

# افزایش تفکیک پذیری تک تصویری با در نظر گرفتن سازگاری در همسایگی پیکسل ها و استفاده از روش خودیادگیرنده

ملیحه حبیبی، علی‌رضا احمدی‌فرد و حمید حسن‌پور

موضوع یک نکته کلیدی در اغلب کاربردها است.

الگوریتم‌های پیشنهادی برای افزایش تفکیک‌پذیری تصویر در دهه‌های اخیر را می‌توان به دو رویکرد اصلی افزایش تفکیک‌پذیری تک‌تصویری و افزایش تفکیک‌پذیری مبتنی بر چند فریم تقسیم کرد [۱]. از آنجایی که عملکرد روش‌های افزایش تفکیک‌پذیری مبتنی بر چند فریم به تعداد تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین و نحوه استخراج آنها بستگی دارد و از طرف دیگر، روش‌های افزایش تفکیک‌پذیری تصویر بر اساس تک‌تصویر، نیاز به چندین تصویر به عنوان ورودی ندارند، روش‌های افزایش تفکیک‌پذیری تک‌تصویر، توجه محققان و مهندسان را برای کاربردهای عملی در حوزه افزایش تفکیک‌پذیری تصویر به خود جلب کرده است. الگوریتم‌های افزایش تفکیک‌پذیری نیز به دو دسته اصلی روش‌های مبتنی بر درون‌یابی و روش‌های مبتنی بر یادگیری طبقه‌بندی می‌شوند. روش‌های مبتنی بر درون‌یابی باعث هموارشدن لبه‌ها می‌شوند. روش‌های مبتنی بر یادگیری، بر اساس استفاده یا عدم استفاده از مجموعه تصاویر آموزشی به دو دسته مبتنی بر نمونه و خودیادگیرنده تقسیم می‌شوند. کارایی الگوریتم‌های مبتنی بر نمونه به مجموعه تصاویر آموزشی وابسته است. از آنجایی که در این گونه روش‌ها تنها از یک واژه‌نامه جامع انواع تصاویر ورودی استفاده می‌شود و از طرف دیگر، یک واژه‌نامه جامع از تمامی وصله‌های موجود در انواع تصاویر وجود ندارد، بنابراین امکان عدم تطابق وصله‌های واژه‌نامه با وصله‌های تصویر ورودی وجود دارد. در حالی که در روش‌های خودیادگیرنده از تک‌تصویر ورودی برای ایجاد واژه‌نامه از وصله‌ها استفاده می‌شود و این امر باعث افزایش تطابق وصله‌های واژه‌نامه با وصله‌های تصویر با تفکیک‌پذیری پایین و در نتیجه بهبود کیفیت تصویر خروجی می‌شود. در این مقاله، یک روش افزایش تفکیک‌پذیری خودیادگیرنده ارائه شده که در آن از اطلاعات پیکسل‌های مجاور برای تخمین ارزش نهایی هر پیکسل استفاده می‌شود.

این مقاله بدین صورت سازماندهی می‌شود: در بخش ۲ کارهای پیشین در این زمینه آورده شده است. جزئیات روش پیشنهادی این مقاله در بخش ۳ بیان می‌گردد که شامل نحوه استخراج ویژگی، ایجاد مدل‌های آموزشی و تخمین ارزش نهایی پیکسل‌های تصویر است. نتایج آزمایشات انجام‌شده بر تصاویر متعدد پایگاه داده در بخش ۴ نشان داده شده است. در نهایت این مقاله با نتیجه‌گیری از مباحث مطرح‌شده به پایان می‌رسد.

## ۲- مروری بر کارهای پیشین

افزایش تفکیک‌پذیری تصویر یک موضوع تحقیقاتی فعال در پردازش تصویر و بینایی ماشین است. اولین کار روی این موضوع در سال ۱۹۸۴ توسط تسای و هوانگ منتشر شد [۲] و اصطلاح "سوپر رزولوشن" از سال ۱۹۹۰ مورد استفاده قرار گرفت [۳]. روش‌های ساده درون‌یابی از قبیل درون‌یابی نزدیک‌ترین همسایه، درون‌یابی دوخطی و درون‌یابی دوکعبی به دلیل سادگی محاسباتی در روش‌های افزایش تفکیک‌پذیری

چکیده: در این مقاله، یک روش افزایش تفکیک‌پذیری خودیادگیرنده پیشنهاد گردیده که از اطلاعات پیکسل‌های مجاور هر پیکسل برای تخمین ارزش آن پیکسل استفاده شده است. برای این منظور، دو هرم با تفکیک‌پذیری بالا و تفکیک‌پذیری پایین با اعمال متناوب الگوریتم‌های افزایش و کاهش نرخ نمونه‌برداری بر تصویر ورودی ایجاد می‌شوند که به عنوان مجموعه تصاویر آموزشی مورد استفاده قرار می‌گیرند. روش پیشنهادی با مدل‌سازی ارتباط بین وصله‌های تصاویر در سطوح متناظر دو هرم تفکیک‌پذیری بالا و تفکیک‌پذیری پایین با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان، به تخمین مقادیر جدید پیکسل‌ها در تصویر خروجی می‌پردازد. از بازنمایی تک‌تک به عنوان ویژگی هر وصله در تصاویر هرم با تفکیک‌پذیری پایین استفاده شده است. در این مقاله، جهت کاهش تارشدگی پیکسل‌های لبه، ابتدا پیکسل‌های لبه و غیر لبه مشخص می‌شوند. سپس به ازای پیکسل‌هایی که در نواحی غیر یکنواخت قرار دارند، پیکسل‌های همسایه مورد استفاده قرار نمی‌گیرند. لذا در روش پیشنهادی، ارزش پیکسل‌های همسایه هر پیکسل در نواحی یکنواخت، مدل شده و در تعیین ارزش نهایی دخالت داده می‌شود. نتایج حاصل از آزمایشات نشان داده که روش پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌های مطرح‌شده در زمینه افزایش تفکیک‌پذیری تصویر از لحاظ کمی و کیفی داشته است.

کلیدواژه: افزایش تفکیک‌پذیری تک‌تصویر، بازنمایی تک‌تک، پیکسل‌های همسایه، رگرسیون بردار پشتیبان، روش خودیادگیرنده، وصله‌های تصویر.

## ۱- مقدمه

پردازش تصاویر دیجیتال، مجموعه‌ای از روش‌ها برای تحلیل و پردازش تصاویر با استفاده از الگوریتم‌های کامپیوتری است. یکی از مهم‌ترین کاربردهای پردازش تصویر، بهبود کیفیت بصری تصویر است. یکی از رویکردهای بهبود کیفیت بصری تصویر، افزایش تفکیک‌پذیری تصویر است. تفکیک‌پذیری در پردازش تصویر مرتبط با مقدار اطلاعات تعبیه‌شده در تصویر است. هدف اصلی افزایش تفکیک‌پذیری تصویر، تخمین جزئیات تفکیک‌پذیری بالای از دست رفته در تصویر اصلی است که این امر به کمک یک یا تعداد بیشتر از تصاویر تفکیک‌پذیری پایین از یک صحنه انجام می‌شود. اهمیت الگوریتم‌های افزایش تفکیک‌پذیری تصویر به دلیل ایجاد اطلاعات بیشتر در یک تصویر تفکیک‌پذیری بالای خروجی در مقایسه با تصویر تفکیک‌پذیری پایین ورودی است که این

این مقاله در تاریخ ۱۷ مرداد ماه ۱۳۹۴ دریافت و در تاریخ ۱۶ اسفند ماه ۱۳۹۶ بازنگری شد.

ملیحه حبیبی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، (email: habibi.malihe@gmail.com)

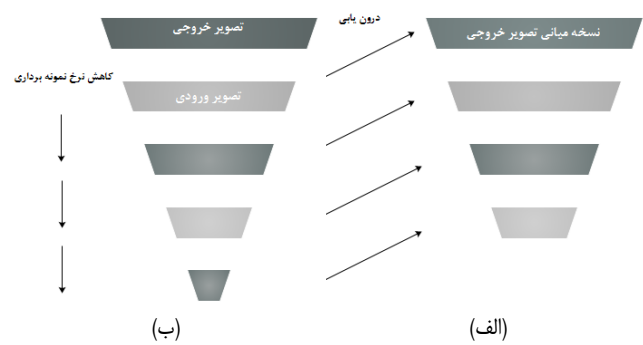
علی‌رضا احمدی‌فرد، دانشکده مهندسی برق و رباتیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، (email: alireza.ahmadyfard@gmail.com)

حمید حسن‌پور، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، (email: h\_hassanpour@yahoo.com)

تفکیک‌پذیری بالا و تفکیک‌پذیری پایین متناظر) استخراج می‌شوند و سپس ضرایب تنکی به ازای هر وصله تصویر با تفکیک‌پذیری پایین محاسبه می‌گردد. با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان، ارتباط بین ضرایب تنکی وصله‌های تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین و ارزش پیکسل‌ها در وصله‌ها تصاویر با تفکیک‌پذیری بالای متناظر، مدل می‌شود. از مدل تخمین زده شده برای تعیین مقادیر پیکسل‌ها در تصویر خروجی استفاده می‌شود. روش‌های پیشنهادی مبتنی بر تنکی می‌توانند با یک پایگاه داده کوچک‌تر به دلیل فضای خطی که از فرایند یادگیری واژه‌نامه ایجاد می‌شود کار کنند. مؤلفین [۲۱] نیز از ضرایب تنکی به عنوان ویژگی هر وصله استفاده کرده‌اند. ایده این مرجع، به کارگیری دو واژه‌نامه مجزا برای تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا و تفکیک‌پذیری پایین است. در حالی که روش ارائه‌شده در [۲۱] تنها برای تصاویر عمومی پیشنهاد شده است، الگوریتم پیشنهادی [۲۲] علاوه بر افزایش تفکیک‌پذیری تصاویر عمومی برای افزایش تفکیک‌پذیری تصاویر چهره نیز مورد استفاده قرار می‌گیرد. مرجع [۲۲] برای تصاویر عمومی کاملاً مشابه [۲۱] عمل کرده و برای تصاویر چهره رویکرد متفاوتی دارد. در [۲۱] و [۲۲] با تغییر ضریب افزایش تصویر، نیاز به آموزش مجدد واژه‌نامه‌ها است. در [۲۳] از الگوریتم درون‌یابی دومکعبی برای کاهش و افزایش نرخ نمونه‌برداری تصویر ورودی جهت ایجاد دو هرم تصویر با تفکیک‌پذیری بالا و تفکیک‌پذیری پایین استفاده شده است. مؤلفین [۱۴] یک رویکرد خودهماندی را پیشنهاد کرده‌اند که دو روش افزایش تفکیک‌پذیری تصویر چندفریم و افزایش تصویر خودیادگیرنده را با یکدیگر ترکیب می‌کند. ایده کار این است که هر وصله در تصویر طبیعی تمایل به چندین بار تکرار در همان تصویر و یا مقیاس‌های مختلف آن تصویر دارد. در صورت تکرار وصله در تصویر ورودی از افزایش تفکیک‌پذیری چند فریم و در صورت تکرار وصله در تصاویر تفکیک‌پذیری پایین ایجاد شده از تصویر ورودی، از روش افزایش خودیادگیرنده استفاده می‌شود. در [۱۵] ابتدا جفت وصله‌های تفکیک‌پذیری پایین و تفکیک‌پذیری بالای متناظر از تصویر ورودی با استفاده از کاهش و افزایش نرخ نمونه‌برداری و پیدا کردن وصله‌های مشابه در مقیاس‌های مختلف تصویر ورودی استخراج می‌شوند. سپس با استفاده از محدودیت‌های تنکی گروهی<sup>۵</sup> بین جفت وصله‌های مشابه، تصویر تفکیک‌پذیری بالای خروجی ایجاد می‌گردد. برای اعمال محدودیت‌های گروهی از روش خوشه‌بندی k-means جفت وصله‌هایی که دارای بردارهای ویژگی مشابه هستند استفاده می‌شود.

### ۳- روش پیشنهادی

در این مقاله، یک روش خودیادگیرنده برای افزایش تفکیک‌پذیری تصویر ارائه گردیده است. برای این منظور تنها از تصویر ورودی برای ایجاد دو هرم تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا و تفکیک‌پذیری پایین به عنوان مجموعه داده‌های آموزشی استفاده می‌شود. هرم تفکیک‌پذیری بالا از تصویر ورودی و نسخه‌های کاهش نرخ داده شده این تصویر در چند مرحله به دست می‌آید. تصویر هر سطح از هرم تفکیک‌پذیری پایین با استفاده از افزایش نرخ با درون‌یابی دومکعبی تصویر در یک سطح پایین‌تر در هرم تفکیک‌پذیری بالا به دست می‌آید. نحوه ایجاد دو هرم با تفکیک‌پذیری پایین و تفکیک‌پذیری بالا در شکل ۱ نشان داده شده است. در این مقاله پیشنهاد گردیده که برای بازسازی یک پیکسل در نواحی هموار در نسخه فرانتفکیک‌پذیر به اطلاعات پیکسل‌های مجاور و اطلاعات



شکل ۱: مجموعه تصاویر آموزشی شامل دو هرم تصاویر با (الف) تفکیک‌پذیری پایین و (ب) تفکیک‌پذیری بالا.

تصویر بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرند. این باعث تارشدن تصویر به خصوص در نواحی لبه می‌شوند. برای غلبه بر این مشکل، روش‌های درون‌یابی پیچیده‌تری پیشنهاد شده است. برای این منظور، هوانگ و همکارانش [۴] دو روش درون‌یابی تطبیقی را به وسیله ترکیب گرادینان معکوس با درون‌یابی‌های دوخطی و دومکعبی پیشنهاد کرده‌اند. لوونگ و همکارانش [۵] یک روش درون‌یابی غیر محلی را ارائه کرده‌اند که مقدار یک پیکسل ناشناخته را بر اساس تمامی پیکسل‌های شناخته‌شده تخمین می‌زند. برخی روش‌های درون‌یابی برای حفظ لبه‌های تصویر از معادلات دیفرانسیل جزئی<sup>۱</sup> (PDE) استفاده می‌کنند [۶] تا [۱۰]. روش‌های مبتنی بر PDE بر روی نواحی هموار از انتشار ایزوتروپیک و بر روی لبه‌ها از انتشار آنیزوتروپیک استفاده می‌کنند. چانگ و همکارانش یک روش درون‌یابی بر اساس تجزیه و تحلیل موجک پیشنهاد کرده‌اند [۱۱].

با توجه به این که ساختارهای یک تصویر تمایل به تکرار در همان تصویر و یا اندازه‌های مختلف از آن تصویر دارند، لذا وصله‌های مشابه می‌توانند در همان تصویر ورودی و یا نسخه‌هایی با اندازه‌های مختلف آن پیدا شوند. در این حوزه می‌توان به الگوریتم‌های یک‌مرحله‌ای [۱۲] و [۱۳] و یا الگوریتم‌های مبتنی بر هرم که از اندازه‌های مختلف تصاویر با شروع از تصویر تفکیک‌پذیری پایین ورودی [۱۴] تا [۱۶] استفاده می‌کنند اشاره کرد. در برخی روش‌های افزایش تفکیک‌پذیری مبتنی بر یادگیری که روش‌های مبتنی بر نمونه [۱۷] و [۱۸] نامیده می‌شوند، از واژه‌نامه خارجی استفاده می‌شود. در حالی که در دسته دیگری از روش‌های مبتنی بر یادگیری که روش‌های خودیادگیرنده [۱۹] و [۱۲] شناخته می‌شوند از افزونگی‌های موجود در سطوح مختلف هرم تصویر استفاده می‌شود. یکی از اولین مقاله‌ها در رابطه با افزایش تفکیک‌پذیری مبتنی بر نمونه که توسط فریمن و همکارانش [۱۷] منتشر شد، یک تحقیق گسترده در زمینه افزایش تک‌تصویر مبتنی بر یادگیری را آغاز کرده است. چانگ و همکارانش [۱۸] از روش تعبیه‌شده خطی محلی<sup>۲</sup> (LLE) با فرض این که تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین و بالا دارای هندسه محلی مشابهی هستند، استفاده کرده و الگوریتم مبتنی بر همسایه تعبیه‌شده<sup>۳</sup> (NE) را به کار گرفته‌اند.

در برخی مقالاتی که در سال‌های اخیر منتشر شده‌اند از بازنمایی تنک<sup>۴</sup> به عنوان ویژگی برای افزایش تفکیک‌پذیری تصویر استفاده شده است. در [۲۰] وصله‌های تصاویر موجود در واژه‌نامه (شامل تصاویر با

1. Partial Differential Equation
2. Locally Linear Embedding
3. Neighbor Embedding
4. Sparse Representation

5. Group Sparsity Constraint

گرفته می‌شود. در این روش، عملکرد متفاوتی برای تخمین ارزش پیکسل‌ها که بر روی لبه قرار دارند نسبت به پیکسل‌های غیر لبه صورت می‌گیرد. بنابراین ابتدا الگوریتم لبه‌یابی بر تصاویر دو هرم تفکیک‌پذیری بالا و تفکیک‌پذیری پایین اعمال شده تا پیکسل‌های لبه از غیر لبه جدا شوند.

وصله‌های اطراف پیکسل‌های لبه تصاویر هرم تفکیک‌پذیری پایین استخراج شده و ضرایب تنک هر وصله به عنوان ویژگی آن وصله با استفاده از (۱) محاسبه می‌شود. به ازای هر تصویر تفکیک‌پذیری بالا، تنها از مقدار روشنایی پیکسل مرکزی هر وصله استفاده می‌شود. سپس رگرسیون بردار پشتیبان برای مدل‌سازی ارتباط بین بردار ویژگی وصله تفکیک‌پذیری پایین و ارزش پیکسل مرکزی وصله متناظر در تصویر تفکیک‌پذیری بالا، مطابق با (۲) مورد استفاده قرار می‌گیرد

$$M_E = SVR(\alpha_E, L_E) \quad (2)$$

در (۲)  $\alpha_E$  ضرایب تنک وصله‌های اطراف پیکسل‌های لبه در تصاویر هرم تفکیک‌پذیری پایین،  $L_E$  شدت روشنایی پیکسل‌های لبه در تصاویر هرم با تفکیک‌پذیری بالا،  $SVR$  رگرسیون بردار پشتیبان برای یادگیری ارتباط بین ویژگی‌های وصله‌های تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین و تفکیک‌پذیری بالا و  $M_E$  مدل ایجادشده بر اساس پیکسل‌های لبه است. به ازای تمامی سطوح هرم، تنها یک مدل برای پیکسل‌های لبه آموزش داده می‌شود.

ایده اصلی روش پیشنهادی، تفکیک پیکسل‌های غیر لبه بر اساس قرارگرفتن در نواحی یکنواخت و غیر یکنواخت و سپس بازسازی آنها است. لذا در این مقاله برای پیکسل‌های غیر لبه بر اساس پیکسل‌های همسایه آنها دو رویکرد متفاوت اتخاذ شده است.

همان‌طور که در ابتدای بخش ۲-۳ بیان شد در این مقاله از الگوریتم لبه‌یابی با حد آستانه پایین استفاده می‌شود. از آنجایی که اختلاف شدت روشنایی پیکسل‌های غیر لبه در الگوریتم لبه‌یابی با حد آستانه پایین، کم است پیکسل‌های غیر لبه بر اساس پیکسل‌های همسایه به دو مجموعه تقسیم شده و دو الگوریتم متفاوت بر این مجموعه‌ها اعمال می‌شود.

در روش پیشنهادی، نسخه فراتفکیک‌پذیر تصویر ورودی سطر به سطر از چپ به راست و از بالا به پایین پیمایش شده و ارزش جدید پیکسل‌ها تعیین می‌شوند. با توجه به نحوه پیمایش سطرها، ارزش پیکسل‌های بالا و سمت چپ هر پیکسل در مراحل قبلی الگوریتم مشخص شده که از آنها می‌توان برای تخمین مقدار جدید هر پیکسل استفاده کرد. برای هر پیکسل غیر لبه وصله‌ای با مرکزیت آن پیکسل در نظر گرفته می‌شود. اگر تمامی پیکسل‌های بالا و سمت چپ پیکسل مرکزی نیز غیر لبه باشند، پیکسل مرکز وصله در مجموعه  $U_{NE}$  قرار می‌گیرد و در غیر این صورت این پیکسل در مجموعه  $P_{NE}$  قرار می‌گیرد که در شکل ۱ نشان داده شده است.

برای آموزش مدل بر اساس پیکسل‌های مجموعه  $P_{NE}$  در تصویر با تفکیک‌پذیری پایین، ابتدا وصله‌های اطراف هر پیکسل را استخراج کرده و بر اساس وصله‌های به دست آمده، واژه‌نامه فوق کامل  $D \setminus_{NE}$  ایجاد می‌شود. سپس با استفاده از واژه‌نامه  $D \setminus_{NE}$  و (۱)، ضرایب تنک،  $\alpha \setminus_{NE}$ ، به عنوان بردار ویژگی هر وصله محاسبه می‌شود. در نهایت، مشابه (۲) با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان، ضرایب تنک و ارزش پیکسل مرکزی وصله‌ها متناظر در تصویر با تفکیک‌پذیری بالا، مدل (۳) آموزش داده می‌شود

$$M \setminus_{NE} = SVR(\alpha \setminus_{NE}, L \setminus_{NE}) \quad (3)$$

بازسازی شده قبلی توجه شود. به عبارت دیگر با پیمایش تصویر از چپ به راست و بالا به پایین، ارزش نهایی پیکسل‌های بالا و سمت چپ هر پیکسل در نسخه فراتفکیک‌پذیر تخمین زده می‌شود که در روش‌های ارائه‌شده در این حوزه به این اطلاعات توجه نشده است. در حالی که در نواحی هموار می‌توان از مقادیر تخمین زده شده پیکسل‌های همسایه هر پیکسل برای تخمین دقیق‌تر ارزش هر پیکسل استفاده کرد که در این مقاله به آن توجه شده است. به عبارت دیگر در روش پیشنهادی برای پیکسل‌های نواحی هموار از اطلاعات پیکسل‌های تخمین زده شده همسایه استفاده شده است. در ادامه، نحوه مدل‌سازی ارتباط بین تصاویر تفکیک‌پذیری بالا و تفکیک‌پذیری پایین هر سطح هرم و چگونگی تخمین مقدار جدید به ازای هر پیکسل توضیح داده می‌شود.

### ۳-۱ استخراج ویژگی

استفاده از بازنمایی تنک در روش‌های اخیر فراتفکیک‌پذیری، مورد توجه بسیار قرار گرفته است [۱۵] و [۲۰] تا [۲۵]. در این رویکرد هر وصله از تصویر به کمک ترکیب خطی تعداد معدودی از واژه‌ها در واژه‌نامه فوق کاملی که از وصله‌های تصویر یادگیری شده است قابل بازسازی می‌باشد. به دلیل نیاز به تعداد کمی از واژه‌های واژه‌نامه برای بازسازی هر وصله تصویر روش به بازنمایی تنک شناخته می‌شود. واژه‌نامه فوق کامل<sup>۱</sup> در این مقاله با  $D \in \mathbb{R}^{n \times k}$  مشخص می‌گردد که هر ستون این ماتریس یک واژه پایه می‌باشد لذا تعداد عناصر این واژه‌نامه  $k$  می‌باشد. ابعاد هر واژه پایه در این واژه‌نامه برابر با وصله‌های تصویر ستونی شده یعنی  $n$  می‌باشد. اگر  $y \in \mathbb{R}^n$  یک وصله از تصویر باشد، این وصله را می‌توان به صورت ترکیب خطی تنک از عناصر واژه‌نامه نمایش داد. لذا ضرایب تنک  $y$  با حل مسأله بهینه‌سازی زیر به دست می‌آید [۲۲]

$$\min \frac{1}{\gamma} \|D\alpha - y\|_p + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (1)$$

در (۱)  $y$  مقدار روشنایی پیکسل‌های وصله‌ای از تصویر،  $D$  واژه‌نامه فوق کامل،  $\alpha$  بردار ضرایب تنک برای وصله  $y$  و  $\lambda$ ، تعادل مابین میزان تنک‌بودن بردار ضرایب (تعداد عناصر صفر در بردار  $\alpha$ ) و مقدار خطا در تخمین وصله  $y$  با استفاده از عناصر واژه‌نامه فوق کامل است. در این مقاله از ضرایب تنک به عنوان ویژگی برای هر وصله از تصویر تفکیک‌پذیری پایین استفاده شده است. شدت روشنایی پیکسل مرکزی هر وصله تفکیک‌پذیری بالا به عنوان نماینده آن وصله در نظر گرفته می‌شود.

### ۳-۲ فاز آموزش

در روش‌های فراتفکیک‌پذیری تصویر مبتنی بر یادگیری، رابطه بین نواحی متناظر در تصاویر با تفکیک‌پذیری مختلف از یک صحنه یادگیری شده و جهت افزایش تفکیک‌پذیری تصویر ورودی مورد استفاده قرار می‌گیرد. به عبارتی تمرکز روش‌های مبتنی بر یادگیری بیشتر بر مدل‌سازی ارتباط بین تصاویر با تفکیک‌پذیری‌های مختلف می‌باشد. همان‌طور که در ابتدای بخش ۳ بیان شد، دو هرم تصویر با تفکیک‌پذیری بالا و پایین با استفاده از تصویر ورودی و کاهش و افزایش نرخ نمونه‌برداری و درون‌یابی ایجاد شده که از آن به عنوان مجموعه داده‌های آموزشی برای یادگیری رابطه بین تصاویر با تفکیک‌پذیری مختلف به کار

پس از تعیین ویژگی‌های وصله‌های مجموعه‌های  $U_{NE}$  و  $Uh_{NE}$ ، مطابق (۷) مدل اختلاف  $ER_{NE}$  برای پیکسل‌های غیر لبه مجموعه  $U_{NE}$  آموزش داده می‌شود

$$ER_{NE} = SVR(diff\_Ne, \alpha_{NE}) \quad (7)$$

در (۷)  $ER_{NE}$  مدل اختلاف ایجادشده برای مجموعه پیکسل‌های غیر لبه  $U_{NE}$ ،  $SVR$  رگرسیون بردار پشتیبان برای یادگیری این مدل،  $diff\_Ne$  فاصله اقلیدسی بین پیکسل مرکزی وصله‌ها در مجموعه  $Uh_{NE}$  (رابطه (۶)) و پیکسل‌های همسایه بالا و سمت چپ (شکل ۲) و  $\alpha_{NE}$  ضرایب تنک وصله‌های مجموعه  $U_{NE}$  است. بلوک دیاگرام فاز آموزش روش پیشنهادی در شکل ۳ نشان داده شده است.

### ۳-۳ فاز آموزش

در این بخش، نحوه استفاده از مدل‌های تعریف‌شده در (۲) تا (۵) و (۷) برای تعیین مقدار نهایی ارزش پیکسل‌های لبه و غیر لبه بیان می‌شود. همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، نسخه میانی تصویر خروجی،  $H_{TP}$  و تصویر خروجی،  $H$ ، ابعاد یکسانی دارند. لذا هدف بهبود پیکسل‌های نسخه میانی تصویر خروجی برای ایجاد تصویر خروجی است. ابتدا تصویر  $H_{TP}$  به پیکسل‌های لبه و غیر لبه تقسیم می‌شود و سپس از مدل (۲) برای تخمین شدت روشنایی پیکسل‌های لبه استفاده می‌شود که در (۸) نشان داده شده است

$$H_E = M_E(\alpha_E) \quad (8)$$

در (۸) مقدار تخمین زده شده برای پیکسل لبه با استفاده از مدل  $M_E$  و بر اساس ویژگی تنک،  $\alpha_E$  است. از آنجایی که برای پیکسل‌های غیر لبه مجموعه  $P_{NE}$  به ازای هر سطح هرم، یک مدل با استفاده از (۳) آموزش داده می‌شود، لذا برای این پیکسل‌ها به تعداد سطوح هرم، مقادیر کاندیدا وجود دارد که برای انتخاب مقدار نهایی از مدل خطای تخمین (رابطه (۴)) استفاده می‌شود. بنابراین مقدار پیشنهادی مدلی با کمترین خطای تخمین، انتخاب می‌شود. در (۹) نحوه استفاده از مدل‌های (۳) و (۴) به ازای یک سطح هرم آورده شده است

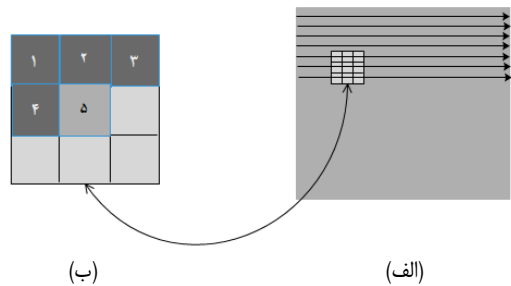
$$\begin{aligned} H_{NE} &= M_{NE}(\alpha_{NE}) \\ er_{NE} &= ER_{NE}(\alpha_{NE}) \end{aligned} \quad (9)$$

در این رابطه  $H_{NE}$  مقدار تخمین زده شده توسط مدل  $M_{NE}$  و  $er_{NE}$  خطای تخمین این مدل است.

نحوه تخمین مقادیر پیکسل‌های غیر لبه مجموعه  $U_{NE}$  مشابه تخمین پیکسل‌های غیر لبه مجموعه  $P_{NE}$  و با استفاده از مدل (۵) است. لذا مقادیر پیشنهادی به ازای هر پیکسل غیر لبه مجموعه  $U_{NE}$  به تعداد سطوح هرم است. برای انتخاب بهترین مقدار از مدل اختلاف (رابطه (۷)) استفاده می‌شود و مقداری که کمترین اختلاف را با پیکسل‌های غیر لبه همسایه داشته باشد در نظر گرفته می‌شود که در (۱۰) مشخص شده است

$$\begin{aligned} H_{NE} &= M_{NE}(\alpha_{NE}) \\ er_{NE} &= ER_{NE}(\alpha_{NE}) \end{aligned} \quad (10)$$

در (۱۰)  $H_{NE}$  مقدار تخمین زده شده برای پیکسل‌های غیر لبه مجموعه  $U_{NE}$  توسط مدل  $M_{NE}$  و  $er_{NE}$  میزان اختلاف مقدار پیشنهادی با مقادیر غیر لبه بازسازی شده قبلی (بالا و سمت چپ) است. در شکل ۴ بلوک دیاگرام فاز آموزش روش پیشنهادی آورده شده که متغیر  $s$ ، شماره سطح هرم تصویر و  $Pr_i$  و  $Pr_r$  مقادیر تخمین زده شده برای هر پیکسل به ترتیب بر اساس مدل‌های  $M_1$  و  $M_2$  است.



شکل ۲: (الف) نمایش پیمایش تصویر از چپ به راست و از بالا به پایین و (ب) تخمین پیکسل غیر لبه مرکزی وصله (پیکسل شماره ۵) با استفاده از پیکسل‌های غیر لبه بالا و چپ (پیکسل‌های ۱ تا ۴) درون وصله.

در (۳)،  $M_{NE}$  مدل ایجادشده بر اساس پیکسل‌های غیر لبه مجموعه  $P_{NE}$ ،  $SVR$  رگرسیون بردار پشتیبان برای ایجاد مدل،  $\alpha_{NE}$  ضرایب تنک وصله‌های اطراف پیکسل‌های غیر لبه مجموعه  $P_{NE}$  در تصویر با تفکیک‌پذیری پایین و  $L_{NE}$  ارزش پیکسل‌های غیر لبه مجموعه  $P_{NE}$  در تصویر با تفکیک‌پذیری بالا است. مدل تعریف‌شده در (۳) به ازای هر سطح هرم، ایجاد می‌شود. علاوه بر این مدل، برای انتخاب مقدار نهایی هر پیکسل بر اساس خطای تخمین در هر سطح هرم، یک مدل خطا نیز مطابق با (۴) آموزش داده می‌شود

$$ER_{NE} = SVR(d(M_{NE}(\alpha_{NE}, L_{NE}), \alpha_{NE})) \quad (4)$$

در (۴)،  $ER_{NE}$  مدل خطای تخمین و  $d(\cdot)$  میزان اختلاف بین مقدار واقعی هر پیکسل و مقدار تخمین زده شده توسط مدل  $M_{NE}$  (رابطه (۳)) است.

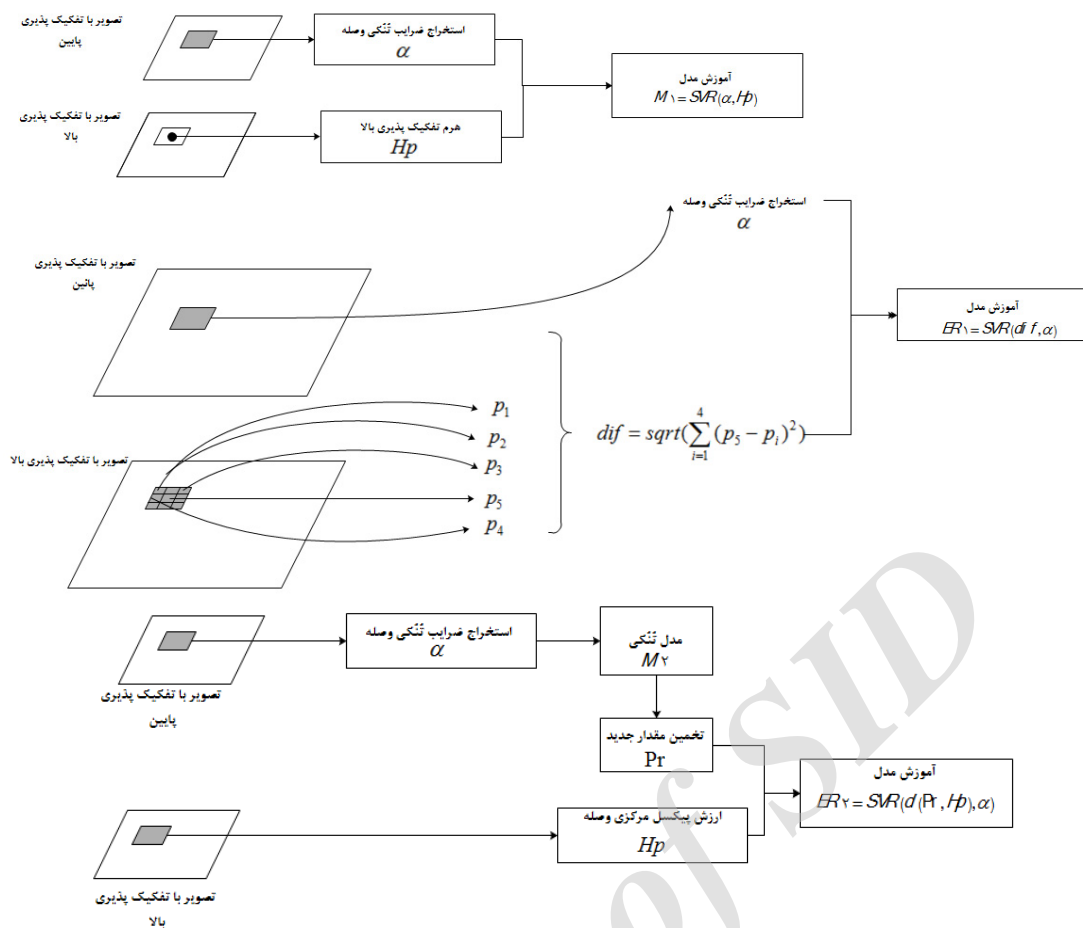
در نهایت به ازای هر پیکسل غیر لبه در مجموعه  $U_{NE}$ ، وصله‌های اطراف آن در تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین و تفکیک‌پذیری بالا استخراج شده که به ترتیب با دو مجموعه  $U_{NE}$  و  $Uh_{NE}$  نشان داده می‌شود. برای تخمین ارزش پیکسل‌های مجموعه  $U_{NE}$ ، ضرایب تنک به عنوان ویژگی وصله‌های مجموعه  $U_{NE}$  در نظر گرفته می‌شود و مشابه (۳)، بر اساس این پیکسل‌ها نیز مدلی مبتنی بر رگرسیون ماشین بردار پشتیبان آموزش داده می‌شود

$$M_{NE} = SVR(\alpha_{NE}, L_{NE}) \quad (5)$$

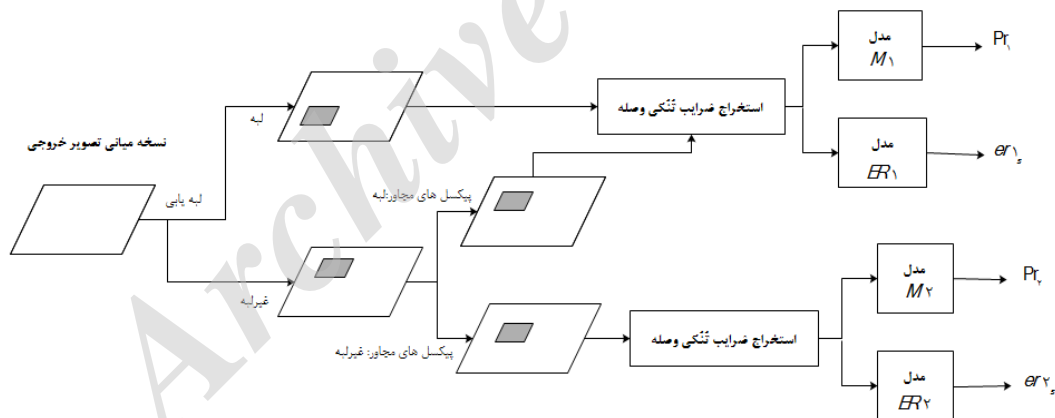
پارامترهای این رابطه، مشابه (۳) و برای پیکسل غیر لبه مجموعه  $U_{NE}$  تعریف می‌شوند. در روش پیشنهادی برای انتخاب مقدار نهایی پیکسل‌های مجموعه  $U_{NE}$  از پیکسل‌های تخمین زده شده قبلی استفاده می‌شود که در بالا و سمت چپ هر یک از این پیکسل‌ها (مطابق شکل ۲) قرار دارند. از آنجایی که تمامی این پیکسل‌ها غیر لبه هستند و الگوریتم لبه‌یابی با حد آستانه پایین مورد استفاده قرار گرفته است، اختلاف شدت روشنایی این پیکسل‌ها اندک است و از این موضوع در تخمین مقادیر پیکسل‌های غیر لبه مجموعه  $U_{NE}$  استفاده شده است. برای این منظور با استفاده از (۱)، ضرایب تنک وصله‌های مجموعه  $U_{NE}$  استخراج می‌شود. به ازای هر وصله در مجموعه  $Uh_{NE}$ ، فاصله اقلیدسی بین پیکسل شماره ۵ با پیکسل‌های شماره ۱ تا ۴ (شکل ۲) محاسبه می‌شود که در (۶) نشان داده شده است

$$diff\_Ne_j = \sqrt{\sum_{i=1}^4 (P_j - N_i)^2} \quad (6)$$

در (۶)  $diff\_Ne_j$  اختلاف مربوط به وصله  $j$  ام مجموعه  $Uh_{NE}$ ،  $P_j$  پیکسل مرکزی این وصله و  $N_i$  پیکسل بالا و سمت چپ (شکل ۲) در وصله  $j$  ام است.



شکل ۳: بلوک دیاگرام فاز آموزش روش پیشنهادی.



شکل ۴: بلوک دیاگرام فاز آزمون روش پیشنهادی.

است. برای آموزش و آزمون مدل‌ها، جعبه ابزار  $3.21^2$  - libsvm به کار گرفته شده است. اندازه وصله‌ها برای تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین و تفکیک‌پذیری بالا  $3 \times 3$  است. جدول ۱ مقادیر PSNR و SSIM را برای روش‌های درون‌یابی دو‌مکعبی، افزایش تفکیک‌پذیری مبتنی بر همسایگی تعبیه‌شده [۱۸]، افزایش تفکیک‌پذیری تک‌تصویر خودیادگیرنده [۲۰] و روش پیشنهادی با ضریب افزایش تفکیک‌پذیری ۲ دربردارد. در این مقاله برای محاسبه معیارهای PSNR و SSIM از توابع همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود روش پیشنهادی این مقاله

### ۴- نتایج آزمایشات

روش پیشنهادی این مقاله بر تصاویر پایگاه داده USC-SIPI<sup>۱</sup> اعمال شده است. از آنجایی که سیستم بینایی انسان به کانال روشنایی بیشتر از سایر کانال‌های رنگ حساس است، تصاویر رنگی مورد استفاده به مدل رنگ YCbCr تبدیل شده و الگوریتم پیشنهادی تنها با کانال روشنایی (Y) آن کار می‌کند. در تصویر خروجی، سایر مؤلفه‌های رنگ با استفاده از درون‌یابی دو‌مکعبی مقدار گرفته‌اند. برای ایجاد دو هرم شکل ۱، الگوریتم درون‌یابی دو‌مکعبی برای کاهش و افزایش نرخ نمونه‌برداری استفاده شده

2. <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

1. <http://sipi.usc.edu/database>

جدول ۱: مقادیر PSNR و SSIM برای مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های قبلی افزایش تفکیک‌پذیری تصویر (با ضریب افزایش ۲).

روش تصویر	درون‌یابی دومکعبی	چانگ و همکاران [۱۸]	یانگ و همکاران [۲۰]	روش پیشنهادی
tree	۲۶,۶۸۰.۸	۲۵,۸۲۵.۱	۲۶,۹۴۰.۵	۲۸,۵۰۸.۹
lena	۰.۸۲۶۶	۰.۸۲۵۷	۰.۸۴۱۰	۰.۸۷۷۹
house	۳۲,۶۴۴.۲	۳۳,۴۹۸.۱	۳۳,۶۵۷.۹	۳۵,۷۳۸.۷
susan	۰.۹۰۱۰	۰.۹۰۵۶	۰.۸۹۸۶	۰.۹۳۴۶
peppers	۲۹,۹۳۸.۵	۲۹,۴۹۹.۵	۳۰,۹۲۱.۵	۳۳,۱۳۸.۲
airplane	۰.۸۶۸۸	۰.۸۶۴۶	۰.۸۶۹۳	۰.۹۰۸۸
baboon	۳۲,۱۶۹.۴	۳۱,۸۴۰.۴	۳۳,۷۵۶.۰	۳۵,۷۳۴.۲
میانگین	۰.۹۲۴۴	۰.۹۲۳۹	۰.۹۲۹۰	۰.۹۵۱۰
	۳۰,۹۹۵.۴	۳۰,۶۴۲.۷	۳۱,۷۱۷.۸	۳۳,۸۲۳.۲
	۰.۸۶۹۹	۰.۸۶۶۹	۰.۸۶۶۰	۰.۹۱۹۵
	۳۰,۰۹۵.۶	۲۹,۶۸۷.۵	۳۱,۱۵۵.۶	۳۳,۰۵۹.۵
	۰.۹۱۹۱	۰.۹۱۲۲	۰.۹۲۱۱	۰.۹۴۷۲
	۲۲,۷۶۷.۸	۲۲,۹۴۸.۷	۲۳,۲۸۴.۳	۲۵,۲۹۹.۶
	۰.۶۳۹۸	۰.۶۶۳۰	۰.۶۸۵۴	۰.۷۵۵۵
	۲۹,۳۲۷.۴	۲۹,۱۳۴.۶	۳۰,۲۱۹.۱	۳۲,۱۸۶.۰
	۰.۸۴۹۹	۰.۸۵۳۰	۰.۸۵۸۶	۰.۸۹۹۲

رویکرد متفاوت اتخاذ شده است. ایده اصلی روش پیشنهادی در تخمین پیکسل‌های غیر لبه، به کارگیری اطلاعات پیکسل‌های مجاور بازسازی شده قبلی است که این امر باعث تخمین دقیق‌تر شدت روشنایی هر پیکسل می‌شود. در این مقاله، جهت کاهش اثرات تارشدگی لبه‌های تصویر خروجی، برای پیکسل‌های لبه و یا پیکسل‌های غیر لبه‌ای که در همسایگی آنها پیکسل‌های لبه قرار دارند، از اطلاعات پیکسل‌های همسایه استفاده نشده است.

## مراجع

- [1] M. Bevilacqua, A. Roumy, C. Guillemot, and M. Morel, "Single-image super-resolution via linear mapping of interpolated self-examples," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 23, no. 12, pp. 5334-5347, Dec. 2014.
- [2] T. S. Huang and R. Y. Tsai, "Multiframe image restoration and registration," *Advances in Computer Vision and Image Processing*, vol. 1, no. 7, pp. 317-339, Apr. 1984.
- [3] M. Irani and S. Peleg, "Super resolution from image sequences," in *Proc. 10th Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 115-120, Jun. 1990.
- [4] J. W. Hwang and H. S. Lee, "Adaptive image interpolation based on local gradient features," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 11, no. 3, pp. 359-362, Feb. 2004.
- [5] H. Quang Luong, A. Ledda, and W. Philips, "Non-local image interpolation," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing ICIP'06*, pp. 693-696, Atlanta, GA, USA, 8-11 Oct. 2006.
- [6] Y. Cha and S. Kim, "Edge-forming methods for color image zooming," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 15, no. 8, pp. 2315-2323, Aug. 2006.
- [7] Y. Cha and S. Kim, "PDE-based interpolation for image super resolution," *International Journal of Future Generation Communication and Networking*, vol. 1, pp. 214-219, Dec. 2007.
- [8] H. Kim, Y. Cha, and S. Kim, "Curvature interpolation method for image zooming," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 20, no. 7, pp. 1895-1903, Jul. 2011.
- [9] F. Malgouyres and F. Guichard, "Edge direction preserving image zooming: a mathematical and numerical analysis," *SIAM J. on Numerical Analysis*, vol. 39, no. 1, pp. 1-37, Nov. 2001.
- [10] A. Belahmidi and F. Guichard, "A partial differential equation approach to image zoom," in *Proc. Int. Conf. on Image Processing, ICIP'04*, pp. 649-652, Singapore, Singapore, 24-27 Oct. 2004.



شکل ۵: نتایج افزایش تفکیک‌پذیری برای تصویر Lena با ضریب افزایش ۲. به ترتیب از چپ به راست و بالا به پایین: تصویر اصلی، خروجی روش‌های درون‌یابی دومکعبی، روش‌های [۱۸]، [۲۰] و روش پیشنهادی.

به ازای تمامی تصاویر، بهبود قابل توجهی در هر دو معیار PSNR و SSIM نسبت به روش‌های مورد مقایسه داشته است. بیشترین اختلاف روش پیشنهادی با سایر روش‌های مطرح شده بر اساس معیار PSNR مربوط به Susan با ۳,۸۹۳.۸ و معیار SSIM با ۰,۱۱۵۷ به تصویر Baboon اختصاص دارد. میانگین اختلاف بین معیار PSNR و SSIM روش پیشنهادی با روش‌های مطرح شده به ترتیب ۲,۶۲۵.۷ و ۰,۴۵۸ است.

در شکل ۵ تصویر هدف و تصاویر خروجی روش‌های درون‌یابی دومکعبی، افزایش تفکیک‌پذیری مبتنی بر همسایگی تعیبیه شده [۱۸]، افزایش تفکیک‌پذیری تک‌تصویر خودیادگیرنده [۲۰] و روش پیشنهادی با ضریب افزایش تفکیک‌پذیری ۲ برای تصاویر Lena نشان داده شده است. بخشی از تصویر که با مربع قرمز مشخص شده است با جزئیات بیشتر در گوشه بالا-سمت راست هر تصویر نشان داده می‌شود. همان طور که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی به دلیل اعمال الگوریتم‌های متفاوت به پیکسل‌های تصویر بر اساس پیکسل‌های همسایه آنها باعث کاهش اثر تارشدگی در لبه‌های تصویر نسبت به سایر روش‌ها شده است.

## ۵- نتیجه‌گیری

بسیاری از مقالات مرتبط با افزایش تفکیک‌پذیری تصویر از وصله‌های مشابه موجود در تصویر ورودی و یا تصاویر منتج شده از تصویر ورودی در سطوح مختلف هرم تصویر استفاده کرده‌اند. در این گونه روش‌ها با پیدا کردن وصله‌های مشابه در هرم تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین و به دنبال آن در هرم تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا به ایجاد مدل برای ارتباط بین وصله‌های تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین و بالای متناظر با آن می‌پردازند. برای استخراج ویژگی‌ها از تصاویر، روش‌های متعددی پیشنهاد شده که برخی از گرادینان مرتبه اول و یا دوم مقادیر پیکسل‌های درون یک وصله [۱۸] و برخی از همان مقادیر پیکسل‌ها به طور خام استفاده کرده‌اند. در سال‌های اخیر به بازنمایی تنک مقادیر پیکسل‌ها توجه بیشتری شده است. به دلیل صفر بودن اکثر عناصر موجود در بردار ویژگی مبتنی بر بازنمایی تنک، سرعت اجرا افزایش و زمان و حجم حافظه مورد نیاز کاهش می‌یابد. در روش پیشنهادی این مقاله با استفاده از الگوریتم لبه‌یابی با حد آستانه پایین، پیکسل‌های لبه و غیر لبه جداسازی شده و الگوریتم متفاوتی به ازای هر مجموعه از پیکسل‌ها تعریف شده است. برای پیکسل‌های غیر لبه نیز بر اساس پیکسل‌های مجاور آنها دو

- [23] M. C. Yang, C. T. Chu, and Y. C. F. Wang, "Learning sparse image representation with support vector regression for single-image super-resolution," in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, ICIP'10*, pp. 1973-1976, Hong Kong, China, 26-29 Sept. 2010.
- [24] K. I. Kim and Y. Kwon, "Single-image super-resolution using sparse regression and natural image prior," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 32, no. 6, pp. 1127-1133, Jun. 2010.
- [25] M. Protter and M. Elad, "Image sequence denoising via sparse and redundant representations," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 18, no. 1, pp. 27-35, Jan. 2009.
- ملیحه حیبی** در سال ۱۳۸۱ مدرک کارشناسی مهندسی کامپیوتر گرایش نرم افزار خود را از دانشگاه خوارزمی و در سال ۱۳۸۵ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی خود را از دانشگاه صنعتی شریف دریافت نموده است. نام‌برده هم‌اکنون دانشجوی مقطع دکترای مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: پردازش تصاویر و پویانمایی چهره.
- علیرضا احمدی‌فرد** تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی در سال ۱۳۶۸ از دانشگاه صنعتی اصفهان در مهندسی الکترونیک و کارشناسی ارشد خود را در سال ۱۳۷۳ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر در مهندسی مخابرات اخذ نمود. ایشان مدرک دکترای تخصصی را در زمینه پردازش تصویر و ماشین بینایی از مرکز CVSSP دانشگاه Surrey در سال ۱۳۸۱ اخذ نمود. دکتر احمدی‌فرد هم‌اکنون رییس دانشکده مهندسی برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان، پردازش سیگنال، پردازش تصاویر و شناسایی الگو می‌باشد.
- حمید حسن‌پور** مدرک کارشناسی خود را در سال ۱۳۷۲ در گرایش سخت‌افزار از دانشگاه علم و صنعت ایران و مدرک کارشناسی ارشد خود را در گرایش هوش ماشین در سال ۱۳۷۵ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر اخذ نمود. ایشان مدرک دکترای خود را از دانشگاه صنعتی کوئینزلند استرالیا در گرایش پردازش سیگنال در سال ۱۳۸۳ دریافت نمود. دکتر حسن‌پور در طی سال‌های ۱۳۸۴ تا ۱۳۸۶ به عنوان عضو هیأت علمی در دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه صنعتی بابل فعالیت داشتند. سپس به دانشکده کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه صنعتی شاهرود انتقال یافت و هم‌اکنون استاد تمام این دانشکده است. زمینه‌های علمی مورد علاقه نام‌برده عبارتند از: پردازش تصاویر و پردازش سیگنال، تجزیه و تحلیل سیگنال در حوزه زمان و فرکانس.
- [11] S. G. Chang, Z. Cvetkovic, and M. Vetterli, "Locally adaptive wavelet-based image interpolation," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 15, no. 6, pp. 1471-1485, Jun. 2006.
- [12] G. Freedman and R. Fattal, "Image and video upscaling from local self-examples," *ACM Trans. on Graphics*, vol. 28, no. 3, pp. 1-10, Apr. 2010.
- [13] J. Yang, Z. Lin, and S. Cohen, "Fast image super-resolution based on in-place example regression," in *Proc. IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'13*, pp. 1059-1066, Portland, OR, USA, 23-28 Jun. 2013.
- [14] D. Glasner, S. Bagon, and M. Irani, "Super-resolution from a single image," in *Proc. IEEE 12th Int. Conf. on Computer Vision, ICCV'09*, pp. 349-356, Kyoto, Japan, 29 Sept.-2 Oct. 2009.
- [15] C. Y. Yang, J. B. Huang, and M. H. Yang, "Exploiting self-similarities for single frame super-resolution," in *Proc. Asian Conf. on Computer Vision, ACCV'10*, vol. 3, pp. 497-510, Queenstown, New Zealand, 8-12 Nov. 2010.
- [16] M. C. Yang, C. H. Wang, T. Y. Hu, and Y. C. F. Wang, "Learning context-aware sparse representation for single image super-resolution," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing, ICIP'11*, pp. 1349-1352, Brussels, Belgium, 11-14 Sept. 2011.
- [17] W. T. Freeman, T. R. Jones, and E. C. Pasztor, "Example-based superresolution," *IEEE Comput. Graph. Appl.*, vol. 22, no. 2, pp. 56-65, Apr. 2002.
- [18] H. Chang, D. Y. Yeung, and Y. Xiong, "Super-resolution through neighbor embedding," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vision and Pattern Recognition*, pp. 275-282, Washington, DC, USA, 27 Jun.-2 Jul. 2004.
- [19] N. Suetake, M. Sakano, and E. Uchino, "Image super-resolution based on local self-similarity," *Optical Review*, vol. 15, no. 11, pp. 26-30, Jan. 2008.
- [20] M. C. Yang and Y. C. F. Wang, "A self-learning approach to single image super-resolution," *IEEE Trans. on Multimedia*, vol. 15, no. 3, pp. 498-508, Apr. 2013.
- [21] J. Yang, J. Wright, T. S. Huang, and Y. Ma, "Image super-resolution as sparse representation of raw image patches," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vision and Pattern Recognition, CVPR'08*, pp. 2861-2873, Anchorage, AK, USA, 23-28 Jun. 2008.
- [22] J. Yang, J. Wright, T. Huang, and Y. Ma, "Image super-resolution via sparse representation," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 19, no. 11, pp. 2861-2873, Nov. 2010.