طراحی و پیاده‌سازی سامانهٔ بی‌درنگ آشکارسازی و شناسایی پلاک خودرو در تصاویر ویدئویی

میترا عبداللهی و حسین خسروی*
گروه الکترونیک، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

چکیده

سامانه‌های شناسایی خودکار پلاک خودرو (ANPR) کاربردهای بسیاری در سامانه‌های نظارت بر ترافیک روزانه و سامانه‌های کنترل عوارض جاده‌ای دارند. در این مقاله، الگوریتمی بی‌درنگ برای آشکارسازی و شناسایی پلاک در قاب‌های ویدئو (frames) و شناسایی هم‌زمان چند پلاک در یک قاب ویدئویی طراحی و پیاده‌سازی می‌کنیم. درقبل در زمینهٔ تشخیص و شناسایی یک پلاک خودرو در یک صحنه، کارهایی صورت گرفته که در بیش‌تر آنها به بی‌درنگ‌بودن الگوریتم، توجه کمی شده است؛ درحالی‌که مسألهٔ افزایش سرعت شناسایی پلاک‌ها به‌همراه آشکارسازی و شناسایی صحیح چند پلاک خودرو در صحنه برای کاربردهای آن، اهمیت بالایی دارد. برخلاف روش‌هایی با پیچیدگی محاسباتی بالا، ما روش‌های مؤثر و ساده‌ای را برای بی‌درنگ‌بودن به‌کار گرفتیم. روش پیشنهادی روی ویدئوهایی از دوربین‌های بزرگراه‌ها ارزیابی‌شده و درصد آشکارسازی ٪ ۹۸/۷۹ حاصل شد. این سامانه به زبان C++ و با استفاده از کتابخانهٔ OpenCV پیاده‌سازی شده است. میانگین زمان پردازش هر قاب در مرحلهٔ Z آشکارسازی پلاک، ۲۵ میلی‌ثانیه و میانگین زمان کلی پردازش هر قاب چهل میلی‌ثانیه است که می‌تواند در کاربردهای بی‌درنگ استفاده شود. درصد بازشناسی ارقام پلاک نیز ٪ ۹۷/۸۳ به‌دست آمد. سامانهٔ بی‌درنگ پیشنهادی می‌تواند چند پلاک را از انواع مختلف در هر قاب تشخیص داده و شناسایی کند. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که روش و نحوهٔ پیاده‌سازی ما نسبت به کارهای گذشته، سرعت بالاتر و درصد آشکارسازی و بازشناسی بهتری دارد؛ طوری‌که آن را برای کاربردهای بی‌درنگ بسیار مناسب ساخته است.

واژگان کلیدی: سامانهٔ بی‌درنگ آشکارسازی و شناسایی پلاک خودرو، مدل مخلوط گاوسی، افکنش، تحلیل اجزای متصل به هم، شبکهٔ عصبی.

Design and Implementation of Real-Time License Plate Recognition System in Video Sequences

Mitra Abdollahi & Hossein Khosravi*
Department of Electronic, Faculty of Electrical Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, IRAN

Abstract

An automatic Number Plate Recognition (ANPR) is a popular topic in the field of image processing and is considered from different aspects, since early 90s. There are many challenges in this field, including; fast moving vehicles, different viewing angles and different distances from camera, complex and unpredictable backgrounds, poor quality images, existence of multiple plates in the scene, variable lighting conditions throughout the day, and so on. ANPR systems have many applications in today's traffic monitoring and toll-gate systems.

In this paper, a real-time algorithm is designed and implemented for simultaneous detection and recognition of multiple number plates in video sequences. Already some papers on plate localization and recognition in still? images have been existed , however, they do not consider real time processing. While for the related applications, real-time detection and recognition of multiple plates on the scene is very important. Unlike methods with high computational complexity, we apply simple and effective techniques for being real-

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات • تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۶/۸/۷ • تاریخ آخرین بازنگری: ۱۳۹۷/۷/۱۶ • تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۱۰/۱۹ Corresponding author

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]

time. At first, background is modeled using Gaussian Mixture Model (GMM) and moving objects are determined. Then, plate candidate regions are found by vertical edge detection and horizontal projection. After that, license plates are localized and extracted by morphological operations and connected components analysis. When plates ~~were~~ are detected, their characters are separated with another algorithm. Finally a neural network is applied for character recognition.

This system is implemented in C++ using OpenCV library. The average localization time per frame is 25 ms and total processing time, including localization and recognition, is 40 ms that can be used in real-time applications. The proposed method is evaluated on videos from highway cameras and the detection rate of 98.79% and recognition rate of 97.83% is obtained. Our real-time system can also recognize multiple plates of different types in each frame. Experimental results show that our method have higher speed and better recognition rate than previous works therefore it is suitable for real-time applications.

Keywords: Real-time License Plate Recognition System, Gaussian Mixture Model, Projection, Connected Components Analysis, Neural Network.

۱- مقدمه

سامانهٔ شناسایی خودکار شمارهٔ پلاک خودرو، سامانه‌ای برای خواندن پلاک وسیلهٔ نقلیه با استفاده از نویسه‌خوان نوری است. شمارهٔ پلاک خودرو یکی از مناسب‌ترین اقلام اطلاعاتی جهت احراز هویت خودروها است. این سامانه به‌طورکامل خودکار است که با استفاده از پردازش تصویر خودروهای عبوری از یک مکان، شمارهٔ پلاک آنها را استخراج می‌کند. برای استفاده از این سامانه، نیازی به نصب و تجهیز خودروها به‌وسیلهٔ دیگری (مانند GPS یا برچسب‌های رادیویی- RFID Tag) وجود ندارد. این سامانه با استفاده از دوربین‌های مخصوص، تصویری از خودروی در حال عبور اخذ کرده و آن را جهت پردازش توسط نرم‌افزار تشخیص پلاک خودرو به رایانه ارسال می‌کند. از این سامانه می‌توان در زمینه‌های امنیتی و ترافیکی بسیار بهره گرفت. با توجه به کاربردهای زیاد آن، روش‌های متفاوتی برای آشکارسازی و شناسایی پلاک خودرو در مراجع مختلف ارائه شده است [1]، [2]، [3] و [4].

به‌طورکلی یک سامانهٔ خودکار شناسایی پلاک خودرو[1]، ANPR، از سه بخش اصلیِ تشخیص محل پلاک یا آشکارسازی پلاک، جداسازی نویسه‌ها، و شناسایی آنها تشکیل شده است.

خواندن پلاک خودرو از روی تصاویر پیچیده دو مرحله دارد. در مرحلهٔ نخست، محل پلاک در تصویر مشخص می‌شود و شناسایی ارقام و حروف پلاک در مرحلهٔ دوم صورت می گیرد. از آنجا که شناسایی ارقام و حروف پلاک، مبتنی بر تصویر استخراجی مرحلهٔ نخست است، لذا کارایی و دقت سامانه تا حدّ زیادی به مرحلهٔ نخست بستگی دارد و یافتن محل دقیق پلاک اهمیت زیادی دارد. کیفیت پایین تصاویر، شرایط نوری مختلف، زوایای دید مختلف دوربین، پس‌زمینهٔ پیچیده، و انعکاس و شکست نور از مشکلات کار هستند.

پلاک خودرو می‌تواند در هر جای تصویر وجود داشته باشد. به جای پردازش هر پیکسل تصویر که زمان پردازش زیادی می‌خواهد، می‌توان پلاک را با ویژگی‌هایش متمایز کرد در این صورت سامانه فقط پیکسل‌هایی را با این ویژگی‌ها پردازش می‌کند. ویژگی‌ها با توجه به شکل پلاک و نویسه‌های تشکیل‌دهندهٔ آن تعیین می‌شوند. رنگ پلاک یکی از ویژگی‌های آن است که کشورهای مختلف رنگ‌های خاصی برای پلاک‌های خود دارند. شکل مستطیلی مرز پلاک ویژگی دیگری است که برای استخراج پلاک استفاده می‌شود. تغییر رنگ بین نویسه‌ها و پس‌زمینهٔ پلاک که بافت پلاک در نظر گرفته می‌شود هم برای استخراج پلاک از تصویر به کار می‌رود. وجود نویسه‌ها می‌تواند به‌عنوان یکی از ویژگی‌های مورد استفاده برای شناسایی ناحیهٔ پلاک باشد. درنهایت ترکیب دو یا چند ویژگی می‌تواند به تشخیص پلاک منجر شود [5].

در ادامه، برخی روش‌های به‌کار گرفته‌شده برای مرحلهٔ نخست را بیان می‌کنیم. *چاکون و همکارش* [6] یک الگوریتم تشخیص کانتور را بر روی تصاویر دودویی اعمال می‌کنند تا اجزای متصل به هم را تشخیص دهند. اجزای متصل به همی که ویژگی‌های هندسی مشابه پلاک‌ها دارند، به‌عنوان نامزد انتخاب می‌شوند؛ این الگوریتم در تصاویر با کیفیت پایین شکست می‌خورد؛ چون کانتورهای اشتباهی پیدا می‌کند. *چناقلو و رحمتی* [7] ابتدا با استفاده از اطلاعات رنگی، نواحی نامزد[2] را استخراج می‌کنند؛ سپس با استفاده از تعریف جدیدی که برای مورفولوژی ریاضی ارائه کرده‌اند، وجود ارقام در نواحی نامزد بررسی می‌شوند. در انتها با توجه به این‌که باید در ناحیهٔ پلاک چندین رقم پشت سر هم موجود باشند، ناحیهٔ پلاک

[1] Automatic Number Plate Recognition (ANPR)

[2] Candidate regions

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]

مشخص می‌شود. *ابوالقاسمی و احمدی‌فرد* [8]، ابتدا لبه‌های موجود در تصویر را استخراج می‌کنند و سپس مکان‌هایی از تصویر را که نسبت به مساحت خود تعداد لبه‌های بیشتری دارند، به‌دست می‌آورند. از آنجا که تصویر ممکن است در اثر لرزش، آب و هوای مه‌آلود یا بارانی مات شود، از تیزکردن لبه استفاده می‌کنند. این کار به تشخیص لبه‌ها کمک می‌کند. *دوآن و همکارانش* [9] از تبدیل هاف[1] استفاده کرده‌اند؛ بدین صورت که ابتدا لبه‌های تصویر ورودی به‌دست می‌آیند، سپس تبدیل هاف برای پیدا کردن ناحیه پلاک به‌کار گرفته می‌شود. این روش هرگاه که تصاویر به خودرو محصور شده باشد، نتایج خوبی از خود نشان می‌دهد؛ اما عیب این روش این است که به تغییر شکل مرزهای پلاک حساس بوده و زمان پردازشی آن زیاد است. *وانگ و همکارانش* [10] الگوریتمی را برای تعیین محل پلاک مبتنی بر تبدیل موجک گسسته، DWT[2]، پیشنهاد می‌کنند. راه‌های بسیاری برای تشخیص ناحیه پلاک خودرو استفاده شده است. بسیاری از روش‌های پیشنهاد شده محدودیت‌هایی دارند که تشخیص پلاک با اندازه ثابت و تشخیص فقط یک پلاک در هر تصویر، برخی از آن محدودیت‌ها است. آنها همچنین به میزان بالایی تشخیص اشتباه در پس‌زمینه‌های پیچیده و پیچیدگی محاسباتی بالا دارند. نقطهٔ ضعف دیگر این روش‌ها که بسیار مهم است، سرعت کم آنها است [11]، [12] و [13]، میانگین زمان اجرایشان بیش از یک ثانیه است که این زمان برای یک کاربرد بی‌درنگ[3] بیش از حد بزرگ است.

برای مرحلهٔ دوم یعنی الگوریتم‌های بازشناسی نویسه‌ها در LPR[4] می‌توان از روش‌های مبتنی بر یادگیری و تطبیق الگو استفاده کرد. در روش‌های مبتنی بر یادگیری نشان داده شده است که با داشتن مجموعهٔ بزرگ داده‌های آموزشی، شبکه‌های عصبی مصنوعی [14] می‌توانند به نتایج بازشناسی خوبی دست پیدا کنند و لذا رایج‌ترین روش مورد استفاده در سامانه‌های LPR هستند. *فولیانگ و همکارانش* [15]، برای شناسایی نویسه‌های مختلف روی پلاک که شامل نویسه‌های چینی، حروف و اعداد انگلیسی هستند، از چهار شبکهٔ عصبی پرسپترون چندلایه به‌ترتیب برای طبقه‌بندی حروف چینی، حروف انگلیسی، ترکیب حروف و اعداد انگلیسی و همچنین اعداد استفاده کرده‌اند. برای بهبود سرعت آموزش پس‌انتشار خطا نیز الگوریتم ارتجاع[5] به کار رفته است. *ناگار* [16]، دو نوع شبکهٔ پس‌انتشار خطای سه‌لایه با تابع انتقال تانژانت سیگموید و شبکهٔ چندی‌کردن[6] بردار یادگیر، LVQ[7]، را برای بازشناسی نویسه‌ها در یک سامانهٔ LPR به کار برده و مقایسه‌ای بین این دو نوع شبکه بر مبنای دقت بازشناسی انجام داده است. *نجاتی و پورقاسم* [17]، برای افزایش نرخ بازشناسی نویسه‌های پلاک خودرو، از مدل ترکیبی براساس ساختار اختلاط خبره‌ها استفاده کرده‌اند. نتایج تجربی نشان می‌دهند که در مقایسه با شبکه‌های عصبی پرسپترون، ساختار اختلاط خبره‌ها منجر به افزایش دقّت در بازشناسی نویسه‌های فارسی پلاک خودرو می‌شود؛ اما سرعت بیش‌تر سامانه و بی‌درنگ‌بودن الگوریتم را فراهم نمی‌کند.

در این مقاله علاوه‌بر حل این مسائل، تلاش می‌کنیم مشکلات دیگری را که بر سر راه این سامانه‌ها وجود دارد نیز رفع کنیم. در بخش دوم این مقاله روش پیشنهادی خود را در سه قسمت شرح می‌دهیم؛ در بخش سوم نتایج آزمایش‌های‌مان را ارائه و در بخش چهارم نتیجه‌گیری کلی پژوهش خود را بیان می‌کنیم.

۲- روش پیشنهادی

سامانهٔ هوشمند حمل و نقل به بخش جدایی‌ناپذیری از این صنعت تبدیل شده است. با توجه به نصب دوربین‌های مختلف در چهارراه‌ها و مسیرهای پررفت‌وآمد، وجود سامانه‌های کارآمد شناسایی خودکار شمارهٔ پلاک، ضروری و مهم به‌نظر می‌رسند. یک سامانهٔ هوشمند حمل و نقل دارای بخش‌های مختلفی از جمله تشخیص پلاک، تشخیص نوع خودرو، تعیین سرعت، تشخیص تخلف، تشخیص رنگ خودرو و... است. سامانهٔ شناسایی پلاک، قسمتی از این سامانهٔ هوشمند به‌شمار می‌آید.

امروزه بیش‌تر سامانه‌های شناسایی پلاک، سخت‌افزار خاصی را استفاده می‌کنند، مثل دوربین‌های وضوح بالا یا حس‌گرهای مادون قرمز تا کیفیت تصویر ورودی را بهبود دهند و آنها در شرایط کنترل‌شده‌ای عمل می‌کنند. یک راه حل متفاوتی که در این کار پیشنهاد شده، تحلیل پیوسته و توجه به قاب‌های بعدی است. باید دست‌کم بیست قاب[8] را در ثانیه در ویدئوها پردازش کنیم تا الگوریتم‌مان بی‌درنگ باشد. با این حال ممکن است، قاب بر ثانیهٔ[9] بیشتری برای جاده‌ها و

[1] Hough transform
[2] Discrete Wavelet Transform
[3] Real-Time
[4] License Plate Recognition
[5] Resilient
[6] Quantization
[7] Learning Vector Quantization
[8] Frame
[9] Frame per Second (fps)

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]
[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]

بزرگراه‌های کشور نیاز باشد؛ چون در آن‌ها رانندگان با سرعت‌های بالاتری می‌رانند. در این مقاله عملیات بی‌درنگ، یعنی: عملیاتی به‌اندازهٔ کافی سریع، که حتی یک وسیلهٔ نقلیهٔ در حال حرکت را در صحنه صرف نظر از سرعتش از دست ندهیم.

یک سامانهٔ VLPR[1] معمول از چهار ماژول تشکیل شده است: تهیهٔ ویدئو، آشکارسازی پلاک، جداسازی نویسه‌های پلاک، و بازشناسی ارقام پلاک. شکل (۱) ساختار کلی یک سامانهٔ خودکار آشکارسازی و شناسایی پلاک خودرو را نشان می‌دهد.



(شکل-۱): ساختار کلی سامانهٔ خودکار آشکارسازی و شناسایی پلاک خودرو

(Figure-1): Structure of ANPR system

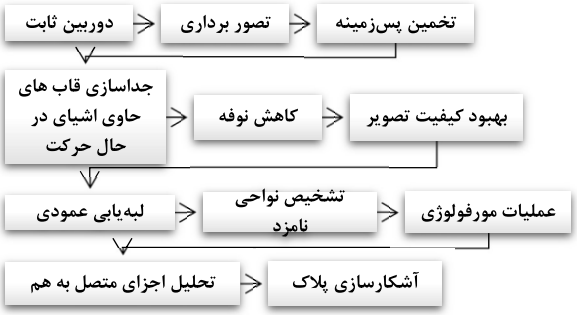
۱-۲- آشکارسازی پلاک

تعیین محل پلاک خودرو مهم‌ترین بخش یک سامانهٔ ANPR است، زیرا این بخش پرچالش‌ترین مرحله است. برای آن که سامانهٔ شناسایی پلاک دقّت لازم را داشته باشد، باید این مرحله، در شرایط متفاوت به‌درستی پلاک را تشخیص دهد؛ هم‌چنین باید برای رفع نیازهای سامانهٔ انتقال هوشمند، به‌اندازه کافی سریع باشد.

در این بخش رویکردی جدید و کارآمد را برای آشکارسازی و تعیین محل بی‌درنگ پلاک با استفاده از نسخهٔ اصلاح‌شدهٔ روش‌های موجود پیشنهاد می‌کنیم. این سامانه در صحنه‌های پویا برای شناسایی، تشخیص و پی‌گیری خودرو از قاب‌های ورودی و سپس استخراج پلاک از آنها استفاده می‌شود. شکل (۲) نمای کلی را از روش به‌کار گرفته‌شده، در این بخش نشان می‌دهد.

۱-۱-۲- تخمین پس‌زمینه

وظیفهٔ اصلی در بسیاری از سامانه‌های نظارت تصویری عبارت از تشخیص حرکت، طبقه‌بندی[2] شیء، ردیابی، درک فعالیت و توصیف معنایی است. سامانه‌های نظارت تصویری با تشخیص شیء در حال حرکت در قاب‌های ویدئو کار خود را آغاز می‌کنند و پس‌زمینه‌ای قابل اعتماد از قاب‌های تصویری ورودی می‌سازند. ما از مدل مخلوط گاوسی[3] [18] برای جداکردن شیء در حال حرکت پیش‌زمینه از پس‌زمینه استفاده کردیم.



(شکل-۲): روش پیشنهادی در بخش آشکارسازی پلاک

(Figure-2): Overview of the proposed LPL[4]

در این روش، یک پیکسل در زمان t به‌صورت ترکیبی از K توزیع گاوسی مدل می‌شود[19] و [20]. به‌عبارتی مقادیر هر پیکسل در طول برای مثال یکصد قاب اخیر، ذخیره و این مقادیر به K خوشهٔ گاوسی تقسیم می‌شوند که میانگین و انحراف هر خوشه، از روی همین داده‌ها به‌دست می‌آید. احتمال مشاهدهٔ مقدار فعلی پیکسل در معادله (۱) آمده است:

$$\mathbf{P(X_t) = \sum_{i=1}^{k} w_{i,t} * \varphi(X_t, \mu_{i,t}, C_{i,j})} \qquad (۱)$$

در اینجا $\mathbf{w_{i,t}}$ وزن مربوط به هر توزیع گاوسی است که بر اساس تعداد داده‌هایی که در هر خوشه قرار می‌گیرند، محاسبه می‌شود و $\boldsymbol{\mu_{i,t}}$ و $\mathbf{C_{i,j}}$ مقدار میانگین و واریانس گاوسی iاُم هستند. $\boldsymbol{\varphi(X_t, \mu_{i,t}, C_{i,j})}$ تابع چگالی احتمال گاوسی است که در معادلهٔ (۲) آمده است.

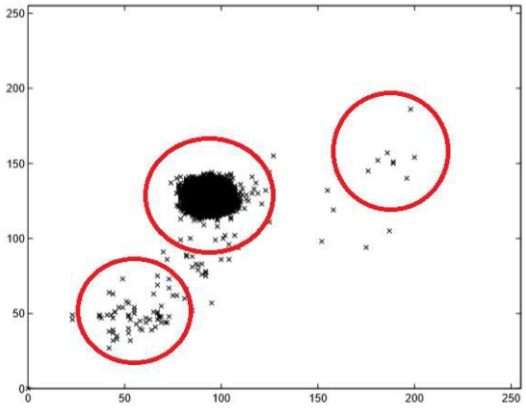
$$\varphi(X_t, \mu_{i,t}, C_{i,j}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}|C|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(X_t - \mu_t)^T C^{-1}(X_t - \mu_t)\right) \qquad (۲)$$

در تخمین پس‌زمینه توسط چند توزیع گاوسی، هر پیکسل به‌صورت ترکیبی از چند توزیع گاوسی مدل می‌شود. جزئیات این روش در مقالهٔ آقای استافر در سال ۱۹۹۹[5] آمده است. برای مثال در شکل (۳) مقادیر $\mathbf{R}$ و $\mathbf{G}$ یک پیکسل در طول زمان نشان داده شده است. ملاحظه می‌شود که توزیع

[1] Vehicle License Plate Recognition
[2] Classification
[3] Gaussian Mixture Model (GMM)
[4] License Plate Localization
[5] http://www.ai.mit.edu/projects/vsam/Publications/stauffer_cvpr98_track.pdf

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]
[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]

این پیکسل به‌طورتقریبی به‌صورت ترکیبی از سه توزیع گاوسی قابل بیان است که میانگین و واریانس آنها از همین شکل قابل محاسبه است و ضریب وزنی **w** هم متناسب با تعداد داده‌هایی است که توسط هر گاوسی پوشش داده می‌شوند.



(شکل-۳)
(Figure-3)



(شکل-۴): (الف) یک قاب مطلوب
(Figure-4): (a) One desired frame



(شکل-۴): (ب) پس‌زمینهٔ یک قاب مطلوب
(Figure-4): (b) Background of a desired frame



(شکل-۴): (ج) پیش‌زمینهٔ یک قاب مطلوب
(Figure-4): (c) Foreground of a desired frame

[1] Median Filter
[2] Contrast

بعد از آن‌که از مدل مخلوط گاوسی برای تخمین پس‌زمینه استفاده کردیم، قاب‌های پس‌زمینه به‌تنهایی حذف شده و قاب‌های حاوی اطلاعات پیش‌زمینه برای پردازش‌های بعدی به‌دست می‌آیند. قاب‌های حاوی پیش‌زمینهٔ همان اشیای در حال حرکتند که قاب‌های مطلوب هستند. پیش‌زمینهٔ و پس‌زمینهٔ یک قاب مطلوب در شکل (۴) نشان داده شده‌اند که اینها با استفاده از الگوریتم GMM به‌دست آمده‌اند.

۲-۱-۲-کاهش نوفه

همان‌طور که مشاهده می‌کنید، نوفه‌های بسیاری در قاب‌های مطلوب وجود دارد که برای حذف نوفه‌ها ابتدا قاب‌ها را خاکستری کرده، سپس با استفاده از یک فیلتر میانه[1] نوفه را کاهش می‌دهیم. فیلتر میانه، فیلتری است که بر روی هر عنصر سیگنال می‌رود و هر پیکسل را به میانهٔ پیکسل‌های همسایه‌اش تغییر می‌دهد (این پیکسل‌های همسایه در یک همسایهٔ مربعی اطراف پیکسل ارزیابی‌شده قرار گرفته‌اند). مثالی از به‌کاربردن این فیلتر در شکل (۵) نشان داده شده است.



(شکل-۵): قاب مطلوب پس از کاهش نوفه
(Figure-5): The desired frame after noise reduction

۳-۱-۲- بهبود کیفیت تصویر

وقتی که قاب‌های ویدئو خیلی تیره هستند یا تضاد[2] روشنایی مناسبی در آنها وجود ندارد، از الگوریتم‌های بهبود تصویر استفاده می‌کنیم تا کیفیت قاب‌ها را ارتقا دهیم. الگوریتم پیشنهادی ما در این قسمت که کیفیت تصاویر را بهبود می‌دهد، متشکل از یک تابع انتقال تکه‌ای خطی[3] است. انتخاب این تابع خطی باید براساس اطلاعات هیستوگرام تصویر باشد؛ طوری‌که از پایین تا شدّت روشنایی‌ای که هیستوگرام تجمعی کمتر از دودرصد مجموع هیستوگرام می‌شود و از بالا هم از جایی که هیستوگرام تجمعی بیش از ۹۸ درصد مجموع هیستوگرام می‌شود، به‌عنوان نقاط شروع و

[3] Piecewise linear transfer function

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]
[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]

پایان تابع تبدیل انتخاب شوند. نتیجهٔ الگوریتم بهبود پیشنهادی در شکل (۶) نشان داده شده است.



(شکل-۶): (الف) قاب کنتراست پایین
(Figure-6): (a) The low contrast image



(شکل-۶): (ب) قاب بهبودیافته
(Figure-6): (b) The low enhanced image

۴-۱-۲- لبه‌یابی عمودی

هر پلاک خودرو به‌طورعمومی حاوی تعدادی عدد و حرف است که رنگ آنها به‌طور قابل توجهی از پس‌زمینه‌اش متفاوت است. این به این معنا است که منطقهٔ پلاک، اطلاعات بافت و لبهٔ بسیار زیادی دارد. لبه‌ها نسبت به تغییرات نور مقاوم هستند. از لبه‌یابی عمودی استفاده می‌کنیم، زیرا این لبه‌یابی، بیش‌تر اطلاعات لبه را در ناحیه پلاک حفظ و تعداد زیادی از لبه‌های افقی اطراف پلاک را حذف می‌کند. این باعث می‌شود، فرآیند تعیین محل پلاک آسان‌تر شود. روش‌های مناسب بسیاری برای لبه‌یابی عمودی وجود دارد. ما عمل‌گر سوبل[1] را انتخاب کردیم، چون به‌لحاظ محاسباتی کم‌هزینه است و مقاومت قابل قبولی نسبت به نوفه دارد. عمل‌گر سوبل مشتقات یک تصویر را محاسبه می‌کند.

عمل‌گر سوبل یک عمل‌گر دیفرانسیلی گسسته است که تقریبی از گرادیان تابع چگالی یک تصویر را محاسبه می‌کند. عملگر سوبل نرم‌کنندهٔ گاوسی و دیفرانسیل[2] را ترکیب می‌کند.

با فرض این‌که تصویر مورد نظر $\mathbf{I}$ باشد، لبه‌یابی توسط کانولوشن $\mathbf{I}$ با یک کرنل $\mathbf{G_x}$ با اندازهٔ فرد حساب می‌شود. به‌عنوان مثال برای یک کرنل با اندازهٔ ۳، $\mathbf{G_x}$ با معادله (۳) حساب می‌شود و $\mathbf{G_x}$ عملگر سوبل برای لبه‌یابی عمودی است.

$$\mathbf{G_x} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * \mathbf{I} \qquad (۳)$$

ما این عملگر سوبل را به‌کار می‌بریم و تصویر خروجی، تصویری با لبه‌های مشخص روشن روی پس‌زمینهٔ تیره است (شکل(۷)).



(شکل-۷): لبه‌یابی عمودی
(Figure-7): Vertical edge detection

در برخی موارد، به‌عنوان‌مثال وقتی که قاب‌های ویدئو خیلی مات هستند، عملگر شار[3] [21] می‌تواند به جای عملگر سوبل استفاده شود. عملگر شار مشتق دقیق‌تری را برای یک کرنل با اندازه سه حساب می‌کند. وقتی که اندازه کرنل سه است، کرنل سوبل نشان‌داده‌شده در بالا ممکن است، اشتباهات قابل توجهی را تولید کند؛ زیرا که سوبل تنها یک تقریب مشتق است. این عمل‌گر نیز سریع است؛ اما دقّت بیشتری از تابع سوبل استاندارد دارد و با کرنل معادلهٔ (۴) برای لبه‌یابی عمودی پیاده‌سازی می‌شود.

$$\mathbf{G_x} = \begin{bmatrix} -3 & 0 & +3 \\ -10 & 0 & +10 \\ -3 & 0 & +3 \end{bmatrix} * \mathbf{I} \qquad (۴)$$

سپس لبه‌های عمودی تشخیص داده می‌شوند و یک نقشهٔ لبهٔ دودویی[4] با آستانه‌گذاری اتسو[5] [22] به‌دست می‌آید. مثالی از یک نقشهٔ لبهٔ دودویی در شکل (۸) نشان داده شده است.



(شکل-۸): یک نقشه لبه دودویی
(Figure-8): A binary edge map

[1] Sobel Operator
[2] Differentiation

[3] Scharr
[4] Binary Edge Map
[5] Otsu Thresholding

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]
[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]

۵-۱-۲- تشخیص نواحی نامزد

نواحی نامزد، نواحی‌ای در هر قاب هستند که پلاک‌ها با احتمال بیش‌تری حضور دارند. برای پیداکردن نواحی نامزد، افکنش[1] افقی را بر روی نقشه‌های لبهٔ دودویی اعمال می‌کنیم. افکنش افقی با شمردن تعداد پیکسل‌های سفید در هر سطر تصویر و رسم نمودار به‌دست می‌آید. به‌دلیل ریزموج‌های شدیدی که در دامنهٔ منحنی‌های افکنش افقی وجود دارد، افکنش افقی را با فیلتر میانگین‌گیر[2] نرم می‌کنیم. بعد از آن بیشینهٔ افکنش افقی نرم‌شده پیدا می‌شود. سطرهایی از نقشه‌های لبه دودویی حذف می‌شوند که مقدار افکنش افقی نرم‌شدهٔ آنها کمتر از پنجاه درصد بیشینه است؛ بنابراین شکل (۹) به‌دست می‌آید. برای کد مربوط به تحلیل مؤلفه‌های پیوسته (CCA) از کتابخانه OpenCV استفاده کرده‌ایم که بر مبنای همسایگی‌های چهارتایی یا هشت‌تایی، مؤلفه‌های به‌هم‌پیوسته را پیدا می‌کند.



(شکل-۹): تشخیص نواحی نامزد
(Figure-9): Candidate regions detection

۶-۱-۲- عملیات مورفولوژی

عملیات مورفولوژی، عملیاتی هستند که تصاویر را بر مبنای شکل‌هایی خاص پردازش می‌کنند. آنها یک المان ساختاری را بر روی تصویر ورودی اعمال کرده و تصویر خروجی را به‌دست می‌آورند.

پایه‌ای‌ترین عملیات مورفولوژی دو تا است: سایش[3] و گسترش[4]. کاربردهای آنها طیف گسترده‌ای دارد که عبارتند از:

- حذف نوفه
- جداسازی عناصر منحصربه‌فرد و پیوستن عناصر ناهمگون در یک تصویر
- یافتن شدّت برجستگی‌ها یا سوراخ‌ها در یک تصویر

[1] Projection
[2] Moving Average Filter
[3] Erosion

عملیات گسترش، باعث می‌شود، نواحی روشن در یک تصویر رشد کند و عملیات سایش نواحی روشن در یک تصویر را نازک‌تر می‌کند؛ درحالی‌که مناطق تاریک بزرگ‌تر می‌شوند.

ابتدا در تصاویر نواحی نامزد، از عمل‌گر سایش با المان ساختاری ۳x۳ استفاده و بعد از آن، روی تصاویر حاصله، عملگر گسترش را با المان ساختاری ۲۳x۲۳ اعمال می‌کنیم. این المان‌های ساختاری به‌صورت تجربی به‌دست آمده‌اند. شکل (۱۰) نتیجهٔ این عملیات را نشان می‌دهد.



(الف) تصویر سایش نواحی نامزد
(a) An erosion image



(ب) تصویر حاصل از گسترش بعد از سایش
(b) A dilation image after erosion
(شکل-۱۰): نتیجهٔ عملیات سایش و گسترش متوالی[5]
(Figure-10): The result of opening operation

۷-۱-۲- تحلیل‌گر اجزای متصل به هم[6]

بعد از عملیات گسترش، اجزای متصل به هم پیدا می‌شوند. این اجزا با توجه به نسبت ابعاد پلاک‌ها و اندازهٔ آنها کنترل و پلاک‌ها آشکارسازی می‌شوند. اندازهٔ یک پلاک خودرو بر مبنای وضوح[7] قاب‌های ویدئو و با درنظرگرفتن فاصلهٔ بین دوربین و وسایل نقلیه تعیین می‌شوند. شکل‌های (۱۱ و ۱۲) مثال‌هایی از نواحی استخراج‌شده را با روش پیشنهادی نشان می‌دهند.

[4] Dilation
[5] Opening
[6] Connected Components Analysis (CCA)
[7] Resolution

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]
[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]



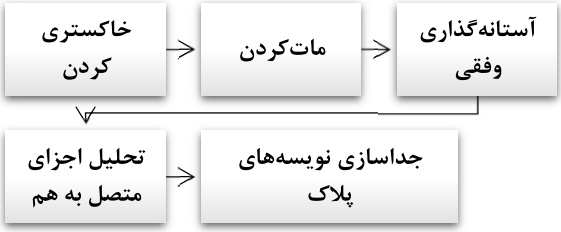
(شکل-۱۱): مثال‌هایی از نواحی پلاک استخراج‌شده
(Figure-11): Examples of plate areas



(شکل-۱۲): مثال‌هایی از نواحی غیرپلاک استخراج‌شده
(Figure-12): Examples of non-plate areas

۲-۲- جداسازی نویسه‌های پلاک

نمای کلی از روش به‌کار گرفته‌شده در این بخش در شکل (۱۳) نشان داده شده است.

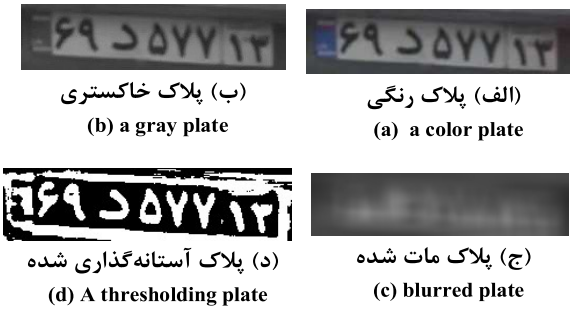


(شکل-۱۳): روش پیشنهادی در بخش جداسازی نویسه‌های پلاک
(Figure-13): Overview of the proposed character segmentation

ابتدا پلاک استخراج‌شده از مرحلهٔ قبل را خاکستری کرده و سپس آن را با کرنلی مشخص، اندکی مات کردیم[1]. با استفاده از پلاک خاکستری و مات‌شده، آستانه‌گذاری وفقی مورد نظرمان را بر روی پلاک انجام دادیم، به این صورت که اگر روشنایی پیکسل پلاک خاکستری کمتر یا مساوی ۹۵ درصد روشنایی پیکسل پلاک مات‌شده بود، آن پیکسل در تصویر دودویی سفید شود (رابطه ۵). در نتیجهٔ این عمل، پلاک دودویی یا آستانه‌گذاری‌شده به‌دست آمد که مثالی از آن در شکل (۱۴) نشان داده شده است.

$$\text{imbin}(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if imgray}(x,y) \le 0.95\ \text{imblurred} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۵)$$

[1] blurring



(الف) پلاک رنگی
(a) a color plate

(ب) پلاک خاکستری
(b) a gray plate

(ج) پلاک مات شده
(c) blurred plate

(د) پلاک آستانه‌گذاری شده
(d) A thresholding plate

(شکل-۱۴): روش پیشنهادی برای یافتن پلاک باینری
(Figure-14): The proposed method for finding binary plates

سپس بر روی تصویر آستانه‌گذاری‌شده، تحلیل اجزای متصل به‌هم را انجام دادیم و نویسه‌های پلاک را جدا کردیم. حاصل کار در مثال شکل (۱۸) آورده شده است.

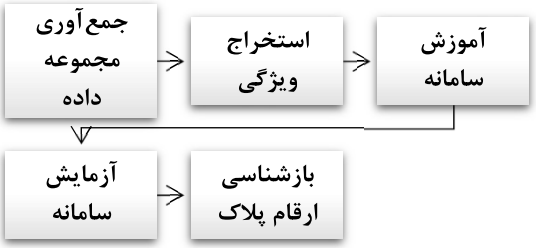


(شکل-۱۵): جداسازی نویسه‌های یک پلاک
(Figure-15): Character segmentation of a plate

لازم به ذکر است که زمان اجرای این الگوریتم بسیار کوتاه است و برای تمام پلاک‌ها در کسری از صدم ثانیه انجام می‌گیرد.

۳-۲- بازشناسی ارقام پلاک

در شکل (۱۶) نمای کلی مراحل بخش شناسایی ارقام پلاک نشان داده شده است.



(شکل-۱۶): روش پیشنهادی در بخش بازشناسی ارقام پلاک
(Figure-16): Overview of the proposed character recognition

۱-۳-۲- مجموعه داده

در این مرحله باید سامانه را آموزش دهیم تا بتواند پلاک‌ها را شناسایی کند. برای آموزش آن ابتدا مجموعه داده‌ای متشکل از ۲۷۰۳۰ نمونهٔ آموزش را در سی طبقه فراهم کردیم. در جدول (۱) برخی از این نمونه‌های آموزش نشان داده شده‌اند و نمادهای هر طبقه در مرحلهٔ بازشناسی ارقام به کار می‌روند.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]

هر پلاک شامل هفت رقم از یک تا نه و یک حرف از هیجده حرف بالا که می‌تواند در پلاک باشد، می‌شود. یک نویسهٔ صندلی چرخ‌دار نیز مخصوص خودروهای معلولان امکان دارد در پلاک وجود داشته باشد. در بالای سمت راست همهٔ پلاک‌ها کلمهٔ ایران با قلم کوچکی نوشته شده است که به‌طورمعمول در طول شناسایی پلاک به‌دلیل اندازهٔ کوچکش حذف خواهد شد. نسبت ابعاد همه پلاک‌ها درحدود نُه به دو است و پرچم ایران هم در بالای سمت چپ پلاک‌ها قرار دارد.

(جدول-۱): مثال‌هایی از نمونه‌های آموزش
(Table-1): Examples of training samples

کلاس	نماد	مثال‌ها		کلاس	نماد	مثال‌ها		کلاس	نماد	مثال‌ها	
نامعتبر	*			10	A			20	gh		
1	1			11	B			21	K		
2	2			12	P			22	L		
3	3			13	T			23	M		
4	4			14	D			24	N		
5	5			15	J			25	V		
6	6			16	C			26	H		
7	7			17	S			27	E		
8	8			18	Ta			28	Y		
9	9			19	Aa			29	Ch		

۲-۳-۲- استخراج ویژگی

بعد از فراهم‌کردن نمونه‌های آموزش، باید از نمونه‌ها ویژگی مناسبی استخراج کنیم و سامانه را آموزش دهیم. ویژگی استخراج‌شده، هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار[1] است که در ادامه نحوهٔ استفاده و چگونگی عملکرد آن را شرح می‌دهیم. هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار به شدّت روشنایی حساس نیست؛ بلکه به تغییرات شدّت روشنایی حساس است. در استخراج ویژگی از هیستوگرام‌ها، هم زاویه و هم اندازه دخالت دارند. به‌ازای هر زاویه، مقدار اندازه‌های گرادیان آن را جمع می‌کنیم، شبیه کاری که در HOG انجام می‌شود.

برای استخراج ویژگی، ابتدا نمونه‌های آموزش یا تصویر نویسه‌های رنگی را خاکستری می‌کنیم؛ سپس اندازهٔ همهٔ آنها را به ۴۰×۴۰ تغییر می‌دهیم؛ این اندازه که متوسط اندازهٔ نویسه‌ها در پلاک است، به‌طور تجربی به‌دست آمده است. هر تصویر نویسه را به شانزده بلوک ۱۰×۱۰تقسیم می‌کنیم. در هر بلوک یک هیستوگرام گرادیان با شانزده بازه محاسبه می‌شود؛ یعنی از هر بلوک شانزده ویژگی استخراج می‌شود، پس در مجموع بردار ویژگی ناشی از هر تصویر نویسه ۲۵۶ تایی است.

[1] Histograms of Oriented Gradients (HOG)

حال در این الگوریتم به‌ازای هر پیکسل تصویر ۴۰×۴۰ یک زاویه و یک اندازه به‌دست آوردیم که ابتدا تصویر، با استفاده از کرنل‌های سوبل در جهت **x** و **y** فیلتر می‌شود تا گرادیان تصویر در راستای x و **y** به‌دست آید.

$$G_x = I * D_x \qquad (۶)$$

$$G_y = I * D_y \qquad (۷)$$

در روابط (۶) و (۷)، I تصویر اصلی، D_x و D_y کرنل‌های سوبل در راستای x و y، G_x و G_y گرادیان تصویر در راستای **x** و **y** و علامت * عمل کانولوشن را نشان می‌دهند؛ سپس اندازه و جهت گرادیان در هر پیکسل با معادله‌های (۸) و (۹) به‌دست می‌آیند.

$$|G(i,j)| = \sqrt{(G_x(i,j))^2 + (G_y(i,j))^2} \qquad (۸)$$

$$\theta_G(i,j) = \tan^{-1}\left(\frac{G_y(i,j)}{G_x(i,j)}\right) \qquad (۹)$$

که |G| اندازهٔ گرادیان، $\boldsymbol{\theta_G}$ جهت گرادیان و i و j به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ شمارهٔ سطرها و ستون‌های تصویر هستند. برای محاسبهٔ هیستوگرام گرادیان در هر بلوک، ابتدا

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]
[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]

زاویهٔ گرادیان که فاصلهٔ بین صفر تا ۳۶۰ درجه است به شانزده فاصلهٔ مساوی تقسیم می‌شود که شانزده، تعداد جهت‌های گرادیان یا همان بین‌های هیستوگرام را نشان می‌دهد و هر کدام از این فاصله‌ها یک کانال هیستوگرام را تشکیل می‌دهند. همان‌طور که گفته شد، از هر بلوک شانزده ویژگی استخراج می‌شود و چون در هر تصویر شانزده بلوک داریم، درمجموع از هر تصویر ۲۵۶ ویژگی استخراج خواهد شد. هر ویژگی استخراج‌شده در هر بلوک با رابطهٔ (۱۱) به‌دست آمده است.

$$\mathbf{A} = |\mathbf{G(i,j)}| \qquad (۱۰)$$

$$f_\theta = \sum_k A_k \qquad (۱۱)$$

که k نشان‌دهندهٔ شمارهٔ اندازه‌ها در یک بلوک است. بنابراین در هر بلوک هر ویژگی، مجموع اندازه‌هایی است که زاویهٔ آنها در بلوک جاری θ هست. بعد از آن که بردارهای ویژگی نمونه‌های آموزش را به‌دست آوردیم، لازم است، مقادیر این بردارها را به مقادیری بین صفر و یک نرمال کنیم و سپس آنها را برای آموزش سامانه به کار بریم. نرمال‌کردن مقادیر بردار ویژگی به این صورت انجام شد که تمام عناصر بردار ویژگی به اندازه بردار ویژگی تقسیم می‌شوند و نرم[1] بردار بعد از نرمال‌شدن یک خواهد شد. استخراج ویژگی این تعداد نمونه‌های آموزش در حدود ۱۳۲ ثانیه طول کشید که می‌توان گفت به‌طور متوسط زمان استخراج ویژگی هر نمونه ۴/۸ میلی‌ثانیه است.

۳-۳-۲- آموزش سامانه

در این مرحله، ابتدا بردارهای ویژگی نمونه‌های آموزش را تصادفی کردیم و بعد سامانه را آموزش دادیم. پس از بررسی‌های انجام‌شده در زمینهٔ الگوریتم‌های یادگیری مانند آدابوست [23] و مقایسهٔ آنها به این نتیجه رسیدیم که شبکهٔ عصبی با یک لایهٔ مخفی، بیش‌ترین سرعت و دقت را برای کاربرد ما خواهد داشت؛ بنابراین این شبکه را برای آموزش به کار بردیم؛ به این صورت که تعداد نرون‌های ورودی به تعداد ویژگی‌ها یعنی ۲۵۶ نرون، تعداد نرون‌های خروجی به تعداد طبقه‌ها یعنی سی نرون و تعداد نرون‌های مخفی را به‌صورت تجربی پنجاه در نظر گرفتیم. آموزش سامانه در طی دویست دورهٔ آموزش ۳۱۰ ثانیه طول کشید و درصد آموزش ٪۹۸/۵ به‌دست آمد.

[1] Norm

۳- نتایج تجربی

۳-۱- نتایج آشکارسازی پلاک خودرو

آزمایش‌ها بر روی پایگاه داده‌های ویدئویی انجام شده‌اند. این ویدئوها شامل ۴۹۸ قاب حاوی پلاک‌های فارسی در شرایط مختلف از دوربین‌های بزرگراه‌ها بودند؛ وضوح قاب‌ها از ۹۶۰×۵۴۰ تا ۱۹۲۰×۱۰۸۰ پیکسل متفاوت بود. روش پیشنهادی به‌طورتقریبی می‌تواند همهٔ پلاک‌ها را در قاب‌های حاوی پلاک تشخیص دهد و در این قسمت درصد آشکارسازی صحیح پلاک ٪۹۸/۷۹ است؛ اما از آن‌جایی که بیش‌تر قاب‌های ویدئو حاوی پلاک‌های تکراری هستند، می‌توان گفت به‌طورتقریبی ٪۱۰۰ پلاک‌های متفاوت در ویدئوها، یعنی پلاک‌های همهٔ خودروها با روش ما به‌صورت بی‌درنگ تشخیص داده می‌شوند؛ چون که پلاک خودرو دست‌کم در یک قاب از قاب‌های حاوی پلاک تکراری، استخراج خواهد شد.

روش پیشنهادی در VC++، با استفاده از کتاب‌خانهٔ OpenCV پیاده‌سازی شده است و بر روی ویدئوهای HD آزمایش‌هایمان را انجام دادیم. مسألهٔ مهم دیگر در کار ما، مدّت زمان اجرا است. آزمایش‌های ما در این بخش در یک رایانهٔ GHZ ۲/۸ با یک Corei7 CPU و رم شش‌گیگا بایت انجام شده است و میانگین زمان اجرا برای آشکارسازی و تعیین محل پلاک با روش ما حدود ۲۵ میلی‌ثانیه در وضوح ۱۲۸۰×۷۲۰ به‌دست آمد. این یعنی چهل قاب بر ثانیه که می‌تواند در کاربردهای بی‌درنگ استفاده شود. این زمان، میانگین زمان پردازش هر قاب است که با کاهش وضوح[2]، زمان پردازش کاهش خواهد یافت.

مثال‌هایی از آشکارسازی پلاک با روش پیشنهادی در شکل (۱۷) نشان داده شده است. همان‌طور که می‌بینید در برخی قاب‌ها یک یا دو ناحیهٔ غیرپلاک نیز استخراج می‌شوند. این موارد مشکلی به‌وجود نمی‌آورند؛ چون در مرحلهٔ بعدی سامانهٔ ANPR یعنی جداسازی نویسه‌ها که نویسه‌های پلاک جدا شده و با استفاده از تحلیل اجزای متصل به هم استخراج می‌شوند، نواحی غیرپلاک نیز به‌طور خودکار دور انداخته خواهند شد. هم‌چنین، روش ما می‌تواند چند پلاک را از انواع مختلف به‌طور هم‌زمان در هر قاب آشکارسازی کند. مثالی از آن در شکل (۱۸) نشان داده شده است. یک مقایسهٔ عادلانه بین روش‌های متفاوت، نیاز به پایگاه داده‌ای مشابه دارد. ما روی پلاک‌های فارسی کار می‌کنیم و تاکنون هیچ پایگاه داده‌ای عمومی برای پژوهش‌گران در این زمینه به‌وجود نیامده

[2] Resolution

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]

است. با این وجود، مقایسهٔ درصد آشکارسازی پلاک و زمان اجرای روشمان را با کارهای قبلی در جدول (۲) ارائه می‌دهیم.

همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌کنید، روش پیشنهادی نسبت به روش‌های قبل، زمان اجرای کوتاه‌تر و درصد قابل قبولی برای آشکارسازی پلاک دارد، هم‌چنین می‌تواند در هر قاب ویدئو چند پلاک را تشخیص داده و انواع پلاک‌ها را شناسایی کند.



(شکل-۱۷): مثال‌هایی از آشکارسازی پلاک در قاب‌های ویدئو

(Figure-17): Examples of LPL in video sequences



[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]



(شکل-۱۸): مثال‌هایی از آشکارسازی چند پلاک در یک قاب
(Figure-18): Examples of multiple LP detection in one frame

(جدول-۲): مقایسه روش پیشنهادی با کارهای قبلی در زمینهٔ آشکارسازی پلاک
(Table-2): Comparison of the proposed method with previous works in LPL

روش‌ها	تنوع پلاک‌ها	وضوح	تشخیص چند پلاک	درصد آشکارسازی	زمان آشکارسازی
چناقلو و رحمتی، 1387 [7]	-	1280×1024	-	93.99 ٪	4200 ms
Li و Xie، 2007 [11]	آبی	1024×768	-	96.5 ٪	3000 ms
رستگار و همکارانش، 2009 [12]	سفید	640×460	-	99.4 ٪	2560 ms
Yu، 2012 [13]	سفید	-	-	92 ٪	2000 ms
ابوالقاسمی و احمدی‌فرد، 1386 [24]	-	640×480	-	88.5 ٪	2000 ms
Zhang و همکارانش، 2006 [25]	سفید	-	-	93.5 ٪	800 ms
Duan و همکارانش، 2004 [26]	سفید	800×600	-	98.8 ٪	650 ms
Deb و Jo، 2009 [27]	-	-	-	97.9 ٪	400 ms
Anagnostopoulos و همکارانش، 2006 [28]	-	-	-	99.3 ٪	300 ms
Wang و Lee، 2007 [29]	-	768×256	-	98 ٪	200 ms
Wang و همکارانش، 2011 [10]	سفید	400×300	-	97.33 ٪	180 ms
Shi و همکارانش، 2005 [30]	-	-	-	96.5 ٪	111 ms
Sarfraz و همکارانش، 2003 [23]	سفید	768×534	-	99.6 ٪	100 ms
Lee و همکارانش، 2004 [31]	-	-	-	94.4 ٪	75 ms
Sarfraz و همکارانش، 2013 [32]	سفید	360×288	-	94 ٪	25 ms
روش پیشنهادی	**انواع پلاک**	**1280×720**	✓	**98.79** ٪	**25 ms**

۲-۳- نتایج بازشناسی ارقام پلاک

پس از آموزش سامانه، به آزمایش آن بر روی ویدئوهای مختلف پرداختیم و درصد بازشناسی ٪ ۹۷/۸۳ را به‌دست آوردیم. درکل سرعت پردازش هر قاب ویدئو از ابتدا یعنی آشکارسازی پلاک تا بازشناسی ارقام پلاک‌های هر قاب به طور متوسط ۰/۰۴ ثانیه شد که این یعنی پردازش ۲۵ قاب بر ثانیه خواهیم داشت. بنابراین توانستیم به سامانه‌ای بی‌درنگ در آشکارسازی و شناسایی پلاک خودرو در تصاویر ویدئویی برسیم که نسبت به کارهای پیشین سرعت بالاتر و درصد شناسایی بهتری دارد (جدول ۳). مثال‌هایی از نتایج طراحی و پیاده‌سازی این سامانه در شکل (۱۹) نشان داده شده است. مانند قسمت قبل، مقایسهٔ درصد بازشناسی پلاک و زمان اجرای کلی الگوریتم‌مان را با برخی کارهای گذشته در جدول (۳) ارائه می‌کنیم.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]
[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]



(شکل-۱۹): مثال‌هایی از بازشناسی ارقام پلاک خودرو در قاب‌های ویدئویی

(Figure-19): Examples of License plate recognition in video sequences

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]

(جدول-۳): مقایسهٔ روش پیشنهادی با کارهای گذشته

(Table-3): Comparison of the proposed method with previous works

روش‌ها	تنوع پلاک‌ها	وضوح	شناسایی چند پلاک	درصد بازشناسی	زمان کلی پردازش هر قاب
Wang و همکارانش، 2010 [33]	-	-	-	98 ٪	15 s
Chang و همکارانش، 2004 [34]	-	-	-	94.2 ٪	3.12 s
رستگار و همکارانش، 2009 [12]	سفید	640×460	-	99.2 ٪	2.7 s
Deb و Jo، 2009 [27]	-	-	-	95.6 ٪	2.4 s
Comelli و همکارانش، 1995 [35]	-	-	-	98.6 ٪	1.1 s
Naito و همکارانش، 2000 [36]	-	640×480	-	97.2 ٪	1 s
Duan و همکارانش، 2004 [26]	سفید	800×600	-	97.5 ٪	0.75 s
Duan و همکارانش، 2005 [9]	سفید	800×600	-	92.85 ٪	0.65 s
Shi و همکارانش، 2005 [30]	-	-	-	89.1 ٪	0.276 **s**
خسروی، 2015 [37]	انواع پلاک	407×309	-	97.8 ٪	0.06 **s**
روش پیشنهادی	**انواع پلاک**	**1280×720**	✓	**97.83** ٪	**0.04 s**

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک روش دقیق و بی‌درنگ برای آشکارسازی و شناسایی پلاک خودرو در قاب‌های ویدئویی طراحی و پیاده‌سازی شد تا در کم‌ترین زمان ممکن پلاک‌ها را آشکارسازی و شناسایی کند و در کاربردهای صنعتی مفید واقع شود. از مدل مخلوط گاوسی به‌منظور تخمین پس‌زمینه و به‌دست‌آوردن قاب‌های حاوی اشیای در حال حرکت و برای بهبود دقت تشخیص، از الگوریتم‌های بهبود تصویر استفاده کردیم. به‌دلیل شرایط چگالی لبه در پلاک‌ها، لبه‌یابی عمودی را به‌کار گرفتیم. بعد از آن از افکنش افقی استفاده کردیم تا نواحی نامزد پلاک و در نتیجه ناحیهٔ دقیق پلاک‌ها را بیابیم؛ سپس از عمل‌گرهای مورفولوژی استفاده کردیم. درنهایت، تحلیل اجزای متصل به هم، پلاک‌ها را تعیین محل و استخراج کرد. روش پیشنهادی را روی ۴۹۸ قاب حاوی پلاک از دوربین‌های بزرگراه‌ها اجرا کردیم و درصد تشخیص صحیح ٪۹۸/۷۹ را به‌صورت بی‌درنگ به‌دست آوردیم؛ اما از آنجایی که بیشتر قاب‌های ویدئوها حاوی پلاک‌های تکراری هستند، روش ما توانست به‌طورتقریبی ٪۱۰۰ پلاک‌های خودروهای متفاوت را در قاب‌های ویدئو تشخیص دهد. در روش پیشنهادی ما میانگین زمان اجرای هر قاب برای تعیین محل پلاک حدود ۲۵ میلی‌ثانیه و میانگین زمان کلی پردازش هر قاب ۰/۰۴ ثانیه در وضوح ۱۲۸۰×۷۲۰ است که برای کاربردهای بی‌درنگ مناسب عمل می‌کند. درصد بازشناسی ارقام پلاک نیز ٪ ۹۷/۸۳ به‌دست آمده است. این روش می‌تواند قاب‌های ویدئوها را به‌صورت بی‌درنگ پردازش کند و هم‌چنین می‌تواند چند پلاک را از انواع مختلف به‌صورت هم‌زمان در یک قاب تشخیص داده و شناسایی کند. این سامانه در C++ با استفاده از کتابخانهٔ OpenCV پیاده‌سازی شده است. نتایج آزمایش‌ها کارایی روش پیشنهادی را اثبات می‌کند و این‌که روش و نحوهٔ پیاده‌سازی ما برای کاربردهای بی‌درنگ بسیار مناسب است؛ چون نسبت به کارهای گذشته سرعت بالاتر و درصد آشکارسازی و بازشناسی بهتری دارد.

۵- مراجع 5- References

[1] B.Y. Amirgaliyev, C.A. Kenshimov, K.K. Kuatov, M.Z. Kairanbay, Z.Y. Baibatyr and A.K. Jantassov, "License plate verification method for automatic license plate recognition systems," *Twelve International Conference on Electronics Computer and Computation (ICECCO),* pp. 1-3, 2015.

[2] Y. Li and H. Wu, "Design and Implementation of the License Plate Positioning System Based on the DSP," *International Conference on Computer Sciences and Applications (CSA),* pp. 635-638, 2013.

[3] Y.K. Wang, C.T. Fan and J.F. Chen, "Traffic Camera Anomaly Detection," *22nd International Conference on Pattern Recognition (ICPR),* pp. 4642-4647, 2014.

[۴]غ. منتظر و م. شایسته فر، "شناسایی پلاک خودروهای ایرانی با روش جایابی فازی پلاک"، *فصل‌نامه پردازش علائم و داده‌ها*، دوره ۱۲، شماره ۱، صفحات ۴۷-۵۶، ۱۳۹۴.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]

[4] G. A. Montazer and M. Shayestehfar, "Iranian license plate identification with fuzzy support vector machine," *Journal of Signal and Data Processing (JSDP)*, vol 12, no. 1, pp. 47-56, 2015.

[5] S. Du, M. Ibrahim, M. Shehata and W. Badawy, "Automatic license plate recognition (ALPR): A state-of-the-art review," *IEEE Transactions on circuits System video Technology,* vol. 23, no. 2, pp. 311-325, 2013.

[6] M.M.I. Chacon and S.A. Zimmerman, "License plate location dynamic PCNN scheme," *International Joint Conference Neural Network,* 2003.

[۷]ب. چناقلو و م. رحمتی، "تشخیص بر خط مکان پلاک خودرو در تصاویر با پس زمینه پیچیده با استفاده از مورفولوژی ریاضی فازی"، در *پنجمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر*، تبریز، ایران، ۱۳۸۷.

[7] B. Chenaghlou and M. Rahmati, "Online license plate detection in complex background images using fuzzy math morphology," in *5th Conference of the Machine Vision and Image Processing*, Tabriz, Iran, 2008.

[8] V. Abolghasemi and A. Ahmadifard, "An edge-based color-aided method for license plate detection," *Image and Vision Computing,* vol. 27, pp. 1134-1142, 2009.

[9] T. Duan, T. Hong Du, T. Phuoc and N. Hoang, "Building an automatic vehicle license plate recognition system," in *International Conference Computer Science*, Can Tho, Vietnam, 2005.

[10] Y. Wang, W. Lin and S. Horng, "A sliding window technique for efficient license plate localization based on discrete wavelet transform," *Expert Systems with Applications,* vol. 38, pp. 3142-3146, 2011.

[11] J. Li and M. Xie, "A color and texture feature based approach to license plate location," in *international conference on computational intelligence and security*, 2007.

[12] S. Rastegar, R. Ghaderi, G. R. Ardeshir and Nima Asadi, "An intelligent control system using an efficient License Plate Location and Recognition Approach," *International Journal of Image Processing,* vol. 3, no. 5, pp. 252-264, 2009.

[13] L. Yu, "Research on Edge Detection in License Plate Recognition," in *Proceedings of International Conference on Computer Application and System Modeling*, 2012.

[14] A. George and V.J. Pillai, "VNPR system using artificial neural network," *International Conference on Circuit, Power and Computing Technologies (ICCPCT),* pp. 1-6, 2016.

[15] L. Fuliang and G. Shuangxi, "Character Recognition System Based on Back Propagation Neural Network," in *International Conference on Machine Vision and Human-Machine Interface (MVHI)*, 2010.

[16] A. Nagare, "License plate character recognition system using neural network," *International Journal of Computer Applications,* vol. 25, no. 10, July 2011.

[۱۷]م. نجاتی و ح. پورقاسم، "بازشناسی کاراکترهای پلاک خودرو با استفاده از ساختار اختلاط خبره ها"، *فصل-نامه صنایع الکترونیک*، جلد ۳، شماره ۲، صفحات ۴۱-۶۰، ۱۳۹۱.

[17] M. Nejati and H. Poorghasem, " Identification of license plate characters using the mixing structure of experts," *Journal of electronics Industries*, vol. 3, no. 2, pp. 41-60, 2012.

[18] D.K. Yadav, "Efficient method for moving object detection in cluttered background using Gaussian Mixture Model," *IEEE International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI),* pp. 943-948, 2014.

[19] C. Stauffer, W. Eric and L. Grimson, "Learning patterns of activity using real-time tracking," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,* vol. 22, pp. 747-757, 2000.

[20] C. Stauffer and W.E.L. Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,* Fort Collins, CO, USA, 23-25 June 1999.

[21] H. Scharr, "Optimal Operators in Digital Image Processing," *Dissertation (in German),* 2000.

[22] L.L. Chun and Y.S. Chung, "Modified unsharp masking detection using Otsu thresholding and Gray code," *IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT),* pp. 787-791, 2016.

[23] M. Sarfraz, M. Ahmed and S. Ghazi, "Saudi Arabian license plate recognition system," in *Proceedings of International Conference on Geom. Model. Graph.*, 2003.

[۲۴]و. ابوالقاسمی و ع. احمدی فرد، "کاربرد تبدیل IFT در سیستم شناسایی پلاک خودرو"، در *سومین کنفرانس اطلاعات و دانش*، مشهد، ایران، ۱۳۸۶.

[24] V. Abolghasemi and A. Ahmadifard, "Application of IFT transformation in license plate recognition system," in *Third Conference on Information and Knowledge Technology*, Mashhad, Iran, 2007.

[25] H. Zhang, W. Jia, X. He and Q. Wu, "Learning-based license plate detection using global and

local features," *Pattern Recognition*, pp. 1102-1105, 2006.

[26] T. Duan, D. Duc and T. Du, "Combining Hough transform and contour algorithm for detecting vehicles' license-plates," in *Proceedings of International Symposium on Intelligent Multimedia Video Speech Processing*, 2004.

[27] K. Deb and K. Jo, "A vehicle license plate detection method for intelligent transportation system applications," *Cybernetic System International Journal,* vol. 40, no. 8, pp. 689-705, 2009.

[28] C. Anagnostopoulos, T. Alexandropoulos, V. Loumos and E. Kayafas, "Intelligent traffic management through MPEG-7 vehicle flow surveillance," in *Proceedings of IEEE International Symposium Modern Computing*, 2006.

[29] S. Wang and H. Lee, "A cascade framework for a real-time statistical plate recognition system," *IEEE Transactions on Information Forensics Security,* vol. 2, no. 2, pp. 267-282, June 2007.

[30] X. Shi, W. Zhao and Y. Shen, "Automatic license plate recognition system based on color image processing," *Lecture Notes computer science,* vol. 3483, pp. 1159-1168, 2005.

[31] H. Lee, S. Chen and S. Wang, "Extraction and recognition of license plates of motorcycles and vehicles on highways," in *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition*, 2004.

[32] M. S. Sarfraz, A. Shahzad, M. A. Elahi, M. Fraz, I. Zafar and E. A. Edirisinghe, "Real-time automatic license plate recognition for CCTV forensic applications," *Journal of Real-Time Image Processing*, vol. 8, pp. 285-295, 2013.

[33] M. Wang, Y. Liu, B. Liao, Y. Lin and M. Horng, "A vehicle license plate recognition system based on spatial/frequency domain filtering and neural networks," in *Proceedings of Computing Collective Intelligence Technology Application, LNCS 6423*, 2010.

[34] S. Chang, L. Chen, Y. Chung and S. Chen, "Automatic License Plate Recognition," *IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems,* vol. 5, no. 1, pp. 42-53, 2004.

[35] P. Comelli, P. Ferragina, M. Granieri and F. Stabile, "Optical recognition of motor vehicle license plates," *IEEE Transaction on Vehicles Technology,* vol. 44, no. 4, pp. 790-799, November 1995.

[36] T. Naito, T. Tsukada, K. Yamada, K. Kozuka and S. Yamamoto, "Robust license-plate recognition method for passing vehicles under outside environment," *IEEE Transaction on Vehicles Technology,* vol. 49, no. 6, pp. 2309-2319, November 2000.

[37] H. Khosravi, "A Sliding and Classifying Approach Towards Real Time Persian License Plate Recognition," *International Journal of Engineering (IJE)*, vol. 28, no. 1, pp. 74-80, January 2015.



میترا عبداللهی متولد سال ۱۳۷۰ است. وی مدرک کارشناسی خود را در رشتهٔ مهندسی برق - الکترونیک از دانشگاه صنعتی شاهرود در سال ۱۳۹۲ و مدرک کارشناسی ارشد خود را با درجهٔ عالی در رشتهٔ مهندسی برق - الکترونیک (سیستم) از دانشگاه صنعتی شاهرود در سال ۱۳۹۴ دریافت کرده است. ایشان از سال ۱۳۹۶ دانشجوی دکترای مهندسی برق – الکترونیک در دانشگاه صنعتی شاهرود است. زمینه‌های پژوهشی وی پردازش تصویر، شناسایی الگو، بینایی ماشین و شبکه‌های عصبی است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

abdollahi370@yahoo.com



حسین خسروی در سال ۱۳۸۲ مدرک کارشناسی خود را در رشتهٔ الکترونیک از دانشگاه صنعتی شریف دریافت کرد. در سال ۱۳۸۴ در مقطع کارشناسی ارشد الکترونیک سیستم از دانشگاه تربیت مدرس فارغ التحصیل شد و در سال ۱۳۸۷ در همان دانشگاه، مدرک دکترای الکترونیک را اخذ کرد. ایشان از سال ۱۳۸۸ عضو هیئت علمی دانشگاه صنعتی شاهرود و از سال ۱۳۹۴ مدیرعامل شرکت شهاب (فعال در حوزه پردازش تصویر) است. حوزهٔ پژوهشی وی، پردازش تصویر، بینایی ماشین، شناسایی الگو و OCR فارسی است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

hosseinkhosravi@shahroodut.ac.ir

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.29252/jsdp.15.4.41]