



ابرتفکیک‌پذیری رشته تصاویر خودرو به منظور بهبود بازشناسی پلاک

امین ترکیان و پیمان موالیم*

گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

چکیده

اگرچه بازشناسی خودکار پلاک خودرو از مسائل مورد توجه در حوزه پردازش تصاویر ترافیکی است، ولی در مواقعی این تصاویر به دلیل پایین بودن کیفیت دوربین و یا به دلیل زیادبودن فاصله از خودرو، اطلاعات چندانی مفیدی در اختیار سامانه بازشناسی خودکار پلاک قرار نمی‌دهند. از راه‌حل‌های ممکن برای برخورد با این چالش، استفاده از روش‌های ابرتفکیک‌پذیری تصویر با هدف بهبود کیفیت بازشناسی پلاک، بر مبنای ادغام تصاویر موجود در رشته تصاویر ویدیویی است. در این مقاله یک روش ابرتفکیک‌پذیری چندتصویری با استفاده از کانولوشن نرمال‌شده، با چند الگوریتم انطباق تصویری نظیر روش فوریه-ملین، روش کرن و روش وندول ترکیب شده تا تفکیک‌پذیری تصاویر پلاک را افزایش دهد؛ در نهایت الگوریتم پیشنهادی بر روی تصاویر شبیه‌سازی شده، تصاویر واقعی کوچک‌شده، و نیز تصاویر واقعی به‌دست آمده از ۷۲ پلاک متفاوت مورد ارزیابی قرار گرفت و مشخص شد که این الگوریتم نسبت به روش تک‌تصویری ASDs-AR و روش POCS بسته به نوع داده ورودی، میزان دقت در الگوریتم پلاک‌خوان را حدود ۲۵٪ بر نویسه و حدود ۴۰٪ بر پلاک افزایش داده است.

واژگان کلیدی: ابرتفکیک‌پذیری، کانولوشن نرمال‌شده، تثبیت تصاویر، بازشناسی پلاک خودرو

Multi-frame Super Resolution for Improving Vehicle Licence Plate Recognition

Amin Torkian & Payman Moallem*

Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Abstract

License plate recognition (LPR) by digital image processing, which is widely used in traffic monitor and control, is one of the most important goals in Intelligent Transportation System (ITS). In real ITS, the resolution of input images are not very high since technology challenges and cost of high resolution cameras. However, when the license plate image is taken at low resolution, the license plate cannot be readable; hence, the recognition algorithm could not work well. There are many reasons resulting in the degradation of captured license plate images, such as downsampling, blurring, warping, noising, and distance of car from camera. Many researchers try to enhance the quality of input images by image restoration algorithms to improve the LPR final accuracy.

Recently, super-resolution (SR) techniques are widely used to construct a high-resolution (HR) image from several observed low-resolution (LR) images, thereby removing the degradations caused by the imaging of a low resolution camera. As mentioned, in real ITS, the resolution of input image is not high, but there are successive frames from a target, therefore multi-frame SR methods can be used to overcome the ITS resolution challenges.

In this paper, an SR technique based on POCS (Projection onto Convex Sets) is used to reconstruct an HR license plate image from a set of registered LR images. The normalized convolution (NC) framework is used in POCS, in which the local signal is approximated through a projection onto a subspace. However, the window function of adaptive NC is adapted to local linear structures. This results in more samples of the same

* Corresponding author

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

modality being fused for the reconstruction, which in turn reduces diffusion across discontinuities, that is very important factor in improving LPR accuracy.

The first step in multi-frame SR is image registration which is necessary to improve quality of the reconstructed HR image, especially in LPR when the quality of the reconstructed edges of characters is very important. For simplicity, it is often supposed simple motions (usually translation) between successive frames in multi-frame SR, but changes in scale, rotation and translation in license plate successive images may happened. It means that the registration is one of the main challenges in SR used for LPR. This paper proposes use of a two-step image matching algorithm to improve the quality of registration stage. In the first step, Fourier-Mellin image matching is used for registration which overcomes the scale and rotation challenge, but the accuracy of registration is not suitable. After matching of the successive input images by Fourier-Mellin algorithm, the Keren or Vandewalle image matching is used to improve the quality of final registration. For real LR images, Fourier-Mellin plus Keren shows higher performance while for simulated LR images, Fourier-Mellin plus Vandewalle shows higher performance.

In order to compare the results of two proposed SR algorithms for LPR application with the other methods, we prepare three real datasets of successive frames for Persian LPR, the first and the second one are captured HR and LR successive frames, respectively, while the third one is a downsampled LR version of HR frames. The output HR image of all compared methods is feed to a demo version of a Persian LPR software (www.farsiocr.ir), and the accuracy of each character and the accuracy each license are reported. Five SR methods are compared including: cubic interpolation, ASDS-AR (Adaptive Sparse Domain Selection and Adaptive Regularization), standard PCOS, our first and second proposed SR method which both of them firstly use Fourier-Mellin registration, while the first one uses Keren, and the second one uses Vandewalle image matching for a fine registration. Moreover, to present the effectiveness of using SR methods before LPR, the LR images are also directly feed to LPR software.

The results represent when the length of license is less than 50 pixels, using SR methods before LPR improves the recognition accuracy. Moreover, when the license plate length is less 35 pixels, SR methods could not improve the performances. Our investigations show that for LR downsampled images from HR ones, our proposed SR method with Fourier-Mellin plus Keren registration reaches to the highest performance, while for real LR images, which are captured by a low resolution camera, our proposed SR method with Fourier-Mellin plus Vandewalle registration reaches to the highest performance. On the other hand, since some Persian numerical characters, like ۲ (2) and ۳ (3) are very similar to each other, all of the compared methods may confuse between them in LPR step, therefore, the accuracy per license of all compared methods are not high. Among all previous compared methods, for LR images with length between 35 to 50 pixels, the standard PCOS shows the best results, while our proposed SR methods improve the accuracy per character around 25%, with respect to PCOS method.

Keywords: Super Resolution, Normalized Convolution, Images Registration, License Plate Recognition

چند تصویر با تفکیک پذیری کم^۳ به یک تصویر با تفکیک پذیری بالا^۴ دست یافت، ابرتفکیک پذیری^۵ می گویند [2].

ابرتفکیک پذیری می تواند در افزایش کیفیت تصاویر پلاک خودرو به منظور بهبود بازشناسی پلاک نیز مؤثر باشد. با توجه به اهمیت خواندن شماره پلاک با استفاده از تصاویر حاوی پلاک خودرو، تاکنون روش های مختلف ابرتفکیک پذیری در این زمینه مورد استفاده قرار گرفته است. در بعضی مقالات به دلیل محدودیت داده های ورودی و همچنین سادگی روابط از روش های تک تصویری^۶ نظیر روش مبتنی بر MAP^۷ [3] و یا روش های مبتنی بر آموزش و جفت سازی تکه های تصویر با استفاده از لغت نامه های تصویر ASDS-AR^۸ [4][5] استفاده شده است.

³ Low-resolution (LR)

⁴ High-resolution (HR)

⁵ Super-resolution (SR)

⁶ Single-frame

⁷ Maximum A Posteriori

⁸ Adaptive Sparse Domain Selection and Adaptive Regularization

۱- مقدمه

تشخیص و شناسایی پلاک خودرو (LPR^۱)، از ملزومات مهم سامانه های حمل و نقل هوشمند مبتنی بر دوربین های دیجیتال است [1]. اگرچه پیشرفت های زیادی در زمینه دوربین های دیجیتال اتفاق افتاده است، ولی همچنان محدودیت های موجود، باعث محدودیت تفکیک پذیری تصاویر دریافتی می شود. به عنوان مثال دوربین های با تفکیک پذیری بالا، به دلیل بزرگ بودن اندازه لنز^۲ و دوربین، حجم، وزن و قیمت زیادی که دارند، برای سامانه های حمل و نقل هوشمند مناسب نیستند. همچنین گاهی به دلیل حرکت نسبی صحنه مورد نظر در مقابل دوربین تصاویر، دچار تاری هستند و این امر سبب می شود به تصویری با جزئیات کافی دست نیابیم. بنابراین با وجود این محدودیت ها، نیاز به روش هایی که بتوان تفکیک پذیری تصویر را افزایش داد، همچنان به خوبی احساس می شود. به روش هایی که با استفاده از آنها می توان از یک یا

¹ License Plate Recognition

² Lens

[14] و روش فوریه-ملین^۸ [17] استفاده می‌کنیم و پس از آن تصاویر منطبق‌شده را با استفاده از روش ابرتفکیک‌پذیری یادشده بهبود می‌دهیم.

این روش ابرتفکیک‌پذیری پس از معرفی در [15]، در [18] همراه با تغییراتی استفاده شده است؛ به این صورت که آنها برای کاهش اثر نوفه با استفاده از یک فیلتر دو طرفه، کانولوشن نرمال‌شده را بهبود داده‌اند و برای حذف نوفه‌های بسیار کوچک به جای تابع اطمینان گوسی از تابع اطمینان لاپلاسین-گوسین استفاده کرده‌اند. البته در [18] از تابع کاربردی انطباقی که برای تصاویر پلاک به دلیل داشتن لبه‌های زیاد ضروری است، استفاده نشده است؛ بنابراین ما در این مقاله با توجه به پایین بودن اثر نوفه و زیاد بودن لبه‌ها در تصویر پلاک از روش [15] استفاده می‌کنیم. از آن جا که هدف ما از این پژوهش، کاهش خطا در الگوریتم‌های پلاک‌خوان بود، نتایج دقت پلاک‌خوانی، با استفاده از یک نرم‌افزار پلاک‌خوان که نسخه نمایشی آن از سایت www.farsiocr.ir برداشته شده، ارزیابی شد. در این نرم‌افزار، فرایند تشخیص موقعیت پلاک با ترکیبی از روش‌های ساختاری و هوشمند انجام شده و برای تشخیص نوشته‌های پلاک، از یک شبکه عصبی آموزش‌دیده با نمونه‌های مختلفی از ارقام و حروف پلاک‌های ملی، استفاده شده است.

نتایج ارزیابی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی میزان خطا را در مقایسه با روش‌های تک‌تصویری و روش چندتصویری POCS همراه با روش انطباق تصویری فوریه-ملین و وندول [13] به مقدار زیادی کاهش می‌دهد. در بخش ۲ مختصری در مورد روش‌های انطباق تصویر گفته می‌شود، پس از آن در بخش ۳ روش ابرتفکیک‌پذیری استفاده‌شده در این مقاله بررسی شده، سپس در بخش ۴ مراحل انجام بهینه‌سازی تصاویر در این مقاله مشخص می‌شود و در بخش ۵ نتایج به دست آمده از آزمایش‌ها ارائه و در بخش ۶ نتیجه‌گیری مقاله ارائه می‌شود.

۲- روش‌های انطباق تصویری

همان‌طور که در روش‌های ابرتفکیک‌پذیری چندتصویری مشاهده می‌شود، در بیشتر مقالات به اثر منطبق کردن تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین اشاره می‌شود؛ به گونه‌ای که این روش‌ها بدون منطبق کردن تصاویر ورودی تأثیر مناسبی ندارند. بنابراین استفاده از روش‌های انطباق تصویری به‌عنوان یک پردازش اولیه برای الگوریتم‌های ابرتفکیک‌پذیری گریزناپذیر است. با توجه به این موضوع در این جا به روش‌های

اگر در تصاویر ورودی محدودیتی وجود نداشته باشد و برای یک صحنه، قاب^۱‌های تصویر متفاوت و مناسبی وجود داشته باشد، نتایج روش‌های چندتصویری^۲ ابرتفکیک‌پذیری مطلوب‌تر است. اگر چه پیچیدگی روابط در روش‌های چندتصویری به دلیل ضروری بودن استفاده از روش‌های انطباق تصویری^۳ در این دسته از روش‌های ابرتفکیک‌پذیری، بیشتر از روش‌های تک‌تصویری است، اما به دلیل کیفیت مطلوب‌تر تصاویر خروجی، اغلب از این روش‌ها در حوزه تصاویر پلاک استفاده شده است. در برخی مقالات برای استفاده در سامانه‌های بلادرنگ مانند پلاک‌خوان در پارکینگ‌ها به دلیل محدودیت زمان پردازش، با ساده‌سازی روابط، به روش‌های سریع ابرتفکیک‌پذیری دست یافته‌اند (مانند روش سریع MAP [6] و یا روش سریع ابرتفکیک‌پذیری [7])، اما اغلب از روش‌های ابرتفکیک‌پذیری چندتصویری به همراه روش‌های انطباق تصویری استفاده شده است، که در این حوزه می‌توان به الگوریتم‌هایی مانند روش مبتنی بر POCS^۴ با استفاده از پارامتر تنظیم انطباقی [8]، روش POCS وزن‌دار شده [9]، روش درون‌یابی غیریک‌نواخت [10]، روش درون‌یابی یک‌پارچه [11]، روش بازسازی جبری [12] و روش ابرتفکیک‌پذیری برای بازسازی تصاویر پلاک در سامانه‌های نظارت ویدئویی [13] اشاره کرد.

در این مقاله، روشی برای ابرتفکیک‌پذیری پلاک خودرو به منظور بهبود نرخ بازشناسی پلاک، مشابه روش POCS ارائه می‌شود. گفتنی است که تفاوت روش پیشنهادی این مقاله با این روش POCS در به‌کارگیری روش ابرتفکیک‌پذیری مبتنی بر کانولوشن نرمال^۵ شده و استفاده از روش انطباق تصویری کرن [14] برای تصاویر واقعی است. به عبارت دیگر روش پیشنهادی ما ترکیب چند روش انطباق تصویری با یک روش ابرتفکیک‌پذیری است. روش ابرتفکیک‌پذیری مورد استفاده ما یک روش مبتنی بر کانولوشن نرمال‌شده است که با استفاده از یک سیگنال اطمینان و هم‌چنین یک پارامتر تطبیقی عملکرد آن بهبود داده شده است [15]. به این صورت که ابتدا برای منطبق کردن تصاویر از روش‌های انطباق تصویری وندول^۶ [16]، روش کرن^۷

¹ Frame

² Multi-frame

³ Registration

⁴ Projection onto Convex Sets

⁵ Normalized Convolution

⁶ Vandewalle

⁷ Keren

⁸ Fourier-Mellin Transform

در قسمت ۳-۱ ایده کانولوشن نرمال شده و پاسخ کمینه مربعات آن بررسی می‌شود. در قسمت ۳-۲ با استفاده از یک سیگنال اطمینان قوی، کانولوشن نرمال شده تقویت شده که این سیگنال اطمینان به‌طور مستقیم از تفاوت شدت میان نمونه فعلی و همسایگان آن به‌دست می‌آید.

در قسمت ۳-۳ یک تابع عملکرد چرخش ناهمسانگرد گوسی ارائه می‌شود. پارامترهای هدایت‌کننده برای تابع عملکرد و فقی با استفاده از گرادیان اطلاعات مربوط به داده ورودی به‌دست می‌آید. و درنهایت در قسمت ۳-۴ مراحل انجام الگوریتم ابرتفکیک‌پذیری بر روی تصاویر ورودی بیان خواهد شد.

درنهایت ما در مقاله از الگوریتم ابرتفکیک‌پذیری پیشنهادی، در حوزه پلاک استفاده کردیم و که نتایج بهتری هم برای تصاویر شبیه‌سازی شده و هم برای تصاویر واقعی، نسبت به روش‌های مشابه قبلی به‌دست آمد.

۳-۱- کانولوشن نرمال شده با استفاده از چند

جمله‌ای پایه

کانولوشن نرمال شده، روشی برای مدل‌سازی سیگنال محلی بر اساس طرحی از مجموعه توابع پایه است که هر پایه استفاده شده اغلب به‌صورت یکی از جملات چندجمله‌ای است: $\{1, x, y, x^2, y^2, xy, \dots\}$ که در آن $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ (با N عنصر)، $1 = [1 \ 1 \ 1 \ \dots \ 1]^T$ و $x^2 = [x_1^2, x_2^2, \dots, x_N^2]^T$ سایر جملات نیز به همین صورت از مختصات محلی N نمونه ورودی به‌دست می‌آیند. استفاده از چندجمله‌ای توابع پایه، کانولوشن نرمال شده مرسوم را به‌صورت بسط سری تیلور محلی معادل می‌کند. در داخل یک همسایگی محلی به مرکز $s_0 = (x_0, y_0)$ مقدار شدت در مکان $s = (x + x_0, y + y_0)$ توسط یک چندجمله‌ای به‌صورت زیر تخمین زده می‌شود:

$$\hat{f}(s, s_0) = p_0(s_0) + p_1(s_0)x + p_2(s_0)y + p_3(s_0)x^2 + p_4(s_0)xy + p_5(s_0)y^2 + \dots \quad (1)$$

که در آن، (x, y) مختصات محلی نمونه S نسبت به مرکز تجزیه و تحلیل s_0 بوده و $p(s_0) = [p_0 \ p_1 \ \dots \ p_m]^T$ نیز ضرایب مربوط به توابع پایه چندجمله‌ای در s_0 است.

کانولوشن نرمال شده، برای محلی کردن مناسب چندجمله‌ای، از یک تابع به اصطلاح کاربردی استفاده می‌کند. این تابع کاربردی اغلب یک تابع همگرایی میرا است که اندازه آن متناسب با مقیاس تجزیه و تحلیل است. اغلب یک تابع

انطباق تصویری اشاره‌ای می‌کنیم. به‌طور کلی روش‌های انطباق تصویری که اغلب مورد استفاده قرار می‌گیرند را می‌توان به دو دسته کلی روش‌های مبتنی بر ناحیه و روش‌های مبتنی بر ویژگی تقسیم‌بندی کرد. در روش‌های مبتنی بر ناحیه یا از پارامتر اختلاف هم بستگی^۱ استفاده می‌شود [19] و یا از روش فوریه^۲ مانند روش وندول [16] و روش فوریه-ملین [17].

روش مبتنی بر ویژگی به چهار مرحله تقسیم می‌شود: ۱- تشخیص ویژگی، ۲- تطبیق ویژگی، ۳- تبدیل مدل تخمین و ۴- نمونه‌برداری مجدد و انتقال تصویر. اگرچه به‌طور کلی روش‌های مبتنی بر ناحیه عملکرد مطلوب‌تری نسبت به روش‌های مبتنی بر ویژگی در تطبیق تصاویر دارند؛ اما در بعضی شرایط خاص این روش‌ها نیز به ما کمک خواهند کرد، مانند روش کرن [14].

در این مقاله برای تصاویر شبیه‌سازی شده روش وندول و برای تصاویر واقعی روش‌های فوریه-ملین و کرن به‌طور هم‌زمان بهترین نتایج را در اختیار ما قرار می‌دهند.

۳- ابرتفکیک‌پذیری استفاده شده [15]

ابرتفکیک‌پذیری استفاده شده در این مقاله، روشی برای استخراج تصویر از یک نمونه داده نامنظم است؛ روش‌های معمول برای استخراج تصویر از یک نمونه داده نامنظم، مبتنی بر درون‌یابی مسطح هستند که باعث می‌شوند در تصویر خروجی حالت موزاییک شدن مشاهده شود. روش استفاده شده در این مقاله مبتنی بر چارچوب کانولوشن نرمال شده (NC) است، که در آن سیگنال محلی از طریق یک طرح به فضای فرعی تخمین زده می‌شود. استفاده از توابع پایه چندجمله‌ای در این پژوهش معادلات کانولوشن نرمال شده را به‌صورت بسط سری تیلور محلی در می‌آورد.

بر خلاف چارچوب مرسوم، در این جا تابع پنجره از کانولوشن نرمال شده تطبیقی بر یک ساختار خطی محلی منطبق می‌شود. این امر منجر به فراهم شدن نمونه‌های بیشتری با شرط یکسان برای تجزیه و تحلیل خواهد شد که به نوبه خود، نسبت سیگنال به نوفه را بهبود داده و باعث کاهش انتشار در سراسر ناپیوستگی می‌شود. یک سیگنال اطمینان قوی نیز برای کم کردن داده‌های پرت که ناشی از، از بین رفتن پیکسل‌ها یا انطباق تصویر اشتباه هستند، اضافه می‌شود. قابلیت ترکیب بسیار خوب کانولوشن نرمال شده تطبیقی از طریق کاربرد آن در ابرتفکیک‌پذیری نشان داده می‌شود.

¹ Cross Correlation method

² Fourier method

متمرکز شده است، کمینه می‌شود:

$$\varepsilon(s_0) = \int (f(s) - \hat{f}(s, s_0))^2 c(s) a(s - s_0) ds \quad (2)$$

که در آن سیگنال اطمینان $0 \leq c(s) \leq 1$ ، قابلیت اطمینان اندازه‌گیری در s را، با صفر نماینده در داده‌های به‌طور کامل غیر قابل اعتماد و یک نماینده در داده‌های به‌طور کامل مورد اعتماد تعیین می‌کند. اگر چه هر دو مقدار c و a به‌عنوان وزن اسکالر برای مربع خطاها عمل می‌کنند، آنها خواص متفاوتی نیز نشان می‌دهند که هر کدام همان‌گونه که در دو قسمت بعد نشان داده شده است، می‌توانند بر داده تصویر محلی منطبق شوند. برای یک همسایگی شامل N نمونه استاندارد رگرسیون کمینه مربعات، یک پاسخ به فرم ماتریسی ارائه می‌دهد:

$$p = (B^T W B)^{-1} B^T W f \quad (3)$$

که در آن f یک ماتریس $N \times 1$ از شدت ورودی $f(s)$ و $B = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_m]$ یک ماتریس $N \times m$ از m تابع پایه نمونه‌برداری شده از N نمونه ورودی در مختصات محلی و $W = \text{diag}(c) \cdot \text{diag}(a)$ یک ماتریس $N \times N$ قطری که هر عنصر آن از سیگنال اطمینان c و تابع کاربردی a به‌دست می‌آید.

در مورد داده نمونه‌برداری شده منظم با اطمینان ثابت و تابع کاربردی ثابت، کانولوشن می‌تواند بسیار مؤثر اجرا شود؛ چون همسایگی محلی در یک شبکه منظم، یکسان سازمان یافته، توابع پایه نیز ثابت خواهند بود. پاسخ کمینه مربعات در رابطه (۳) برای کانولوشن نرمال شده مرتبه صفر می‌تواند به دو کانولوشن، ساده شود:

$$\hat{f}_0 = \frac{a * (c \cdot f)}{a * c} \quad (4)$$

که در آن \hat{f}_0 تصویر درون‌یابی شده، $*$ عملگر کانولوشن و $c \cdot f$ یک ضریب پیکسل معقول از اطمینان تصویر و شدت تصویر است. یک کانولوشن نرمال شده مرتبه نخست کامل به ۹ عدد کانولوشن نیاز دارد و سه تصویر خروجی تولید می‌کند: یک تصویر درون‌یابی \hat{f}_1 و دو مشتق جهت‌دار \hat{f}_x و \hat{f}_y در جهت‌های x و y :

$$\begin{bmatrix} \hat{f}_1 \\ \hat{f}_x \\ \hat{f}_y \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} a & a \cdot x & a \cdot y \\ a \cdot x & a \cdot x^2 & a \cdot xy \\ a \cdot y & a \cdot xy & a \cdot y^2 \end{pmatrix}^{-1} * c \times \begin{pmatrix} a \\ a \cdot x \\ a \cdot y \end{pmatrix} * (c \cdot f) \quad (5)$$

که در آن x ، y ، x^2 ، xy ، y^2 و a هسته اصلی دوبعدی از توابع پایه و تابع کاربردی هستند که در شکل (۱) نشان داده شده است.

گوسی برای این منظور استفاده می‌شود. $p(s_0)$ می‌تواند برای استخراج مشتقات گوسی که طرح تصویر چندجمله‌ای هرمت^۱ است، استفاده شود. علاوه بر این کانولوشن نرمال شده به هر سیگنال ورودی اجازه می‌دهد که مقدار اطمینان خودش را داشته باشد. سیگنال اطمینان به‌خصوص زمانی که نمونه‌های داده گم شده یا غیر قابل اعتماد هستند، مفید است. (مربوط به حس‌گرهای بد و یا انطباق تصویر اشتباه) هر دو تابع کاربردی و سیگنال اطمینان تأثیر یک نمونه خاص بر چندجمله‌ای محلی مناسب را کنترل می‌کنند. انتخاب مرتبه چندجمله‌ای به کاربرد خاص آن بستگی دارد. اگر سرعت پردازش از دقت آن مهم‌تر باشد، کانولوشن نرمال شده با پایه ثابت مناسب است، که در این صورت این یک مدل تخت محلی است، اگرچه لبه‌ها و مرزها را به خوبی مدل نمی‌کند. کانولوشن نرمال شده مرتبه نخست با سه پایه $\{1, x, y\}$ می‌تواند لبه‌ها را مدل کند و کانولوشن نرمال شده مرتبه دوم با شش پایه $\{1, x, y, x^2, xy, y^2\}$ می‌تواند تیزی‌ها و حباب‌های بیشتری را مدل کند. مراتب بالاتر کانولوشن نرمال شده می‌تواند به تناسب ساختار پیچیده‌تر و هزینه محاسباتی بیشتری داشته باشد. با این حال کانولوشن نرمال شده با مراتب بالاتر به‌ندرت استفاده می‌شود؛ چون پایه‌های مرتبه بالاتر به جای خود سیگنال، نوفه را نگه می‌دارند. در این مقاله برای ابرتفکیک‌پذیری از کانولوشن نرمال شده مرتبه نخست استفاده می‌شود.

مقیاس تابع کاربردی نیز نقش تعیین‌کننده‌ای در کیفیت درون‌یابی ایفا می‌کند. کانولوشن نرمال شده مرتبه پایین با پنجره کاربردی بزرگ جزئیات کوچک تصویر را بازسازی نمی‌کند؛ با این حال مقیاس تابع کاربردی باید به اندازه کافی بزرگ باشد تا نمونه‌های کافی برای تجزیه و تحلیل محلی پایدار را پوشش دهد؛ مگر در مواردی که تراکم نمونه در همه جای تصویر بالا باشد. (در مواردی که ابرتفکیک‌پذیری از تعداد زیادی قاب با تفکیک‌پذیری پایین انجام می‌شود) یک انتخاب معمول برای تابع کاربردی، تابع گوسی با مقیاس مکانی $\delta_s = 1$ پیکسل با تفکیک‌پذیری بالا و برشی از سه انحراف معیار است. این تابع کاربردی گوسی کمترین تارشدهگی در اثر درون‌یابی را به‌وجود می‌آورد؛ درحالی‌که هنوز به‌اندازه‌ای بزرگ است که نمونه‌های کافی را پوشش می‌دهد.

۲-۳- تخمین کمترین مربعات

برای به‌دست‌آوردن ضرایب طرح‌ریزی p در یک خروجی در مکان s_0 ، خطای تقریب در حوزه تابع کاربردی a که در s_0

¹ Hermite

نخستین بلوک تصویر $\mu \times \mu$ از μ^2 پیکسل ساخته می‌شود؛ سپس هر پیکسل خروجی در مختصات (x, y) ، همان نمونه محلی پیکسل واقع در $\{x - \mu|x/\mu|, y - \mu|y/\mu|\}$ در نخستین بلوک را تشکیل می‌دهد. (که در آن $||$ عملگر عدد صحیح و $\lfloor \cdot \rfloor$ باقی‌مانده تقسیم x بر μ است.)

تشکیل همان نمونه محلی در این جا بدین معناست که نمونه‌های محلی از همان قاب‌های با تفکیک‌پذیری کم منتها با $\{x/\mu|y/\mu|\}$ قدر انحراف در پیکسل‌های با تفکیک‌پذیری پایین به دست می‌آید.

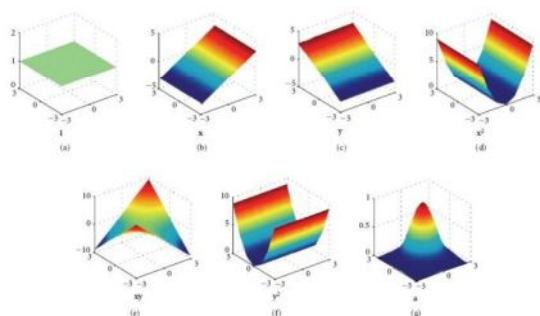
تابع کاربردی $a(s - s_0)$ می‌تواند برای همه نمونه‌های نامنظم S در اطراف S_0 از قبل محاسبه شود، که منجر به یک پیاده‌سازی مؤثر از رابطه (۳) می‌شود.

۳-۴- کانولوشن نرمال شده قوی

اگر چه کانولوشن نرمال شده یک درون‌یابی خوب برای داده‌های نامطمئن است، ولی برای بهبود خود نیاز به شناخت یک سیگنال اطمینان که درقبل به آن اشاره شد، دارد. این سیگنال اطمینان قوی قبل از گسترش چندجمله‌ای پیرامون s_0 به همه نمونه‌های همسایگی اختصاص داده می‌شود. این سیگنال اطمینان قوی یک تابع گوسی از باقی‌مانده خطای $f - \hat{f}$ است. که به داده‌های پرت وزن کمی داده و به‌طور مؤثر آنها را از حضور در تجزیه و تحلیل ما محروم می‌کند:

$$c(s, s_0) = \exp\left(-\frac{|f(s) - \hat{f}(s, s_0)|^2}{2\delta_f^2}\right) \quad (6)$$

که در آن $f(s)$ شدت اندازه‌گیری شده در مکان s و $\hat{f}(s, s_0)$ شدت تخمین زده شده با استفاده از گسترش چندجمله‌ای در مرکز تجزیه و تحلیل s_0 است. بر خلاف سیگنال اطمینان ثابت $c(s)$ در رابطه (۲) که فقط به مکان s بستگی داشت، سیگنال اطمینان قوی $c(s, s_0)$ ، به‌عنوان پنجره‌ای از تجزیه و تحلیل حرکات تغییر می‌کند.



(شکل-۱): توابع پایه چندجمله‌ای $\{1, x, y, x^2, xy, y^2\}$ و تابع گوسی کاربردی a

(Figure-1): Polynomial basis functions $\{1, x, y, x^2, xy, y^2\}$ and Gaussian applicability function a

اگر از تابع کاربردی گوسی استفاده کنیم، سرعت کانولوشن نرمال شده در یک شبکه منظم می‌تواند به‌وسیله کانولوشن بازگشتی و تفکیک‌پذیر، بیشتر شود. مخرج رابطه (۴) و ماتریس معکوس رابطه (۵) جملات نرمال شده هستند که سیگنال اطمینان ناهمگن را اصلاح می‌کنند؛ از این رو به آن کانولوشن نرمال شده می‌گوییم.

۳-۳- مجموعه نمونه نامنظم

متأسفانه برای سیگنال‌های نمونه‌برداری شده نامنظم به دلیل اینکه چندجمله‌ای پایه و توابع کاربردی در یک مختصات محلی نامنظم نمونه‌برداری شده‌اند، کانولوشن نرمال شده نمی‌تواند به مجموعه کانولوشن‌های منظم کاهش یابد؛ بنابراین هر مکان خروجی به ماتریس ضرایب و معکوس متفاوتی نیاز دارد. علاوه‌براین چون نمونه‌ها به‌صورت نامنظم قرار دارند، آنها باید نخست پیش از تجزیه و تحلیل محلی جمع‌آوری شوند. برای اطمینان از جمع‌آوری سریع نمونه‌های محلی، ما یک فهرست مرجع در هر پیکسل روی شبکه منظم خروجی راه‌اندازی می‌کنیم، که سوابق نمونه‌های ورودی مربوط به آن پیکسل را حفظ کند. این ساختار داده، یک بار قبل از ترکیب، مقداردهی اولیه می‌شود. آنها می‌توانند به‌عنوان نمونه‌هایی که حذف شده یا اضافه شده است، کوچک شوند یا رشد کنند. این برای ابرتفکیک‌پذیری پویا از ویدئو که در آن قاب‌های جدید اضافه شده و قاب‌های قدیمی از سامانه حذف می‌شوند، مفید است. برای جمع‌آوری همه نمونه‌ها در چند پیکسل از یک مکان خروجی، مراجع از سوابق ذخیره شده در همه نقاط شبکه در آن همسایگی جمع‌آوری می‌شوند. از آن جا که پیمودن یک شبکه منظم نسبت به مجموعه نقاط نامنظم ساده‌تر است، نمونه‌های ورودی با این فهرست‌های مرجع می‌توانند بسیار مؤثرتر جمع‌آوری شوند. این ساختار داده هر چند ساده است، ولی صرفه‌جویی فوق‌العاده‌ای در زمان جستجوی نمونه فراهم می‌کند. همچنین داده‌ها بسیار فشرده می‌شود؛ چون به‌جای همه ویژگی‌های نمونه، فقط مراجع را نگهداری می‌کند. مجموعه نمونه نامنظم در مورد ابرتفکیک‌پذیری از قاب‌های با تفکیک‌پذیری پایین که با یک عامل عدد صحیح بزرگ‌نمایی، جابه‌جا شده‌اند، بسیار مناسب است. اگر عامل بزرگ‌نمایی یک عدد صحیح μ باشد، الگوی توزیع نمونه با تفکیک‌پذیری پایین در شبکه با تفکیک‌پذیری بالا به‌صورت بلوک‌های تکراری $\mu \times \mu$ خواهد بود. در صورتی که تابع کاربردی ثابت باشد، فهرست مراجع در

است که محور اصلی آن چرخش یافته تا با محور غالب محلی منطبق شود.

$$a(s, s_0) = \rho(s - s_0) \exp \left[- \left(\frac{x \cos \phi + y \sin \phi}{\delta_u(s_0)} \right)^2 - \left(\frac{-x \sin \phi + y \cos \phi}{\delta_v(s_0)} \right)^2 \right] \quad (7)$$

که در آن $s_0 = \{x_0, y_0\}$ مرکز تجزیه و تحلیل است، $s - s_0 = [x, y]$ مختصات محلی نمونه‌های ورودی با توجه به s_0 هستند و ρ یک تابع جعبه‌ای است که بر مبدأ متمرکز شده تا هسته پایه را با شعاع خاصی محدود کند. δ_u و δ_v جهت مقیاس‌های هسته گوسی ناهمسانگرد هستند. δ_v مقیاس در امتداد جهت‌گیری طولی است و مقدار آن بزرگ‌تر یا مساوی δ_u است. این جهت‌گیری‌ها در شکل (۲) مشخص شده است.



(شکل-۲): نمونه‌ای از تابع کاربردی با ساختار منطبق بر روی تصویر یک نمونه خودرو (نمایش مقیاس‌ها، غیرواقعی است).
(Figure-2): Examples of structure-adaptive applicability functions on a typical vehicle image (the scales shown exaggerated).

در شکل (۳) تأثیر استفاده از سیگنال اطمینان قوی و تابع کاربردی تطبیقی را برای یک نمونه از تصاویر پلاک مشاهده می‌کنیم. همان‌طور که در تصویر مشاهده می‌شود تصویر مربوط به الگوریتم پیشنهادی با استفاده از سیگنال اطمینان قوی و تابع کاربردی تطبیقی هموارتر و همچنین لبه‌های نویسه‌ها در آن تیزتر است.



(شکل-۳): تأثیر سیگنال اطمینان قوی و تابع کاربردی تطبیقی در تصاویر پلاک (شکل (۱) تصویر ورودی، شکل (۲) خروجی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از توابع بالا و شکل (۳) خروجی الگوریتم بدون استفاده از این توابع)

(Figure-3): Effect of robust signal certainty and structure-adaptive applicability functions in license plate image (1: input image, 2: output of the proposed algorithm considering above functions and 3: output of the algorithm without considering above functions)

محدوده طیف‌سنجی δ_r رنج قابل قبول باقی‌مانده خطای $f - \hat{f}$ را مشخص می‌کند. نمونه‌های با باقی‌مانده خطای کمتر از δ_r مقدار اطمینان نزدیک به یک داشته و نمونه‌های با باقی‌مانده خطای بیشتر از $2\delta_r$ مقدار اطمینان کمتر دریافت می‌کنند. ما δ_r را دو برابر انحراف معیار نوفه ورودی انتخاب می‌کنیم. (δ_{noise} از محل‌های کم‌شیب در تصویر به دست می‌آید).

۵-۳- کانولوشن نرمال شده با ساختار منطبق

کانولوشن نرمال شده یک عمل‌گر محلی است؛ به این معنا که برای عملکرد خود به یک همسایگی محدود نیازمند است. برای مثال کانولوشن نرمال شده مرتبه نخست دوبعدی دست‌کم نیاز به سه نمونه دارد تا فضای محلی را مشخص کند. اگر برای هر پیکسل نمونه کافی وجود داشته باشد، مقیاس تابع کاربردی می‌تواند خیلی کوچک باشد؛ در این صورت بازسازی تصویر خیلی برجسته‌تر می‌شود؛ ولی اگر نمونه‌ها پراکنده باشند، آن‌گاه باید مقیاس تابع کاربردی را افزایش دهیم تا به تعداد نمونه کافی برای چندجمله‌ای پایدار دست یابیم؛ که این امر سبب تاری در نتیجه بازسازی تصویر می‌شود. با این حال یک تابع کاربردی که در طول یک ساختار خطی گسترش داده می‌شود، نمی‌تواند خطوط و لبه‌ها را استخراج کند. بنابراین ترکیب متناسب با بهبود لبه‌ها منجر به برجسته‌شدن جزئیات کوچک می‌شود. در این بخش ما چنین تابع کاربردی انطباقی را معرفی کرده و نشان می‌دهیم که به‌طور قابل توجهی برای داده‌های پراکنده کیفیت بازسازی تصویر را افزایش می‌دهد. تابع کاربردی یک هسته گوسی ناهمسانگرد است که شکل و جهت‌گیری آن در امتداد ساختار تصویر زمینه منطبق می‌شود. تابع کاربردی انطباقی تضمین می‌کند که نمونه‌ها فقط شدت و اطلاعات گرادیان مشابهی را که از گسترش چندجمله‌ای محلی به دست آمده است؛ به اشتراک بگذارند. هسته اصلی که در امتداد ساختار خطی گسترش یابد اجازه می‌دهد که نوفه بهتر مهار شود؛ درحالی‌که از سیگنال‌های مات از بین خطوط و لبه‌ها صرف نظر می‌شود؛ چون نمونه‌ها در امتداد یک ساختار خطی اطلاعات گرادیان مشابهی به اشتراک می‌گذارند، تابع کاربردی تطبیقی برای کانولوشن نرمال شده از هر مرتبه‌ای مناسب است.

۶-۳- تابع کاربردی با ساختار منطبق

تابع کاربردی با ساختار منطبق یک تابع گوسی ناهمسانگرد

۷-۳- مراحل ابرتفکیک پذیری

جدا کرده و بر یکی از قاب‌ها با استفاده از روش فوریه-ملین منطبق می‌کنیم؛ سپس قسمت پلاک خودرو را که اکنون در تمامی تصاویر در یک مختصات مشخص قرار دارد، از تصاویر جدا کرده و برای ورود به الگوریتم انطباق تصویری بعدی آماده می‌کنیم.

پردازش ابرتفکیک‌پذیری بر روی داده‌های ورودی که از الگوریتم انطباق تصویری در اختیار ما قرار می‌گیرد، در نهایت شامل سه مرحله می‌شود. ابتدا تصویر با تفکیک‌پذیری بالا توسط یک عمل‌گر متوسط‌گیری وزن‌دار شده محلی به دست می‌آید؛ سپس تصویر به دست آمده به عنوان داده ورودی به کانولوشن نرمال شده مرتبه نخست داده می‌شود تا تصویر با تفکیک‌پذیری بالای بهتر، همراه با مشتقات آن در راستای x و y به دست آید؛ سپس مشتقات آن برای ساختن تابع کاربردی ناهمسان‌گرد مربوط به کانولوشن نرمال شده فقی نهایی استفاده می‌شود.

۲-۴- تطبیق تصاویر با استفاده از روش انطباق

تصویری وندول یا کرن

در این مرحله تصاویر به دست آمده از مرحله گذشته را بسته به نوع تصویر برای تصاویر واقعی با روش کرن و برای تصاویر شبیه‌سازی با روش وندول به صورت کامل بر هم منطبق می‌کنیم. پس از این مرحله تصاویر برای ورود به الگوریتم ابرتفکیک‌پذیری آماده است.

۴-۴- مراحل الگوریتم پیشنهادی

همان‌طور که در مقدمه گفته شد، در این مقاله ابتدا تصاویر ورودی با تفکیک‌پذیری پایین با استفاده از روش انطباق تصویری فوریه-ملین بر هم منطبق شده و پس از آن تصاویر با استفاده از روش انطباق تصویری وندول یا کرن، بسته به نوع داده ورودی، با دقت بهتری، بر هم منطبق می‌شوند. پس از آن تصاویری که به طور کامل بر هم منطبق شده‌اند به کمک الگوریتم ابرتفکیک‌پذیری، تصویری با تفکیک‌پذیری بالا به دست می‌آید.

۳-۴- بهبود تصاویر با استفاده از روش

ابرتفکیک‌پذیری

در این مرحله تصاویر به دست آمده از مراحل گذشته را به الگوریتم ابرتفکیک‌پذیری مبتنی بر کانولوشن نرمال شده داده و به یک تصویر با تفکیک‌پذیری بالا دست می‌یابیم.

باید اشاره کرد که روش‌های انطباق تصویری وندول و کرن در زمینه انطباق تصاویر به لحاظ چرخش و جابه‌جایی دقت خوبی دارند؛ ولی تصاویر ورودی نباید به مقدار زیادی دچار چرخش شده باشند. هم‌چنین اگر تصاویر ورودی به لحاظ مقیاس متفاوت باشند، این دو روش در زمینه تطبیق مقیاس عملکرد ندارند. بنابراین با توجه به این که تصاویر ورودی ما دارای مقدار قابل توجهی چرخش هستند و هم‌چنین به لحاظ مقیاس بر هم منطبق نیستند، از روش فوریه-ملین که در زمینه تطبیق مقیاس نیز عملکرد دارد، پیش از دو روش وندول و کرن برای تطبیق تصاویر استفاده می‌کنیم.

۴-۴- شناسایی شماره پلاک

در اینجا تصویر به دست آمده از مرحله گذشته را به نرم‌افزار نمایشی خواندن پلاک خودرو داده و خروجی آن را که تصویر پلاک به همراه شماره شناسایی شده است، دریافت می‌کنیم.

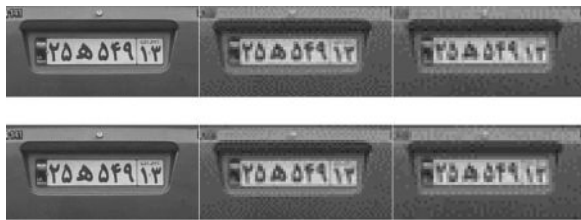
۵- آزمایش‌ها

برای انجام آزمایش‌ها داده‌های ورودی را به سه دسته تقسیم می‌کنیم: دسته نخست تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین هستند که با استفاده از یک تصویر واقعی با تفکیک‌پذیری بالا شبیه‌سازی شده است. برای شبیه‌سازی این دسته از داده‌های ورودی از یک تصویر با تفکیک‌پذیری بالا و ابعاد بزرگ حدود 120×300 پیکسل، تعداد هفت تصویر که با مقیاس چهار به یک کوچک شده‌اند و به صورت تصادفی نسبت به یکدیگر جابه‌جا شده‌اند، به دست می‌آید که ابعاد آن‌ها حدود 30×75 پیکسل است. در شکل (۴) نمونه‌ای از تصاویر شبیه‌سازی شده به همراه تصویر اصلی آن نشان داده شده است. دسته دوم تصاویری با تفکیک‌پذیری پایین هستند که با استفاده از کوچک کردن اندازه ابعاد قاب‌های تصویر ویدئویی واقعی با تفکیک‌پذیری بالا به دست آمده‌اند. برای دست‌یافتن به این دسته از داده‌ها نیز تعداد هشت قاب تصویر با ابعاد بزرگ حدود

۱-۴- تطبیق تصاویر با استفاده از روش فوریه-

ملین و جداسازی قسمت پلاک

تصاویر ورودی ما از قاب‌های تصویر یک فایل ویدئویی به دست می‌آیند؛ با توجه به حرکت و لرزش دوربین قسمت پلاک در تصاویر دارای جابه‌جایی زیادی است، هم‌چنین به لحاظ مقیاس اندازه به طور کامل بر هم منطبق نیستند؛ بنابراین ما ابتدا قسمت بزرگ‌تری نسبت به اندازه پلاک را که در تمام قاب‌های مورد استفاده پلاک به طور کامل در آن قرار گیرد، از تصویر



(شکل-۵): داده‌های واقعی کوچک شده (چپ: تصاویر اصلی، وسط: تصاویر کوچک شده با مقیاس ۴ به ۱ و راست: تصاویر کوچک شده با مقیاس ۵ به ۱)
(Figure-5): Downsampled real images (Left: actual size, Middle: 4 to 1 down-sample, Right: 5 to 1 down sample)



(شکل-۶): داده‌های واقعی با تفکیک پذیری پایین (۶ قاب تصویر جدا شده پس از انطباق قسمت پلاک در قاب‌های تصویر، با استفاده از روش فوریه - ملین)
(Figure-6): Low resolution real images (6 LR cropped frames matched by Fourier-Mellin matching method)

۱-۵- تصاویر شبیه‌سازی شده با تفکیک پذیری پایین

در شکل (۷) تصویر شبیه‌سازی شده حاوی پلاک خودرو که اندازه ابعاد آن 32×71 پیکسل است به همراه تصاویر چهار برابر شده از آن با روش ابرتفکیک پذیری پیشنهادی و روش‌های دیگر قابل مشاهده است.

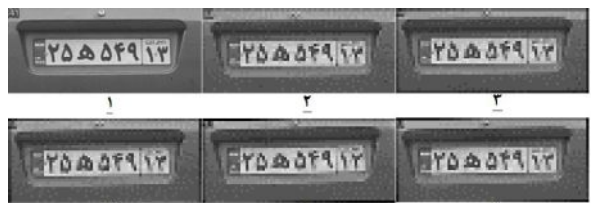


(شکل-۷): نتایج تصاویر شبیه‌سازی شده با ابعاد 32×71 (۱: ورودی، ۲: ASDS-AR، ۳: درون‌یابی مکعبی، ۴: POCS، ۵: پیشنهادی نخست همراه با روش کرن، ۶: پیشنهادی دوم همراه با روش وندول)
(Figure-7): Results of LPR algorithm for the simulated image 32×71 (1: Input image, 2: ASDS-AR, 3: Cubic interpolation, 4: POCS, 5 and 6: the proposed SR plus Keren and Vandewalle image matching method, respectively)

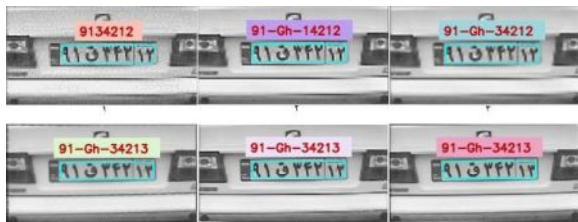
همان‌طور که در شکل مشخص است، تصویر بازساز شده با روش پیشنهادی و الگوریتم انطباق تصویری وندول نسبت به سایر روش‌ها کیفیت مطلوب‌تری دارد و در الگوریتم پلاک‌خوان مورد استفاده، تمامی نویسه‌ها در آن به درستی مشخص شده است. برای سایر روش‌ها الگوریتم پلاک‌خوان با خطا مواجه می‌شود. خروجی الگوریتم پلاک‌خوان برای این تصویر در شکل (۸) آمده است.

150×300 پیکسل، با مقیاس‌های ۴ به ۱ و ۵ به ۱ به قاب‌های تصویر با ابعاد کوچک حدود 30×75 و 30×60 پیکسل تبدیل می‌شوند که در شکل (۵) نمونه‌ای از این داده‌ها به تصویر کشیده شده است. دسته سوم تصاویر واقعی هستند که به دلیل بعد مسافت و لرزش دوربین، تفکیک پذیری و کیفیت مناسبی ندارند. برای تشکیل این دسته از داده‌ها نیز تعداد هشت قاب تصویر از یک تصویر ویدئویی جدا شده و مورد آزمایش قرار می‌گیرد؛ ابعاد تصاویر این دسته از داده‌ها حدود 50×120 پیکسل است. برای جداسازی قسمت پلاک، ابتدا قسمت پلاک خودرو را در این تصاویر با استفاده از روش انطباق تصویری فوریه-ملین بر هم منطبق می‌کنیم. در شکل (۶) نمونه‌ای از این داده‌ها که پس از انطباق جداسازی شده‌اند، مشخص شده است.

در این جا برای دسته نخست از داده‌های ورودی نیازی به استفاده از روش انطباق تصویری فوریه-ملین نیست؛ چون جابه‌جایی تصاویر ورودی زیاد نیست؛ اما برای دو دسته دیگر از داده‌های ورودی به دلیل جابه‌جایی زیاد تصاویر ورودی و هم‌چنین تفاوت مقیاس آنها که ناشی از لرزش دوربین هنگام تصویربرداری است، ابتدا تصاویر به الگوریتم انطباق تصویری فوریه-ملین داده شده و پس از آن مراحل مربوط به دسته نخست داده‌های ورودی شامل روش انطباق تصویری کرن یا وندول و سپس روش ابرتفکیک‌پذیری بر روی آنها انجام می‌گیرد. گفتنی است که در بیش تر موارد مشاهده می‌شود که نتایج به دست آمده از تصاویری که با استفاده از الگوریتم انطباق تصویری وندول بر هم منطبق شده‌اند، بهتر است؛ مگر در مواردی که تصاویر واقعی ما در الگوریتم انطباق تصویری فوریه-ملین به درستی بر هم منطبق نشده باشند و یا خطوط مشخص با لبه‌های تیز در تصویر وجود نداشته باشد که برای این تصاویر روش کرن نتیجه بهتری دارد. هم‌چنین در برخی آزمایش‌های مربوط به دسته دوم و سوم از داده‌های ورودی، تأثیر عدم استفاده از روش انطباق تصویری فوریه-ملین نشان داده می‌شود.



(شکل-۴): تصاویر شبیه‌سازی، ۱: تصویر اصلی با تفکیک‌پذیری بالا و شماره‌های ۲، ۳، ۴، ۵ و ۶ تصاویر شبیه‌سازی شده از آن با تفکیک‌پذیری پایین
(Figure-4): Simulated images, 1: real HR input image, and 2 through 6 are the simulated LR ones.



(شکل-۱۱): نتایج تصاویر شبیه‌سازی شده با ابعاد 51×99 ، تصاویر بازسازی شده ۴ برابر شده‌اند (۱: ورودی، ۲: ASDS-AR، ۳: درون‌یابی مکعبی، ۴: POCS، ۵: پیشنهادی نخست همراه با روش کرن، ۶: پیشنهادی دوم همراه با روش وندول)

(Figure-11): Results of LPR algorithm for the simulated image 51×99 , which the output SR images are 4 times larger (1: Input image, 2: ASDS-AR, 3: Cubic interpolation, 4: POCS, 5 and 6: the proposed SR plus Keren and Vandewalle image matching method, respectively)



(شکل-۱۲): نتایج تصاویر شبیه‌سازی شده با ابعاد 22×56 ، تصاویر بازسازی شده پنج برابر شده‌اند (۱: ورودی، ۲: ASDS-AR، ۳: درون‌یابی مکعبی، ۴: POCS، ۵: پیشنهادی نخست همراه با روش کرن، ۶: پیشنهادی دوم همراه با روش وندول)

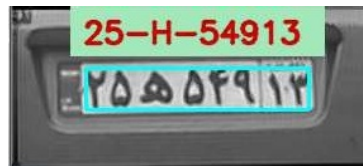
(Figure-12): Results of LPR algorithm for the simulated image 22×56 , which the output SR images are 5 times larger (1: Input image, 2: ASDS-AR, 3: Cubic interpolation, 4: POCS, 5 and 6: the proposed SR plus Keren and Vandewalle image matching method, respectively)

همان‌طور که در نتیجه آزمایش‌ها مشخص است، برای تصاویر شبیه‌سازی شده، روش ابرتفکیک‌پذیری پیشنهادی، همراه با روش انطباق تصویری وندول بهترین کیفیت را در بازسازی تصاویر به همراه خواهد داشت.

۲-۵- تصاویر واقعی با تفکیک‌پذیری کاهش یافته

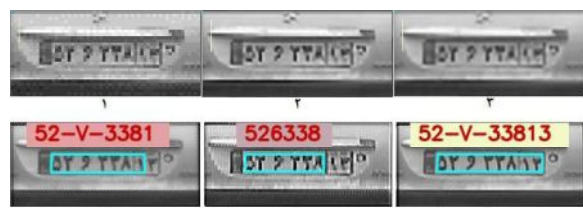
همان‌طور که پیش از این اشاره کردیم، در این قسمت آزمایش‌ها بر روی تصاویری که حاصل از کوچک کردن ابعاد قاب‌های تصویر ویدئویی با تفکیک‌پذیری بالا هستند، انجام می‌شود و نتایج الگوریتم‌های ابرتفکیک‌پذیری بر روی آنها با هم مقایسه می‌شود. گفتنی است در این قسمت تأثیر عدم استفاده از روش انطباق تصویری فوریه-ملین برای تصاویر ورودی بررسی می‌شود.

در شکل (۱۳) نتایج مربوط به داده ورودی با ابعاد 37×76 که از کوچک کردن تصویر با تفکیک‌پذیری بالا با مقیاس ۴ به ۱ به دست آمده است، به همراه نتایج عدم استفاده از روش انطباق تصویری فوریه-ملین نمایش داده شده است.



(شکل-۸): خروجی الگوریتم پلاک‌خوان برای تصویر بازسازی شده به روش پیشنهادی و با استفاده از روش انطباق تصویری وندول (Figure-8): Results of LPR algorithm for reconstructed image using the proposed SR plus Vandewalle image matching method

در شکل (۹) تصویر شبیه‌سازی شده حاوی پلاک خودرو که اندازه ابعاد آن 27×60 پیکسل است به همراه تصاویر چهار برابر شده از آن با روش ابرتفکیک‌پذیری پیشنهادی و روش‌های دیگر قابل مشاهده است.



(شکل-۹): نتایج تصاویر شبیه‌سازی شده با ابعاد 27×60 ، ورودی، ۲: ASDS-AR، ۳: درون‌یابی مکعبی، ۴: POCS، ۵: پیشنهادی نخست همراه با روش کرن، ۶: پیشنهادی دوم همراه با روش وندول)

(Figure-9): Results of LPR algorithm for the simulated image 27×60 (1: Input image, 2: ASDS-AR, 3: Cubic interpolation, 4: POCS, 5 and 6: the proposed SR plus Keren and Vandewalle image matching method, respectively)

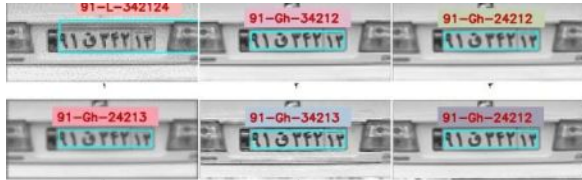
در این جا نیز تصویر بازسازی شده با روش پیشنهادی و روش انطباق تصویری وندول کیفیت مطلوب‌تری داشته و فقط این تصویر در الگوریتم پلاک‌خوان قابل شناسایی است. شکل (۸) گویای این مسأله است.



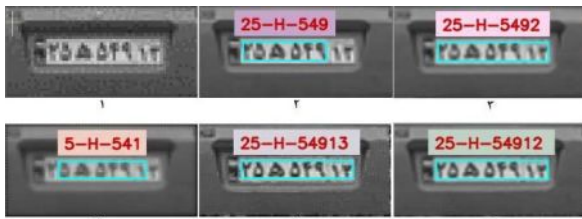
(شکل-۱۰): خروجی الگوریتم پلاک‌خوان برای تصویر بازسازی شده به روش پیشنهادی و با استفاده از روش انطباق تصویری وندول (Figure-10): Results of LPR algorithm for the reconstructed image using the proposed SR plus Vandewalle image matching method

شکل‌های (۱۱ و ۱۲) به ترتیب نتایج بازسازی تصویر برای تصویر ورودی با ابعاد 51×99 و 22×56 می‌باشد که با استفاده از روش‌های ابرتفکیک‌پذیری به ترتیب ۴ و ۵ برابر شده‌اند.

الگوریتم پلاک‌خوان برای دو تصویر مربوط به روش پیشنهادی به‌همراه روش‌های کرن و وندول آمده است. در این آزمایش نیز خطای الگوریتم پلاک‌خوان برای تصویر مربوط به روش کرن کمتر از تصویر مربوط به روش وندول است؛ همچنین به‌دلیل بالا بودن مقدار خطا برای تصاویر مربوط به سایر روش‌ها، از آوردن نتایج آنها خودداری کرده‌ایم.



(شکل-۱۴): نتایج تصاویر واقعی کوچک‌شده با ابعاد 42×99 . شماره پلاک صحیح (۱۳ ۳۴۲ ق ۹۱) است. (۱): ورودی، (۲): ASDS-AR، (۳): درون‌یابی مکعبی، (۴): POCS، (۵): پیشنهادی نخست همراه با روش کرن، (۶): پیشنهادی دوم همراه با روش وندول
(Figure-14): Results of LPR algorithm for down-sampled real image 42×99 , the license is 91-Gh-34213 (1: Input image, 2: ASDS-AR, 3: Cubic interpolation, 4: POCS, 5 and 6: the proposed SR plus Keren and Vandewalle image matching method, respectively)



(شکل-۱۵): نتایج تصاویر واقعی کوچک‌شده با ابعاد 30×61 . شماره پلاک صحیح (۱۳ ۵۴۹ ه ۲۵) است. (۱): ورودی، (۲): ASDS-AR، (۳): درون‌یابی مکعبی، (۴): POCS، (۵): پیشنهادی نخست همراه با روش کرن، (۶): پیشنهادی دوم همراه با روش وندول
(Figure-15): Results of LPR algorithm for down-sampled real image 30×61 , the license is 25-H-54913 (1: Input image, 2: ASDS-AR, 3: Cubic interpolation, 4: POCS, 5 and 6: the proposed SR plus Keren and Vandewalle image matching method, respectively)

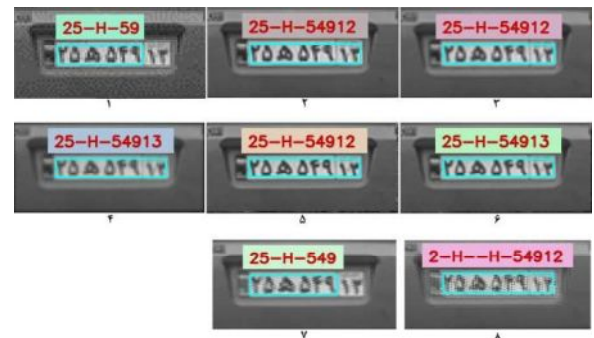
۳-۵- تصاویر واقعی با تفکیک‌پذیری پایین

همان‌طور که در مقدمه اشاره شد، در این قسمت به بررسی اثر روش پیشنهادی بر روی تصاویری که به‌دلیل بُعد مسافت و لرزش دوربین هنگام تصویربرداری، تفکیک‌پذیری و کیفیت آنها کاهش یافته است، می‌پردازیم. در این جا نیز تأثیر استفاده از روش انطباق تصویری فوریه-ملین بر روری تصاویر ورودی، پیش از ارائه آنها به الگوریتم‌های انطباق تصویری کرن و وندول در بازسازی تصاویر چشم‌گیر است.

بدین ترتیب ابتدا در شکل (۱۶) نتایج بازسازی قاب‌های تصویر با اندازه ابعاد 56×124 با استفاده از روش پیشنهادی و سایر روش‌ها و همچنین روش پیشنهادی بدون

همان‌طور که در تصویر مشخص است، نتایج به‌دست‌آمده از روش پیشنهادی به‌همراه روش انطباق تصویری کرن و وندول از سایر روش‌ها مطلوب‌تر است، ولی در صورت استفاده از روش کرن لبه‌های تصویر خروجی برجسته‌تر است. همچنین در صورت عدم استفاده از روش انطباق تصویری فوریه-ملین برای داده‌های ورودی نتایج مربوط به روش پیشنهادی به‌شدت دچار افت می‌شود. در این جا اندازه تصاویر ورودی با استفاده از روش‌های ابرتفکیک‌پذیری چهار برابر شده است.

در شکل (۱۴) نتایج مربوط به داده ورودی با ابعاد 42×99 که از کوچک کردن تصویر با تفکیک‌پذیری بالا با مقیاس ۴ به ۱ به‌دست آمده و به‌کمک روش‌های ابرتفکیک‌پذیری چهار برابر شده، به‌همراه خروجی الگوریتم پلاک‌خوان برای دو تصویر مربوط به روش پیشنهادی به‌همراه روش‌های کرن و وندول آمده است. گفتنی است که الگوریتم پلاک‌خوان برای سایر تصاویر با خطای زیادی همراه است. همان‌طور که در تصویر قابل مشاهده است، اگر چه تصویر مربوط به روش انطباق تصویری وندول هموارتر است، ولی به‌دلیل برجسته بودن لبه‌ها در تصویر مربوط به روش انطباق تصویری کرن نتایج به‌دست‌آمده از الگوریتم پلاک‌خوان برای این تصویر با خطای کمتری همراه است.



(شکل-۱۳): نتایج تصاویر واقعی کوچک‌شده با ابعاد 37×76 : (۱) تصویر ورودی کوچک‌شده به نسبت ۴ به ۱، (۲): ASDS-AR، (۳): درون‌یابی مکعبی، (۴): POCS، (۵): پیشنهادی همراه با روش کرن، (۶): پیشنهادی همراه با روش وندول، (۷) و (۸): به ترتیب همان شماره‌های ۵ و ۶ بدون استفاده از روش انطباق تصویری فوریه - ملین
(Figure 13): Results for downsampled real image 37×76 (1: Input image which is 4 to 1 down sampled, 2: ASDS-AR, 3: Cubic interpolation, 4: POCS, 5 and 6: the proposed SR plus Keren and Vandewalle image matching method, respectively, 7 and 8: the results of 5 and 6 without using Fourier-Mellin image matching method)

در شکل (۱۵) نتایج مربوط به داده ورودی با ابعاد 30×61 که از کوچک کردن تصویر با تفکیک‌پذیری بالا با مقیاس ۵ به ۱ به‌دست آمده و به‌کمک روش‌های ابرتفکیک‌پذیری پنج برابر شده است، به‌همراه خروجی

همان‌طور که در شکل مشخص است، برای تصویر ورودی، الگوریتم پلاک خوان دارای چهار خطا بوده، برای تصویر بازسازی‌شده به روش ASDS-AR دارای سه خطا، برای روش درون‌یابی و روش POCS نیز سه خطا، برای روش پیشنهادی همراه با روش انطباق تصویری کرن فقط یک خطا و برای روش پیشنهادی به همراه روش انطباق تصویری وندول دو خطا. بنابراین برای تصاویر واقعی روش پیشنهادی با استفاده از روش انطباق تصویری کرن بهترین نتیجه را در حوزه پلاک خودرو در بر خواهد داشت.

در جدول (۱) میزان دقت شناسایی تعداد نویسه صحیح از هشت نویسه پلاک در الگوریتم پلاک‌خوان برای تصاویر بازسازی‌شده به روش‌های مختلف که تصاویر آنها در این بخش آورده شده است، مشاهده می‌شود. همان‌طور که در جدول قابل مشاهده است، برای تصاویر شبیه‌سازی‌شده ورودی با ابعاد بزرگتر از 27×60 مقدار خطا در الگوریتم پلاک‌خوان برای تصویر بازسازی‌شده با روش ابرتفکیک‌پذیری پیشنهادی به همراه روش انطباق تصویری وندول، صفر است و این بدین معناست که روش پیشنهادی برای این تصاویر به خوبی کار می‌کند و الگوریتم پلاک‌خوان توانسته تصویر بازسازی‌شده با این روش را به طور کاملاً صحیح شناسایی کند؛ اما اگر ابعاد تصاویر ورودی شبیه‌سازی‌شده به 22×56 کاهش یابد، الگوریتم پلاک‌خوان در شناسایی پلاک دچار خطا می‌شود و این خطا همان‌طور که در شکل (۱۸) مشاهده می‌شود، در عدد سه رخ می‌دهد؛ چون به دلیل برجسته‌نشدن دندانۀ عدد سه این عدد به اشتباه عدد دو تشخیص داده می‌شود. گفتنی است که اگرچه الگوریتم پیشنهادی برای این تصاویر دچار خطا می‌شود، ولی الگوریتم پلاک‌خوان برای تصاویر بازسازی‌شده با استفاده از سایر روش‌ها، به طور کلی قادر به شناسایی پلاک از تصویر نیست و یا این که مقدار خطا در آن بسیار زیاد است. در مورد تصاویر واقعی نیز همان‌طور که در جدول (۱) مشخص است، برای تصویر بازسازی‌شده با روش ابرتفکیک‌پذیری پیشنهادی همراه با روش انطباق تصویری کرن، یک خطا رخ داده است. این خطا نیز همان‌طور که در شکل (۱۹) مشخص است، در عدد سه رخ داده است.

این اتفاق به دلیل برجسته‌نشدن دندانۀ عدد سه و شباهت زیاد آن به عدد دو است. البته در مورد تصاویر واقعی اگر منطبق کردن تصاویر توسط روش انطباق تصویری فوریه-ملین پیش از ارائه آنها به روش انطباق تصویری کرن به خوبی انجام نشده باشد و یا ابعاد تصاویر ورودی کمتر از 53×137 باشد، این میزان خطا افزایش می‌یابد. در شکل (۲۰) میزان خطا برای روش پیشنهادی بدون استفاده از روش انطباق

استفاده از روش انطباق تصویری فوریه-ملین آورده شده است. در این آزمایش اندازه ابعاد تصویر خروجی به کمک روش‌های ابرتفکیک‌پذیری چهار برابر اندازه تصاویر ورودی شده است.



(شکل-۱۶): نتایج تصاویر واقعی با ابعاد 56×124 : (۱) تصویر ورودی، (۲) ASDS-AR، (۳) درون‌یابی مکعبی، (۴) POCS، (۵) پیشنهادی همراه با روش کرن، (۶) پیشنهادی همراه با روش وندول، (۷) و (۸) به ترتیب همان شماره‌های ۵ و ۶ بدون استفاده از روش انطباق تصویری فوریه - ملین)

(Figure-16): Results of LPR algorithm for real image 56×124 (1: Input image, 2: ASDS-AR, 3: Cubic interpolation, 4: POCS, 5 and 6: the proposed SR plus Keren and Vandewalle image matching method, respectively, 7 and 8: the results of 5 and 6 without using Fourier-Mellin image matching method)

همان‌طور که در تصاویر مشخص است تأثیر استفاده از روش انطباق تصویری فوریه-ملین در حالتی که از روش وندول استفاده می‌کنیم بیشتر است، این بدین معناست که اگر تصاویر ورودی ما به خوبی بر هم منطبق نباشند، روش انطباق تصویری وندول پاسخ مناسبی نخواهد داشت. با توجه به اینکه در این آزمایش‌ها تأثیر روش‌های ابرتفکیک‌پذیری به لحاظ بصری به خوبی قابل مقایسه نیست در شکل (۱۷) خروجی الگوریتم پلاک‌خوان برای یکی از تصاویر ورودی با ابعاد 53×137 و تصاویر بازسازی‌شده که با استفاده از روش‌های مختلف ابرتفکیک‌پذیری اندازه آنها چهار برابر شده، آورده شده است.



(شکل-۱۷): نتایج تصاویر واقعی با ابعاد 53×137 ، شماره پلاک صحیح (۱۳ ۳۳۸ و ۵۲) است. (۱) ورودی، (۲) ASDS-AR، (۳) درون‌یابی مکعبی، (۴) POCS، (۵) پیشنهادی نخست همراه با روش کرن، (۶) پیشنهادی دوم همراه با روش وندول)

(Figure-17): Results of LPR algorithm for real image 53×137 , the license is 52-v-33812 (1: Input image, 2: ASDS-AR, 3: Cubic interpolation, 4: POCS, 5 and 6: the proposed SR plus Keren and Vandewalle image matching method, respectively)



(شکل-۲۰): خطای رخ داده برای تصاویر واقعی بدون استفاده از روش انطباق تصویری فوریه - ملین در الگوریتم پلاک خوان (۱): تصویر ورودی، ۲: بازسازی شده با روش ابرتفکیک‌پذیری پیشنهادی فقط با روش انطباق تصویری کرن، ۳: خروجی پلاک‌خوان و مشخص شدن محل خطای رخ داده

(Figure-20): Failures of LPR algorithm for real images without using Fourier-Mellin image matching method (1: Input image, 2: Reconstructed image using the proposed SR plus only Keren image matching method, 3: Output of license plate recognition algorithm and positions of the failures)

(جدول-۲): میانگین درصد دقت بر نویسه و دقت بر پلاک هر روش برای حدود ۷۲ پلاک مختلف با ابعاد متفاوت

(Table-2): Percentages of accuracy per character and per license for each compared methods among 72 different license in different size.

نوع تصویر	متوسط درصد دقت پلاک خوانی						نوع تصویر
	پیشنهادی دوم با تطابق وندول	پیشنهادی اول با تطابق کرن	POCS	ASDS-AR	درون یابی مگمی	تصویر با تفکیک‌پذیری کم	
شبیه‌سازی	۸	۷	۸	۷	۷	۶	۳۲×۷۱
	۸	۵	۷	-	-	-	۲۷×۶۰
کوچک شده واقعی	۷	۵	۶	-	-	-	۲۲×۵۶
	۶	۸	۶	۷	۶	۴	۴۲×۹۹
واقعی	۷	۸	۴	۶	۶	-	۳۰×۶۱
	۶	۷	۵	۵	۵	۴	۵۳×۱۴۷
شبیه‌سازی شده	۷۰.۰	۵۸.۰	۱۶.۰	۱۶.۰	۱۶.۰	۱۶.۰	۲۰ تصویر
	۹۰.۰	۸۱.۲۵	۷۵.۰	۷۵.۰	۷۵.۰	۷۵.۰	۱۲ تصویر واقعی
کوچک شده واقعی	۲۰.۰	۷۵.۰	۹۳.۷۵	۶۰.۰	۰.۰	۰.۰	۴۰ تصویر واقعی
	۶۲.۵	۷۹.۰	۱۶.۰	۱۶.۰	۱۶.۰	۱۶.۰	
واقعی	۳۰.۰	۶.۰	۶۰.۰	۰.۰	۴۶.۰	۰.۰	
	۷۰.۰	۶۳.۰	۴۰.۰	۷۹.۰	۵۲.۰	۲۳.۰	

سرانجام کلیه آزمایش‌ها را بر روی حدود ۷۲ پلاک مختلف شامل بیست تصویر شبیه‌سازی دوازده تصویر کوچک شده واقعی و چهل تصویر واقعی انجام دادیم. گفتنی است که پلاک‌ها به گونه‌ای انتخاب شدند که همه نویسه‌های استفاده شده در پلاک‌ها نظیر اعداد یک الی نه و حروف موجود در پلاک‌ها را شامل شوند. در جدول (۲) نتایج به دست آمده برای این آزمایش‌ها به‌طور میانگین آورده شده است. در این جدول، دقت بر پلاک مشخص‌کننده تعداد پلاک خوانده شده صحیح از میان تعداد کل پلاک‌های ورودی است و دقت بر نویسه مشخص‌کننده تعداد نویسه صحیح شناسایی شده از میان کل نویسه‌ها است. گفتنی است که با توجه به دستی بودن تمامی مراحل بهینه‌سازی قادر به افزایش بیشتر تعداد تصاویر ورودی نبودیم.

تصویری فوریه - ملین نشان داده شده است. همان‌طور که در تصویر مشخص است، تعداد خطا از یک خطا به سه خطا افزایش یافته است.

(جدول-۱): تعداد نویسه صحیح بازشناسی شده توسط الگوریتم پلاک‌خوان از میان هشت نویسه پلاک بعد از اعمال روش‌های مختلف ابرتفکیک‌پذیری، علامت - نشان‌دهنده عدم تشخیص کلی پلاک توسط الگوریتم پلاک‌خوان

(Table-1): Number of correct recognized characters among 8 character in LPR algorithm using different SR methods, - means non-recognizable plate in input image

نوع تصویر	ابعاد تصویر	تعداد کارکتر صحیح از ۸ کارکتر پلاک					
		پیشنهادی دوم با تطابق وندول	پیشنهادی اول با تطابق کرن	POCS	ASDS-AR	درون یابی مگمی	تصویر با تفکیک‌پذیری کم
شبیه‌سازی	۳۲×۷۱	۸	۷	۸	۷	۷	۶
	۲۷×۶۰	۸	۵	۷	-	-	-
کوچک شده واقعی	۲۲×۵۶	۷	۵	۶	-	-	-
	۴۲×۹۹	۶	۸	۶	۷	۶	۴
واقعی	۳۰×۶۱	۷	۸	۴	۶	۶	-
	۵۳×۱۴۷	۶	۷	۵	۵	۵	۴



(شکل-۱۸): خطای رخ داده برای تصاویر شبیه‌سازی شده در الگوریتم پلاک‌خوان (۱): تصویر ورودی، ۲: تصویر بازسازی شده با روش ابرتفکیک‌پذیری پیشنهادی همراه با روش انطباق تصویری وندول و ۳: خروجی الگوریتم پلاک‌خوان به‌همراه مشخص کردن محل خطای رخ داده

(Figure-18): Failures of LPR algorithm for simulated images (1: Input image, 2: Reconstructed image using the proposed SR plus Vandewalle image matching method, 3: Output of license plate recognition algorithm and positions of the failures)



(شکل-۱۹): خطای رخ داده برای تصاویر واقعی در الگوریتم پلاک‌خوان (۱): تصویر ورودی، ۲: تصویر بازسازی شده با روش ابرتفکیک‌پذیری پیشنهادی همراه با روش انطباق تصویری کرن، ۳: خروجی الگوریتم پلاک‌خوان به‌همراه مشخص کردن محل خطای رخ داده

(Figure-19): Failures of LPR algorithm for a real image (1: Input image, 2: Reconstructed image using the proposed SR, 3: Output of license plate recognition algorithm and positions of the failure)

در تصاویر بازسازی شده است. گفتنی است که برای تصاویر واقعی کوچک شده و تصاویر واقعی با تفکیک پذیری پایین در صورتی که انطباق تصاویر ورودی توسط روش انطباق تصویری فوریه-ملین پیش از ورود آنها به روش انطباق تصویری کرن به خوبی انجام نشده باشد، میزان خطا تا حدود ۲۵٪ الی ۵۰٪ افزایش می یابد و این موضوع نشان از تأثیر شدید روش های انطباق تصویری در حوزه ابرتفکیک پذیری تصاویر دارد.

۶- بحث پیرامون نتایج

با توجه به آزمایش های مختلف انجام شده، در مورد تصاویر شبیه سازی شده ای که ابعاد آنها به حدود 22×56 کاهش یافته است و با روش پیشنهادی بازسازی شده باشند، الگوریتم پلاک خوان در تشخیص شماره پلاک دچار در حدود دو خطا می شود که این خطاها به طور معمول در اعداد دو و سه رخ می دهد و این به دلیل عدم برجستگی دندانۀ عدد سه در تصویر بازسازی شده و شباهت عدد دو و سه در آن تصویر است. در مورد تصاویر واقعی نیز الگوریتم پلاک خوان بیشتر در شناسایی اعداد دو و سه دچار مشکل می شود. البته در مورد تصاویر واقعی اگر ابتدا تصاویر ورودی با روش انطباق تصویری فوریه-ملین به خوبی بر هم منطبق نشوند خطای رخ داده به میزان قابل توجهی افزایش می یابد.

همچنین نتیجۀ بازخوانی تصاویر به دست آمده از روش های مختلف در الگوریتم پلاک خوان را با توجه به طول پلاک در تصاویر، برای تصاویر واقعی مورد بررسی قرار دادیم که نتایج آن در نمودار شکل (۲۱) آورده شده است. در این نمودار تعداد نویسه صحیح خوانده شده از میان هشت نویسه موجود در پلاک روی محور عمودی و تعداد پیکسل مربوط به طول تصویر پلاک روی محور افقی نشان داده شده است. همان طور که در شکل مشخص است، برای تصاویر با طول پلاک ۳۷ پیکسل هیچ یک از تصاویر قابل تشخیص نبوده و فقط در تصویر بازسازی شده به روش پیشنهادی با استفاده از روش کرن سه نویسه تشخیص داده شده است. برای تصاویر با طول ۴۱ و ۴۳ پیکسل برای روش پیشنهادی شش نویسه و برای سایر روش ها حداکثر چهار نویسه قابل تشخیص است. در نهایت برای تصاویر با طول بیش از پنجاه پیکسل روش پیشنهادی به طور تقریبی بدون خطا بوده است که در مقایسه با سایر روش ها عملکرد بهتری دارد.

مشاهده می شود که برای داده های شبیه سازی شده بسته به ابعاد آنها، برای تصویر خروجی از الگوریتم ابرتفکیک پذیری پیشنهادی به همراه روش انطباق تصویری وندول، دقت در الگوریتم پلاک خوان $87/5\%$ بر نویسه و 70% بر پلاک است، این به این معناست که الگوریتم پلاک خوان برای تصویر بازسازی شده به این روش توانسته حدود 140 نویسه از مجموع 160 نویسه موجود در پلاک ها و همچنین چهارده پلاک از مجموع بیست پلاک را به طور صحیح شناسایی کند. این موضوع نشان می دهد که روش پیشنهادی نسبت به بهترین نتیجۀ به دست آمده از سایر روش ها در مورد تصاویر شبیه سازی شده توانسته است دقت بر نویسه را به اندازه 20% و دقت بر پلاک را به اندازه 40% افزایش دهد. گفتنی است که بیشتر خطاهای رخ داده در الگوریتم پلاک خوان مربوط به اعداد دو و سه در پلاک است، که به نظر می رسد این موضوع به دلیل عدم وجود برجستگی لازم در قسمت دندانۀ عدد سه و شباهت زیاد این دو عدد در تصاویر بازسازی شده است.

همچنین برای تصاویر واقعی کوچک شده میزان دقت برای تصاویر بازسازی شده با الگوریتم ابرتفکیک پذیری پیشنهادی و روش انطباق تصویری کرن، $93/75\%$ بر نویسه و 75% بر پلاک است. به عبارت دیگر الگوریتم پلاک خوان برای تصاویر بازسازی شده به روش پیشنهادی توانسته است حدود نود نویسه از مجموع 96 نویسه و نه پلاک از مجموع دوازده پلاک را به درستی شناسایی کند. این موضوع نشان می دهد که روش پیشنهادی نسبت به بهترین نتیجۀ به دست آمده از سایر روش ها برای این تصاویر توانسته است دقت بر نویسه را به اندازه $18/75\%$ و دقت بر پلاک را به اندازه 59% افزایش دهد. در این دسته از داده ها نیز بیشترین خطا در اعداد دو و سه اتفاق می افتد؛ اما برای تصاویر واقعی با تفکیک پذیری پایین میزان دقت برای تصاویر بازسازی شده با الگوریتم ابرتفکیک پذیری پیشنهادی به همراه روش انطباق تصویری کرن 79% بر نویسه و 40% بر پلاک است، به عبارت دیگر الگوریتم پلاک خوان برای تصاویر بازسازی شده با روش پیشنهادی توانسته است حدود 253 نویسه از 320 نویسه و 16 پلاک از مجموع 40 پلاک بررسی شده را به درستی شناسایی کند و این نشان دهنده آن است که روش پیشنهادی توانسته دقت بر نویسه را به اندازه 19% و دقت بر پلاک را به اندازه 34% نسبت به بهترین نتیجۀ به دست آمده از سایر روش ها بهبود دهد. در این دسته از داده ها بیشترین خطا در اعداد دو، سه و چهار رخ داد، که به دلیل برجسته نشدن لبه ها

و یا خطوط برجسته با لبه‌های تیز در آنها وجود نداشته باشد، خروجی این روش دقت مطلوب را ندارد.

روش ابرتفکیک‌پذیری مورد استفاده مبتنی بر کانولوشن نرمال‌شده برای همه داده‌های ورودی از قبیل داده‌های شبیه‌سازی‌شده و داده‌های واقعی نسبت به سایر روش‌های ابرتفکیک‌پذیری، هم به‌لحاظ بصری و هم به‌لحاظ کمترین خطا در الگوریتم پلاک‌خوان مطلوب‌تر بود؛ به‌طوری‌که با توجه به نتایج آزمایش‌ها، برای داده‌های شبیه‌سازی‌شده به‌طور میانگین میزان دقت در الگوریتم پلاک‌خوان را به اندازه $37/5\%$ بر نویسه و $41/70\%$ بر پلاک افزایش داده است. همچنین برای تصاویر واقعی کوچک‌شده به‌طور میانگین میزان دقت را به اندازه $43/1875\%$ بر نویسه و $50/59\%$ بر پلاک افزایش داده و برای تصاویر واقعی نیز میزان دقت را به اندازه $57/19\%$ بر نویسه و $62/34\%$ بر پلاک بهبود داده است؛ بنابراین در این مقاله به این نتیجه دست یافتیم که برای تصاویر پلاک، روش ابرتفکیک‌پذیری پیشنهادی مبتنی بر کانولوشن نرمال‌شده به‌همراه یکی از دو روش انطباق تصویری کرن یا وندول بسته به داده ورودی بهترین نتیجه را در بر خواهد داشت. البته برای تصاویر واقعی باید ابتدا تصاویر ورودی با استفاده از روش انطباق تصویری فوریه-ملین بر هم منطبق شوند.

8- References

۸- مراجع

- [۱] غ. منتظر، م. شایسته فر، شناسایی پلاک خودروهای ایرانی با الگوریتم ماشین بردار پشتیبانی فازی، مجله پردازش علائم و داده‌ها، جلد ۱۲، شماره ۱، صفحات ۴۷-۵۶، ۱۳۹۴.
- [1] G.A. Montazer, 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.
- [2] A. Rahimi, P. Moallem, K. Shahtalebi, M. Momeni, "Using Kalman filter in the frequency domain for multi-frame scalable super resolution", *Signal Processing*, vol. 155, pp. 108-129, 2019.
- [3] Z. Li, G. Han, S. Xiao, and X. Chen, "MAP-based single-frame super-resolution image reconstruction for license plate recognition", *International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering (CiSE)*, 2009.
- [4] W. Dong, L. Zhang, G. Shi, and X. Wu, "Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, no. 7, pp. 1838-1857, 2011.



(شکل-۲۱): تعداد کاراکتر صحیح بر حسب طول پیکسلی پلاک،

برای روش‌های مورد مقایسه

(Figure-21): Number of correct characters via license plate length in pixels, for all compared methods

۷- نتیجه‌گیری

با توجه به بررسی‌های انجام‌شده در زمینه ابرتفکیک‌پذیری تصاویر، مشخص شد که روش‌های ابرتفکیک‌پذیری تک‌تصویری به‌دلیل عدم نیاز به روش‌های انطباق تصویری بسیار ساده‌تر هستند. از میان روش‌های ابرتفکیک‌پذیری تک‌تصویری، روش مبتنی بر آموزش با استفاده از جفت‌سازی تکه‌های تصویر با استفاده از پارامتر انتخاب انطباقی دامنه پراکندگی و تنظیم انطباقی بهترین تأثیر را بر روی تصاویر ورودی در حوزه پلاک به همراه داشت؛ اما این روش نیز در مقایسه با روش‌های چندتصویری تأثیر کمتری در بازسازی تصاویر پلاک داشت. بنابراین مشخص شد که روش‌های چندتصویری در حوزه پلاک تأثیر مطلوب‌تری در بازسازی تصاویر دارند؛ اما بررسی‌ها و آزمایش‌های مختلف نشان داد که این روش‌ها به‌شدت به روش‌های انطباق تصویری وابسته‌اند، به‌گونه‌ای که اگر تصاویر ورودی به‌خوبی بر هم منطبق نشوند تأثیر این الگوریتم‌ها در بازسازی تصاویر به‌شدت کاهش می‌یابد. با بررسی‌های انجام‌شده مشخص شد که به‌دلیل حرکت دوربین نیاز به یک روش انطباق تصویری است که بتواند جابه‌جایی، چرخش و مقیاس تغییر اندازه تصاویر را شناسایی کرده و آنها را بر هم منطبق سازد. بنابراین روش انطباق تصویری فوریه-ملین در این حوزه مورد استفاده قرار گرفت که تأثیر بسیار مناسبی داشت؛ اما دقت این روش به اندازه کافی نیست و تصاویر خروجی این روش باید با یک روش انطباق تصویری دقیق‌تر، بر هم منطبق شوند. برای این منظور روش‌های انطباق تصویری کرن و وندول مورد استفاده قرار گرفتند. با توجه به آزمایش‌های انجام‌شده در فصل گذشته روش انطباق تصویری وندول برای تصاویر شبیه‌سازی‌شده مناسب است و روش کرن برای تصاویر واقعی، به‌دلیل آنکه در روش وندول اگر تصاویر ورودی به‌خوبی بر هم منطبق نباشند

- [17] J. Wang, Z. Xu, and J. Zhang, "Image Registration with Hyperspectral Data Based on Fourier-Mellin Transform", *International Journal of Signal Processing Systems*, vol. 1, no. 1, pp. 107-110, 2013.
- [18] F. Xu, H. Wang, L. Xu, and C. Huang, "2nd International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE), 2010.
- [19] R. Berthilsson, "Affine correlation", 14th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), vol. 2, 1458-1460, 1998.



امین ترکیان مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق در سال ۱۳۹۱ از دانشگاه صنعتی اصفهان و مدرک کارشناسی ارشد خود را در سال ۱۳۹۵ از دانشگاه اصفهان دریافت کرده است. پژوهش‌های ایشان به‌طور عمده در حوزه ابرتفکیک‌پذیری تصاویر دیجیتال است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

amin.torkian@yahoo.com



پیمان معلم دانش‌آموخته کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی الکترونیک، به‌ترتیب در سال ۱۳۷۰ و ۱۳۷۴ از دانشگاه صنعتی اصفهان و دانشگاه امیرکبیر، است. ایشان در سال ۱۳۸۲ موفق

به اخذ درجه دکترا در مهندسی برق از دانشگاه صنعتی امیرکبیر شد. وی از سال ۱۳۸۲ به‌عنوان عضو هیأت علمی در دانشگاه اصفهان، مشغول خدمت شد و هم‌اکنون استاد گروه مهندسی برق دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه اصفهان است. زمینه‌های علمی مورد علاقه ایشان شامل موضوعاتی مانند پردازش تصاویر، توسعه شبکه‌های عصبی و پردازش هوشمند سیگنال‌ها است. اجرای بیش از سی پروژه کاربردی، تألیف بیش از سیصد عنوان مقاله در مجلات و کنفرانس‌های معتبر بین‌المللی و ملی و نیز تألیف چهار عنوان کتاب در فعالیت‌های پژوهشی ایشان دیده می‌شود. ایشان در سال‌های ۱۳۸۸ و ۱۳۹۰ به‌عنوان پژوهش‌گر برتر استان اصفهان در حوزه مهندسی انتخاب و در سال ۱۳۹۱ موفق به کسب نشان پژوهش‌گر برتر در دومین جشنواره بین‌المللی تحقیق و توسعه ایران شدند.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

p_moallem@eng.ui.ac.ir

- [5] S. Aliyan, and A. Broumandnia, "A New Machine Learning Approach to Deblurring License Plate Using K-Means Clustering Method", *International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence*, vol. 1, no. 2, 2011.
- [6] M. Tanaka, and M. Okutomi, "A fast MAP-based super-resolution algorithm for general motion", *Proceedings SPIE 6065, Computational Imaging IV*, 60651B, 2006.
- [7] J. Yuan, S.-d. Du, and X. Zhu, "Fast super-resolution for license plate image reconstruction", 19th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2008.
- [8] S. S. Panda, M. Prasad, G. Jena, "POCS based super-resolution image reconstruction using an adaptive regularization parameter", *International Journal of Computer Science Issues*, vol. 8, no. 2, pp. 155-158, 2011.
- [9] L. Tang, "Blind Super-Resolution Image Reconstruction Based on Weighted POCS", *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, vol. 11, no. 5, pp. 367-376, 2016.
- [10] S.-C. Lin, and C.-T. Chen, "Reconstructing vehicle license plate image from low resolution images using nonuniform interpolation method", *International Journal of Image Processing (IJIP)*, vol. 1, no. 2, pp. 21-28, 2008.
- [11] T. Ahmad, and X.M. Li, "An Integrated Interpolation-based Super Resolution Reconstruction Algorithm for Video Surveillance", *Journal of Communications (JCM)*, vol. 7, no. 6, 464-472, 2012.
- [12] K. Z. Zefreh, W. van Aarle, K. Batenburg, and J. Sijbers, "Super-resolution of license plate images using algebraic reconstruction technique", *Journal of Image and Graphics*, vol. 1, no. 2, 94-98, 2013.
- [13] X. Yan, Q. Shen, and X. Liu, "Super-resolution reconstruction for license plate image in video surveillance system", 10th International Conference on Communications and Networking in China (ChinaCom), 2015.
- [14] D. Keren, S. Peleg, and R. Brada, "Image sequence enhancement using sub-pixel displacements", *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1988.
- [15] T. Q. Pham, L. J. Van Vliet, and K. Schutte, "Robust fusion of irregularly sampled data using adaptive normalized convolution", *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2006, pp. 1-12, 2006.
- [16] P. Vandewalle, S. Susstrunk, and M. Vetterli, "A frequency domain approach to registration of aliased images with application to super-resolution", *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2006:071459, 2006.