



# ابرتفکیک پذیری رشته تصاویر خودرو به منظور بهبود بازشناسی پلاک

امین ترکیان و پیمان مواللم\*

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 چندان مفیدی در اختیار سامانه بازشناسی خودکار پلاک قرار نمی دهند. از راه حل های ممکن برای برخورد با این چالش، استفاده از روش های ابرتفکیک پذیری تصویر با هدف بهبود کیفیت بازشناسی پلاک، بر مبنای ادغام تصاویر موجود در رشته تصاویر ویدیویی است. در این مقاله یک روش ابرتفکیک پذیری چندتصویری با استفاده از کانولوشن نرمال شده، با چند الگوریتم انطباق تصویری نظیر روش فوریه-ملین، روش کرن و روش وندول ترکیب شده تا تفکیک پذیری تصاویر پلاک را افزایش دهد؛ در نهایت الگوریتم پیشنهادی بر روی تصاویر شبیه سازی شده، تصاویر واقعی کوچک شده، و نیز تصاویر واقعی به دست آمده از ۷۲ پلاک متفاوت مورد ارزیابی قرار گرفت و مشخص شد که این الگوریتم نسبت به روش تک تصویری ASDS-AR و روش POCS بسته به نوع داده ورودی، میزان دقت در الگوریتم پلاک خوان را حدود ۲۵٪ بر نویسه و حدود ۴۰٪ بر پلاک افزایش داده است.

واژگان کلیدی: ابرتفکیک پذیری، کانولوشن نرمال شده، 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 عهده دار 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](http://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<sup>۳</sup> به یک تصویر با تفکیک پذیری بالا<sup>۴</sup> دست یافت، ابرتفکیک پذیری<sup>۵</sup> 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<sup>۶</sup> نظیر روش مبتنی بر MAP<sup>۷</sup> [3] و یا روش های مبتنی بر آموزش و جفت سازی تکه های تصویر با استفاده از لغت نامه های تصویر ASDS-AR<sup>۸</sup> [4][5] استفاده شده است.

<sup>3</sup> Low-resolution (LR)

<sup>4</sup> High-resolution (HR)

<sup>5</sup> Super-resolution (SR)

<sup>6</sup> Single-frame

<sup>7</sup> Maximum A Posteriori

<sup>8</sup> Adaptive Sparse Domain Selection and Adaptive Regularization

## ۱- مقدمه

تشخیص و شناسایی پلاک خودرو (LPR<sup>۱</sup>)، 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<sup>۲</sup> 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

<sup>1</sup> License Plate Recognition

<sup>2</sup> Lens

[14] و روش فوریه-ملین<sup>۸</sup> [17] استفاده می کنیم و پس از آن تصاویر منطبق شده را با استفاده از روش ابرتفکیک پذیری یادشده بهبود می دهیم.

این روش ابرتفکیک پذیری 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 دوطرفه، کانولوشن نرمال شده را بهبود داده اند و برای حذف نوفه های بسیار کوچک به جای تابع اطمینان گوسی از تابع اطمینان لاپلاسین-گوسین استفاده کرده اند. البته در [18] از تابع کاربردی انطباقی که برای تصاویر پلاک به دلیل داشتن لبه های زیاد ضروری است، استفاده نشده است؛ بنابراین ما در این مقاله با توجه به پایین بودن اثر نوفه و زیاد بودن لبه ها در تصویر پلاک از روش [15] استفاده می کنیم. از آن جا که هدف ما از این پژوهش، کاهش خطا در الگوریتم های پلاک خوان بود، نتایج دقت پلاک خوانی، با استفاده از یک نرم افزار پلاک خوان که نسخه نمایشی آن از سایت [www.farsiocr.ir](http://www.farsiocr.ir) برداشته شده، ارزیابی شد. در این نرم افزار، فرایند تشخیص موقعیت پلاک با ترکیبی از روش های ساختاری و هوشمند انجام شده و برای تشخیص نوشته های پلاک، از یک شبکه عصبی آموزش دیده با نمونه های مختلفی از ارقام و حروف پلاک های ملی، استفاده شده است.

نتایج ارزیابی نشان می دهد که روش پیشنهادی میزان خطا را در مقایسه با روش های تک تصویری و روش چندتصویری POCS همراه با روش انطباق تصویری فوریه-ملین و وندول [13] به مقدار زیادی کاهش می دهد.

در بخش ۲ مختصری در مورد روش های انطباق تصویر گفته می شود، پس از آن در بخش ۳ روش ابرتفکیک پذیری استفاده شده در این مقاله بررسی شده، سپس در بخش ۴ مراحل انجام بهینه سازی تصاویر در این مقاله مشخص می شود و در بخش ۵ نتایج به دست آمده از آزمایش ها ارائه و در بخش ۶ نتیجه گیری مقاله ارائه می شود.

## ۲- روش های انطباق تصویری

همان طور که در روش های ابرتفکیک پذیری چندتصویری مشاهده می شود، در بیشتر مقالات به اثر منطبق کردن تصاویر با تفکیک پذیری پایین اشاره می شود؛ به گونه ای که این روش ها بدون منطبق کردن تصاویر ورودی تأثیر مناسبی ندارند. بنابراین استفاده از روش های انطباق تصویری به عنوان یک پردازش اولیه برای الگوریتم های ابرتفکیک پذیری گریزناپذیر است. با توجه به این موضوع در این جا به روش های

اگر در تصاویر ورودی محدودیتی وجود نداشته باشد و برای یک صحنه، قاب<sup>۱</sup> های تصویر متفاوت و مناسبی وجود داشته باشد، نتایج روش های چندتصویری<sup>۲</sup> ابرتفکیک پذیری مطلوب تر است. اگر چه پیچیدگی روابط در روش های چندتصویری به دلیل ضروری بودن استفاده از روش های انطباق تصویری<sup>۳</sup> در این دسته از روش های ابرتفکیک پذیری، بیشتر از روش های تک تصویری است، اما به دلیل کیفیت مطلوب تر تصاویر خروجی، اغلب از این روش ها در حوزه تصاویر پلاک استفاده شده است. در برخی مقالات برای استفاده در سامانه های بلادرنگ مانند پلاک خوان در پارکینگ ها به دلیل محدودیت زمان پردازش، با ساده سازی روابط، به روش های سریع ابرتفکیک پذیری دست یافته اند (مانند روش سریع MAP [6] و یا روش سریع ابرتفکیک پذیری [7])، اما اغلب از روش های ابرتفکیک پذیری چندتصویری به همراه روش های انطباق تصویری استفاده شده است، که در این حوزه می توان به الگوریتم هایی مانند روش مبتنی بر POCS<sup>۴</sup> با استفاده از پارامتر تنظیم انطباقی [8]، روش POCS وزن دار شده [9]، روش درون یابی غیریکنواخت [10]، روش درون یابی یک پارچه [11]، روش بازسازی جبری [12] و روش ابرتفکیک پذیری برای بازسازی تصاویر پلاک در سامانه های نظارت ویدئویی [13]، اشاره کرد.

در این مقاله، روشی برای ابرتفکیک پذیری پلاک خودرو به منظور بهبود نرخ بازشناسی پلاک، مشابه روش POCS ارائه می شود. گفتنی است که تفاوت روش پیشنهادی این مقاله با این روش POCS در به کارگیری روش ابرتفکیک پذیری مبتنی بر کانولوشن نرمال<sup>۵</sup> 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 ابرتفکیک پذیری است. روش ابرتفکیک پذیری مورد استفاده<sup>۶</sup> ما یک روش مبتنی بر کانولوشن نرمال شده است که با استفاده از یک سیگنال اطمینان و هم چنین یک پارامتر تطبیقی عملکرد آن بهبود داده شده است [15]. به این صورت که ابتدا برای منطبق کردن تصاویر از روش های انطباق تصویری وندول<sup>۷</sup> [16]، روش کرن<sup>۷</sup>

<sup>1</sup> Frame

<sup>2</sup> Multi-frame

<sup>3</sup> Registration

<sup>4</sup> Projection onto Convex Sets

<sup>5</sup> Normalized Convolution

<sup>6</sup> Vandewalle

<sup>7</sup> Keren

<sup>8</sup> Fourier-Mellin Transform

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 هم‌بستگی<sup>۱</sup> استفاده می‌شود [19] و یا از روش فوریه<sup>۲</sup> 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 شبیه‌سازی‌شده روش وندول و برای تصاویر واقعی روش‌های فوریه-ملین و کرن به‌طور هم‌زمان بهترین نتایج را در اختیار ما قرار می‌دهند.

### ۳- ابرتفکیک‌پذیری استفاده‌شده [15]

ابرتفکیک‌پذیری استفاده‌شده 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 موزاییک‌شدن مشاهده شود. روش استفاده‌شده در این مقاله مبتنی بر چارچوب کانولوشن نرمال‌شده (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 نرمال‌شده را به‌صورت بسط سری تیلور محلی در می‌آورد.

بر خلاف چارچوب مرسوم، در این جا تابع پنجره از کانولوشن نرمال‌شده تطبیقی بر یک ساختار خطی محلی منطبق می‌شود. این امر منجر به فراهم‌شدن 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 کم‌کردن داده‌های پرت که ناشی از، از بین رفتن پیکسل‌ها یا انطباق تصویر اشتباه هستند، اضافه می‌شود. قابلیت ترکیب بسیار خوب کانولوشن نرمال‌شده تطبیقی از طریق کاربرد آن در ابرتفکیک‌پذیری نشان داده می‌شود.

<sup>1</sup> Cross Correlation method

<sup>2</sup> Fourier method

در قسمت ۳-۱ ایده کانولوشن نرمال‌شده و پاسخ کمینه مربعات آن بررسی می‌شود. در قسمت ۳-۲ با استفاده از یک سیگنال اطمینان قوی، کانولوشن نرمال‌شده 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 وفقی 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 شبیه‌سازی‌شده و هم برای تصاویر واقعی، نسبت به روش‌های مشابه قبلی به‌دست آمد.

### ۳-۱- کانولوشن نرمال‌شده با استفاده از چند

#### جمله‌ای پایه

کانولوشن نرمال‌شده، روشی برای مدل‌سازی سیگنال محلی بر اساس طرحی از مجموعه توابع پایه است که هر پایه استفاده‌شده اغلب به‌صورت یکی از جملات چندجمله‌ای است:  $\{1, x, y, x^2, y^2, xy, \dots\}$  که در آن  $1 = [1 \ 1 \ 1 \dots 1]^T$  (با  $N$  عنصر)،  $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$  و  $x^2 = [x_1^2, x_2^2, \dots, x_N^2]^T$  و سایر جملات نیز به همین صورت از مختصات محلی  $N$  نمونه ورودی به‌دست می‌آیند. استفاده از چندجمله‌ای توابع پایه، کانولوشن نرمال‌شده 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  $p(s_0) = [p_0 \ p_1 \dots p_m]^T$  ضرایب مربوط به توابع پایه چندجمله‌ای در  $s_0$  است.

کانولوشن نرمال‌شده، برای محلی‌کردن 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

متمرکز شده است، کمینه می شود:

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

که در آن سیگنال اطمینان  $0 \leq c(s) \leq 1$ ، قابلیت اطمینان اندازه گیری در  $s$  را، با صفر نماینده در داده های به طور کامل غیر قابل اعتماد و یک نماینده در داده های به طور کامل مورد اعتماد تعیین می کند. اگر چه هر دو مقدار  $c$  و  $a$  به عنوان وزن اسکالر برای مربع خطاها عمل می کنند، آنها خواص متفاوتی نیز نشان می دهند که هر کدام همان گونه که در دو قسمت بعد نشان داده شده است، می توانند بر داده تصویر محلی منطبق شوند. برای یک همسایگی شامل  $N$  نمونه استاندارد رگرسیون کمینه مربعات، یک پاسخ به فرم ماتریسی ارائه می دهد:

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

که در آن  $f$  یک ماتریس  $N \times 1$  از شدت ورودی و  $B = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_m]$  یک ماتریس  $N \times m$  از  $m$  تابع پایه نمونه برداری 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  $a$  به دست می آید.

در مورد داده نمونه برداری شده منظم با اطمینان ثابت و تابع کاربردی ثابت، کانولوشن می تواند 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 (3) برای کانولوشن نرمال شده مرتبه صفر می تواند به دو کانولوشن، ساده شود:

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

که در آن  $\hat{f}_0$  تصویر درون یابی 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 9 عدد کانولوشن نیاز دارد و سه تصویر خروجی تولید می کند: یک تصویر درون یابی  $\hat{f}_1$  و دو مشتق جهت دار  $\hat{f}_x$  و  $\hat{f}_y$  در جهت های  $x$  و  $y$ :

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

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 (1) نشان داده شده است.

گوسی برای این منظور استفاده می شود.  $p(s_0)$  می تواند برای استخراج مشتقات گوسی که طرح تصویر چندجمله ای هرمیت<sup>1</sup> است، استفاده شود. علاوه بر این کانولوشن نرمال شده به هر سیگنال ورودی اجازه می دهد که مقدار اطمینان خودش را داشته باشد. سیگنال اطمینان به خصوص زمانی که نمونه های داده گم شده یا غیر قابل اعتماد هستند، مفید است. (مربوط به حس گرهای بد و یا انطباق تصویر اشتباه) هر دو تابع کاربردی و سیگنال اطمینان تأثیر یک نمونه خاص بر چندجمله ای محلی مناسب را کنترل می کنند. انتخاب مرتبه چندجمله ای به کاربرد خاص آن بستگی دارد. اگر سرعت پردازش از دقت آن مهم تر باشد، کانولوشن نرمال شده با پایه ثابت مناسب است، که در این صورت این یک مدل تخت محلی است، اگرچه لبه ها و مرزها را به خوبی مدل نمی کند. کانولوشن نرمال شده مرتبه نخست با سه پایه  $\{1, x, y\}$  می تواند لبه ها را مدل کند و کانولوشن نرمال شده مرتبه دوم با شش پایه  $\{1, x, y, x^2, xy, y^2\}$  می تواند تیزی ها و حباب های بیشتری را مدل کند. مراتب بالاتر کانولوشن نرمال شده می تواند به تناسب ساختار پیچیده تر و هزینه محاسباتی بیشتری داشته باشد. با این حال کانولوشن نرمال شده با مراتب بالاتر به ندرت استفاده می شود؛ چون پایه های مرتبه بالاتر به جای خود سیگنال، نوفه را نگه می دارند. در این مقاله برای ابرتفکیک پذیری از کانولوشن نرمال شده مرتبه نخست استفاده می شود.

مقیاس تابع کاربردی نیز نقش تعیین کننده ای در کیفیت درون یابی ایفا می کند. کانولوشن نرمال شده مرتبه پایین با پنجره کاربردی بزرگ جزئیات کوچک تصویر را بازسازی نمی کند؛ با این حال مقیاس تابع کاربردی باید به اندازه کافی بزرگ باشد تا نمونه های 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 ابرتفکیک پذیری از تعداد زیادی قاب با تفکیک پذیری پایین انجام می شود) یک انتخاب معمول برای تابع کاربردی، تابع گوسی با مقیاس مکانی  $\delta_s = 1$  پیکسل با تفکیک پذیری بالا و برشی از سه انحراف معیار است. این تابع کاربردی گوسی کمترین تارشدگی در اثر درون یابی را به وجود می آورد؛ در حالی که هنوز به اندازه ای بزرگ است که نمونه های کافی را پوشش می دهد.

## ۲-۳- تخمین کمترین مربعات

برای به دست آوردن ضرایب طرح ریزی  $p$  در یک خروجی در مکان  $s_0$ ، خطای تقریب در حوزه تابع کاربردی  $a$  که در  $s_0$

<sup>1</sup> Hermite



اگر از تابع کاربردی گوسی استفاده کنیم، سرعت کانولوشن نرمال شده در یک شبکه منظم می تواند به وسیله کانولوشن بازگشتی و تفکیک پذیر، بیشتر شود. مخرج رابطه (۴) و ماتریس معکوس رابطه (۵) جملات نرمال شده هستند که سیگنال اطمینان ناهمگن را اصلاح می کنند؛ از این رو به آن کانولوشن نرمال شده می گوییم.

### ۳-۳- مجموعه نمونه نامنظم

متأسفانه برای سیگنال های نمونه برداری شده نامنظم به دلیل اینکه چند جمله ای پایه و توابع کاربردی در یک مختصات محلی نامنظم نمونه برداری شده اند، کانولوشن نرمال شده نمی تواند به مجموعه کانولوشن های منظم کاهش یابد؛ بنابراین هر مکان خروجی به ماتریس ضرایب و معکوس متفاوتی نیاز دارد. علاوه بر این چون نمونه ها به صورت نامنظم قرار دارند، آنها باید نخست پیش از تجزیه و تحلیل محلی جمع آوری شوند. برای اطمینان از جمع آوری سریع نمونه های محلی، ما یک فهرست مرجع در هر پیکسل روی شبکه منظم خروجی راه اندازی می کنیم، که سوابق نمونه های ورودی مربوط به آن پیکسل را حفظ کند. این ساختار داده، یک بار قبل از ترکیب، مقداردهی اولیه می شود. آنها می توانند به عنوان نمونه هایی که حذف شده یا اضافه شده است، کوچک شوند یا رشد کنند. این برای ابر تفکیک پذیری پویا از ویدئو که در آن قاب های جدید اضافه شده و قاب های قدیمی از سامانه حذف می شوند، مفید است. برای جمع آوری همه نمونه ها در چند پیکسل از یک مکان خروجی، مراجع از سوابق ذخیره شده در همه نقاط شبکه در آن همسایگی جمع آوری می شوند. از آن جا که پیمودن یک شبکه منظم نسبت به مجموعه نقاط نامنظم ساده تر است، نمونه های ورودی با این فهرست های مرجع می توانند بسیار مؤثرتر جمع آوری شوند. این ساختار داده هر چند ساده است، ولی صرفه جویی فوق العاده ای در زمان جستجوی نمونه فراهم می کند. همچنین داده ها بسیار فشرده می شود؛ چون به جای همه ویژگی های نمونه، فقط مراجع را نگهداری می کند. مجموعه نمونه نامنظم در مورد ابر تفکیک پذیری از قاب های با تفکیک پذیری پایین که با یک عامل عدد صحیح بزرگ نمایی، جابه جا شده اند، بسیار مناسب است. اگر عامل بزرگ نمایی یک عدد صحیح  $\mu$  باشد، الگوی توزیع نمونه با تفکیک پذیری پایین در شبکه با تفکیک پذیری بالا به صورت بلوک های تکراری  $\mu \times \mu$  خواهد بود. در صورتی که تابع کاربردی ثابت باشد، فهرست مراجع در

نخستین بلوک تصویر  $\mu \times \mu$  از  $\mu^2$  پیکسل ساخته می شود؛ 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 می دهد. (که در آن  $[ ]$  عملگر عدد صحیح و  $x - \mu[x/\mu]$  باقی مانده تقسیم  $x$  بر  $\mu$  است.)

تشکیل همان نمونه محلی در این جا بدین معناست که نمونه های محلی از همان قاب های با تفکیک پذیری کم منتها با  $\{[x/\mu] \text{ و } [y/\mu]\}$  قدر انحراف در پیکسل های با تفکیک پذیری پایین به دست می آید.

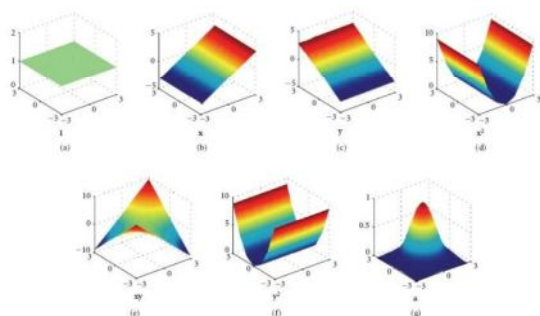
تابع کاربردی  $a(s - s_0)$  می تواند برای همه نمونه های نامنظم  $S$  در اطراف  $s_0$  از قبل محاسبه شود، که منجر به یک پیاده سازی مؤثر از رابطه (۳) می شود.

### ۳-۴- کانولوشن نرمال شده قوی

اگر چه کانولوشن نرمال شده یک درون یابی خوب برای داده های نامطمئن است، ولی برای بهبود خود نیاز به شناخت یک سیگنال اطمینان که در قبل به آن اشاره شد، دارد. این سیگنال اطمینان قوی قبل از گسترش چند جمله ای پیرامون  $s_0$  به همه نمونه های همسایگی اختصاص داده می شود. این سیگنال اطمینان قوی یک تابع گوسی از باقی مانده خطای  $\hat{f} - f$  است. که به داده های پرت وزن کمی داده و به طور مؤثر آنها را از حضور در تجزیه و تحلیل ما محروم می کند:

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

که در آن  $f(s)$  شدت اندازه گیری شده در مکان  $s$  و  $\hat{f}(s, s_0)$  شدت تخمین زده شده با استفاده از گسترش چند جمله ای 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  $c(s, s_0)$ ، به عنوان پنجره ای از تجزیه و تحلیل حرکات تغییر می کند.



(شکل-۱): توابع پایه چند جمله ای  $\{1, x, y, x^2, xy, y^2\}$  و تابع گوسی

کاربردی  $a$

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

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،  $s = [x, y]$  مختصات محلی نمونه‌های ورودی با توجه به  $s_0$  هستند و  $\rho$  یک تابع جعبه‌ای است که بر مبدأ متمرکز شده تا هسته پایه را با شعاع خاصی محدود کند.  $\delta_u$  و  $\delta_v$  جهت مقیاس‌های هسته گوسی ناهمسانگرد هستند.  $\delta_v$  مقیاس در امتداد جهت‌گیری طولی است و مقدار آن بزرگ‌تر یا مساوی  $\delta_u$  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  $\delta_r$  رنج قابل قبول باقی‌مانده خطای  $f - \hat{f}$  را مشخص می‌کند. نمونه‌های با باقی‌مانده خطای کمتر از  $\delta_r$  مقدار اطمینان نزدیک به یک داشته و نمونه‌های با باقی‌مانده خطای بیشتر از  $2\delta_r$  مقدار اطمینان کمتر دریافت می‌کنند. ما  $\delta_r$  را دو برابر انحراف معیار نوفه ورودی انتخاب می‌کنیم. ( $\delta_{noise}$  از محل‌های کم‌شیب در تصویر به‌دست می‌آید).

### ۵-۳- کانولوشن نرمال‌شده با ساختار منطبق

کانولوشن نرمال‌شده یک عمل‌گر محلی است؛ به این معنا که برای عملکرد خود به یک همسایگی محدود نیازمند است. برای مثال کانولوشن نرمال‌شده 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 به‌دست 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 نرمال‌شده از هر مرتبه‌ای مناسب است.

### ۶-۳- تابع کاربردی با ساختار منطبق

تابع کاربردی با ساختار منطبق یک تابع گوسی ناهمسانگرد

### ۷-۳- مراحل ابر تفکیک پذیری

پردازش ابر تفکیک پذیری بر روی داده‌های ورودی که از الگوریتم انطباق تصویری در اختیار ما قرار می‌گیرد، در نهایت شامل سه مرحله می‌شود. ابتدا تصویر با تفکیک پذیری 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 تفکیک پذیری بالایی 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 وفقی نهایی استفاده می‌شود.

### ۴- مراحل الگوریتم پیشنهادی

همان‌طور که در مقدمه گفته شد، در این مقاله ابتدا تصاویر ورودی با تفکیک پذیری 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 به‌طور کامل بر هم منطبق شده‌اند به کمک الگوریتم ابر تفکیک پذیری، تصویری با تفکیک پذیری بالا به دست می‌آید.

باید اشاره کرد که روش‌های انطباق تصویری وندول و کرن در زمینه انطباق تصاویر به‌لحاظ چرخش و جابه‌جایی دقت خوبی دارند؛ ولی تصاویر ورودی نباید به مقدار زیادی دچار چرخش شده باشند. هم‌چنین اگر تصاویر ورودی به‌لحاظ 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 به‌لحاظ 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.

### 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 به‌لحاظ مقیاس اندازه به‌طور کامل بر هم منطبق نیستند؛ بنابراین ما ابتدا قسمت بزرگ‌تری نسبت به اندازه پلاک را که در تمام قاب‌های مورد استفاده پلاک به‌طور کامل در آن قرار گیرد، از تصویر

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.

### 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 به‌صورت کامل بر هم منطبق می‌کنیم. پس از این مرحله تصاویر برای ورود به الگوریتم ابر تفکیک پذیری آماده است.

### ۳-۴- بهبود تصاویر با استفاده از روش

#### ابر تفکیک پذیری

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

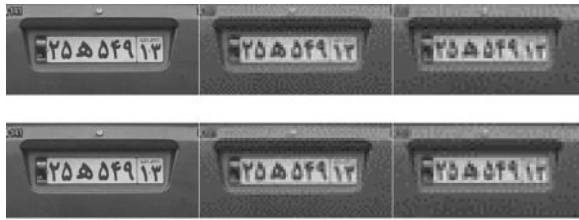
### ۴-۴- شناسایی شماره پلاک

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 تفکیک پذیری پایین هستند که با استفاده از یک تصویر واقعی با تفکیک پذیری بالا شبیه‌سازی شده است. برای شبیه‌سازی این دسته از داده‌های ورودی از یک تصویر با تفکیک پذیری بالا و ابعاد بزرگ حدود  $120 \times 300$  پیکسل، تعداد هفت تصویر که با مقیاس چهار به یک کوچک شده‌اند و به‌صورت تصادفی نسبت به یکدیگر جابه‌جا شده‌اند، به دست می‌آید که ابعاد آن‌ها حدود  $30 \times 75$  پیکسل است. در شکل (۴) نمونه‌ای از تصاویر شبیه‌سازی شده به همراه تصویر اصلی آن نشان داده شده است. دسته دوم تصاویری با تفکیک پذیری پایین هستند که با استفاده از کوچک کردن اندازه ابعاد قاب‌های تصویر ویدئویی واقعی با تفکیک پذیری بالا به دست آمده‌اند. برای دست‌یافتن به این دسته از داده‌ها نیز تعداد هشت قاب تصویر با ابعاد بزرگ حدود





(شکل-۵): داده‌های واقعی کوچک‌شده (چپ: تصاویر اصلی، وسط: تصاویر کوچک‌شده با مقیاس ۴ به ۱ و راست: تصاویر کوچک‌شده 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 تفکیک‌پذیری پایین (۶ قاب تصویر جداشده 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 تفکیک‌پذیری پایین

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



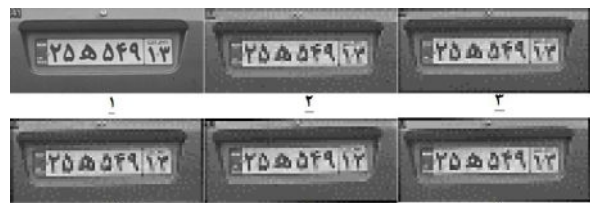
(شکل-۷): نتایج تصاویر شبیه‌سازی شده با ابعاد  $32 \times 71$  (۱: ورودی، ۲: ASDS-AR، ۳: درون‌یابی مکعبی، ۴: POCS، ۵: پیشنهادی نخست همراه با روش کرن، ۶: پیشنهادی دوم همراه با روش وندول)

(Figure-7): Results of LPR algorithm for the simulated image  $32 \times 71$  (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 تصویر وندول نسبت به سایر روش‌ها کیفیت مطلوب‌تری دارد و در الگوریتم پلاک‌خوان مورد استفاده، تمامی نویسه‌ها در آن به‌درستی مشخص شده است. برای سایر روش‌ها الگوریتم پلاک‌خوان با خطا مواجه می‌شود. خروجی الگوریتم پلاک‌خوان برای این تصویر در شکل (۸) آمده است.

$150 \times 300$  پیکسل، با مقیاس‌های ۴ به ۱ و ۵ به ۱ به قاب‌های تصویر با ابعاد کوچک حدود  $30 \times 75$  و  $30 \times 60$  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، تفکیک‌پذیری 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  $50 \times 120$  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 بیش‌تر موارد مشاهده می‌شود که نتایج به‌دست‌آمده 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 به‌درستی 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.



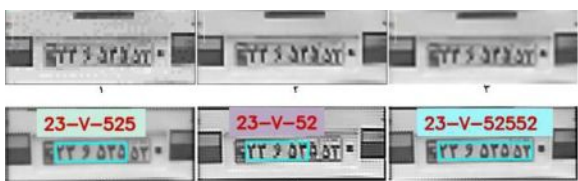
(شکل-۴): تصاویر شبیه‌سازی، ۱: تصویر اصلی با تفکیک‌پذیری بالا و شماره‌های ۲، ۳، ۴، ۵ و ۶ تصاویر شبیه‌سازی شده از آن با تفکیک‌پذیری پایین

(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  $51 \times 99$ . تصاویر بازسازی شده ۴ برابر شده‌اند (۱: ورودی، ۲: ASDS-AR، ۳: Cubic interpolation، 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  $51 \times 99$ , 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  $22 \times 56$ . تصاویر بازسازی شده پنج برابر شده‌اند (۱: ورودی، ۲: ASDS-AR، ۳: Cubic interpolation، 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  $22 \times 56$ , 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

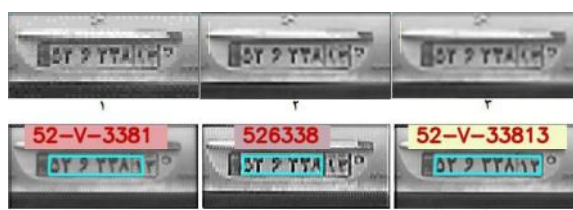
همان‌طور که پیش از این اشاره کردیم، در این قسمت آزمایش‌ها بر روی تصاویری که حاصل از کوچک کردن ابعاد قاب‌های تصویر ویدئویی با تفکیک‌پذیری بالا هستند، انجام می‌شود و نتایج الگوریتم‌های ابرتفکیک‌پذیری بر روی آنها با هم مقایسه می‌شود. گفتنی است در این قسمت تأثیر عدم استفاده از روش انطباق تصویری فوریه-ملین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

در شکل (۱۳) نتایج مربوط به داده ورودی با ابعاد  $37 \times 76$  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  $27 \times 60$  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  $27 \times 60$ . تصاویر بازسازی شده ۴ برابر شده‌اند (۱: ورودی، ۲: ASDS-AR، ۳: Cubic interpolation، 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  $27 \times 60$  (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.



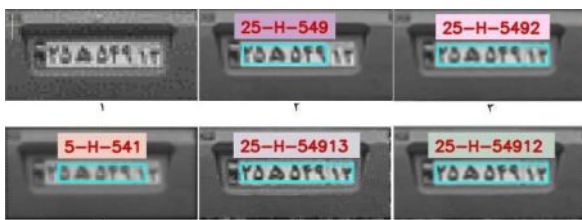
(شکل-۱۰): خروجی الگوریتم پلاک‌خوان برای تصویر بازسازی شده به روش پیشنهادی و با استفاده از روش انطباق تصویری وندول (Figure-10): Results of LPR algorithm for the reconstructed image using the proposed SR plus Vandewalle image matching method

شکل‌های (۱۱ و ۱۲) به ترتیب نتایج بازسازی تصویر برای تصویر ورودی با ابعاد  $51 \times 99$  و  $22 \times 56$  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  $42 \times 99$ . 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  $42 \times 99$ , 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  $30 \times 61$ . 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  $30 \times 61$ , 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)

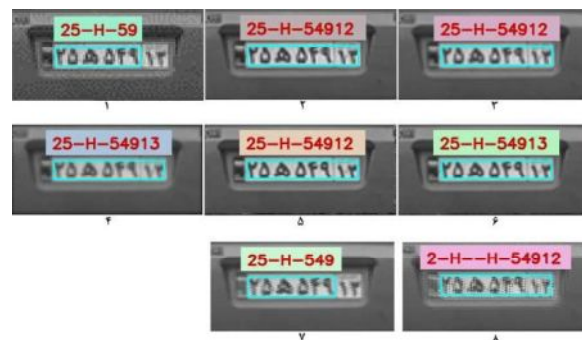
### ۳-۵- تصاویر واقعی با تفکیک‌پذیری پایین

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  $56 \times 124$  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 تصویر ورودی با استفاده از روش‌های ابرتفکیک‌پذیری چهار برابر شده است.

در شکل (۱۴) نتایج مربوط به داده ورودی با ابعاد  $42 \times 99$  که از کوچک‌کردن 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 برجسته‌بودن 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  $37 \times 76$ : (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  $37 \times 76$  (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  $30 \times 61$  که از کوچک‌کردن تصویر با تفکیک‌پذیری بالا با مقیاس ۵ به ۱ به‌دست آمده و به‌کمک روش‌های ابرتفکیک‌پذیری پنج برابر شده است، به‌همراه خروجی



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  $56 \times 124$ : ۱: تصویر

ورودی، ۲: ASDS-AR، ۳: درون‌یابی مکعبی، ۴: POCS، ۵:

پیشنهادی همراه با روش کرن، ۶: پیشنهادی همراه با روش

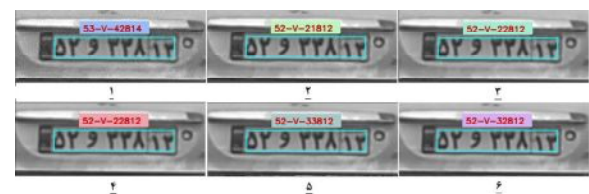
وندول، ۷ و ۸: به ترتیب همان شماره‌های ۵ و ۶ بدون استفاده از

روش انطباق تصویری فوریه - ملین)

(Figure-16): Results of LPR algorithm for real image  $56 \times 124$  (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 به‌خوبی بر هم منطبق نباشند، روش انطباق تصویری وندول پاسخ مناسبی نخواهد داشت.

با توجه به اینکه در این آزمایش‌ها تأثیر روش‌های ابرتفکیک‌پذیری به‌لحاظ بصری به‌خوبی قابل مقایسه نیست در شکل (۱۷) خروجی الگوریتم پلاک‌خوان برای یکی از تصاویر ورودی با ابعاد  $53 \times 137$  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  $53 \times 137$ ، 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  $53 \times 137$ , 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)

همان‌طور که در شکل مشخص است، برای تصویر ورودی، الگوریتم پلاک‌خوان 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 به‌همراه 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  $27 \times 60$  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 به‌خوبی کار می‌کند و الگوریتم پلاک‌خوان توانسته تصویر بازسازی‌شده با این روش را به‌طور کاملاً صحیح شناسایی کند؛ اما اگر ابعاد تصاویر ورودی شبیه‌سازی‌شده به  $22 \times 56$  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 به‌دلیل برجسته‌نشدن دندانۀ عدد سه این عدد به‌اشتباه 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، به‌طور 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 به‌دلیل 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 به‌خوبی انجام نشده باشد و یا ابعاد تصاویر ورودی کمتر از  $53 \times 137$  باشد، این میزان خطا افزایش می‌یابد. در شکل (۲۰) میزان خطا برای روش پیشنهادی بدون استفاده از روش انطباق



(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 ابرتفکیک پذیری پیشنهادی فقط با روش انطباق تصویری کرن، ۳: خروجی پلاک خوان 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.

متوسط درصد دقت پلاک خوانی									
نوع تصویر	تفکیک پذیری کم تصویر با مکعبی	درون یابی مکعبی	ASDS-AR	POCS	تطابق کرن	پیشنهادهای اول با تطابق کرن	تطابق وندول	پیشنهادهای دوم با تطابق وندول	نوع تصویر
شبه سازی شده	۲۰	۱۲.۵	۱۲.۵	۱۲.۵	۱۲.۵	۱۲.۵	۱۲.۵	۱۲.۵	۲۰
کوچک شده	۱۲	۱۶.۰	۱۶.۰	۱۶.۰	۱۶.۰	۱۶.۰	۱۶.۰	۱۶.۰	۱۲
واقعی	۴۰	۲۳.۰	۲۳.۰	۲۳.۰	۲۳.۰	۲۳.۰	۲۳.۰	۲۳.۰	۴۰
شبه سازی شده	۷۰.۰	۷۰.۰	۷۰.۰	۷۰.۰	۷۰.۰	۷۰.۰	۷۰.۰	۷۰.۰	۷۰.۰
کوچک شده	۵۸.۰	۵۸.۰	۵۸.۰	۵۸.۰	۵۸.۰	۵۸.۰	۵۸.۰	۵۸.۰	۵۸.۰
واقعی	۱۱.۰	۱۱.۰	۱۱.۰	۱۱.۰	۱۱.۰	۱۱.۰	۱۱.۰	۱۱.۰	۱۱.۰

سرانجام کلیه آزمایش ها را بر روی حدود ۷۲ پلاک مختلف شامل بیست تصویر شبه سازی دوازده تصویر کوچک شده واقعی و چهل تصویر واقعی انجام دادیم. گفتنی است که پلاک ها به گونه ای انتخاب شدند که همه نویسه های استفاده شده در پلاک ها نظیر اعداد یک الی نه و حروف موجود در پلاک ها را شامل شوند. در جدول (۲) نتایج به دست آمده برای این آزمایش ها به طور میانگین آورده شده است. در این جدول، دقت بر پلاک مشخص کننده تعداد پلاک خوانده شده صحیح از میان تعداد کل پلاک های ورودی است و دقت بر نویسه مشخص کننده تعداد نویسه صحیح شناسایی شده از میان کل نویسه ها است. گفتنی است که با توجه به دستی بودن تمامی مراحل بهینه سازی قادر به افزایش بیشتر تعداد تصاویر ورودی نبودیم.

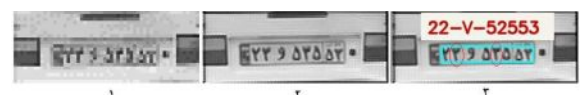
تصویری فوریه - ملین نشان داده شده است. همان طور که در تصویر مشخص است، تعداد خطا از یک خطا به سه خطا افزایش یافته است.

(جدول-۱): تعداد نویسه صحیح بازشناسی شده توسط الگوریتم پلاک خوان از میان هشت نویسه پلاک بعد از اعمال روش های مختلف ابرتفکیک پذیری، علامت - نشان دهنده عدم تشخیص

کلی پلاک توسط الگوریتم پلاک خوان

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

تعداد کارکتر صحیح از ۸ کارکتر پلاک							ابعاد تصویر	نوع تصویر
پیشنهادهای دوم با تطابق وندول	پیشنهادهای اول با تطابق کرن	POCS	ASDS-AR	درون یابی مکعبی	تصویر با تفکیک پذیری کم	تصویر با تفکیک پذیری کم	ابعاد تصویر	نوع تصویر
۸	۷	۸	۷	۷	۶	۶	32×71	شبه سازی شده
۸	۵	۷	-	-	-	-	27×60	شبه سازی شده
۷	۵	۶	-	-	-	-	22×56	شبه سازی شده
۶	۸	۶	۷	۶	۴	۴	42×99	کوچک شده واقعی
۷	۸	۴	۶	۶	-	-	30×61	کوچک شده واقعی
۶	۷	۵	۵	۵	۴	۴	53×147	واقعی



(شکل-۱۸): خطای رخ داده برای تصاویر شبه سازی شده در الگوریتم پلاک خوان (۱: تصویر ورودی، ۲: تصویر بازسازی شده با روش ابرتفکیک پذیری پیشنهادی همراه با روش انطباق تصویری وندول و ۳: خروجی الگوریتم پلاک خوان به همراه 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 پلاک خوان (۱: تصویر ورودی، ۲: تصویر بازسازی شده با روش ابرتفکیک پذیری پیشنهادی همراه با روش انطباق تصویری کرن، ۳: خروجی الگوریتم پلاک خوان به همراه 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)



مشاهده می‌شود که برای داده‌های شبیه‌سازی شده بسته به ابعاد آنها، برای تصویر خروجی از الگوریتم ابرتفکیک‌پذیری پیشنهادی به همراه روش انطباق تصویری وندول، دقت در الگوریتم پلاک‌خوان  $87/5\%$  بر نویسه و  $70\%$  بر پلاک است، این به این معناست که الگوریتم پلاک‌خوان برای تصویر بازسازی شده به این روش توانسته حدود  $140$  نویسه از مجموع  $160$  نویسه موجود در پلاک‌ها و همچنین چهارده پلاک از مجموع بیست پلاک را به طور صحیح شناسایی کند. این موضوع نشان می‌دهد که روش پیشنهادی نسبت به بهترین نتیجه به دست آمده از سایر روش‌ها در مورد تصاویر شبیه‌سازی 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 پلاک‌خوان مربوط به اعداد دو و سه در پلاک است، که به نظر می‌رسد 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 ابرتفکیک‌پذیری پیشنهادی و روش انطباق تصویری کرن،  $93/75\%$  بر نویسه و  $75\%$  بر پلاک است. به عبارت دیگر الگوریتم پلاک‌خوان 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 می‌دهد که روش پیشنهادی نسبت به بهترین نتیجه به دست آمده از سایر روش‌ها 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 داده‌ها نیز بیشترین خطا در اعداد دو و سه اتفاق می‌افتد؛ اما برای تصاویر واقعی با تفکیک‌پذیری پایین میزان دقت برای تصاویر بازسازی شده با الگوریتم ابرتفکیک‌پذیری پیشنهادی به همراه روش انطباق تصویری کرن  $79\%$  بر نویسه و  $40\%$  بر پلاک است، به عبارت دیگر الگوریتم پلاک‌خوان 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 نشان‌دهنده آن است که روش پیشنهادی توانسته دقت بر نویسه را به اندازه  $19\%$  و دقت بر پلاک را به اندازه  $34\%$  نسبت به بهترین نتیجه به دست آمده از سایر روش‌ها بهبود دهد. در این دسته از داده‌ها بیشترین خطا در اعداد دو، سه و چهار رخ داد، که به دلیل برجسته‌نشدن لبه‌ها

در تصاویر بازسازی شده است. گفتنی است که برای تصاویر واقعی کوچک شده و تصاویر واقعی با تفکیک‌پذیری 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  $25\%$  الی  $50\%$  افزایش می‌یابد و این موضوع نشان از تأثیر شدید روش‌های انطباق تصویری در حوزه ابرتفکیک‌پذیری تصاویر دارد.

## ۶- بحث پیرامون نتایج

با توجه به آزمایش‌های مختلف انجام شده، در مورد تصاویر شبیه‌سازی شده‌ای که ابعاد آنها به حدود  $22 \times 56$  کاهش یافته است و با روش پیشنهادی بازسازی شده باشند، الگوریتم پلاک‌خوان در تشخیص شماره پلاک دچار در حدود دو خطا می‌شود که این خطاها به طور معمول در اعداد دو و سه رخ می‌دهد 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 پلاک‌خوان بیشتر در شناسایی اعداد دو و سه دچار مشکل می‌شود. 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 می‌یابد.

همچنین نتیجه بازخوانی تصاویر به دست آمده از روش‌های مختلف در الگوریتم پلاک‌خوان 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. همان‌طور که در شکل مشخص است، برای تصاویر با طول پلاک  $37$  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  $41$  و  $43$  پیکسل برای روش پیشنهادی شش نویسه و برای سایر روش‌ها 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 روش‌ها عملکرد بهتری دارد.

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؛ به‌طوری که با توجه به نتایج آزمایش‌ها، برای داده‌های شبیه‌سازی‌شده به‌طور میانگین میزان دقت در الگوریتم پلاک‌خوان را به اندازه ۳۷٪/۵ بر نویسه و ۷۰٪ بر پلاک افزایش داده است. همچنین برای تصاویر واقعی کوچک‌شده به‌طور میانگین میزان دقت را به اندازه ۱۸/۷۵٪ بر نویسه و ۵۹٪ بر پلاک افزایش داده و برای تصاویر واقعی نیز میزان دقت را به اندازه ۱۹٪ بر نویسه و ۳۴٪ 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, "2<sup>nd</sup> International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE), 2010.
- [19] R. Berthilsson, "Affine correlation", 14<sup>th</sup> 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](mailto: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 صنعتی 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](mailto: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", 19<sup>th</sup> 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", 10<sup>th</sup> 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.