورت یک دنباله دریافت می‌کند، بنابراین می‌تواند در هنگام بروز این مشکلات عملکرد بهتری نشان بدهد.

۴ نتایج و بحث

در این بخش به بررسی نتایج روش پیشنهادی در بازشناسی پلاک خودرو پرداخته می‌شود. پایگاه داده بکار رفته برای آموزش و ارزیابی سامانه پیشنهادی شامل ۵۴۰۰ تصویر پلاک خودرو می‌باشد. ۱۴۰۰ تصویر از پایگاه داده حاضر همراه با تصاویر دودویی شده‌ی آن‌ها به عنوان داده‌های آموزشی بکار رفته در فرایند آموزش شبکه عصبی رمز گذار، تبدیل کننده ویژگی و رمز گشا بکار رفته‌اند. در ادامه پایگاه داده و نحوه جمع آوری آن بررسی می‌شود.

۴-۱ پایگاه داده

تصاویر پایگاه از دوربین‌هایی نصب شده بر روی جاده‌های بین شهری استان کرمان جمع آوری شده‌اند. سامانه تصویر برداری بکار رفته جهت جمع آوری تصاویر به صورت خودکار با استفاده از هشدار دهنده مغناطیسی جاسازی شده در زیر جاده انجام شده است. سامانه، تصویر برداری را زمانی انجام می‌دهد که خودرو از درون حلقه مغناطیسی عبور کند.

کیفیت تصویربرداری دوربین‌های این سامانه برابر ۱/۳ مگا پیکسل و ابعاد تصاویر برداشته شده به اندازه ۱۲۸۰ در ۹۶۰ می‌باشد. سامانه تصویر برداری روی بزرگراه دومسیره با سه باند در هر مسیر قرار گرفته است. در این ایستگاه برای هر باند یک دوربین بر روی برجی به ارتفاع ۱۵ متر نصب شده است. فاصله دوربین‌ها در لحظه تصویر برداری از خودروها تقریباً ثابت و به طور حدودی برابر ۱۵ تا ۲۰ متر می‌باشد.

فاصله دوربین تصویر برداری و خودرو به گونه‌ای تنظیم شده است که در هر لحظه فقط یک خودرو در قاب تصویربرداری قرار داشته باشد. از طرف دیگر سعی شده است که پلاک خودروها در تصویر کمترین انحراف از سطح افق را داشته باشند. فرایند جمع آوری تصاویر پایگاه داده در چندین روز مختلف و در هر روز در

[1]Weight decay regularization.
[2]Dropout.

ساعت‌های متفاوتی در شبانه‌روز انجام شده است. برای آماده سازی تصاویر پایگاه داده، ابتدا مکان پلاک در تصاویر جمع آوری شده توسط روش [۹] تشخیص داده می‌شود. سپس برای مواردی که روش فوق نتوانسته است مکان پلاک را تشخیص دهد، به صورت دستی این کار انجام شده است.

تصاویر آموزشی و آزمون به صورت تصادفی از میان پایگاه داده جمع آوری شده انتخاب شده‌اند.برای آموزش شبکه عصبی رمزگذار-رمزگشا به تصاویر باینری تصاویر آموزشی نیاز است. بدین منظور، تصاویر پلاک ابتدا توسط روش مرجع [۳۲] باینری سازی و سپس با استفاده از ابزارهای ویرایش تصویر به صورت دستی اصلاح شده‌اند. در شکل ۱۰ تعدادی از تصاویر آموزشی پایگاه داده، به همراه تصویر باینری شده آنها نشان داده شده است.

همانطور که در شکل ۱۰ مشخص است، تصاویر پلاک موجود در پایگاه داده بسیار متنوع می‌باشند. همچنین در شکل ۱۰ ب، نمونه تصاویر باینری پایگاه داده که برای آموزش شبکه عصبی آماده شده‌اند نیز نشان داده شده است.

الف ب پ

شکل ۱۰- تصاویر نمونه از الف) پایگاه داده، ب) تصاویر باینری برای آموزش شبکه عصبی، پ) خروجی شبکه عصبی پیشنهادی برای تصاویر نمونه.

۴-۲ ابزار و زبان مورد استفاده

برای شبیه سازی و آموزش شبکه عصبی از کتابخانه Keras[۵۲] و Theano [۵۳] در زبان برنامه نویسی Python [۵۴] استفاده شده است. همچنین با استفاده از کتابخانه نویسه خوانی Ocropy[۵۵] شبکه بازگشتی بکار رفته برای خواندن شناسه‌های پلاک طراحی شده است.

کلیه مراحل آموزش و آزمون شبکه‌ها بر روی یک رایانه با پردازنده محاسباتی (CPU) با چهار هسته محاسباتی با فرکانس ۲,۱ GHz و حافظه فیزیکی در دسترس ۴,۷ GB انجام شده است. لازم به ذکر است که در این پژوهش بر خلاف سایر پژوهش‌های مبتنی بر یادگیری ژرف از پردازنده گرافیکی (GPU) استفاده نشده است.

۴-۳ نتایج آزمایش

در این بخش ابتدا نتایج روش پیشنهادی بررسی می‌شود و پس از آن، نتیجه روش در بازشناسی پلاک، با چند مرجع در زمینه تشخیص پلاک فارسی مقایسه خواهد شد.چنانچه پیش‌تر گفته شد،هدف شبکه عصبی رمزگذار-رمزگشا ایجاد تصویری از پلاک است که در آن شناسه‌ها برجسته شده باشند، در شکل ۱۰ پ، نتیجه برجسته سازی پلاک توسط شبکه عصبی پیشنهاد شده برای تصاویر نمونه را نمایش می‌دهد.اما همچنان باید بررسی شود که تبدیل کننده ویژگی تا چه میزان توانسته است در بازسازی تصویر ناحیه بندی شده پلاک خودرو با شناسه‌های سفید رنگ موثر باشد. در شکل ۱۱الف چند تصویر نمونه از پلاک با شناسه‌های سفید رنگ نشان داده شده‌اند. برای بررسی توانایی شبکه پیشنهادی در بازسازی تصویر با شناسه‌هایبرجسته شده، ابتدا نتیجه روش پیشنهادی در شکل ۱۱ ب آمده است، پس از آن این نتیجه در شکل ۱۱ پ و ت با استفاده از رمزگشای آموزشی و بدون تبدیل کننده ویژگی به ترتیب به این صورت آمده‌اند که در اولی تصویر ورودی رمزگذار به صورت دستی وارون رنگ شده و در دومی به طور مستقیم به ورودی رمزگذار داده شده است.

با توجه به شکل ۱۱رمزگشای آموزشی معرفی شده نمی‌تواند پلاک با شناسه‌های سفید رنگ را به درستی بازسازی نماید، برخلاف این که می‌توانست شناسه‌ها را در تصاویر پلاک با شناسه سیاه رنگ به درستی برجسته نماید. با توجه به این که تشخیص رنگ شناسه‌ها در ورودی رمزگذار کار آسانی نمی‌باشد، بنابراین بهره گیری از تبدیل کننده ویژگی به شبکه کمک می‌کند که بدون نیاز به تشخیص رنگ شناسه‌ها، رمزگشای پیشنهادی بتواند تصویر خروجی را بازسازی نماید.

همچنین باید تبدیل کننده ویژگی و سایر بخش‌های روش پیشنهادی از نظر زمانی نیز بررسی شوند، بنابراین در جدول ۱ زمان مورد نیاز برای اجرای هر بخش به صورت میانگین به ازای هر تصویر نشان داده شده است. مطابق این جدول، همانطور که

انتظار می‌رفت، بهره گیری از تبدیل کننده ویژگی و رمزگشای پیشنهاد شده علاوه بر این که در بازسازی تصاویر پلاک مؤثر است، بار زمانی قابل توجهی از نظر زمانی به شبکه اضافه نمی‌کند.

شکل ۱۱- برجسته کردن شناسه‌های پلاک در حالت‌های مختلف، الف) تصویر ورودی، ب) خروجی روش پیشنهادی، پ) خروجی رمزگشای آموزشی به ازای تصویر وارون شده، ت) خروجی رمزگشای آموزشی.

جدول ۱- زمان اجرا برای هر بخش از روش پیشنهادی.

بخش	زمان (ثانیه)
رمزگذار	۰,۱۳۱
رمزگشای آموزشی	۰,۲۹۶
تبدیل کننده ویژگی	۰,۰۰۳
رمزگشای پیشنهادی	۰,۱۱۲
شبکه بازگشتی	۰,۱۶۸
زمان پاسخ‌دهی کلی روش	۰,۴۱۴

در ادامه، سامانه پیشنهادی با روش‌های مختلف در زمینه بازشناسی پلاک خودرو مقایسه می‌شود. ایده اصلی این روش‌ها در بهسازی تصویر پلاک و ایجاد یک تصویر باینری از آن با بهره‌گیری از روش‌های معمول پردازش تصویر می‌باشد. برخی از این روش‌ها به دلیل سادگی دارای سرعت بالاتری نیز هستند. یکی از روش‌های ساده و پرسرعتی که در زمینه ایجاد تصویر باینری و استخراج شناسه‌ها مطالعه شده است مرجع [۵۶] می‌باشد. در این مرجع برای ناحیه‌بندی و استخراج شناسه‌های پلاک از آستانه گذاری وفقی گوسی بر روی تصویر استفاده شده است.پس از ناحیه بندی، شناسه‌ها با استفاده از تحلیل اجزای متصل و بر اساس ویژگی‌های مانند نسبت طول به عرض از سایر اجزای پس زمینه جدا می‌شوند. شناسه‌های جدا شده با استفاده از شبکه عصبی دسته‌بندی می‌شوند.

در مرجع [۵۷] نیز با بکار گیری یک روش آستانه گذاری محلی و بر اساس مقادیر کمینه و بیشینه موجود در هر ناحیه محلی، تصویر دودویی می‌شود. در نهایت شناسه‌ها با استفاده از تغییرات نمودار هیستوگرام و روش تحلیل اجزای متصل از یکدیگر جدا می‌شوند و با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، شناسه‌های جدا شده خوانده می‌شوند.در مرجع[۵۷]، تصاویر پایگاه داده توسط دوربین تلفن همراه و با کیفیت بالا جمع آوری شده‌اند.

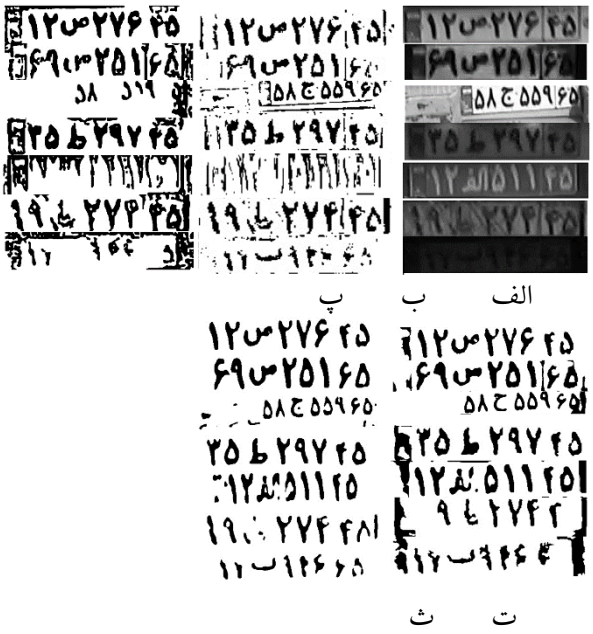
روش سومی که برای مقایسه انتخاب شده، روش بکار رفته در [۳۲] می‌باشد. در این مرجع ابتدا رنگ شناسه‌های پلاک خودرو مشخص می‌شود. پس از مشخص شدن رنگ شناسه‌ها، پلاک‌هایی که رنگ شناسه‌های آنها سفید رنگ است پیش از پردازش‌های دیگر وارون می‌شوند. در مرحله بعد با تخمین پس زمینه، تصویر پلاک ارتقا داده می‌شود. در نهایت با آستانه گذاری، تصویر دودویی پلاک به دست می‌آید. شناسه‌های استخراج شده از تصویر دودویی پلاک با استفاده از دو شبکه عصبی پرسپترون برای شناسه‌های حرفی و عددی خوانده می‌شوند.

لازم به ذکر است که روش‌های فوق بر روی پایگاه داده معرفی شده در این مقاله پیاده سازی و ارزیابی شده‌اند که می‌توانند باعث تغییر محیط روش‌های فوق و کم شدن دقت نهایی آن‌ها شود.

تصویر حاصل از دودویی کردن در هر کدام از این روش‌ها در شکل ۱۲ با روش پیشنهادی مقایسه شده است. همچنین در جدول۲ نرخ بازشناسی شناسه‌های پلاک خودرو بر روی ۴۰۰۰ تصویر آزمون گزارش شده است.

جدول ۲- نرخ بازشناسی شناسه‌های پلاک بر روی ۴۰۰۰ داده آزمون.

روش	[۵۶]	[۵۷]	[۳۲]	پیشنهادی
نرخ بازشناسی	۷۵,۳۰	۴۶,۶۳	۹۱,۲۱	۹۴,۱۹



شکل ۱۲- باینری کردن (الف) تصاویر پلاک با استفاده از روش (ب) [۵۶]، (پ) [۵۷] ، (ت) [۳۲] و (ث) پیشنهادی.

برای ارزیابی کیفیت روش ناحیه‌بندی تصویر می‌توان بررسی نمود که تا چه میزان تصویر ناحیه بندی شده به تصویر مرجع شبیه می‌باشد. اگر تصویر پلاک به درستی ناحیه بندی نشود، در این صورت شناسه‌ها به صورت ناقص و یا تغییر شکل یافته استخراج می‌شوند، این تغییر شکل می‌تواند باعث بروز مشکل در خواندن آن‌ها شوند. معیارهای مختلفی برای بررسی و ارزیابی میزان شباهت تصویر ناحیه بندی شده به تصویر مرجع وجود دارند، معیاری که در اینجا استفاده شده است ضریب شباهت Dice[1] (DSC) می‌باشد [۵۸]. رابطه (۱) نشان دهنده تعریف معیار DSC می‌باشد.

$$\frac{2N_{11}}{2N_{11}+N_{01}+N_{10}} \qquad (۱)$$

که در رابطه (۱) عبارت N_{11} به معنی اشتراک دو تصویر ناحیه‌بندی شده و تصویر مرجع می‌باشد، و هر کدام از N_{01} و N_{10} به ترتیب نشان دهنده ناحیه‌هایی از تصویر دودویی شده است که در تصویر مرجع نمی‌باشد و دیگری نواحی تصویر مرجع می‌باشد که در تصویر دودویی شده وجود ندارد.با توجه به رابطه (۱) این معیار به طور همزمان نسبت به وجود ناحیه اضافی در تصویر باینری نهایی و نیز حذف برخی بخش‌های ناحیه شناسه‌ها که هر دو باعث تغییر شکل شناسه‌ها می‌شود حساس می‌باشد. با بهره‌گیری از این معیار کیفیت ناحیه بندی در جدول۳ نشان داده شده است.

جدول ۳- معیار ارزیابی کیفیت ناحیه بندی پلاک.

روش	[۵۶]	[۵۷]	[۳۲]	پیشنهادی
DSC (برحسب درصد)	۶۸/۰۸	۵۹/۹۸	۸۴/۰۲	۹۰/۲۰

با توجه به نتیجه دودویی کردن روش‌های معرفی شده، مشخص است که روش‌های مورد مطالعه در دو مرجع [۵۶] و [۵۷] نسبت به روش پیشنهادی توانایی لازم برای دودویی کردن پلاک باشناسه‌های سفید رنگ را ندارند. که این مسأله در دقت نهایی تأثیر گذار می‌باشد. همچنین در روش[۵۷]نیز به دلیل عدم توانایی در حذف حاشیه‌های بدنه پلاک، جدا سازی شناسه‌ها کار دشوارتری خواهد بود. این مساله باعث کاهش دقت خروجی می‌شود. علت دیگری که می‌تواند در دقت پایین این روش در نظر گرفته شود، کیفیت و تنوع مشکلات در داده‌های پایگاه داده می‌باشد.

همچنین روش ارایه شده در مرجع [۳۲]برای خواندن شناسه‌ها از یک دسته‌بند بسیار ساده استفاده کرده است.روش پیشنهادی، با خواندن پلاک‌ها با رنگ شناسه‌های متفاوت و با استفاده از شبکه عصبی بازگشتی به عنوان روشی برای خواندن شناسه‌ها به صورت یک دنباله از اعداد و حروف، می‌تواند خطای ناشی از ناحیه بندی را تا حدی جبران نماید. اما روش پیشنهادی برای آموزش و افزایش دقت خود به تعداد داده‌های بیشتری نیاز دارد. این نکته در ماتریس در هم‌ریختگی روش پیشنهادی که در جدول ۴ آمده است نمایان می‌باشد.

در ماتریس در هم ریختگی[2]، خروجی شبکه بازگشتی در تشخیص شناسه‌ها نشان داده شده است. با توجه به این که شبکه بازگشتی تصویر پلاک را با شناسه‌های برجسته شده و بدون جداسازی آنها از یکدیگر می‌خواند، بنابراین در خروجی شبکه بازگشتی امکان خطا میان شناسه‌های حرفی و عددی نیز وجود دارد. همانطور که در این جدول مشاهده می‌شود، با توجه به این که تعداد شناسه‌های عددی در پایگاه داده بسیار بیشتر از شناسه‌های حرفی می‌باشد، انتظار می‌رفت که شبکه دقت بهتری روی تشخیص و بازشناسی آن‌ها داشته باشد. برای بهبود دقت نهایی شبکه بازگشتی بکار رفته در این پژوهش نیاز است که پایگاه داده‌ای با حجم بزرگ‌تری جمع آوری شود. صرف نظر از زمان مورد نیاز برای تولید داده‌های آموزش پایگاه داده باید توجه داشت که برای بهره‌وری در زمان آموزش شبکه، در صورت افزایش حجم پایگاه داده نیازمند سامانه با پرازنده قوی‌تر خواهد بود.

همچنین لازم به ذکر است که در خروجی شبکه بازگشتی یک دسته با علامت «*» مشخص شده است که نماینده شناسه‌هایی می‌باشد که شبکه نتوانسته آن‌ها را تشخیص دهد.

[1]Dice similarity coefficient.

[2]Confusion Matrix.

جدول ۳- ماتریس درهم ریختگی شبکه عصبی بازگشتی.

	*	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	الف	ب	د	ع	ج	هـ	ل	م	ن	ق	پ	س	ت	و	ط	ص	ی
*	۱۵	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۱	۱۱	۲۴۴۰	۹	۵	۲۹	۳۰	۹	۸	۷	۷	۰	۴	۰	۲	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۲	۰
۲	۱۳	۱۴	۲۱۴۳	۸۴	۴۹	۱۵	۸	۱۵	۸	۱۳	۰	۲	۰	۰	۳	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۰
۳	۹	۱۴	۸۹	۲۰۷۷	۴۲	۱۱	۹	۱۶	۱۰	۹	۰	۲	۰	۱	۲	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۲	۰	۰	۱	۰
۴	۱۲	۱۵	۱۶	۱۹	۴۴۴۸	۸۷	۱۸	۱۰	۷	۱۱	۰	۴	۰	۳	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۳	۱	۰	۰	۱	۰
۵	۱۲۶	۱۰	۶	۸	۴۱	۵۵۵۱	۱۹	۴	۱۲	۱۱	۰	۳	۱	۳	۲	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۱	۱	۰	۱	۲	۰
۶	۸	۷	۶	۹	۲۲	۵۲	۳۰۹۶	۱۰	۱۳	۴	۰	۳	۱	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۳	۱	۲	۴	۰	۰
۷	۷	۶	۸	۸	۱۶	۱۰	۱۳	۲۲۷۸	۱۳	۵	۰	۱	۱	۱	۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۸	۲	۸	۵	۲	۲۴	۲۰	۸	۶	۲۲۷۳	۱۸	۰	۷	۰	۳	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۱	۰	۱	۰	۰
۹	۵	۱۵	۴	۷	۱۹	۱۷	۱۲	۳	۹	۲۲۰۵	۰	۲	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۴	۰	۰	۱	۰
الف	۱	۱	۱	۰	۱	۴	۱	۲	۴	۰	۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۳	۰	۰
ب	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۲	۰	۱	۱	۰	۳۶۹	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
د	۰	۱	۱	۱	۰	۴	۱	۰	۱	۰	۰	۰	۳۹۶	۱	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۱
ع	۰	۲	۲	۳	۳	۹	۳	۳	۰	۱	۰	۰	۰	۲۹۴	۱۶	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۰	۰
ج	۰	۰	۱	۱	۱	۹	۱	۱	۰	۲	۰	۰	۲	۱۲	۷۳۸	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۱	۰
هـ	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
ل	۰	۳	۴	۰	۱	۱	۲	۱	۱	۲	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۳	۰	۴	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۵
م	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۴۲	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
ن	۰	۰	۱	۰	۲	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲۲	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
ق	۰	۵	۴	۳	۳	۸	۵	۱	۳	۰	۰	۰	۲	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۶۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱
پ	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۰	۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۴	۱	۰	۰	۰	۰	۰
س	۰	۱	۱	۱	۱	۲	۴	۰	۳	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۴۸۲	۰	۰	۰	۴۴	۰
ت	۰	۱	۰	۱	۰	۲	۰	۲	۲	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۴۰	۰	۱	۰	۰
و	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۴۹	۰	۰	۰
ط	۰	۰	۲	۰	۰	۲	۳	۲	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۱	۲۴۴	۱	۰
ص	۰	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۴	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۰	۰	۸۲	۰	۰	۵	۸۰۴	۰
ی	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۵۲

۵ جمع بندی

در مقاله حاضر سامانه‌ای جهت بازشناسی پلاک خودروهای ایرانی معرفی شده است. روش پیشنهادی این سامانه بر اساس یادگیری ژرف بوده و در دو مرحله شامل برجسته کردن شناسه‌های پلاک خودرو و خواندن شناسه‌ها ارایه شده است.روش پیشنهادی از شبکه عصبی همگشتی با ساختار رمزگذار-رمزگشا استفاده کرده است. این روششناسه‌های پلاک را مستقل از رنگ آنها (سفید یا سیاه) برجسته می‌کند.تصویر پلاک می‌تواند به صورت یک دنباله از شناسه‌ها به کمک شبکه عصبی بازگشتی پردازش شود. بکار گیری این شبکه برای خواندن شناسه‌های پلاک می‌تواند از خطای ناشی از ناحیه بندی شناسه‌های پلاک جلوگیری نماید. پایگاه داده بکار رفته در مقاله حاضر شامل ۴۰۰۰ تصویر آزمون می‌باشد. در این تصاویر،روش پیشنهادی به نرخ بازشناسی شناسه‌ها برابر ۹۴,۱۹ درصد رسیده است.

اگر بخواهیم از نظر زمانی روش پیشنهادی را ارزیابی نماییم، ابتدا باید به این نکته توجه کرد که روش‌های یادگیری ماشین بر اساس یادگیری ژرف مانند مرجع [۸] بر روی پردازنده‌های گرافیکی آموزش می‌بینند و به طور ذاتی روش‌های بلادرنگی نمی‌باشد، بنابراین در کاربردهای بلادرنگ می‌بایست علاوه بر کوچک کردن معماری شبکه، فرایند تخمین شبکه را بر روی پردازنده‌های قدرتمندتر انجام داد.

با این حال روش پیشنهادی هر چند که معماری بسیار سبکی دارد، اما از آنجا که بر روی پردازنده محاسباتی معمولی پیاده سازی و ارزیابی شده است، که از نظر زمانی شبکه بازگشتی بسیار پرهزینه می‌باشد، بنابراین برای عملی کردن روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی ژرف، پیشنهاد می‌شود که از پردازنده‌های محاسباتی پر قدرت‌تری مانند پردازنده‌های گرافیکی استفاده شود. با توجه به این که در کاربردهای همراه[1] و یا توکار[2] اگر نیاز باشد که از روش پیشنهادی و یا دیگر روش‌های مبتنی بر یادگیری ژرف که نیازمند توان محاسباتی بالا هستند در سطح کلان استفاده شود، چنانچه کاهش بعد و تغییر معماری شبکه مقدور نباشد، در این صورت شاید یکی از راهکارهای مناسب برای تأمین پردازنده در این کاربردها، بهره‌گیری از سامانه‌های ابری محاسباتی باشد.

شبکه‌های عصبی بازگشتی با توجه به ساختار خود با یادگیری اطلاعات موجود در میان نمونه‌های مکانی در یک تصویر می‌توانندخروجی مناسب را به صورت یک دنباله تخمین بزنند. برای افزایش دقت خروجی این شبکه می‌بایست دو نکته در نظر گرفته شود، نخست آن که تصویر تا جایی که امکان دارد فقط شامل شناسه‌های پلاک باشد و سایر محتوای پس زمینه به طور کامل حذف شوند. همچنین با توجه به جدول ۴ دقت روش پیشنهادی در تشخیص و بازشناسی شناسه‌های عددی بسیار بهتر و بیشتر از شناسه‌های حرفی می‌باشد، و این خود از دو علت ناشی می‌شود، یکی این که تعداد نمونه‌های عددی بسیار بیشتر از حرفی می‌باشد و دیگر آن که تعداد دسته‌های موجود در شناسه‌های حرفی بیشتر از شناسه‌های عددی هستند، که برای رفع هر دو مورد باید تعداد داده‌های بیشتری در پایگاه داده جمع آوری شود.

[1]Mobile applications.
[2]Embedded.

مراجع

[1] Salgado, L, Menendez, J.M, Rendon, E, Garcia, N. “Automatic car plate detection and recognition through intelligent vision engineering”, International Carnahan Conference on Security Technology, Proceedings IEEE 33rd Annual, pp 71-76, 1999.

[2] Zheng D., Zhao Y., Wang, J. “An efficient method of license plate location”, Pattern Recognition letter, Vol. 26, pp 2431-2438, 2005.

[3] Jiao, J, Ye, Q., Huang, Q. “A configurable method for multi-style license plate recognition”, Pattern Recognition, Vol. 42, pp. 358-369, 2009.

[4] Hsieh, J, Yu, S, Chen, Y. “Morphology-based license plate detection from complex scenes”, Object recognition supported by user interaction for service robots, Vol. 3, pp. 176-179, 2002.

[5] Huang, Yo-ping, Lai, Shi-Yong, Chuang, Wei-Po. “A template-based model for license plate recognition”, International Conference on Networking, Senseing and Control, IEEE, Vol. 2, pp 737-742, 2004.

[6] Abdullah, S.N.H.S, Khalid, M, Yusof, R. Omar, K. “License plate recognition using mulit-cluster and multilayer neural network”, 2nd International Conference on Information & Communication Technologies, Vol. 1, pp, 1818-1823, 2006.

[7] Kobchaisawat, T, Chalidabhongse, T.H. “A method for multi-oriented Thai text localization in natural scene images using convolutional neural network”, International Conference on Signal and Image Processing Applications, pp 220-225, 2015.

[8] Krizhevsky, A, Hinton G.E, Sutskever, I. “ImageNet classification with deep convolutional neural networks”, Advance Neural Information Processing Systems, pp. 1-9, 2012.

[9] Rashedi, E, Nezamabadi-pour, H, “A hierarchical algorithm for vehicle license plate localization”, Multimedia Tools and Applications, pp. 1-20, 2017.

[10] Li, Hui, Shen, Chunhua. "Reading car license plates using deep convolutional neural networks and lstms." *arXiv preprint arXiv:1601.05610, pp. 1-17* 2016.

[11] Salahshoor, Mohammad, Broumandnia, Ali, Rastgarpour, Maryam. "Application of intelligent systems for Iranian license plate recognition." *Iranian Conference on Intelligent Systems* (*ICIS*), pp. 1-6. IEEE, 2014.

[12] Deb, K., Khan, M.I., Alam, M.R., Jo, K.H. “Optical Recognition of Vehicle license plates”, *6th International Forum on Strategic Technology,* Vol. 2, pp. 743-748, 2011.

[13] Wang, F., Man, L., Wang, B., Xiao, Y., Pan, W., Lu, X. “Fuzzy-based algorithm for color recognition of license plates”. *Pattern Recognition Letters*, pp.1007-1020, 2008.

[14] Yu, Shouyuan, Li, B., Zhang, Q., Liu, C., Meng, Q.H. "A novel license plate location method based on wavelet transform and EMD analysis." *Pattern Recognition, Vol.* 48, pp. 114-125, 2015.

[15] Chang, Shyang-Lih, Chen, L.S, Chung, Y.C, Chen, S.W. "Automatic license plate recognition." *IEEE transactions on intelligent transportation systems,* Vol. 5, pp. 42-53, 2004.

[16] Nakagawa, Yasuo, Rosenfeld, Azriel. "Some experiments on variable thresholding." *Pattern recognition, Vol.* 11, pp. 191-204, 1979.

[17] Nukano, T, Fukumi, M., Khalid, M. “Vehicle license plate character recognition by neural networks”, International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, pp. 771-775, 2004.

[18] Llorens, D, Marzal, A, Palazón, V, Vilar, J. “Car license plates extraction and recognition based on connected components analysis and HMM decoding”, Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis, pp. 571-578, 2005.

[19] Giannoukos, I, Anagnostopoulos, C.N, Loumos, V, Kayafas, E. “Operator context scanning to support high segmentation rates for real time licsense plate recognition”, Pattern Recognition, Vol, 43, pp. 3866-3878, 2010.

[20] Duan, T, Du, T. “Building an automatic vehicle license plate recognition system”, International Conference on Computer Science, pp. 59-63, 2005.

[21] Shan, B. “Vehicle license plate recognition based on text-line construction and multilevel RBF neural networks”, Journal of Computers, Vol. 6, pp. 246-253, 2011.

[22] Rahman, A, Badawy, W, Radmanesh, A. “A real time vehicle’s license plate recognition system”, Conference on Advanced Video and Signal Base Surveillance, pp. 4-7, 2003.

[23] Nomura, S., Yamanaka, K., Katai, O., Kawakai, H., Shiose, T. “A novel adaptive morphological approach for degraded character image segmentation”, Pattern Recognition, Vol. 38, pp. 1961-1975, 2005.

[۲۴] رخشانی، ساجد، راشدی، عصمت، نظام آبادی‌پور، حسین، «**روش بینری سازی پلاک خودرو با استفاده از یادگیری ژرف با ساختار عصبی رمزگذار-رمزگشا**»، دهمین کنفرانس بینایی ماشین و پردازش تصویر ایران، ص ۱ تا ۶، ۱۳۹۶.

[25] Tang, S.T., Li, W.J. “Number and letter character recgontion of vehicle license plate based on edge hausdorff distance”, 6th International Conference on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies, pp. 850-852, 2005.

[26] Naito, T., Tsukada, T., Yamada, K., Kozuka, K., Yamamoto, S. “Robust license plate recognition method for passing vehicles under outside environment”, IEEE Transaction on Vehicular Technology, Vol. 49, pp. 2309-2319, 2000.

[27] Miyamoto, K., Nagano, K., Tamagawa, M., Fujita, I., Yammamoto, M. "Vehicle license-plate recognition by image analysis", International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation, pp. 1734-1738, 1991.

[28] Lu, Xiabo., Ling, Xiaojing., Huang, Wei. "Vehicle license plate character recognition", International Conference on Neural Networks and Signal Processing, Vol. 2, pp. 1066-1069, 2003.

[29] Kocer, H.E, Cevik, K.K. "Artificial neural network based vehicle license plate recognition", Procedia Computer Science, Vol. 3, pp. 1033-1037, 2011.

[30] Kim, K.K., Kim, K.I., Kim, J.B., Kim, H.J. "Learning-baased approach for license plate recognition", Neural Network for Signal Processing X Proceeding of IEEE Signal Processing Society Workshop, Vol. 2, pp. 614-623, 2000.

[31] Pan, M.S., Yan, J.B., Xiao, Z.H. "Vehicle license plate character segmentation", International Journal of Automation and Computing, Vol. 5, pp. 425-432, 2008.

[32] Kashef, S, Nezamabadi-pour, H, Rashedi, E. "Adaptive enhancement and binarization techniques for degraded plate images", Multimedia Tools and Applications, pp. 1-19, 2017.

[۳۳] علی‌خانی، معصومه، علی‌خانی، فاطمه، علی‌خانی، امیر، «**تشخیص پلاک خودرو با کمک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با خذف اثر زاویه پلاک**»، دومین کنفرانس ملی رویکردهای نوین در مهندسی برق، ۱۳۹۵.

[34] Kim, M.K., Bin Kwon, Y. "Multi-font and multi-size character recognition based on the sampling and quantization of an unwrapped contour", International Conference on Pattern Recognition, Vol. 3, pp. 170-174, 1996.

[35] Hu, P., Zhao, Y., Yang, Z., Wang, J., "Recognition of gray character using gabor filters", 5th International Conference on Information Fusion, Vol. 1, pp. 419-424, 2002.

[36] Tabrizi, S.S., Cavus, N. "A Hybrid KNN-SVM model for Iranian license plate", Computer Science, Vol. 102, pp. 588-594, 2016.

[37] Ko. M.A., Kim, Y.M. "A simple OCR method from strong perspective view", International Symposium on Information Theory, pp. 235-240, 2004.

[38] Khosravi, H. "A sliding and classifying approach towards real time Persian license plate recognition", International Journal of Engineering, Vol. 28, pp. 76-82, 2014.

[39] Barron, Andrew R. "Universal approximation bounds for superposition of a sigmoid function", IEEE Transaction of Information Theory, Vol. 39, pp. 930-945, 1993.

[40] "Breakthrough in Learning Deep Architectures (Cited on 2017-07-23)", [Online]. Available: http://www.iro.umontreal.ca/~pift6266/H10/notes/deepintro.html#breakthrough-in-learning-deep-architectures.

[41] Bengio, Y., Lamblin, P., Popvici, D., Larochelle, H. "Greedy layer-wise training of deep networks", Advance Neural Information Processing Systems, Vol. 19, p. 153, 2007.

[42] Ranzato, M., Poultney, C., Chopra, S., LeCun, Y. "Efficient learning of sparse representations with energy-based model", Neural Information Processing Systems, pp. 1137-1144, 2007.

[43] Hinton, G.E, Osindero, S., Teh, Y.W. "A fast learning algorithm for deep belief nets", Neural Computation, Vol. 18, pp. 1527-1554, 2006.

[44] LeCun, Y., et al. "Learning algorithms for classification: A comparison on handwritten digit recognition", Neural Networks: Statistical Mechanics Perspectives, Vol. 261, p. 276, 1995.

[45] Liu, Xinhao, et al. "Scene text recognition with high performance CNN classifier and efficient word inference", IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, pp. 1322-1326, 2016.

[46] Jaderberg, M., Simonyan, K., Vedaldi, A., Zisserman, A. "Reading text in the wild with convolutional neural networks", International Journal of Computer Vision, Vol. 116, pp. 1-20, 2016.

[47] Kendall, A., Badrinarayanan, V., Cipolla, R. "Baysian SegNet: Model uncertainty in deep convolution encoder-decoder architectures for scene understanding", arXiv:1511.02680 [cs.CV], vol. 5, 2015.

[48] Vincent, P., Larochelle, H., Bengio, Y., Manzagol, P.A. "Extracting and composing robust features with denosing autoencoders", 25th international Conference on Machine Learning, pp. 1096-1103, 2008.

[49] Hochreiter, Sepp, Schmidhuber, Jurgen "Long Short-term memory", Neural Computation, Vol. 9, pp. 1735-1780, 1997.

[50] Hoerl, A., Kennard, R. "Ridge regression" Encyclopedia of Statistical Sciences", Vol. 8, Wiley, New York, 1988.

[51] Graves, Alex, et al. "A novel connectionist system for unconstrained handwriting recognition", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 31, 855-868, 2009.

[52] Chollet, Francis, et al. "Keras", Available: https://github.com/keras-team/keras, 2015.

[53] Theano Development Team "Theano: A python framework for fast computation of mathematical expressions", arXive e-prints, Available: http://arxive.org/abs/1605.02688, 2016.

[54] Foundation Python Software, "Python 2.7.13 documantation", [Online] Available: https://docs.python.org/2.7/, [Accessed: 24-Jul-2017].

[55] Breuel, T.M. "The OCRopus open source OCR system", Proc.SPIE, Vol.6815, pp:1-15, 2008.

[56] Nejati, M, Majidi, A, Jalalat, M. “License plate recognition based on edge histogram analysis and classifier ensemble”, Signal Processing and Intelligent Systems Conference, pp. 48-52, 2015.
[57] Ashtari, A.H., Nordin, M.J., Fathy, M. “An Iranian license plate recognition system based on color features”, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 15, pp. 1690-1705, 2014.
[58] L. R. Dice, “Measures of the amount of ecologic association between species,” Ecology, vol. 26, no. 3, pp. 297–302, 1945.

ساجد رخشانی‌اول مدرک کارشناسی خود را از دانشگاه صنعتی شیراز و کارشناسی ارشد خود را از دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته کرمان در رشته مهندسی برق مخابرات سیستم به ترتیب در سال‌های ۱۳۹۳ و ۱۳۹۶ دریافت نموده است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه او پردازش‌تصویر، یادگیری‌ماشین، روش‌های بهینه‌سازی ابتکاری و یادگیری‌عمیق می‌باشد.

عصمت راشدی مدرک کارشناسی ارشد و دکتری خود را دررشته برق مخابرات از دانشگاه شهید باهنر کرمان به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۶ و ۱۳۹۲ دریافت کرد. وی هم اکنون استادیار گروه مهندسی برق دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته کرمان می‌باشد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه او پردازش‌تصویر، بازشناسی‌الگو و رایانش‌نرم است.

حسین نظام‌آبادی‌پور تحصیلات خود را در دورهٔ کارشناسی مهندسی برق-الکترونیک در دانشگاه شهید باهنر کرمان در سال ۱۳۷۷ و در مقاطع کارشناسی ارشد و دکتری مهندسی برق-الکترونیک در دانشگاه تربیت مدرس به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۸۳ به پایان رسانده است. وی هم‌اکنون استاد بخش مهندسی برق دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقهٔ او پردازش تصویر، بازشناسی الگو، کاربرد رایانش نرم در پردازش تصویر و روش‌های بهینه سازی ابتکاری است.