



Introducing an efficient method to identify the noise pattern of helicopters based on the area feature vector and weighted sparse representation classification

M. S Alamdari^{1*}, M. Fatemi², M. Shahrezaei³

* PhD student, Khwaja Nasiruddin Toosi University, Tehran, Iran.

(Received: 2024/01/15, Revised: 2024/04/08, Accepted: 2024/05/04, Published: 2024/06/02)

DOR: <https://dorl.net/dor/20.1001.1.23224347.1403.12.1.4.2>

ABSTRACT

Target finding and pattern recognition systems are systems that have defense and security applications in military fields. The most important advantage of using these systems is eliminating the role of humans in identification processes, such as tanks, cars, ships, helicopters, etc. In the pattern recognition system, the input image is obtained by one of the imaging sensors such as millimeter wave radar, laser radar, video camera or infrared camera, and after initial pre-processing, feature extraction and feature selection and finally classification are done. In this article, an effective method for identifying the noise pattern of helicopters based on the area feature vector and weighted sparse representation classification is introduced. The proposed method includes three steps: pre-processing, identification and classification. In the pre-processing stage, changes are made by applying processing algorithms in order to improve the quality of received images and remove irrelevant data (noise). Then, in the identification stage, a 32-component feature vector is considered based on shape, surface and length features, which in the method presented in this article, only surface features are used and the shape and length features are discarded due to lack of efficiency, and finally, in the third stage, thin weighted representation is used for classification. Applying the above three steps leads to reducing the time of the algorithm and increasing the accuracy of the method in identifying helicopters. To check the performance of the proposed method compared to other methods, the database of 60 different images of helicopters was examined and the proposed method achieved the highest recognition rate of 96.3%. On the other hand, the presented method has the least time complexity among the methods, which indicates its high speed

Keywords: Pattern Recognition, Area Feature Vector, Weighted Sparse Representation Classification, Smoothed Norm

This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license.

Publisher: Imam Hussein University



* Corresponding Author Email: m.s.alamdari@email.kntu.ac.ir



معرفی یک روش کارا جهت شناسایی الگوی نویزی بالگردها مبتنی بر بردار ویژگی مساحت و

طبقه‌بند نمایش تنگ وزن‌دار

محمد سعید علمداری^{۱*}، مسعود فاطمی^۲، محسن شاه رضایی^۳

۱- مری، ۲- دانشیار، دانشگاه خواجه‌نصیر الدین طوسی، تهران، ایران-۳- دانشیار، دانشگاه امام حسین علیه‌السلام، تهران، ایران

(دریافت: ۱۴۰۲/۱۰/۲۵، بازنگری: ۱۴۰۳/۰۱/۲۰، پذیرش: ۱۴۰۳/۰۲/۱۵، انتشار: ۱۴۰۳/۰۳/۱۳)

DOR: <https://dorl.net/dor/20.1001.1.23224347.1403.12.1.4.2>



* این مقاله یک مقاله با دسترسی آزاد است که تحت شرایط و ضوابط مجوز Creative Commons Attribution (CC BY) توزیع شده است.

نویسندگان

ناشر: دانشگاه جامع امام حسین (ع)

چکیده

سیستم‌های هدف‌یاب و شناسایی الگو سیستم‌هایی هستند که کاربردهای دفاعی و امنیتی در حوزه‌های نظامی دارند. مهم‌ترین مزیت استفاده از این سیستم‌های حذف نقش انسان در فرایندهای شناسایی است و می‌تواند اهدافی مانند تانک، خودرو، کشتی، بالگرد و... را مورد پردازش قرار دهد. در سیستم شناسایی الگو تصویر ورودی توسط یکی از حسگرهای تصویربرداری از قبیل رادار امواج میلی‌متری، رادار لیزری، دوربین ویدئویی یا دوربین مادون‌قرمز حاصل می‌شود و پس از پیش‌پردازش اولیه مراحل استخراج و انتخاب ویژگی و در نهایت طبقه‌بند صورت می‌پذیرد. در این مقاله روشی کارا در خصوص شناسایی الگوی نویزی بالگردها مبتنی بر بردار ویژگی مساحت و طبقه‌بند نمایش تنگ معرفی می‌شود. روش پیشنهادی شامل سه مرحله پیش‌پردازش، شناسایی و طبقه‌بند می‌باشد. در مرحله پیش‌پردازش با اعمال الگوریتم‌های پردازش تغییراتی به‌منظور بهبود کیفیت تصاویر دریافتی و حذف داده‌های نامرتب (نویز) انجام می‌گیرد. سپس در مرحله شناسایی، بردار ویژگی ۳۲ مؤلفه‌ای بر اساس ویژگی‌های شکلی، سطحی و طولی در نظر گرفته می‌شود که در روش ارائه شده در این مقاله، فقط ویژگی‌های سطحی مورد استفاده قرار می‌گیرند و ویژگی‌های شکلی و طولی به دلیل عدم کارایی کنار گذاشته می‌شوند و در نهایت در مرحله سوم از نمایش تنگ وزن‌دار برای طبقه‌بند استفاده می‌شود. اعمال سه مرحله فوق منجر به کاهش زمان الگوریتم و افزایش دقت روش در شناسایی بالگردها می‌شود. برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها، پایگاه داده ۶۰ تصویر مختلف بالگردها مورد بررسی قرار گرفت و روش پیشنهادی موفق به بالاترین نرخ شناسایی برابر ۹۶/۳ درصد شد. از طرفی روش ارائه شده کمترین پیچیدگی زمانی را در میان روش‌ها دارد که نشانگر سرعت بالای آن می‌باشد.

کلیدواژه‌ها: شناسایی الگو، بردار ویژگی مساحت، طبقه‌بند نمایش تنگ وزن‌دار، نرم صفر هموار شده

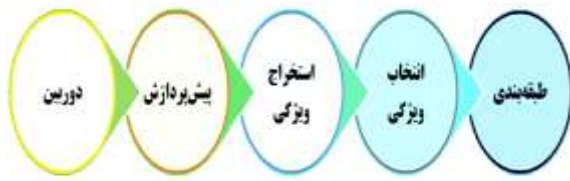
۱- مقدمه

کارهای اولیه در زمینه شناسایی تصاویر بالگردها می‌توان به کار دودانی و همکارانش در سال ۱۹۷۷ اشاره کرد [۱] آنها برای شناسایی از ویژگی‌های ممان ثابت استفاده کرده‌اند، لذا ممان‌های سطحی در مرتبه‌های مختلف را محاسبه و برای نماهای مختلف بالگرد، ۱۴ ممان متفاوت شامل ۷ ممان روی مرز تصویر و ۷ ممان روی سایه تصویر را مورد بهره‌برداری قرار می‌دهند و برای شناسایی بالگردها، روش‌های آماری را بکار می‌برند که نتایج به‌دست‌آمده در برابر نویز مقاومت چندانی ندارد و همچنین مستلزم انجام محاسبات بسیار زیادی برای استخراج ویژگی‌ها می‌باشد. از دیگر ویژگی‌های بکار رفته برای شناسایی الگوی تصویری بالگردها توصیفگرهای فوریه می‌باشد که برای توصیف محیط یک‌شکل بکار می‌روند و مرز جسم را مجموعه‌ای از نقاط فرض کرده و تبدیل فوریه گسسته را در نظر گرفته و ضرایب فوریه به دست

پردازش تصاویر در دهه‌های اخیر مورد توجه بسیار زیادی قرار گرفته است. پیشرفت ابزارهای اخذ تصویر باعث شده تا اطلاعات بصری به‌راحتی در اختیار ابزارهای پردازش، یعنی کامپیوترها قرار گیرند. کامپیوترها از نظر سرعت پردازش، از نظر حافظه و حجم اطلاعات قابل‌ذخیره بسیار قدرتمند شده و این قابلیت‌های جدید باعث شده تا بتوانیم اطلاعات بصری را نیز برای تحلیل در کامپیوترها مورد استفاده قرار دهیم. در خصوص مسائل جستجو، ردیابی و شناسایی اشیا در تصاویر و ارتباط آنها با مسائل نظامی و امنیتی از قبیل تشخیص و شناسایی تصاویر بالگردها، کشتی‌ها یا در سال‌های اخیر تحقیقات بسیار گسترده‌ای صورت پذیرفته است. از

آموزش مناسب با الگوهای کافی، الگوریتم بکار برده شده، می‌تواند شی موردنظر در تصویر را شناسایی نماید.

دسته سوم، به بررسی ویژگی‌های شی درون تصویر می‌پردازد. ویژگی‌ها، مجموعه‌ای از اطلاعات استخراج شده از تصویر شی هستند که معرف آن شی هستند و تحلیل را برای الگوریتم شناسایی ممکن می‌نمایند. در این روش چگونگی انتخاب ویژگی‌ها و الگوریتم شناسایی اهمیت بسیار زیادی دارند. شکل ۱ مراحل مختلف سیستم شناسایی الگو را نشان می‌دهد.



شکل (۱): سیستم شناسایی الگو.

پنج مرحله سیستم شناسایی الگو به صورت زیر تشریح می‌شود:

مرحله اول - دوربین: ابتدا توسط حسگر از شی ورودی سیگنال ثبت شده و برای تجزیه و تحلیل وارد سیستم می‌شود. حسگر ورودی می‌تواند الکترونیکی، میکروفن، دوربین، دستگاه‌های تصویربرداری پزشکی باشد. در این الگوریتم حسگر ورودی، تصویر دریافتی از دوربین می‌باشد.

مرحله دوم - پیش‌پردازش: ممکن است سیگنال ثبت شده علاوه بر اطلاعات مرتبط با مسئله، حاوی اطلاعات غیرمفید مثل نویز باشد؛ لذا در مرحله پیش‌پردازش تا جایی که می‌توانیم اطلاعات نامرتب را حذف می‌کنیم تا در مرحله استخراج ویژگی، ویژگی‌های مناسبی استخراج شود و طبقه‌بند بتواند با کمک آنها برچسب داده ورودی را به درستی تخمین بزند.

مرحله سوم - استخراج ویژگی: ویژگی یک عامل یا خصوصیت قابل اندازه‌گیری از یک پدیده‌ای است که مشاهده می‌کنیم. ویژگی برخی مشخصات مهم یک شی را کمی می‌کند. در مرحله استخراج ویژگی از سیگنال تمیز شده در مرحله پیش‌پردازش تعدادی ویژگی استخراج می‌شود. ما معمولاً در مرحله استخراج ویژگی تا جایی که می‌توانیم پارامترهای مختلفی از سیگنال ورودی استخراج می‌کنیم و همه را در یک بردار ویژگی کنار هم قرار می‌دهیم تا بعداً طبقه‌بند با کمک این بردار ویژگی برچسب داده جدید را تخمین بزند. جنس ورودی این مرحله سیگنال هست و جنس خروجی آن از نوع ویژگی می‌باشد. اهمیت

می‌آید. این ضرایب نوعی ویژگی‌های شکلی از منحنی به شمار می‌آیند که مبنای کار وینتزر و والس در تشخیص الگوی بالگرد بوده است [۲]. محدودیت روش توصیفگرهای فوریه استفاده از کل تصویر برای تعریف بردار ویژگی است. اگر قسمتی از تصویر به دلیل شرایط محیطی مانند ابر، دود و موانع فیزیکی مخدوش شود تمام مؤلفه‌های بردار ویژگی تغییر می‌یابد. به دلیل محدودیت روش فوریه، گرم روش شناسایی را بر اساس ویژگی‌های محلی توصیفگرهای فوریه معرفی کرد [۳]. ابتدا محیط مرزی بالگرد را به قسمت‌های کوچک‌تری تقسیم و در هر قسمت توصیفگرهای فوریه را محاسبه نمود که مزیت این کار این بود که در صورت تخریب قسمتی از تصویر، تنها مؤلفه‌های مربوط به همان قسمت تغییر می‌کند و کل بردار ویژگی دستخوش تغییر نمی‌شود. سلطانی و همکارانش در سال ۲۰۰۳ از یک الگوریتم شبکه عصبی برای شناسایی الگو استفاده کردند [۴]. تمرکز کار آنها تشخیص پارامترهای لازم برای آموزش شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم ژنتیک بود که کار شناسایی الگو توسط یک شبکه چندلایه انجام شد و برای آموزش شبکه از عکس‌های واقعی ۱۰×۱۰ پیکسل استفاده کردند. در سال‌های اخیر جرج آلوز و همکارانش در دانشکده تحقیقات دریایی ایالات متحده با مبنا قراردادن تصاویر فروسرخ از رویکرد شبکه عصبی در شناسایی الگوی انواع مختلف کشتی استفاده کرده‌اند که تصاویر مورد استفاده در این کار تحقیقاتی توسط حسگرهای فلیر اخذ شده بود [۵]. گروه تحقیقاتی یک‌بار ویژگی‌های مرزی لبه و بار دیگر ویژگی‌های سطحی را به عنوان معیار شناسایی الگو بکار بردند و در نهایت مشخص شد که ویژگی‌های سطحی در برابر نویز مقاومت بیشتری دارند.

به طور کلی پردازش تصویر، فرایند اعمال الگوریتم‌های مختلف به منظور دریافت اطلاعات لازم بر روی تصویر دریافتی از دوربین می‌باشد. تاکنون روش‌های مختلفی برای شناسایی اشیا درون تصویر معرفی شده است که به سه دسته کلی تقسیم می‌شوند.

در دسته اول، مجموعه تصاویری از حالات مختلف شی موردنظر، ایجاد می‌شود که به آنها الگو می‌گویند. سپس تصویر دریافتی را با تمام این الگوها مقایسه می‌کنند. اگر میزان تطبیق موردنظر بین تصویر دریافتی و هر کدام از الگوها به طور مطلوبی حاصل شود می‌توان حضور آن شی در تصویر را تشخیص داد که به این روش‌ها، تطبیق الگو^۱ می‌گویند.

دسته دوم از این روش‌ها الگوهای آموزشی نامیده می‌شوند. در این روش‌ها، به کمک این الگوها، به آموزش الگوریتم‌های یادگیری ماشین^۲ و یا شبکه عصبی^۳ پرداخته می‌شود. پس از یک

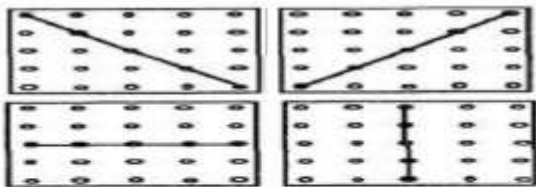
^۱ Pattern Matching

^۲ Machine Learning Algorithms

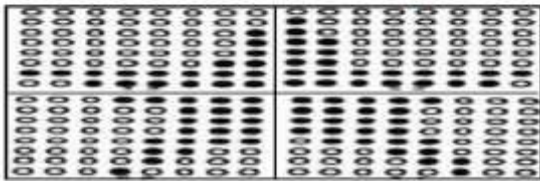
^۳ Neural Network

شامل ۴ مؤلفه ویژگی‌های طولی، ۴ مؤلفه ویژگی‌های سطحی و ۲۴ مؤلفه ویژگی‌های شکلی در نظر گرفته می‌شود. شکل ۲ طرح توصیفی این سه ویژگی را نشان می‌دهد.

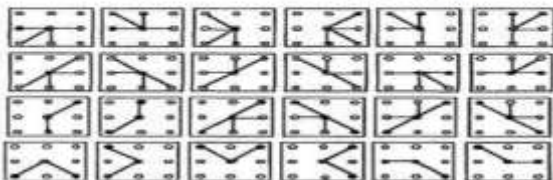
در مرحله چهارم پس از بررسی سه ویژگی طولی، سطحی و شکلی ذکر شده، مشاهده شد که کوچک‌ترین ناهمواری در لبه‌های مرزی جسم مقادیر مؤلفه‌های شکلی را به طور چشمگیری تغییر می‌دهد و همچنین مؤلفه‌های طولی در جداسازی نمای روبرو از نمای جانبی به‌ویژه در تصاویری با تشابه زیاد ویژگی مؤثری محسوب نمی‌شوند، لذا در نهایت، مؤلفه‌های شکلی و طولی از بردار ویژگی حذف شدند و جهت انتخاب بردار ویژگی فقط ویژگی‌های سطحی باقی ماندند.



ویژگی‌های طولی



ویژگی‌های سطحی



ویژگی‌های شکلی

شکل (۲): طرح توصیفی از ویژگی‌های طولی، سطحی و شکلی.

ویژگی‌های سطحی نیز جهت شناسایی الگوهایی که ناهمواری روی لبه‌های آنها ایجاد یا ناحیه‌ای از شکل حذف یا قسمتی به شکل اضافه شده باشد، دچار مشکل می‌شوند؛ لذا در روش پیشنهادی جهت انتخاب بردار ویژگی مطلوب، هر تصویر را به چند بخش مجزا گروه‌بندی و سپس مؤلفه‌های هر گروه بر مساحت همان بخش تقسیم شد که در نهایت منجر به بهبود بردار ویژگی شد. شکل ۳ گروه‌بندی سه‌گانه تصویر بالگرد شامل بخش‌های بدنه، وسط و دم را در جهت بهبود بردار ویژگی مساحت نشان می‌دهد.

استخراج ویژگی در یک سیستم شناسایی الگو بسیار زیاد است و اگر ویژگی‌ها به‌درستی استخراج نشوند، طبقه‌بند هرچقدر هم خوب باشد، برچسب داده را به‌درستی تخمین نخواهد زد.

مرحله چهارم - انتخاب ویژگی: معمولاً بعد از استخراج ویژگی سیستم با تعداد بسیار زیادی از ویژگی‌ها روبرو می‌شود، به عبارتی یک بردار ویژگی با ابعاد بالا وجود دارد که قرار است طبقه‌بند بر اساس آن نمونه ورودی را دسته‌بندی کند. وقتی ابعاد بالا باشد، کار تصمیم‌گیری برای طبقه‌بند سخت خواهد شد. از طرفی ممکن است در بین ویژگی‌های استخراج شده، ویژگی‌هایی باشند که نه‌تنها حاوی اطلاعات نیستند؛ بلکه ابعاد را هم بالا برده‌اند. لذا ضروری است یک مرحله انتخاب ویژگی وجود داشته باشد و از بین ویژگی‌های استخراج شده، ویژگی‌های مناسب حاوی اطلاعات را شناسایی و انتخاب کند تا کار تصمیم‌گیری برای طبقه‌بند تسهیل شود.

مرحله پنجم - طبقه‌بند: کار تصمیم‌گیری در یک سیستم شناسایی الگو در مرحله آخر توسط طبقه‌بند انجام می‌شود. برای این کار هم طبقه‌بند در ابتدا، قبل اینکه وارد پروسه تصمیم‌گیری شود، با کمک یک پایگاه‌داده آموزش می‌بیند تا با الگوی نمونه‌های همه کلاس‌ها آشنا شود، سپس می‌تواند الگوی نمونه جدید یعنی بردار ویژگی را با پایگاه‌داده مقایسه کند تا متوجه شود نمونه جدید به چه کلاسی تعلق دارد.

ساختار کلی مقاله به این شرح است: در بخش ۲ بردار ویژگی مساحت آورده شده است. در بخش ۳ مروری بر نمایش تنک و روش‌های حل آن ارائه می‌گردد. در بخش ۴ طبقه‌بند نمایش تنک معرفی می‌گردد. طبقه‌بند نمایش تنک وزن‌دار که در روش پیشنهادی مورد استفاده قرار می‌گیرد در بخش ۵ بررسی می‌شود. در بخش ۶ روش پیشنهادی و نتایج عددی مقاله جهت مقایسه عملکرد روش با سایر الگوریتم‌های شناخته شده جهت تشخیص و شناسایی الگوی نویزی بالگردها ارائه می‌شود و در نهایت نتیجه‌گیری و پیشنهادها در بخش ۷ آورده شده است.

۲- بردار ویژگی مساحت

در روش پیشنهادی ابتدا تصویر بالگرد گرفته شده توسط دوربین به‌صورت دیجیتال در می‌آید و در مرحله پیش‌پردازش نرمال می‌شود تا انتقال و تغییر اندازه تصاویر، سبب تفاوت نشود. سپس تصویر نرمال شده وارد مرحله سوم می‌شود تا استخراج ویژگی صورت پذیرد، در این مرحله بردار ویژگی ۳۲ مؤلفه‌ای از جسم

کنند، لذا انتخاب دیکشنری مناسب در این مرحله از اهمیت زیادی برخوردار است.

چالش اصلی در یافتن ضریب تنک، حل دستگاه معادلات خطی است که برای بازسازی نمایش تنک جهت حل این دستگاه‌ها روش‌های مختلفی وجود دارد. گروهی از آنها، روش‌های حریمانه نام دارند که در آن، به صورت قدم‌به‌قدم یک یا چند اتم که بیشترین همبستگی با باقیمانده مربوط به نمایش سیگنال دارند انتخاب و با استفاده از آنها، این باقیمانده را بروز می‌کنند.

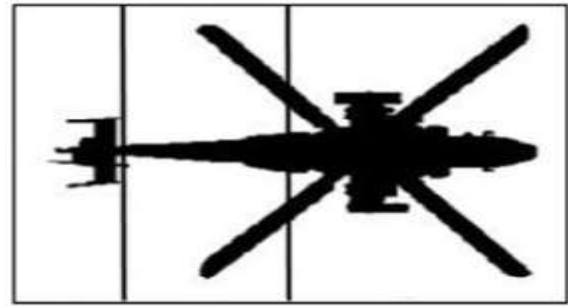
اساس این روش‌ها مبتنی بر تخمین مرحله‌به‌مرحله سیگنال با استفاده از اتم‌های دیکشنری است. به طور کلی این روش‌ها نسبت به سایر الگوریتم‌های نمایش تنک، سریع‌تر هستند. در ادامه دو نمونه از آنها، یعنی الگوریتم‌های جستجوی تطابق^۱ (MP) و جستجوی تطابق متعامد^۲ (OMP) مورد بررسی قرار می‌گیرند. گروه دیگری از روش‌های بازسازی نمایش تنک، روش‌های رهاسازی مبتنی بر بهینه‌سازی نامیده می‌شوند. در ادامه دو روش جستجوی پایه^۳ (BP) و نرم صفر هموار شده^۴ (SL0) که از الگوریتم‌های این گروه می‌باشند مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

۳-۱- الگوریتم جستجوی تطابق:

این الگوریتم ساده‌ترین نوع الگوریتم‌های حریم می‌باشد. در این الگوریتم ابتدا ستون‌های مورد استفاده از ماتریس دیکشنری در ترکیب خطی مشخص و سپس ضرایب ستون‌ها با حل مسئله کمترین مربعات محاسبه می‌گردند [۹]. در این روش، در هر مرحله، یک اتم از دیکشنری که بیشترین شباهت را به داده آزمون دارد، به عنوان عضو فعال در ترکیب خطی در نظر گرفته شده و ضریب مربوط به آن محاسبه می‌گردد و این روند تا جایی ادامه می‌یابد که یا تعداد مراحل مشخصی طی شود و یا خطا از مقدار معینی کمتر شود، به بیانی دیگر، در این رویکرد با روندی تکراری اتم‌های سازنده یک سیگنال شناسایی و ضریب هر اتم برآورد می‌گردد.

۳-۲- الگوریتم جستجوی تطابق متعامد:

این روش نوع دیگری از الگوریتم‌های حریم و تعمیم یافته روش MP است. در هر مرحله ضرایب ستون‌های فعال از ماتریس دیکشنری به صورت مستقل از نتایج مراحل قبل انتخاب و از نتایج قبلی تنها در یافتن مکان مؤلفه‌های غیرصفر استفاده می‌شود. در این روش هر بار به جای انتخاب یک ستون از ماتریس دیکشنری، تعداد بیشتری اتم انتخاب می‌شود، سپس طی پیشروی الگوریتم،



شکل (۳): گروه‌بندی تصویر برای تفکیک سه گانه اجزا.

۳- مروری بر نمایش تنک و روش‌های حل آن

در سال‌های اخیر، استفاده از نمایش تنک سیگنال در کاربردهایی مانند نمونه‌برداری، فشرده‌سازی و نویز زدایی مورد توجه بسیار قرار گرفته است [۶ و ۷]. موفقیت نمایش تنک در این کاربردها، از آنجا ناشی می‌شود که اکثر سیگنال‌های طبیعی مانند تصویر و گفتار دارای نمایشی تنک هستند. نمایش سیگنال‌ها در پایه مناسب، همواره به عنوان یک گام اساسی در شناخت ویژگی‌ها و تفسیر اطلاعات از سیگنال‌ها مورد توجه بوده است. منظور از نمایش تنک، نمایشی از سیگنال است که در آن قسمت عمده‌ای از اطلاعات اساسی سیگنال در تعداد کمی از ضرایب متمرکز می‌شوند. گرچه تعریف و معیاری برای تنک بودن وجود ندارد، اما در یک بیان ساده تنکی به معنای صفر بودن بیشتر مؤلفه‌های سیگنال است و در بیان عملی یعنی اکثر مؤلفه‌های سیگنال کوچک بوده و تنها چند مؤلفه سیگنال دارای مقادیر قابل توجهی باشند. سیستم معادله خطی (۱) را که در آن $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ماتریس دیکشنری و $y \in \mathbb{R}^m$ بردار سیگنال می‌باشد را در نظر بگیرید:

$$y = Ax \quad (1)$$

به بیان ریاضی در مسئله بازیابی سیگنال، هدف یافتن تنک‌ترین بردار ممکن $x \in \mathbb{R}^n$ است که در دستگاه معادلات خطی فوق صدق کند. به عبارتی دیگر، کدگذاری تنک شاخه‌ای از علوم مرتبط با حسگری فشرده است که در آن تلاش می‌شود یک سیگنال به کمک ترکیب خطی تعداد محدودی عنصر خالص از یک کتابخانه از عناصر پایه بازنمایی گردد. بردار عناصر کتابخانه، اتم و کتابخانه، دیکشنری نامیده می‌شوند. دیکشنری متشکل از تعداد زیادی اتم با طول واحد می‌باشد [۸].

$$[D]_{n \times m} = [d_1, d_2, \dots, d_m] \quad (2)$$

رابطه (۲) نحوه تشکیل ماتریس دیکشنری $D \in \mathbb{R}^{n \times m}$ را نمایش می‌دهد که در آن $[d_i]_{n \times 1}$ ، $i = 1, 2, \dots, m$ اتم‌های دیکشنری می‌باشند. از آنجا که اتم‌های مورد استفاده در نمایش یک سیگنال باید ویژگی‌های مهم و به طور کلی اطلاعات مفید آن را استخراج

¹ Matching Pursuit

² Orthogonal Matching Pursuit

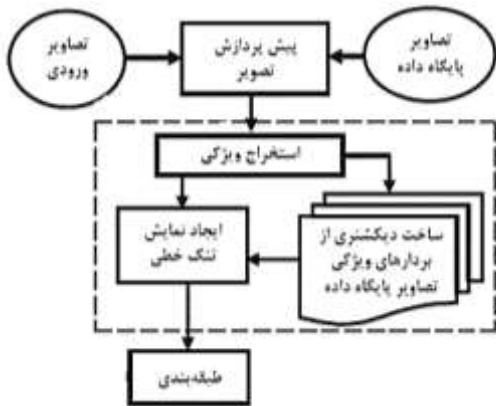
³ Basis Pursuit

⁴ Smoothed ℓ_0 Norm

کاهش می‌دهد. شروع هر مسئله با استفاده از جواب نهایی مسئله قبلی با استفاده از روش تندترین کاهش است. این روش در مقایسه با دیگر روش‌ها از عملکرد بهتری برخوردار است.

۴- مروری بر طبقه‌بند نمایش تنک SRC

در سیستم شناسایی الگو پس از دریافت تصویر ورودی، انجام پیش‌پردازش روی آن، استخراج ویژگی و انتقال داده‌ها به فضای ویژگی موردنظر، مرحله پنجم یعنی طراحی مناسب طبقه‌بند بسیار حیاتی و مهم است. برخی از مهم‌ترین طبقه‌بندها که در سیستم‌های شناسایی الگو مورد توجه قرار گرفته‌اند، طبقه‌بند بیزین، شبکه‌های عصبی و ماشین بردار پشتیبان است. با این حال، کیفیت عملکرد این طبقه‌بندها در شرایط سخت، از جمله در مواردی که ابعاد داده‌ها در مقایسه با تعداد داده‌های آموزشی زیاد باشد، به شدت افت پیدا می‌کند. علاوه بر این، پیچیدگی محاسباتی بالای برخی از این روش‌ها استفاده از آنها را در بسیاری از کاربردهای عملی با مشکل مواجه می‌کند. یکی از روش‌های موفق که در سالیان اخیر در حوزه‌های مختلف شناسایی الگو مطرح شده و نتایج موفقیت‌آمیزی نسبت به طبقه‌بندهای رایج دارد بهره‌مندی از طبقه‌بند جدیدی بر اساس نمایش تنک می‌باشد. شکل ۴ نمودار طبقه‌بند مبتنی بر نمایش تنک را نشان می‌دهد.



شکل (۴). نمودار سیستم طبقه‌بند مبتنی بر نمایش تنک.

الگوریتم طبقه‌بند نمایش تنک^۱ (SRC) [۱۳] برای اولین بار در سال ۲۰۰۸ به منظور تشخیص چهره ارائه شد. این روش به عنوان یکی از موفق‌ترین روش‌های طبقه‌بند با استفاده از نمایش تنک در نظر گرفته می‌شود که از تمامی نمونه‌های آموزشی متعلق به رده‌های مختلف به عنوان اتم‌های دیکشنری استفاده می‌کند و یک دیکشنری کلی به صورت ترکیبی از داده‌های آموزشی تمام کلاس‌ها تشکیل می‌دهد؛ بنابراین مرحله آموزش دیکشنری در این روش وجود ندارد. اگرچه در این روش دیکشنری آموزش داده نمی‌شود، ولی این روش اساس روش‌های طبقه‌بند مبتنی بر نمایش تنک است.

تعدادی از این اتم‌ها حذف و یا اتم‌های جدیدی به مجموعه اضافه می‌شود [۱۰]. تفاوت بین الگوریتم‌های OMP و MP در چگونگی تخمین عامل‌ها است. در روش MP در هر تکرار یک اتم شناسایی شده سپس ضریب آن برآورد می‌شود. این ضرایب با افزوده شدن اتم‌های جدید به روز نمی‌شوند. اما در روش OMP بعد از افزوده شدن هر اتم جدید فرایند تخمین ضرایب مرتبط با تمامی اتم‌ها تکرار می‌شود.

۳-۳- الگوریتم جستجوی پایه:

در این روش با جای‌گذاری نرم l_1 بجای نرم l_0 مسئله جدیدی حل می‌شود و جزو روش‌های رهاسازی می‌باشد [۱۱]. مزیت این روش در این است که مسئله P_1 در مقایسه با مسئله P_0 نسبت به نویز از حساسیت کمتری برخوردار است. نرم صفر یک بردار با مقدار بسیار کمی نویز به شدت تغییر می‌کند، زیرا تعداد عناصر صفر و غیر صفر آن با اندکی نویز به عناصر صفر و غیر صفر دیگری تبدیل می‌شوند. در صورتی که برای نرم یک چنین نیست. یکی از عیب‌های این روش پیچیدگی محاسباتی بالایی است که در مقایسه با روش‌های حریصانه دارد. بنابراین زمان اجرای الگوریتم نیز به مراتب بیشتر است.

۳-۴- الگوریتم نرم صفر هموار شده:

روش دیگر از روش‌های رهاسازی مبتنی بر بهینه‌سازی، نرم صفر هموار شده است. مشکلی که برای حل مسئله P_0 وجود دارد این است که نرم صفر پیوسته نیست و بنابراین محاسباتی برای حل آن وجود ندارد. در این روش تلاش می‌شود تا بطور مستقیم نرم l_0 کمینه شود. این روش برای اولین بار توسط مهمی و همکاران معرفی شد [۱۲]. ایده اصلی روش تخمین نرم صفر توسط یک تابع نرم است. ابتدا تابع گوسی $f_\sigma(x_i)$ با میانگین صفر به شکل رابطه (۳) در نظر گرفته می‌شود:

$$f_\sigma(x_i) = \exp\left(-\frac{x_i^2}{\sigma^2}\right) \quad (3)$$

و نرم صفر هموار شده به صورت رابطه (۴) تعریف می‌گردد:

$$F_\sigma(x) := -\sum_{i=1}^n f_\sigma(x_i) \quad (4)$$

لذا در نهایت نرم صفر توسط یک تابع پیوسته $F_\sigma(x)$ تخمین زده می‌شود. که پارامتر σ کیفیت تخمین را تعیین می‌کند و هر چه بزرگتر باشد تابع $F_\sigma(\cdot)$ نرم تر است اما تخمین بدتری بدست می‌آید. از این رو هنگامی که σ به سمت صفر میل می‌کند، پاسخ تنک تری بدست می‌آید. بنابراین هدف اساسی SLO بیشینه کردن تابع $F_\sigma(x)$ تحت شرایط $y = Ax$ برای تمام مقادیر کوچک σ است. در این حالت تابع ماکزیمم‌های محلی زیادی وجود دارد، از این رو امکان توقف در این ماکزیمم‌ها کار ساده ای نیست. بنابراین SLO با استفاده از ایده عدم تحذب تدریجی با یک σ بزرگ شروع و به تدریج آن را به سمت صفر

¹ Sparse Representation Classification

مؤلفه‌های غیرصفر کوچکی در محل ضرایب متناظر با کلاس‌های مختلف می‌شوند. برای حل این مشکل و به منظور دستیابی به یک طبقه‌بند مقاوم، قابلیت بازسازی داده آزمون S توسط ضرایب متناظر با هر یک از کلاس‌ها، به عنوان معیار طبقه‌بند در نظر گرفته می‌شود. به عبارتی، در SRC از میزان شباهت داده ورودی به هر یک از کلاس‌ها برای طبقه‌بند استفاده می‌شود و خطای نمایش روی هر کلاس، به عنوان یک شاخص طبقه‌بند برای داده آزمون بکار می‌رود.

بدین منظور، تابع $\delta_i: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^m$ بصورت رابطه (۹) تعریف می‌شود که با اعمال آن بر روی بردار α ، مؤلفه بردار α متناظر با داده‌های کلاس i ام در دیکشنری حفظ شده و سایر مؤلفه‌ها صفر می‌شوند.

$$\delta_i(a) = [0, \dots, 0, a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iN_i}, 0, \dots, 0]^t \in \mathbb{R}^m \quad (9)$$

بنابراین $\hat{S}_i = D\delta_i(a)$ داده S را تنها بصورت ترکیب خطی از داده‌های کلاس i ام بیان می‌کند. با اعمال این تابع روی نمایش تنک داده S و بازسازی آن با استفاده از داده‌های متعلق به هر یک از کلاس‌ها در هر مرحله، در نهایت داده ورودی به کلاسی نسبت داده می‌شود که میزان باقیمانده طبق رابطه (۱۰) را کمینه کند:

$$\min_i r_i(y) = \|s - D\delta_i(\hat{a})\|_2 \quad (10)$$

الگوریتم روش طبقه‌بند نمایش تنک SRC به صورت زیر می‌باشد.

الگوریتم ۱: روش طبقه‌بند نمایش تنک SRC
<p>(۱) نمونه‌های آموزش A_{ij} را بصورت بردارهای ستونی دریافت کن و در ماتریس A قرار بده و نمونه آزمایش y و پارامتر نویز ϵ را به عنوان ورودی‌های دیگر الگوریتم دریافت کن.</p> <p>(۲) نمونه‌های آموزش و y را نرمال کن تا دارای انرژی واحد باشند:</p> $y \leftarrow \frac{y}{\ y\ }$ <p>(۳) مسئله بهینه‌سازی زیر را برای تعیین x حل کن:</p> $\min_x \ x\ _0 \quad s.t. \quad \ y - Ax\ _2 \leq \epsilon$ <p>(۴) برچسب طبقه i را با استفاده از معادله زیر تعیین کن:</p> $i^* = \arg \min_i \ y - A\delta_i(x)\ _1$

۵- معرفی طبقه‌بند نمایش تنک وزن دار WSRC

طبقه‌بند SRC در کاربردهایی که اطلاعات موجود در دامنه

ایده اصلی در این روش، نمایش داده آزمون به صورت یک ترکیب خطی تنک از تمامی نمونه‌های آموزشی است. در چنین حالتی بردار ضرایب نمایش تنک تنها دارای تعداد کمی مؤلفه است که بر روی نمونه‌های آموزشی دارای برچسب یکسان با داده آزمون متمرکز هستند. طبقه‌بند با روش SRC شامل دو مرحله است: ابتدا داده ورودی با استفاده از ماتریس دیکشنری که از کنار هم قرارگرفتند تمامی داده‌های آموزشی تشکیل شده است به صورت تنک کد می‌شود و سپس با استفاده از این ضرایب تنک، با بازسازی داده آزمون طبقه‌بند انجام می‌گیرد.

اغلب داده‌های متعلق به یک کلاس روی یک زیر فضا قرار می‌گیرند؛ بنابراین، چنانچه $s \in \mathbb{R}^m$ داده ورودی مربوط به کلاس i ام باشد، می‌توان آن را بصورت ترکیب خطی از ستون‌های ماتریس $N_i \in \mathbb{R}^{m \times N_i}$ که از کنار هم قرارگرفتند N_i داده آموزشی متعلق به همین کلاس تشکیل شده است بصورت رابطه (۵) نمایش داد:

$$s = x_{i1} d_{i1} + x_{i2} d_{i2} + \dots + x_{iN_i} d_{iN_i} = \sum_{j=1}^{N_i} x_{ij} d_{ij} \quad (5)$$

که در آن، x_{ij} ضرایبی اسکالر هستند. از آنجا که برچسب داده ورودی برای سیستم مجهول است، ماتریس D بصورت ترکیبی از تمام داده‌های آموزشی از همه کلاس‌ها در نظر گرفته می‌شود:

$$D = [D_1, D_2, \dots, D_{n_c}] \quad (6)$$

در رابطه (۶)، هر کدام از D_i ها زیر ماتریس‌هایی هستند که داده‌های آموزشی کلاس i ام را در خود جای داده‌اند و تعداد کل داده‌های آموزشی برابر $m = N_1 \times N_2 \times \dots \times N_{n_c}$ است.

بنا بر توضیحات داده شده نمایش داده آزمون S برحسب ستون‌های ماتریس D ، در حالت ایده‌آل به صورت رابطه زیر خواهد بود:

$$s = Da, a = [0, \dots, 0, a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iN_i}, 0, \dots, 0]^t. \quad (7)$$

در رابطه (۷) مشاهده می‌شود که مؤلفه‌های غیرصفر در بردار نمایش تنک، متناظر با ستون‌هایی از ماتریس D است که مربوط به کلاس i ام باشند. با توجه به تنک بودن ضرایب نمایش داده آزمون بر روی ماتریس حاوی داده‌های آموزشی و در نظر گرفتن نویز موجود در داده‌ها، بردار α از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$\hat{a} = \arg \min \|a\|_0 \quad s.t. \quad \|s - Da\|_2 \leq \epsilon \quad (8)$$

در حالت ایده‌آل، انتظار می‌رود تمامی مؤلفه‌های غیرصفر در بردار نمایش تنک، متناظر با ستون‌هایی از D باشند که مربوط به یک کلاس هستند. در این صورت می‌توان برچسب آن کلاس را به داده آزمون ورودی اختصاص داد.

نویز و خطای مدل‌سازی غیرقابل اجتناب بوده و منجر به تولید

فاصله‌ها در نظر می‌گیریم. توابع مختلفی را به عنوان فاصله میان دو بردار ستونی x و y می‌توان در نظر گرفت.

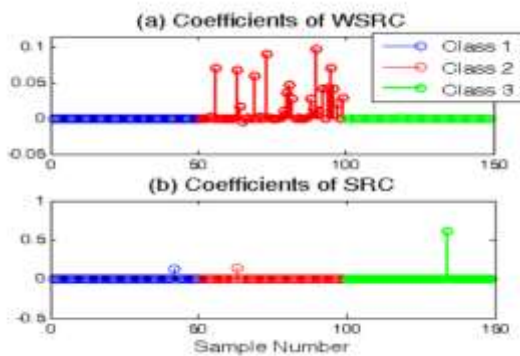
$$D(x, y) = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^M \right)^{\frac{1}{M}}, \quad 1 \leq M < \infty \quad (13)$$

رابطه (۱۳) به فاصله مینکوسکی یا همان نرم مشهور است که البته برای نرم دو در واقع همان فاصله اقلیدسی محسوب می‌شود و برای نرم یک و بی نهایت نیز به ترتیب فاصله قدر مطلق و فاصله ماکزیمم نرم می‌باشد. یک ایده دیگر آن است که وزن مربوط به هر نمونه آزمایش را برابر مربع فاصله اقلیدسی آن نمونه از نمونه جدید مطابق رابطه زیر در نظر بگیریم.

$$w_k = \|y - a_k\|_2^2 \quad (14)$$

یک نکته قابل توجه دیگر آن است که با افزودن وزن‌ها به تابع هزینه، جواب به دست آمده تنک‌ترین جواب نیست و تعداد بیشتری از نمونه‌ها نسبت به حالت قبل در ترکیب خطی نمونه آزمایش ظاهر می‌شوند. بعد از یافتن بردار ضرایب x از مسئله بهینه‌سازی نمایش تنک وزن‌دار برچسب طبقه نمونه جدید را بر اساس روش زیر فضا و مطابق رابطه (۱۰) تعیین می‌نماییم.

شکل ۵ مؤلفه‌های بردار ضرایب را در طبقه‌بند به روش SRC و WSRC نشان می‌دهد که متعلق به دسته دوم است (ضرایب قرمز رنگ). همانطور که مشاهده می‌شود طبقه‌بند SRC قادر به تشخیص صحیح این طبقه این نمونه نبوده است، در حالی که تشخیص طبقه‌بند WSRC صحیح بوده است.



شکل (۵). بردار ضرایب طبقه‌بند WSRC (a) و طبقه‌بند SRC (b).

پس از اینکه پاسخ مسئله تُنک محاسبه شد، باید شرایطی برای یکتا بودن پاسخ ارائه گردد. یک ویژگی که نقش اساسی در قضیه یکتایی دارد، اسپارک ماتریس است که روشی برای توصیف فضای پوچ ماتریس می‌باشد. طبق تعریف، اسپارک یک ماتریس برابر حداقل تعداد ستون‌های وابسته خطی ماتریس است [۱۷] و بنا بر تعریف برای کران‌های بالا و پایین اسپارک ماتریس $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ طبق رابطه (۱۵) داریم:

$$1 \leq \text{Spark}(A) \leq m + 1 \quad (15)$$

نمونه‌ها اهمیت چندانی ندارند و فقط اطلاعات زاویه برای طبقه‌بند مورد استفاده قرار می‌گیرد عملکرد مناسب خواهد داشت. در حقیقت طبقه‌بند SRC برای تشخیص چهره طراحی شده است؛ لذا این طبقه‌بند نمی‌تواند در مجموعه داده‌هایی که دامنه و فاصله نمونه‌ها از هم دارای اهمیت است، مورد استفاده قرار گیرد. یک دسته از این مجموعه داده‌ها، مجموعه داده‌هایی هستند که طبقات مختلفی از آنها در یک راستا قرار داشته باشند [۱۴ و ۱۵]. برای حل این مشکل لازم است با ایجاد تغییراتی در تابع هزینه، از اطلاعاتی که در دامنه نمونه‌ها و فاصله آنها از هم وجود دارد، استفاده کنیم. با افزودن وزن‌هایی به تابع هزینه طبقه‌بند SRC می‌توانیم این هدف را عملی کنیم.

این ایده، به طور مشابه برای اولین بار در مقاله برای تشخیص چهره مورد استفاده قرار گرفت. در این مقاله سعی در بهبود عملکرد این طبقه‌بند با تغییر وزن‌ها و همچنین روش بازیابی نمایش تنک خواهیم داشت. در مشکلات روش بازیابی مورد استفاده از حداقل سازی نرم یک به جای نرم صفر، کندی و پیچیدگی محاسباتی می‌باشد.

در این مقاله از روش حداقل سازی نرم صفر وزن‌دار، جهت افزایش سرعت و دقت طبقه‌بند بر مبنای نمایش تنک وزن‌دار برمند می‌شویم [۱۶]. تابع هزینه اصلاح شده مربوط به طبقه نمایش تنک وزن‌دار^۱ (WSRC) به صورت $\sum_{k=1}^n w_k |x_k|_0$ است، که در آن بردار وزن‌ها برابر $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^t \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ است. به عبارت ساده‌تر با افزودن این وزن‌ها به تابع هزینه، غیرصفر بودن ضرایب مربوط به نمونه‌های آموزش، دارای هزینه یکسان نخواهد بود. مسئله بهینه‌سازی بصورت رابطه (۱۱) در می‌آید:

$$\min_x \sum_{k=1}^n w_k |x_k|_0 \quad s.t. \quad y = Ax. \quad (11)$$

و شکل پایدار آن نیز به صورت مسئله بهینه‌سازی (۱۲) خواهد بود.

$$\min_x \sum_{k=1}^n w_k |x_k|_0 \quad s.t. \quad \|y - Ax\|_2 \leq \varepsilon. \quad (12)$$

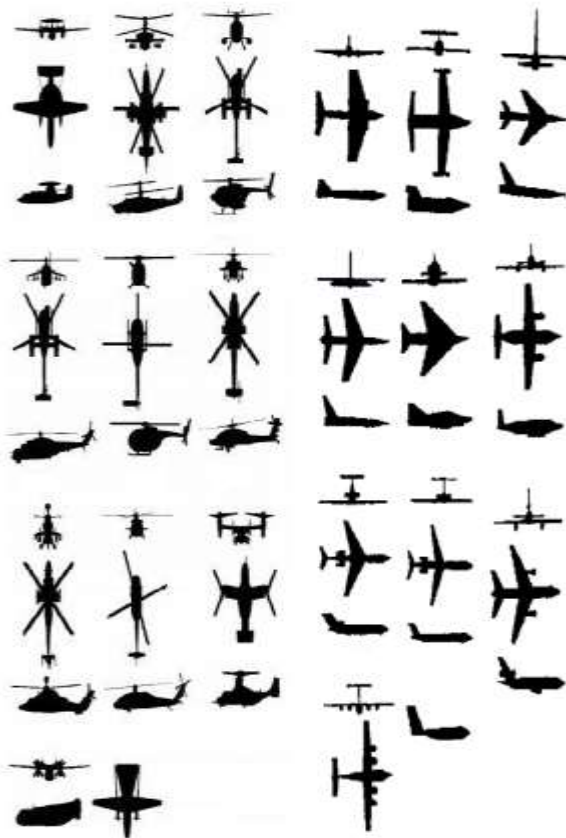
وزن‌های $w_k, k = 1, 2, \dots, n$ باید طوری طراحی شوند که اطلاعات دامنه نمونه‌ها و فاصله آنها از هم را دربرداشته باشند. یک ایده استفاده از شکل فاصله برای آن است. به این معنا که وزن‌ها برابر فاصله بین نمونه جدید و نمونه‌های آموزش در نظر گرفته شوند. به عبارت دیگر وزن‌ها وارد رابطه شوند تا بتوانند این قابلیت را به طبقه‌بند SRC بدهند که از اطلاعات دامنه نمونه‌ها نیز استفاده کنند و از آنجایی که اطلاعات دامنه با اطلاعات فاصله بین نمونه‌ها تقریباً به یک معنا هستند، وزن‌ها را توابعی از

^۱ Weighted Sparse Representation Classification

۶- روش پیشنهادی و نتایج عددی

در این بخش عملکرد روش پیشنهادی بر اساس بهره‌مندی از طبقه‌بند نمایش تنک وزن‌دار جهت شناسایی الگوی نویزی بالگردها، نشان داده می‌شود. روش ارائه شده پیشنهادی دارای عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌های طبقه‌بند می‌باشد و از جمله ویژگی‌های خیلی مهم و متمایزکننده آن، مقاوم‌بودن در برابر نویز است که جهت بهبود عملکرد آن از ویژگی‌های سطحی نیز بهره‌مند می‌شویم.

جهت شبیه‌سازی عملکرد الگوریتم، نمونه‌ای از تصاویر ۶۰ بالگرد در شرایط مختلف را انتخاب کرده‌ایم که در شکل ۶ نشان داده شده است. تمام شبیه‌سازی‌های انجام شده در نرم افزار MATLAB روی سیستم با مشخصات زیر پیاده سازی شده است.



Core i5-6200U, 2.3 GHz processor with 8GB of RAM.

شکل (۶): تصاویر مختلف ۶۰ بالگرد در شرایط مختلف [۱۹].

تعداد دوازده تصویر از شکل ۶ به عنوان الگوی نویز انتخاب شدند. شکل ۷ نشانگر این تصاویر نویزی (تصاویر سمت راست) به همراه تصاویر اصلی بدون نویز (تصاویر سمت چپ) می‌باشد. در این تصاویر سه گروه نویز شبیه‌سازی شده است که عبارتند از:

(۱) نویز بصورت اضافه شدن بخشی به الگو: در این حالت مانعی

با این تعریف، قضیه یکتایی با استفاده از اسپارک به صورت زیر بیان می‌شود:

قضیه ۱: اگر معادله $y = Ax$ دارای جواب x_0 باشد که در شرط (۱۶) صدق کند، آنگاه x_0 جواب یکتای مسئله نمایش تنک وزن‌دار خواهد بود. $s_w(k)$ برابر جمع k وزن کوچک است.

$$\|x\|_{0,w} < \frac{s_w(\text{Spark}(A))}{2} \quad (۱۶)$$

اثبات [۱۸]: با استفاده از برهان خلف قضیه اثبات می‌شود. ابتدا فرض می‌گردد بردار x_1 جواب دیگری باشد که در شرط (۱۶) صدق می‌کند (فرض خلف). بسادگی مشاهده می‌شود که شبه نرم $\| \cdot \|_{0,w}$ نامساوی مثلثی را برآورده می‌کند، لذا:

$$\|x_0 - x_1\|_{0,w} < \|x_0\|_{0,w} + \|x_1\|_{0,w} < s_w(\text{Spark}(A)) \quad (۱۷)$$

توجه داشته باشید که اگر برای یک بردار y ، $\|y\|_{0,w} < s_w(k)$ آنگاه تعداد ورودی‌های غیر صفر در y باید کوچکتر از k باشد زیرا در غیر این صورت، مجموع وزن‌های مربوطه نمی‌تواند از مجموع k کوچکترین وزن، یعنی $s_w(k)$ کوچکتر باشد. به عبارت دیگر از رابطه $\|y\|_{0,w} < s_w(k)$ نتیجه حاصل می‌شود که $\|y\|_0 < k$ لذا رابطه (۱۷) نشان می‌دهد که $\|x_0 - x_1\|_0 < \text{Spark}(A)$ یعنی، $Ax_0 = Ax_1 = y$ لذا $A(x_0 - x_1) = 0$ نشان داده شد که ترکیب خطی ستون‌های A کمتر از $\text{Spark}(A)$ (مرتبط با ورودی‌های غیر صفر از $x_0 - x_1$) تهی است پس با $\|x_0 - x_1\|_0 < \text{Spark}(A)$ در تناقض است، لذا فرض خلف باطل و نتیجه حاصل می‌شود که x_0 جواب یکتای مسئله خواهد بود.

الگوریتم ۲: روش طبقه‌بند نمایش تنک وزن‌دار WSRC

نمونه‌های آموزش A_{ij} را بصورت بردارهای ستونی دریافت کن و در ماتریس A قرار بده و نمونه آزمایش y و پارامتر نویز ϵ و نوع وزن را به عنوان ورودی‌های دیگر الگوریتم دریافت کن.

وزن‌ها را با توجه به نوع تعیین شده در مرحله قبل و با استفاده از رابطه (۱۳) محاسبه کن.

نمونه‌های آموزش و y را نرمال کن تا دارای انرژی واحد باشند:

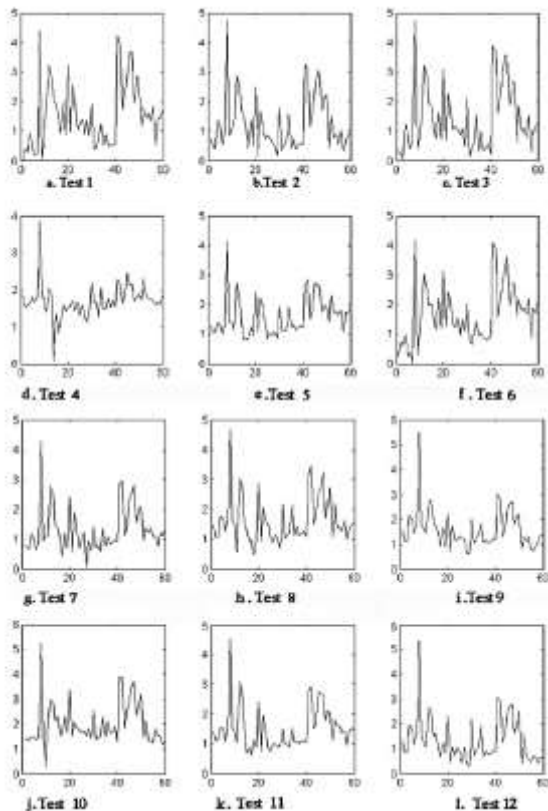
$$y \leftarrow \frac{y}{\|y\|}$$

مسئله بهینه‌سازی زیر را برای تعیین x حل کن:

$$\min_x \sum_{k=1}^n w_k |x_k|_0 \quad s.t. \quad \|y - Ax\|_2 \leq \epsilon.$$

برچسب طبقه i را با استفاده از معادله زیر تعیین کن:

$$i^* = \arg \min_i \|y - A\delta_i(x)\|_2.$$



شکل (۸): نمودار شناسایی تصاویر نویزی دوازده بالگرد شکل ۷.

برای محاسبه نرخ شناسایی^۱ از فرمول زیر استفاده می‌شود.

$$\text{Recognition rate} = \frac{\text{size}(\text{test lables} = \text{predicted labels})}{\text{size}(\text{test lables})}$$

که در آن منظور از test lables برچسب داده‌های آزمون و predicted lables برچسب داده‌های پیش‌بینی‌شده جهت شناسایی می‌باشد.

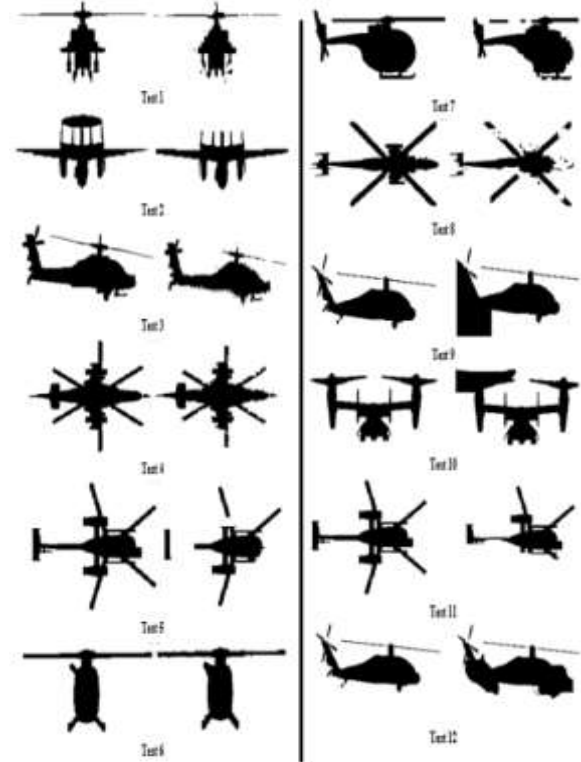
جدول ۱ بیشترین مقدار نرخ شناسایی متوسط متناظر با روش پیشنهادی و سایر روش‌ها را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که الگوریتم روش پیشنهادی به بالاترین نرخ شناسایی یعنی ۹۶/۳ درصد رسیده است.

جدول (۱): بیشترین مقدار نرخ متوسط شناسایی بالگرد

الگوریتم				درصد نرخ شناسایی
WSRC	SL0	BP	MP	
۹۶/۳	۹۵/۴	۹۴/۶	۹۲/۸	

جهت بررسی پیچیدگی محاسباتی و زمان اجرای روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها، جدول ۲ زمان صرف شده توسط CPU بر حسب ثانیه را برای هر یک از الگوریتم‌ها نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که روش پیشنهادی، یک روش بسیار

هم رنگ یا مشابه آن قسمتی از تصویر را می‌پوشاند. (Test 3)
 ۲) نویز از نوع ناهمواری روی لبه‌ها: این نویز بصورت برجستگی و فرورفتگی‌های اضافی در لبه‌های الگو مشاهده می‌شود. (Test 5)
 ۳) نویز بصورت از بین رفتن قسمتی از الگو: این حالت هنگامی پیش می‌آید که مانعی هم رنگ زمینه یا مشابه رنگ زمینه موجود و قسمتی از تصویر را بپوشاند. (Test 9)



شکل (۷): مجموعه دوازده تصویر نویزی بالگردها.

پس از مشخص شدن الگوها اختلاف بردار ورودی با سایر بردارهای مرجع محاسبه و برای هر بردار مطابق فرمول (۱۳) فاصله اقلیدسی در یک ماتریس ذخیره و آنرا پارامتر d می‌نامیم. تعداد سطرهای این ماتریس برابر با تعداد کل الگوهای مرجع بالگردها از شکل ۶ (۶۰ سطر) و ستون‌های آن برابر با تعداد الگوهای نویزی ورودی از شکل ۷ (۱۲ ستون) می‌باشد.

شکل ۸ به طور خلاصه عملکرد و کارایی روش پیشنهادی را در قالب نمودارهای شناسایی تصاویر نویزی دوازده بالگرد نمایش می‌دهد. در هر نمودار محور افقی معرف شماره الگوهای ۶۰ بالگرد و محور عمودی نمایشگر مقادیر مختلف پارامتر d است. هر منحنی متعلق به یک الگوی نویزی ورودی می‌باشد که شماره الگوی اصلی مربوط به آن در زیر منحنی مشخص شده است.

^۱ Reconition Rate

- Normalized Fourier Descriptors," Computer Graphics and Image Processing, vol. 13, pp. 99-126, 1980, DOI: 10.1016/S0146-664X(80)80035-9.
- [3] J.W. Gorman, O.R. Mitchell and F.P. Kuhl, "Partial Shape Recognition Using Dynamic Programming," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machin Intelligence, vol. 10, 1988, DOI: 10.1109/34.3887.
- [4] M. Alsultanny and Y. Abbas, "Pattern Recognition Using Multilayer Neural Genetic Algorithm," Neurocomputing, vol. 51, pp. 237-247, 2003, DOI: 10.1016/S0925-2312(02)00619-7.
- [5] C.M. Bishop, "Neural Networks for Pattern Recognition," Oxford University Press, 1995, ISBN: 978-0195667998.
- [6] M. Shahrezaee and M. S. Alamdari, "The Application of Numerical Analysis Techniques to Pattern Recognition of Helicopters by Area Method, Journal of Mathematical Research," pp. 51-60, 2015, DOI: 10.29252/mmr.1.2.51.
- [7] M.S. Alamdari, M. Fatemi, and A. Ghaffari, "A modified sequential quadratic programming method for sparse signal recovery problems," Signal Processing, vol. 207, pp. 108955, 2023, DOI: 10.1016/j.sigpro.2023.108955.
- [8] S. Huang, H. Zhang and A. Pižurica, "A robust sparse representation model for hyperspectral image classification," Sensors, vol. 17, no. 9, 2017, DOI: 10.3390/s17092087.
- [9] M. S. Alamdari, M. Fatemi, A. Ghaffari, "The Recovery of Sparse Signals by Sequential Quadratic Programming Approach," Journal of Operational Research and Its Applications, pp. 19-32, 2023, DOI: 10.21018/jamlu.2023.1932.21.
- [10] M. S. Alamdari and M. Fatemi, "Presenting a new method to separate fetal heart signals from the mother by using sequential quadratic programming," Journal of Advanced Mathematical Modeling, pp. 153-167, 2023, DOI: 10.22055/jamm.2023.43652.2157.
- [11] M. S. Alamdari, "Providing an optimal mathematical model based on sparse display to improve image reconstruction," Journal of New Researches in Mathematics, 2023, DOI:10.30495/jnrm.2023.73817.242.
- [12] H. Mohimani, M. Babaie-Zadeh, and C. Jutten, "A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed ℓ_0 norm," IEEE Trans. Signal Process., vol. 57, pp. 289-301, 2009, DOI: 10.1109/TSP.2008.2007606.
- [13] J. Wright, A. Y. Yang, A. Ganesh, S. S. Sastry, and Yi Ma, "Robust face recognition via sparse representation," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, no. 2, pp. 210-227, February 2009, DOI: 10.1109/TPAMI.2008.79.
- [14] J. Yin, et al., "Kernel sparse representation based classification," vol. 77, no. 1, pp. 120-128, 2012, DOI: 10.1016/j.neucom.2011.08.018.
- [15] L. Zhang, et al., "Kernel sparse representation-based classifier," Signal Processing, IEEE Transactions on, pp. 1684-1695, 2012, DOI: 10.1109/TSP.2011.2179539.
- [16] C. Lu, et al., "Face recognition via weighted sparse representation," Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 24, no. 2, pp. 111-116, 2013, DOI: 10.1016/j.jvcir.2012.05.003.
- [17] D. L. Donoho, and M. Elad, "Optimally sparse representation in general (nonorthogonal) dictionaries via l_1 minimization," Proc of the National Academy of Sciences, vol. 100, no. 5, 2003, DOI: 10.1073/pnas.0437847100.
- [18] M. Babaie-Zadeh, B. Mehrdad, and G.B. Giannakis, "Weighted sparse signal decomposition. in Acoustics," IEEE International Conference, 2012, DOI: 10.1109/ICASSP.2012.6288652.
- [19] K. Ma, R. J. Jannorone and J. W. Gorman, "FAST: parallel airplane pattern recognition," Proceedings. The Twenty-Second Southeastern Symposium on System Theory, Cookeville, TN, USA, pp. 7-11, 1990.

سریع با حجم محاسبات کم نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد.

جدول (۲): زمان اجرای روش‌ها برای شناسایی بالگرد

ابعاد ویژگی	الگوریتم			
	WSRC	SL0	BP	MP
۴۰	۰.۱۱	۰.۳۴	۶.۴۲	۶.۱۷
۸۰	۰.۱۸	۰.۶۱	۸.۳۷	۸.۶۳
۱۲۰	۰.۲۷	۰.۷۶	۹.۶۴	۹.۴۶
۱۶۰	۰.۳۶	۰.۸۹	۱۰.۶۷	۱۰.۸۳
۲۰۰	۰.۳۸	۰.۹۷	۱۱.۳۲	۱۱.۱۷

۷- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مقاله، یک روش جدید در استفاده از طبقه‌بند نمایش تنک وزن‌دار به استفاده از ویژگی مساحت برای شناسایی تصاویر نویزی بالگردها ارائه شد. در این خصوص در مرحله انتخاب ویژگی از بردار ویژگی مساحت و در مرحله طبقه‌بند، از طبقه‌بند نمایش تنک وزن‌دار استفاده شد که منجر به کاهش زمان عملیات و افزایش دقت روش شد. جهت بررسی عملکرد و کارایی روش پیشنهادی ۶۰ تصویر مختلف از بالگردها به صورت نمونه از انتخاب شدند و در نهایت دوازده تصویر نویزی در خصوص بررسی عملکرد روش پیشنهادی از میان آنها انتخاب شد. در نهایت شبیه‌سازی‌های انجام شده دقت بالای روش پیشنهادی را نشان داد.

همان‌گونه که گفته شد، سیستم‌های شناسایی الگو سیستم‌هایی هستند که کاربردهای دفاعی و امنیتی در حوزه‌های نظامی دارند و می‌توانند اهدافی مانند تانک، خودرو، کشتی، بالگرد و... را مورد پردازش و شناسایی قرار دهند. در سیستم شناسایی الگو یکی از حسگرهای تصویربرداری توسط رادار امواج میلی‌متری یا رادار لیزری حاصل می‌شود که این رادارها خود در سامانه‌های هشداردهنده بالگردهای نظامی مانند گیرنده هشدار راداری یا هشدار نزدیک شدن موشک بکار می‌روند. به دلیل ماهیت سیگنال‌های بکار رفته در این رادارها و سامانه‌ها، می‌توان به عنوان کار تحقیقاتی در آینده از نمایش تنک بهره‌مند شد و کاربرد روش پیشنهادی ارائه شده در مقاله را در سامانه‌های هشدار به کارگیری کرد. همچنین می‌توان از روش پیشنهادی ارائه شده در زمینه کاربردهای دفاعی و امنیتی بهره‌مند شد.

۸- مراجع

- [1] S.A. Dudani and K.J. Breeding, "Aircraft Identification by Moment Invariants," IEEE Transactions on Computers, vol. 26, pp. 39-46, 1977, DOI: 10.1109/TC.1977.5009272.
- [2] T.P. Wallace and P.A. Wintz, "An Efficient Three-Dimensional Aircraft Recognition Algorithm Using