طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری رادار مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم جستجوی گرانشی دودویی

یاسر رضائی[۱]، علیرضا رضائی[*۲]، فاطمه درکه[۳] و زینب آذرخش[۴]

[۱]دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، تهران، ایران

[۲] گروه مهندسی سیستم و مکاترونیک دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، تهران، ایران

[۳]پژوهشکده برق و فناوری اطلاعات، تهران، ایران

[۴]دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران

چکیده

هدف از این پژوهش ارائهٔ یک روش بهینه به‌منظور طبقه‌بندی تصاویر رادار پلاریمتری است. روش پیشنهادی تلفیقی از ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی گرانشی دودویی است. در این راستا، ابتدا مجموعه‌ای از ویژگی‌های پلاریمتریک شامل مقادیر داده اصلی، ویژگی‌های تجزیه هدف و تفکیک‌کننده‌های SAR از تصاویر استخراج می‌شوند؛ سپس به‌منظور انتخاب ویژگی‌های مناسب و تعیین پارامترهای بهینه برای طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان از الگوریتم جستجوی گرانشی دودویی استفاده شده است. به‌منظور دست‌یابی به یک سامانه طبقه‌بندی با دقت طبقه‌بندی بالا، انتخاب مقادیر بهینه پارامترهای مدل و زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌های بهینه، به‌طور همزمان انجام می‌پذیرد. نتایج پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی با دو حالت، درنظرگرفتن تمام ویژگی‌های انتخاب‌شده، و الگوریتم ژنتیک، قیاس شده که نتایج حاصل از تفکیک نواحی برای سه ناحیه مورد بررسی قرار گرفته است. تفکیک نواحی برای مناطق سانفرانسیسکو و مانیل، و تشخیص لکه نفتی سطح اقیانوس منطقه فیلیپین مورد ارزیابی قرار گرفته که به‌ترتیب با بهبود دقت کلی تقریبی ۱۲، ۷ و ۶/۵ درصد در قیاس با الگوریتم ژنتیک بهبود داشته است.

واژگان کلیدی: انتخاب ویژگی، طبقه‌بندی تصویر، ماشین بردار پشتیبان، بهینه‌سازی، الگوریتم جستجوی گرانشی دودویی، پلاریمتری رادار

Classification of polarimetric radar images based on SVM and BGSA

Yaser Rezaee[1], Alireza Rezaee[2*], Fatemeh Darakeh[3] & Zeinab Azarakhsh[4]

[1]Faculty of New Science and Technology, University of Tehran, Tehran, Iran

[2]Interdisciplinary Technology and Mechatronics, Faculty of New Science and Technology, University of Tehran, Tehran, Iran

[3]Faculty of Computer and electrical engineering, Iranian Research Organization for Science and Technology, Tehran, Iran

[4]Department of Remote Sensing and GIS, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

Abstract

Classification of land cover is one of the most important applications of radar polarimetry images. The purpose of image classification is to classify image pixels into different classes based on vector properties of the extractor. Radar imaging systems provide useful information about ground cover by using a wide range of electromagnetic waves to image the Earth's surface. The purpose of this study is to present an optimal method for classifying polarimetric radar images. The proposed method is a combination of support vector machine and binary gravitational search optimization algorithm. In this regard, first a set of polarimetric features including original data values, target parsing features, and SAR separators are extracted from the images. Then, in order to select the appropriate features and determine the optimal parameters for the support vector machine classifier, the binary gravitational search algorithm is used. In order to achieve a classification system with high classification accuracy, the optimal values of the model parameters and a subset of the optimal properties are selected simultaneously. The results of

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

* **Corresponding author**

•تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۰۶/۱۲ •تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۲/۰۶ •تاریخ انتشار: ۱۴۰۰/۰۳/۰۱ •نوع مطالعه: پژوهشی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]

the implementation of the proposed algorithm are compared with two states, taking into account all the selected features, and the genetic algorithm, the results of zoning for the three regions are examined. The separation of areas for the San Francisco and Manila regions, and the detection of oil slicks in the ocean surface of the Philippines, have been evaluated. The comparison with the genetic algorithm was approximately between 6% to 12% and the comparison with the presence of all features was between 13% and 20%. For the San Francisco area, the number of extraction properties was 101, which was selected using the proposed 47 optimal properties algorithm. For the city of Manila, after applying the algorithm, 31 optimal features have been selected from 65 features. For the oil slick of the city of the Philippines, we have reached the stated accuracy by selecting 33 features from 69 features, for the first two regions the number of initial population is 50 and the repetition period is 30, and for the third region with 30 initial population and the repetition period is 10.

Keywords: Feature Selection, Image classification, support vector machine, optimization, binary gravitational search algorithm, polarimetric radar

۱- مقدمه

طبقه‌بندی پوشش‌های سطح زمین یکی از مهم‌ترین کاربردهای تصاویر رادارپلاریمتری است. هدف از طبقه‌بندی تصاویر، دسته‌بندی پیکسل‌های تصویر در کلاس‌های مختلف بر مبنای بردارهایی از ویژگی‌های استخراجی است. سامانه‌های تصویربرداری راداری، با به‌کارگیری طیف گسترده‌ای از امواج الکترومغناطیسی به‌منظور تصویربرداری سطح زمین اطلاعات سودمندی را در ارتباط با پوشش‌های زمینی فراهم می‌آورند. داده‌های راداری با پوشش گسترده در پلاریزاسیون‌های مختلف با در اختیار قراردادن اطلاعات فاز و دامنه، امکان تشخیص و شناسایی عوارض مختلف جغرافیایی را فراهم می‌آورند [1]. امروزه روش‌های سنجش‌ازدور مختلفی جهت تهیه نقشه پوششی از تصاویر ماهواره‌ای ارائه شده است. سنجش‌ازدور راداری قابلیتی جدید را از سنجش‌ازدور ارائه می‌کند که می‌توان با تغییر فرکانس امواج ارسالی، زاویه دید، جهت دید و تغییرات پلاریزاسیون امواج ارسالی پاسخ عارضه‌های مختلف را دریافت کرد [2-4]؛ بنابراین داده متشکل از پراکنش راداری به پارامترهای مختلف عارضه هدف از قبیل شکل هندسی، میزان زبری سطح و میزان رطوبت عارضه وابسته خواهد بود که از طریق آنالیز پراکنش‌های مختلف می‌توان عوارضی را طبقه‌بندی کرد. از این‌رو سامانه‌های تصویربرداری راداری به‌عنوان ابزاری کارا و قدرتمند در مطالعه‌ی سطح زمین مورد توجه قرار گرفته‌اند.

داده‌های رادار با روزنه مجازی (SAR) گروهی از سامانه‌های تصویربرداری فعال هستند که محدودهٔ مایکروویو[1] طیف الکترومغناطیسی را به‌منظور تصویربرداری مورد استفاده قرار می‌دهند. با توجه به اینکه فرکانس، پلاریزاسیون[2]، توان و جهت انتشار امواج الکترومغناطیسی قابل تغییر است، سنجنده‌های گوناگون راداری تصاویری با کیفیت‌های مختلف از نظر قدرت تفکیک مکانی و طیفی ارائه می‌دهند. دامنهٔ فرکانس ناحیهٔ مایکروویو طیف الکترومغناطیسی بین سه مگاهرتز تا سیصد گیگاهرتز است که متناظر با طول‌موج‌های بین صد متر تا یک میلی‌متر است. امروزه، بیش‌تر سامانه‌های راداری امواج الکترومغناطیسی را با توجه به‌کاربرد مورد نظر، در محدودهٔ باندهای X, C, S, L, P برای تصویربرداری مورد استفاده قرار می‌دهند.

یکی از مزیت‌های اصلی سامانه‌های تصویربرداری راداری نسبت به سامانه‌های الکترواپتیکی، قابلیت نفوذ در سطوح زیرین زمین و فراهم‌آوردن اطلاعاتی در ارتباط با میزان رطوبت و تراکم بافت و غیره است. درواقع عمق نفوذ[3] یک موج الکترومغناطیسی تابعی از چگالی و رطوبت محیط و همچنین فرکانس و پلاریزاسیون است. سنجنده‌های راداری به سبب به‌کارگیری امواج الکترومغناطیسی توانایی تصویربرداری در شرایط جوی مختلف دارند؛ به‌طوری‌که میرایی اتمسفر[4] برای طول‌موج‌های بیشتر از سه سانتی‌متر قابل چشم‌پوشی است. در این پژوهش از ویژگی‌های پلاریمتریک به‌دست‌آمده از ماتریس‌های پراکنش[5]، همدوسی[6] و کواریانس[7] همچنین توصیفگرهای تئوری تجزیه هدف[8] برای شناسایی عوارض استفاده شده است.

۲- پژوهش‌های پیشین

طبقه‌بندی داده‌های پلاریمتریک ابتدا با استفاده از روش‌های پردازش تصویر و روش‌های آماری [5, 6] سپس با روش‌های مختلف تجزیه بر مبنای سازوکار پراکنش هدف [7, 8] صورت گرفته است. روش‌های آماری در ابتدا

[1] Microwave- MW
[2] Polarization
[3] Penetration depth
[4] Attenuation of atmosphere
[5] Scattering
[6] Coherency
[7] Covariance
[8] Target Decomposition

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]

با استفاده از روش‌های پردازش تصویر و به‌کارگیری المان‌های ماتریس کواریانس یا همدوسی به‌عنوان یک بردار ویژگی طبقه‌بندی می‌شد، سپس با درنظرگرفتن این فرضیه که این بردار ویژگی دارای توزیع گوسین است، روش‌های طبقه‌بندی مختلف از جمله ISODATA و C– mean به‌کار گرفته شدند. دسته دیگری از روش‌های آماری از یک توزیع خاص آماری برای داده‌های پلاریمتری به‌نام توزیع گوسین مختلط برای داده‌های تک‌منظر استفاده کردند [5]. ریگونت و همکاران روش C – mean فازی را بر روی المان‌های ماتریس کواریانس اعمال کردند [9]. لی و همکاران با درنظرگرفتن توزیع ویشارت برای ماتریس کواریانس داده‌های چندمنظر به نتایج بهتری رسیدند [6]. کلود و پاتیئر با استفاده از نوع پراکنش حاصل از الگوریتم‌های تجزیه درصدد یافتن سازوکار پراکندگی در هر المان تصویر بودند [7, 10].

برای داده‌های تک‌منظر با فرض توزیع گوسی، روش بیشینه شباهت توسط کونگ و همکاران اعمال شد [11]. ونزیل و بورنت با اعمال احتمال وقوع رده‌ها به‌صورت تکراری روش بیشینه شباهت را بهبود دادند [5]. لی و همکاران ثابت کردند که برای داده‌های چندمنظر ماتریس‌های کوواریانس و هم‌دوسی از توزیع ویشارت پیروی می‌کنند و بر همین اساس معیاری برای طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتریک معرفی کردند [6]. همچنین فروفامیل و همکاران این روش را برای داده‌های پلاریمتریک اینترفرومتریک و چندفرکانسه گسترش دادند [12]. در پژوهشی در سال ۲۰۰۴، موریاما و همکاران روشی مبتنی بر درخت تصمیم‌گیری[1] و با استفاده از ضرایب همبستگی بین کانال‌های پلاریمتریک در پلاریزاسیون خطی و دایره‌ای، برای طبقه‌بندی تصاویر تمام پلاریمتریک ارائه دادند [13]. الگوریتم‌های تجزیه هدف به‌عنوان فضای ویژگی ورودی و الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان[2] و شبکه عصبی[3] (NN) مورد استفاده قرار گرفته است [14-16].

مقصودی و همکاران با استفاده از پارامترهای بیشتر و انتخاب ویژگی‌های بهینه نتایج خوبی در طبقه‌بندی‌کنندهٔ ماشین بردار پشتیبان به‌دست آوردند [17]. پژوهش‌های بسیار دیگری برای بهبود دقت طبقه‌بندی‌کننده به‌همراه انتخاب ویژگی‌های بهینه تاکنون صورت گرفته است. در مقاله حدادی و همکاران با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک و طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی رادارست-۲ ارائه شده است [18]. در مقاله صاحبی و همکاران برای منطقه سانفرانسیسکو گرفته‌شده توسط رادارست-۲ توسط الگوریتم ژنتیک و طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان مورد ارزیابی قرارگرفته شده است [19]؛ که نتایج این آزمایش‌ها حاکی از آن است که طبقه‌بندی‌کننده ژنتیک برخلاف ماشین بردار پشتیبان نتایج منحصربه‌فردی در تکرار الگوریتم ندارد؛ در مقابل طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان به‌دلیل استفاده از هسته‌هایی دارای زمان محاسباتی بالاتری هستند.

در پژوهشی سرافرازی و همکاران با ترکیب GSA-SVM نتایج بهتری نسبت به ترکیب GA-SVM و همچنین نسبت به PSO دست یافتند [20].

ریگونت و همکاران ثابت کردند یکی از روش‌های کارآمد طبقه‌بندی در ابعاد بالای فضای ویژگی، روش ماشین بردار پشتیبان است [2]، این طبقه‌بند به سبب استفاده از ویژگی‌های هندسی و بی‌نیازی به تخمین پارامترهای آماری در طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتریک مورد توجه قرارگرفته است. انتخاب ویژگی‌های مورد استفاده برای طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان و مقادیر پارامترهای آن، تأثیر به‌سزایی بر دقت و سرعت طبقه‌بندی آن دارد. در این راستا در این مقاله از الگوریتم جستجوی گرانشی برای تنظیم پارامترهای ماشین بردار پشتیبان و انتخاب ویژگی استفاده می‌شود. الگوریتم جستجوی گرانشی از قانون جاذبه و قوانین حرکت الهام گرفته‌شده است [21]. این الگوریتم دارای عملکرد خوبی در حل مسائل بهینه‌سازی مختلف است.

در برخی روش‌ها سعی شده است، علاوه‌بر کاهش قابل‌توجه در میزان نویز اسپکل به‌دقت خوبی در طبقه‌بندی تصاویر رادار پلاریمتری برسند؛ مانند جنگ و همکاران با استفاده از تلفیق شبکه عصبی عمیق و تصمیم‌گیری چندگانه [22]، هانگ و همکاران با تعریف یک تنسور جدید برای استخراج ویژگی [23]. ژو و همکاران توانستند با تلفیق پارامترهای H و Alpha حاصل از تجزیه هدف و ماشین بردار پشتیبان به‌دقت خوبی دست یابند [24]. یکی از محبوب‌ترین روش‌های اخیر در استخراج ویژگی‌های بهینه و طبقه‌بندی داده‌های SAR استفاده از یادگیری عمیق[4] است، که از نتایج خوبی برخودار هستند (به‌ویژه مدل CNN[5]) ولی هزینه محاسباتی به‌نسبه بالایی نسبت به الگویتم پیشنهادی دارند [25-30]؛ زیرا شبکه CNN برای داده‌هایی با تعداد بسیار بالا مناسب است که نیاز است، قسمت‌هایی را با

[1] Decision Tree
[2] Support Vector Machine (SVM)
[3] Neural Network
[4] Deep learning
[5] convolutional neural network

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]

شبکه کانولوشنی با تارگت‌های مشخص، استخراج کنیم. درحقیقت تفاوت اصلی با روش به‌کارگیری در این مقاله استفاده از تعداد به‌نسبه کم داده‌های آموزش و آزمون است؛ درحالی‌که تعداد داده CNN برای اینکه نوفه‌ای نشود باید بسیار زیاد باشد. در مقاله وانگ و همکاران به‌اختصار به روش‌های مختلف طبقه‌بندی تصاویر رادار پلاریمتری پرداخته شده است [31].

در این مقاله با به‌کارگیری الگوریتم جستجوی گرانشی دودویی سعی در انتخاب ویژگی‌های بهینه و همچنین پارامتر جریمه مناسب برای طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان شده که این دو به‌طور هم‌زمان صورت گرفته است؛ و شاهد بهبود دقت طبقه‌بندی روش پیشنهادی در مقایسه با وجود تمام ویژگی‌ها و یا به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک[1] (GA) خواهیم بود.

بخش‌های مختلف این مقاله به این شرح است: در بخش نخست، ابتدا توضیحی مختصر درمورد نواحی مورد بررسی و مروری بر ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم جستجوی گرانشی به‌اختصار شرح داده شده است؛ بخش دوم، روش پیشنهادی شرح داده شده و در بخش سوم نتایج پیاده‌سازی، ارائه و بررسی و در بخش آخر مقاله جمع‌بندی شده است.

۳- مواد و روش‌ها

۳-۱- ناحیه مورد مطالعه و داده‌ها

ناحیه مورد مطالعه در این پژوهش مربوط به سه منطقه متفاوت شامل شهر سانفرانسیسکو، شهر مانیل پایتخت کشور فیلیپین و آلودگی نفتی در نزدیکی جزیره گیومارایس در فیلیپین مرکزی است.

داده‌های پلاریمتریک شهر سانفرانسیسکو در سال ۲۰۰۸ به‌وسیلهٔ سنجنده رادارست-۲ در باند C با طول موج ۵/۵۵ سانتیمتر برداشت شده است. این داده‌ها در مد FQ9 به‌صورت تک‌منظر و با قدرت تفکیک مکانی در جهت بازده ۱۱/۱ متر در برد نزدیک تا ۱۰/۵ متر در برد دور جمع‌آوری شده است. ابعاد تصویر ۸۰۰ × ۱۴۰۰ پیکسل است. این منطقه شامل چهار ردهٔ اصلی آب، ساختمان، پوشش گیاهی (شامل جنگل و پوشش گیاهی متراکم) و جاده است. ناحیه دوم داده‌های پلاریمتریک قسمتی از شهر مانیل مربوط به سنجندهٔ RadarSat2 در چهار پلاریزاسیون کامل به‌صورت تک‌منظر در باند C است. و درنهایت ناحیه سوم مربوط به آلودگی نفتی است که در اثر غرق‌شدن یک تانکر نفتی در تاریخ ۱۱ آگوست سال ۲۰۰۶ در نزدیکی جزیره گیومارایس در فیلیپین مرکزی ایجاد شده است. داده‌های مورد استفاده در این مطالعه داده‌های به‌طورکامل پلاریمتری SAR سنجنده PALSAR ماهواره ALOS استفاده شده است. این داده‌ها در ۲۷ آگوست سال ۲۰۰۶ در مد پلاریزه بال‌رونده از منطقه مورد نظر گرفته شده‌اند. سنجنده PALSAR در باند L کار می‌کند، زاویه فرودی مرکزی ۲۵ درجه و تصویر تک‌منظر است.

۳-۲- طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یک روش طبقه‌بندی نظارت‌شده است. هدف اصلی این طبقه‌بند، یافتن یک سطح تصمیم‌گیری به‌صورت یک فراصفحه[2] بهینه برای بیشینه‌سازی حاشیهٔ بین دو رده است [34-32]. برای تفکیک داده‌های غیرخطی ماشین بردار پشتیبان از کرنل‌های مختلف از جمله کرنل‌های خطی، گوسی، چندجمله‌ای و سیگموید استفاده می‌کند. کرنل گوسی محبوب‌ترین و پرکاربردترین کرنل ماشین‌های بردار پشتیبان[3] است، به این دلیل که می‌توان داده‌ها را به فضای با ابعاد بالاتر نگاشت داد و به همین دلیل کرنل استفاده‌شده در این پژوهش نیز گوسی می‌باشد.

۳-۳- الگوریتم جستجوی گرانشی

در الگوریتم جستجوی گرانشی[4] [35]، بهینه‌یابی با استفاده از قوانین گرانشی و حرکت در یک سامانه مصنوعی زمان گسسته انجام می‌شود. محیط سامانه همان محدودهٔ تعریف مسأله است[36]. طبق قانون گرانش، هر جرم، محل و وضعیت سایر اجرام را از طریق قانون جاذبه گرانشی درک می‌کند؛ بنابراین می‌توان از این نیرو به‌عنوان ابزاری برای تبادل اطلاعات استفاده کرد. از بهینه‌یاب طراحی‌شده برای حل هر مسأله بهینه‌سازی که در آن هر جواب مسأله به‌صورت یک موقعیت در فضا قابل تعریف و میزان شباهت آن با سایر جواب‌های مسأله به‌صورت یک فاصله قابل بیان باشد، می‌توان استفاده کرد. میزان اجرام با توجه به تابع هدف تعیین می‌شوند.

الگوریتم جستجوی گرانشی در دو قدم کلی توضیح داده می‌شود: الف- تشکیل یک سامانه مصنوعی با زمان گسسته در محیط مسأله، موقعیت‌یابی اولیه برای اجرام، وضع قوانین حاکم و تنظیم پارامترها، ب- گذر زمان، حرکت اجرام و به‌روزرسانی پارامترها تا پیش‌آمدن زمان توقف.

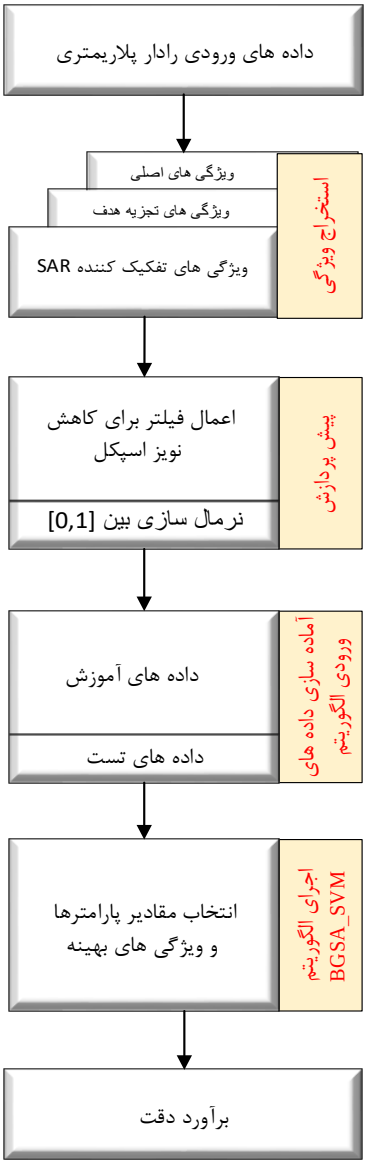
1 Genetic Algorithm

[2] Hyper-plane
[3] Support vector machine (SVM)
[4] Gravitational search algorithm

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]

۴- روش پیشنهادی

ابتدا ویژگی‌های تصاویر راداری با روش‌های استخراج ویژگی داده‌های پلاریمتری ازجمله روش هم‌دوس (پائولی، کروگاگر[1] و...)، غیر هم‌دوس (فریمن[2]، یاماپوچی[3]، پارامترهای آنتروپی[4]، ناهمسان‌گردی[5]، زاویه آلفای میانگین و...) با استفاده از نرم‌افزار POLSAR استخراج می‌شود، سپس ویژگی‌های استخراج‌شده توسط نرم‌افزار Envi به فرمت Tiff تبدیل‌شده و داده‌های آموزش و آزمون برای هر رده با توجه به پوشش منطقه فراهم شده است که به‌عنوان ورودی‌های الگوریتم مورد استفاده قرار می‌گیرد، (شکل-۱).

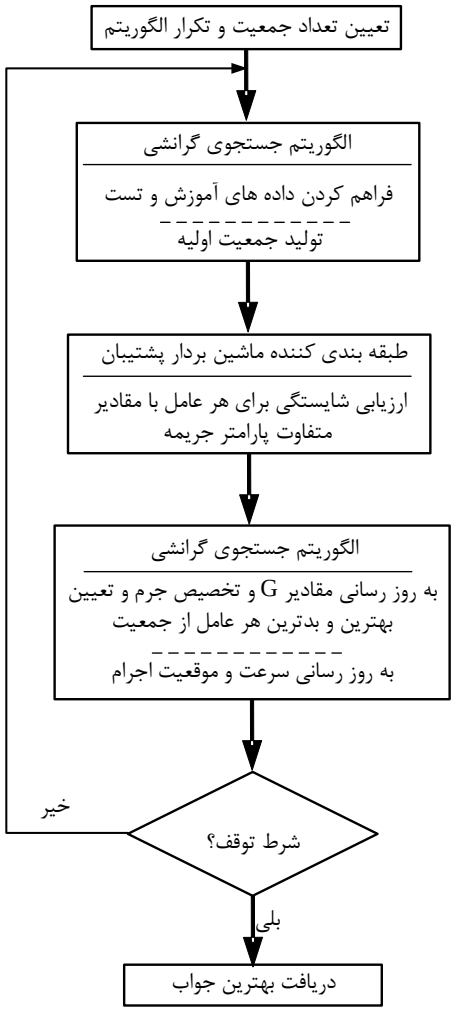


(شکل-۱): روندنمای کلی الگوریتم پیشنهادی

(Figure-1): General flowchart of the proposed algorithm

[1] Krogager
[2] Freeman
[3] Yamaguchi
[4] Entropy
[5] Anisotropy

پس از پیش‌پردازش به‌منظور کاهش نوفه و فراهم‌سازی داده‌های آزمون و آموزش (داده‌های واقعیت زمینی به‌صورت چشمی با استفاده از رقومی‌سازی دستی از تصویر power به‌دست آمده است)، و به‌منظور بیشینه‌شدن دقت کلی[6] طبقه‌بندی، ویژگی‌های بهینه و پارامتر مطلوب طبقه‌بندی‌کننده با استفاده از الگوریتم جستجوی گرانشی دودویی و کتابخانه libsvm در نرم‌افزار Matlab تعیین شده است، به‌طوری‌که بر روی داده‌های آموزشی به‌ازای مقادیر مختلف پارامتر جریمه که از طریق جستجوی درجه (در بازهٔ صفر تا صد و گام افزایشی نیم‌تایی) برای هر جمعیت تشکیل شده (انتخاب زیرمجموعه‌های مختلفی از ویژگی‌ها) توسط الگوریتم جستجوی گرانشی دودویی، در هر تکرار جهت برآورد دقت توسط طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان با به‌کارگیری داده‌های آزمایشی محاسبه شده است. این فرآیند در شکل (۲) آورده شده و در ادامه هر یک از این مراحل به طور کامل توضیح داده شده است.



(شکل-۲): روندنمای تلفیق SVM و BGSA جهت برآورد دقت

(Figure-2): Combined flowchart SVM and BGSA to estimate accuracy

[6] Overall Accuracy

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]

برای صحت‌سنجی عملکرد الگوریتم پیشنهادی، نتایج طبقه‌بندی بر اساس ویژگی‌های حاصل از الگوریتم ژنتیک با طبقه‌بندی ویژگی‌های حاصل از الگوریتم جستجوی گرانشی مقایسه شده است.

۱-۴- پیش‌پردازش

نوفه لکه باعث کاهش کارایی الگوریتم انتخاب ویژگی و در نتیجه افزایش خطا در طبقه‌بندی تصاویر می‌شود. برای کاهش اثر این نوفه، پنجره‌هایی با اندازه‌های ۳×۳، ۵×۵ و ۷×۷ روی تصویر حرکت داده و روی پیکسل‌های داخل پنجره فیلتری اعمال می‌شود. از این نوع فیلترها می‌توان به Frost [37]،Lee [38, 39] و Boxcar اشاره کرد. در این پژوهش برای دو منطقه سانفرانسیسکو و مانیل که مناطق شهری محسوب شده از فیلتر-refined Lee برای کاهش نوفه و حفظ اطلاعات لبه‌ها و خصوصیات پلاریمتریک استفاده شده است. همچنین با توجه به این‌که سطح دریا همگن می‌باشد، به‌منظور کاهش نوفه در تصاویر مربوط به لکه نفتی سطح دریا، از فیلتر Boxcar استفاده شده است که این فیلتر روش مؤثری جهت کاهش نوفه لکه در مناطق همگن بوده و مقدار میانگین را نگه می‌دارد همچنین این فیلتر دارای محاسبات کمتری نسبت به سایر فیلترهای کاهش نوفه لکه است [8]. در تمام مناطق از پنجره‌ای با ابعاد ۵×۵ استفاده شده است.

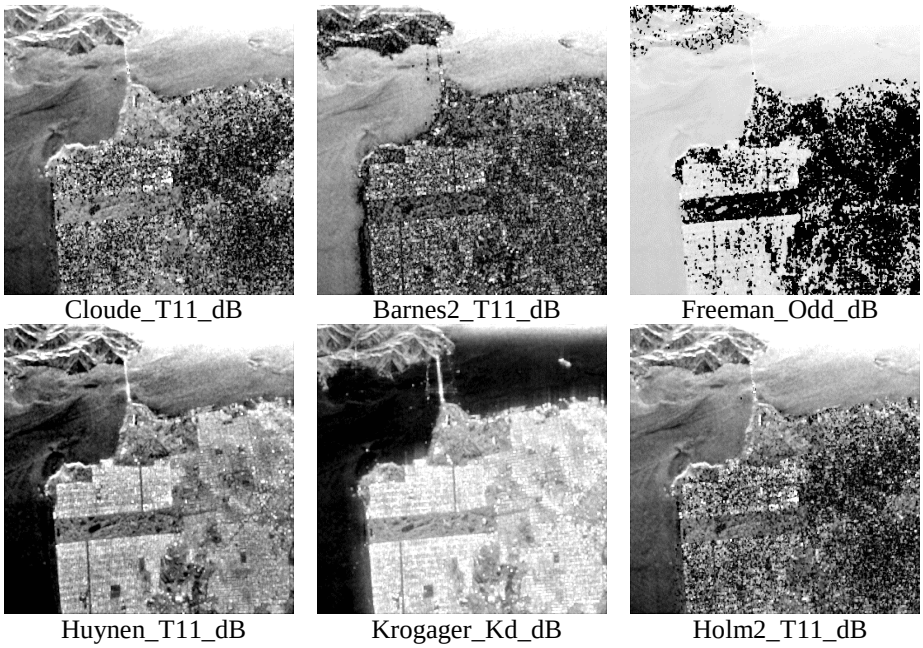
(جدول-۱): ویژگی‌های استخراجی مربوط به سه منطقه مورد مطالعه

(Table-1): Extraction features related to the three study areas

گروه ویژگی‌ها	ویژگی	تعداد ویژگی (سانفرانسیسکو)	تعداد ویژگی (شهر مانیل)	تعداد ویژگی (گیومارایس)
ویژگی‌های اصلی	ماتریس پراکنش	۳	۳	۳
	المان‌های ماتریس هم‌دوس	۸	۶	۳
	المان‌های ماتریس کوواریانس	۶	۵	۳
ویژگی‌های تفکیک‌کننده‌های SAR	Power	۱	۱	۲
	magnitude	۰	۰	۳
	اکسترمم توان دریافتی	۱	۱	۰
	اکسترمم کل شدت پراکنش‌شده	۲	۱	۰
	اکسترمم درجهٔ قطبیدگی	۲	۲	۰
	نسبت قطبیدگی	۲	۳	۰
	نسبت ناقطبیدگی	۱	۱	۰
	قطبش جزءبه‌جزء	۱	۱	۰
	ارتفاع پایه	۱	۱	۰
	ضریب همبستگی مختلط	۳	۳	۰
ویژگی‌های حاصل از الگوریتم‌های تجزیه هدف	تجزیه Pauli	۳	۳	۰
	تجزیه-Krogager	۳	۳	۳
	تجزیه-Huynen	۹	۳	۳
	تجزیه-Van Zy	۳	۳	۳
	تجزیه-Neumann	۴	۴	۴
	تجزیه-Touzi	۴	۴	۵
	تجزیه-Holm	۹	۰	۶
	تجزیه-Barnes	۹	۳	۶
	تجزیه-Cloud	۹	۰	۳
	تجزیه-Freeman	۳	۳	۵
	تجزیه-Cameron	۱	۰	۰
	تجزیه Yamaguchi	۴	۴	۳
	تجزیه $\bar{H}/A/\alpha$	۹	۷	۷
تعداد کل ویژگی‌ها		۱۰۱	۶۵	۶۹

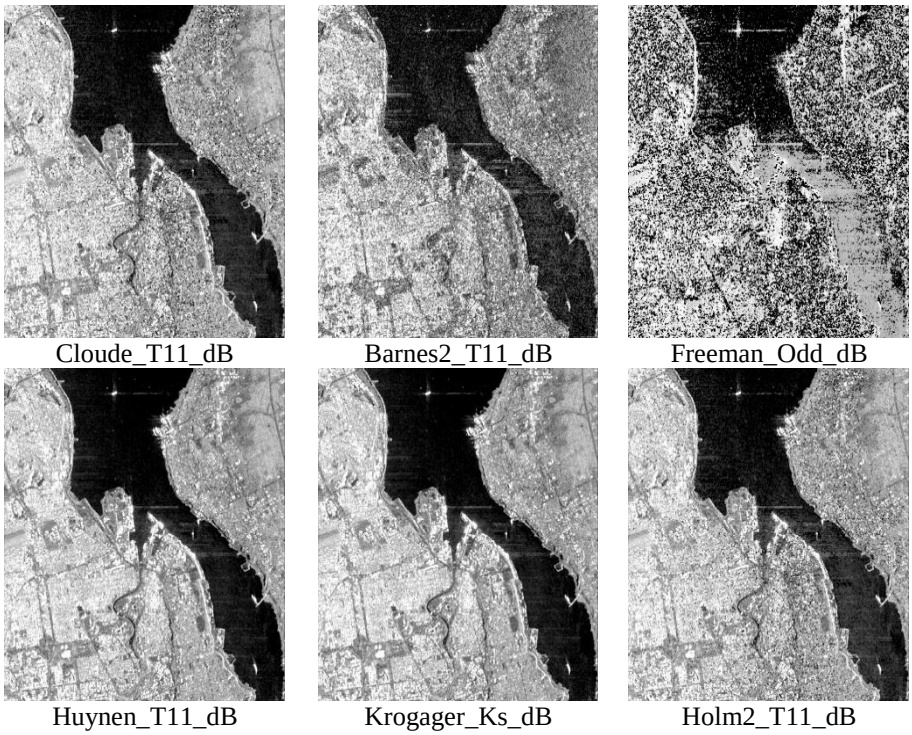
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]



(شکل-۳): برخی ویژگی‌های استخراج شده از منطقه سانفرانسیسکو

(Figure-3): Some features extracted from the San Francisco area



(شکل-۴): برخی ویژگی‌های استخراجی مربوط به شهر مانیل

(Figure-4): Some extraction features related to the city of Manila

۲-۴- استخراج ویژگی‌ها

در این پژوهش، ویژگی‌های تصاویر راداری شامل ویژگی‌های اصلی، تفکیک‌کننده‌های SAR و ویژگی‌های تجزیه هدف مربوط به سه منطقه مورد مطالعه استخراج شد. ویژگی‌های اصلی شامل ویژگی‌های مربوط به ماتریس پراکنش، المان‌های ماتریس همدوسی و المان‌های ماتریس کوواریانس است. ویژگی‌های تفکیک‌کننده‌های SAR شامل توان، اکسترمم کل شدت پراکنش‌شده، اکسترمم درجهٔ قطبیدگی، نسبت قطبیدگی، نسبت ناقطبیدگی، قطبش جزءبه‌جزء، ارتفاع پایه و ضریب همبستگی مختلط هستند. روش‌های تجزیه هدف به روش‌های هم‌دوس و غیر هم‌دوس تقسیم می‌شوند. در این مطالعه روش‌های تجزیه هدف پائولی، کروگاگر[1] و روش‌های غیر هم‌دوس فریمن[2]، یاماپوچی[3]،

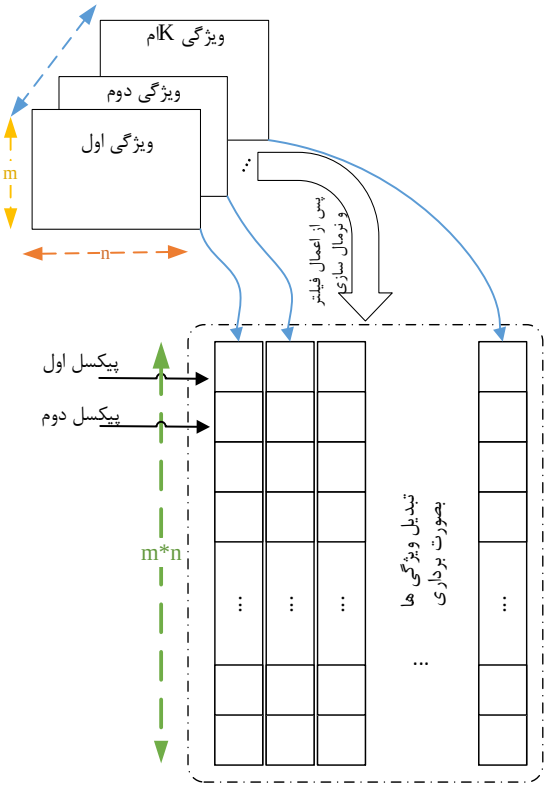
[1] Krogager
[2] Freeman
[3] Yamaguchi

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]

پارامترهای آنتروپی[1]، ناهمسان‌گردی[2]، زاویه آلفای میانگین و سایر روش‌ها که فهرست آن در جدول (۱) دیده می‌شود، استخراج شده است. در جدول (۱) فهرست کامل این ویژگی‌ها و تعداد هر یک از آنها مربوط به سه منطقه مورد مطالعه آورده شده است. همگی این ویژگی‌ها به‌وسیلهٔ نرم‌افزار Envi به فرمت Tiff تبدیل‌شده است، سپس داده‌های آموزش و آزمون برای هر رده با توجه به پوشش منطقه فراهم شده است. شکل‌های (۳ و ۴) به‌ترتیب برخی از ویژگی‌های استخراجی از تصاویر مربوط به منطقه سانفرانسیسکو و شهر مانیل را نشان می‌دهند؛ سپس داده‌های هر ویژگی (تصویر) طبق رابطه (۱) در بازه صفر تا یک نرمال شد.

$$x_{i_{normal}} = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \qquad (۱)$$

برای طبقه‌بندی توسط ماشین بردار پشتیبان، فرمت داده‌های ورودی به‌صورت برداری تبدیل شده است. اطلاعات هر تصویر به‌صورت ستونی تبدیل شده و تمام ویژگی‌ها کنار هم قرار داده می‌شود (شکل ۵).



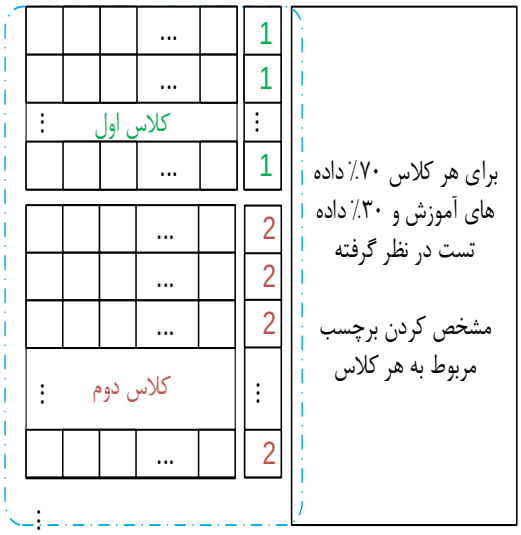
(شکل-۵): تبدیل ویژگی‌ها به فرمت مناسب

(Figure-5): Converting features to the appropriate format

[1] Entropy
[2] Anisotropy

۳-۴- آماده‌سازی داده‌های آموزش و آزمون

داده‌ها جهت آموزش و آزمون روش طبقه‌بند تقسیم‌بندی می‌شوند، به‌طورمعمول بین ٪۷۰ تا ٪۸۰ از داده‌ها را به داده‌های آموزش و بین ٪۲۰ تا ٪۳۰ باقی‌مانده به داده‌های آزمون تخصیص داده می‌شود [40]. همچنین به هر رده یک برچسب تخصیص داده می‌شود، این مفهوم در شکل (۶) نمایش داده شده است.



(شکل-۶): نمونه‌برداری داده‌های آموزش و آزمون

(Figure-6): Sampling of training and test data

۴-۴- تلفیق الگوریتم SVM-BGSA

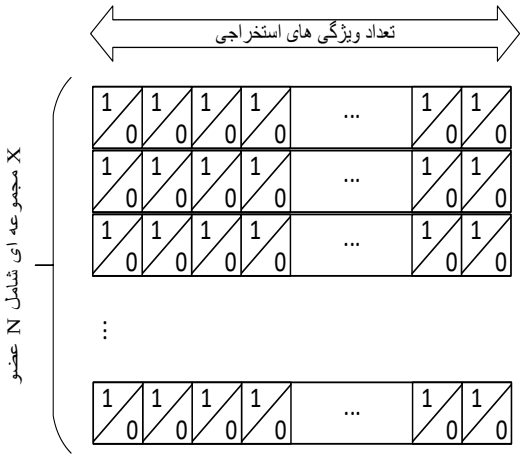
در این روش به‌کمک تلفیق طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم بهینه‌ساز جستجوی گرانشی دودویی سعی شده است در حین انتخاب ویژگی‌های بهینه، مقادیر مناسب پارامترها نیز تنظیم شود و با حل هم‌زمان این دو مسأله به دقت بالای طبقه‌بندی دست یافت.

ابتدا الگوریتم BGSA با توجه به تعداد ویژگی‌های استخراج‌شده، مجموعه‌ای تصادفی از N جواب تشکیل می‌دهد (شکل ۵). طول هر جواب برابر با تعداد کل مجموعه ویژگی‌های استخراجی است. مقدار یک به معنای انتخاب ویژگی مربوط به آن و مقدار صفر به معنای صرف‌نظر از آن ویژگی است. برای ارزیابی شایستگی[3]، هر جواب به طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان داده می‌شود و برای هر جواب یک جرم (جواب بهتر = جرم بیشتر) با توجه به شایستگی که در اینجا همان دقت طبقه‌بند است، محاسبه می‌شود. مسألهٔ بهینه‌سازی

[3] Fitenss

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]

به‌صورت بیشینه‌سازی در نظر گرفته می‌شود. جواب‌هایی با جرم بالاتر، جواب‌های دیگر را به طرف خود می‌کشانند (به تعداد تکراری که برای الگوریتم تعریف شده است، اجرام حرکت داده می‌شوند). جرم بیشتر به معنای شایستگی بیشتر (دقت بالاتر) باعث شتاب بیشتری شده و به همان میزان نیروی بیشتری به بقیه وارد کرده تا مکان خود را اصلاح کنند؛ درنهایت در هر جمعیت بهترین جواب ذخیره می‌شود (جوابی که بالاترین دقت را دارد).



(شکل-۷): ایجاد مجموعه‌ای از جواب‌ها توسط الگوریتم

(Figure-7): Creating a set of answers by the algorithm

در الگوریتم BGSA هرچه جرم تخصیص داده‌شده به جوابی بیشتر باشد، جواب‌های دیگر را بیشتر به سمت خود می‌کشد و هر جواب به سمت برآیند همه جرم‌ها و یا برآیند جواب‌های نخبه حرکت می‌کند تا به جواب‌هایی بهتر دست یابد. در حین اجرای این الگوریتم مقادیر مختلف پارامتر C در نظر گرفته می‌شود تا به بهترین مقدار پارامتر و زیرمجموعهٔ ویژگی‌های بهینه دست یابیم.

از طرفی برای دست‌یابی به تعداد تکرار و جمعیت مناسب دو رویکرد لحاظ شده است. در رویکرد نخست، برای تعداد مشخصی از تکرار (تعداد تکرار=۱۰)، با تعداد جمعیت متغیر مسأله حل می‌شود تا الگوریتم به مقدار دقت مطلوب برسد. در رویکرد دوم با تعداد جمعیت ثابت (N=۵۰) درصورتی‌که تغییرات دقت کمتر از ٪۲ باشد، الگوریتم متوقف می‌شود.

۵- نتایج و بحث

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش تصاویر پلاریمتری راداری از سه منطقه متفاوت، شهر سانفرانسیسکو و فیلیپین حاصل از سنجندهٔ RadarSat2 و همچنین لکه نفتی موجود در سطح اقیانوس در منطقه فیلیپین توسط ماهواره ALOS استفاده شده است، که نتایج حاصل از هر یک جداگانه بررسی شده و با توجه به طولانی‌شدن و تشابه عملکرد از نمایش برخی خروجی‌ها که اهمیت چندانی نداشته جلوگیری شده است.

۵-۱- منطقه سانفرانسیسکو- سنجنده Radarsat2

تعداد کل ویژگی‌های استخراج‌شده برای این منطقه ۱۰۱ ویژگی است که دقت کلی حاصل از طبقه‌بندی SVM برابر با ٪۷۳/۴۲ است، که با به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک با ۶۸ ویژگی بهینه انتخاب‌شده به مقدار ٪۷۷/۳۳ رسیده است. با به‌کارگیری الگوریتم پیشنهادی (به‌کارگیری الگوریتم جستجوی گرانشی) ۴۷ ویژگی بهینه انتخاب شده است که با این تعداد به دقت ٪۸۹/۰۹ رسیده‌ایم.

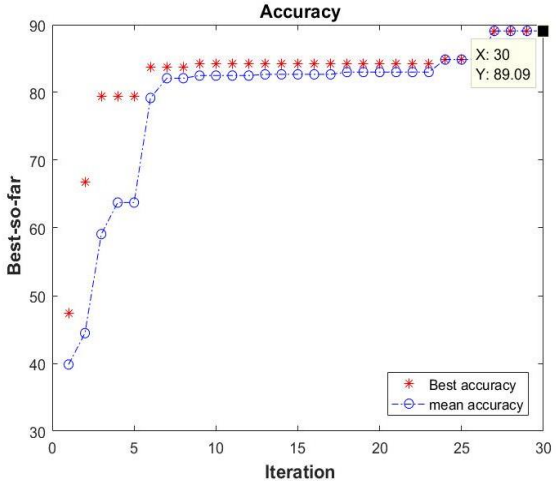
در جدول (۲) مقدار دقت کلی برای برخی از مقادیر پارامتر جریمه نمایش داده شده است.

(جدول-۲): دقت کلی به‌دست‌آمده برای مقادیر مختلف پارامتر جریمه

(Table-2): Overall accuracy obtained for different values of the penalty parameter

مقدار پارامتر C	۱	۳۰	۵۳
دقت کلی	٪۸۶/۶۵	٪۸۸/۱۴	٪۸۹/۰۹

با توجه به مقادیر پارامتر جریمه نمایش داده‌شده طبقه‌بندی به‌خوبی صورت گرفته و مقادیر متفاوت جریمه تغییر چندانی در دقت طبقه‌بندی نداشته است. در شکل (۸) دقت به‌دست‌آمده از طریق روش پیشنهادی بعد از سی تکرار و همچنین مقدار بیشترین دقت و میانگین دقت در هر تکرار برای هر جمعیت نمایش داده شده است.



(شکل-۸): نمودار دقت الگوریتم پیشنهادی با تنظیم هم‌زمان پارامتر و انتخاب ویژگی‌های مطلوب

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]

(Figure-8): Accuracy diagram of the proposed algorithm by simultaneously setting the parameter and selecting the desired properties

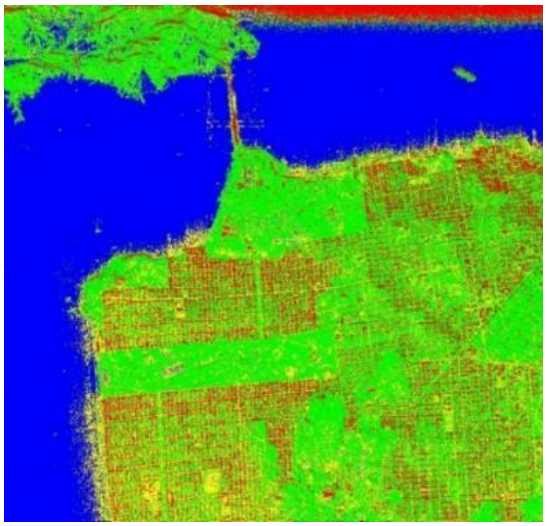
(جدول-۳): دقت به‌دست‌آمده توسط نرم‌افزار Envi برای سه کلاس برحسب درصد طبقه‌بندی

(Table-3): Accuracy obtained by Envi software for three classes by percentage of classification

کلاس	نواحی آب	پوشش گیاهی	نواحی شهری	جاده	کل	درصد دقت کاربر
نواحی آب	۳۶۹۰	۱۱۰	۸۳	۹۲	۳۹۷۵	۹۲/۸۳٪
پوشش گیاهی	۱۵	۱۶۰۰	۱۱۶	۵۲۶	۲۱۵۵	۷۴/۲۵٪
نواحی شهری	۱۹	۲۷۸	۹۷۵	۳۹۸	۱۶۷۰	۵۸/۳۸٪
جاده	۲۷	۲۹۲	۵۶۶	۷۰۰	۱۵۸۵	۴۴/۱۶٪
کل	۳۷۵۱	۲۲۸۰	۱۷۴۰	۱۷۱۶	۹۴۸۷	-
درصد دقت تولیدکننده	۹۸/۳۷٪	۷۰/۱۷٪	۵۶/۰۳٪	۴۰/۷۹٪	-	۷۳/۴۲٪

همان‌طورکه در جدول (۳) آورده شده است، دقت کلی طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان با به‌کارگیری تمام ویژگی‌ها برابر با ۷۳/۴۲٪ است و همچنین به تفکیک برای هر رده دقت به‌دست‌آمده نمایش داده شده است.

در شکل (۹) تصویر خروجی حاصل از طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر الگوریتم پیشنهادی (تلفیق الگوریتم جستجوی گرانشی دودویی و ماشین بردار پشتیبان) با انتخاب ویژگی‌های بهینه نمایش داده شده است.



(شکل-۹): خروجی طبقه‌بندی شده حاصل از الگوریتم پیشنهادی

(Figure-9): Classified output of the proposed algorithm

در جدول (۴) مقایسه‌ای بین دقت طبقه‌بندی SVM در حضور تمام ویژگی‌ها و به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک و روش پیشنهادی (استفاده از الگوریتم BGSA برای انتخاب ویژگی‌ها بهینه) انجام شده است؛ که این دقت با به‌کارگیری روش پیشنهادی طبق شکل (۸) نمایش داده شده که به میزان ۱۵٪/۶۷ و ۱۱,۷۶٪ نسبت به حضور تمام ویژگی‌ها و الگوریتم ژنتیک به‌ترتیب افزایش یافته است.

(جدول-۴): مقایسه الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم ژنتیک و همچنین بدون استفاده از هیچ الگوریتمی برای منطقه سانفرانسیسکو

(Table-4): Comparison of the proposed algorithm with the genetic algorithm as well as without using any algorithm for the San Francisco area

رویکرد	تعداد ویژگی‌های مورد استفاده	دقت کلی حاصل از طبقه‌بندی SVM
با در نظر گرفتن تمام ویژگی‌ها	۱۰۱	۷۳/۴۲٪
الگوریتم ژنتیک	۶۸	۷۷/۳۳٪
الگوریتم جستجوی گرانشی	۴۷	۸۹/۰۹٪

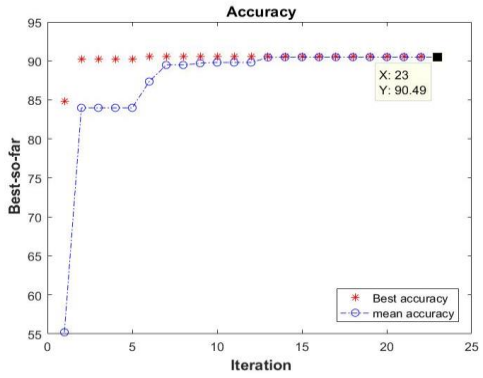
۲-۵- شهر مانیل- سنجنده Radarsat2

برای این منطقه با تفکیک ناحیه به سه ردهٔ آب، شهری و پوشش‌گیاهی نتایج طبقه‌بندی بررسی شده است. درمجموع ۶۵ ویژگی از روش‌های یادشده استخراج شده است. الگوریتم جستجوی گرانشی بعد از ۲۳ تکرار با انتخاب ۳۱ ویژگی بهینه از بین ۶۵ ویژگی و پارامتر جریمه C برابر با ۴۸، به‌دقت‌کلی ۹۰/۴۹٪ رسیده است (شکل-۱۰). همچنین دقت کلی برای مقادیر C مختلف نیز برای ۳۱ ویژگی انتخابی در جدول (۵) نمایش داده شده است؛ که با توجه به تغییر بسیار کم مقدار دقت‌کلی، با افزایش پارامتر جریمه C حاکی از عملکرد خوب الگوریتم است.

(جدول-۵): دقت کلی به‌دست‌آمده برای مقادیر مختلف پارامتر جریمه

(Table-5): Overall accuracy obtained for different values of the penalty parameter

مقدار پارامتر C	۱	۳۰	۴۸
دقت کلی	۸۹/۴۵٪	۸۹/۷٪	۹۰/۴۹٪



(شکل-۱۰): نمودار بهترین دقت و میانگین دقت به‌ازای هر تکرار برای هر جمعیت

(Figure-10): Graph of the best accuracy and average accuracy per repetition for each population

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]

همان‌طور که در جدول (۷) دیده می‌شود، دقت کلی طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان با به‌کارگیری تمام ویژگی‌ها برابر با ٪۷۸/۱۲ و با به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک به مقدار ٪۸۳/۵۱ رسیده که این دقت با به استفاده از روش پیشنهادی طبق شکل (۸) به ٪۹۰/۴۹ رسیده که به میزان ٪۱۲/۳۷ و ٪۶/۹۸ به‌ترتیب افزایش دقت داشته است.

(جدول-۶): طبقه‌بندی حاصل از نرم‌افزار Envi برای سه رده برحسب پیکسل‌های طبقه‌بندی‌شده است

(Table-6): Classification from Envi software is classified into three classes in terms of pixels.

کلاس	نواحی آب	نواحی شهری	پوشش گیاهی	کل	درصد دقت کاربر
نواحی آب	۵۷۱۲	۲۴۱	۲۷۳	۶۲۲۶	٪۹۱/۷۴
نواحی شهری	۷	۱۵۷۷	۸۹۲	۲۴۷۶	٪۶۳/۶۹
پوشش گیاهی	۰	۹۳۸	۱۱۰۳	۲۰۴۱	٪۵۴/۰۴
کل	۵۷۱۹	۲۷۵۶	۲۲۶۸	۱۰۷۴۳	-
درصد دقت تولیدکننده	٪۹۹/۸۸	٪۵۷/۲۲	٪۴۸/۶۳	-	**٪۷۸/۱۲**

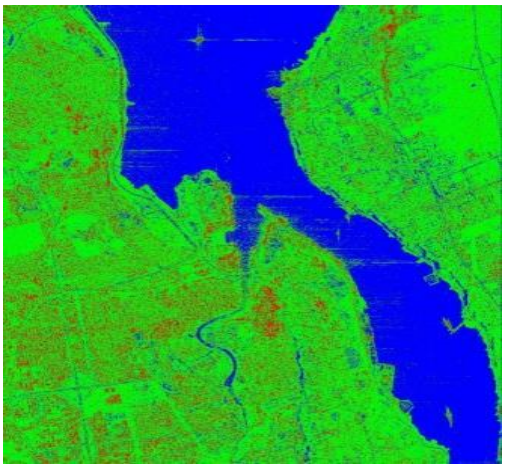
در جدول (۶) دقت طبقه‌بندی در هر ناحیه تصویر برحسب درصد نمایش داده شده است.

(جدول-۷): دقت طبقه‌بندی به‌دست‌آمده به‌وسیلهٔ نرم‌افزار Envi برای سه رده برحسب درصد.

(Table-7): Accuracy of classification obtained by Envi software for three classes in percentage.

کلاس	نواحی آب	نواحی شهری	پوشش گیاهی	مجموع
نواحی آب	۹۱/۸۸	۸/۷۴	۱۲/۱۰۴	۵۷/۹۵
نواحی شهری	۰/۱۲	۵۷/۲۲	۳۹/۳۳	۲۳/۰۵
پوشش گیاهی	۰/۰۰	۳۴/۰۳	۴۸/۶۳	۱۹/۰۰
مجموع	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰

خروجی حاصل از طبقه‌بندی در شکل (۱۱) نمایش داده شده است.



(شکل-۱۱): خروجی حاصل از تلفیق الگوریتم BGSA و طبقه‌بندی‌کننده SVM از شهر مانیل

(Figure-11): Output from the combination of BGSA algorithm and SVM classifier from Manila

در جدول (۸) مقایسه‌ای بین دقت طبقه‌بندی SVM در حضور تمام ویژگی‌ها و به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک و روش پیشنهادی (استفاده از الگوریتم BGSA برای انتخاب ویژگی‌ها بهینه) انجام شده است.

(جدول-۸): مقایسه الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم ژنتیک و همچنین بدون استفاده از هیچ الگوریتمی برای شهر مانیل

(Table-8): Comparison of the proposed algorithm with the genetic algorithm and also without using any algorithm for the city of Manila

رویکرد	تعداد ویژگی‌های مورد استفاده	دقت کلی حاصل از طبقه‌بندی SVM
با در نظر گرفتن تمام ویژگی‌ها	۶۵	٪۷۸/۱۲
الگوریتم ژنتیک	۴۷	٪۸۳/۵۱
الگوریتم جستجوی گرانشی	۳۱	٪۹۰/۴۹

۳-۵- لکه نفتی-گیومارایس- فلیپین- سنجنده PalSAR

استفاده از داده‌های رادار پلاریمتری به دلایل مختلفی ازجمله مستقل‌بودن از نور خورشید و پدیده‌های ناشی از آب و هوا هستند و تاکنون پژوهش‌هایی با استفاده از این سنجنده‌ها برای تشخیص لکه‌های نفتی ازجمله سنجنده رادارست-۲ تمام پلاریمتری برای منطقه فیلیپین [41] و TerraSAR-X با استفاده از دوکانال (HH-VV) استفاده شده است[42]. در این پژوهش با استفاده از روش پیشنهادی برای تشخیص لکه‌های نفتی موجود در سطح اقیانوس با استفاده از داده‌های SAR به‌طورکامل پلاریمتری سنجنده PalSAR ماهواره-ALOS پیاده‌سازی شده است.

با استفاده از الگوریتم پیشنهادی ۳۳ ویژگی از ۶۹ ویژگی استخراجی به‌عنوان ویژگی مطلوب و بهینه برای دست‌یافتن به بیشترین دقت طبقه‌بندی با مقدار پارامتر ۱/۶ انتخاب شده که در جدول (۹) این ویژگی‌ها نمایش داده شده است، مقدار یک به معنای انتخاب آن ویژگی یا همان ویژگی مطلوب و مقدار صفر به معنای عدم انتخاب آن ویژگی یا همان نامطلوب است.

دقت کلی با استفاده از ۶۹ ویژگی استخراجی (جدول-۹) برابر مقدار ٪۷۵/۲۶ است که در صورت استفاده از الگوریتم ژنتیک با انتخاب ۳۷ ویژگی بهینه دقت کلی برآورد شده برابر با ٪۸۸/۴۵ درصد است. با به‌کارگیری روش پیشنهادی و با درنظرگرفتن جمعیت اولیه برابر با ۳۰ و تعداد تکرار ۱۰ با ۳۳ ویژگی بهینه انتخاب‌شده به دقت ٪۹۴/۹۶ درصد دست که نسبت به

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]

حضور تمام ویژگی‌ها و الگوریتم ژنتیک به‌ترتیب به میزان ٪۱۹/۷ و ٪۶/۵۱ افزایش داشته است.

تفسیر شکل زیر بدین‌صورت است، که محور افقی تکرار یا همان هر مرحله اجرای الگوریتم را نمایش داده و محور عمودی برابر با دقت کلی است و بهترین جواب در هر مرحله از جمعیت را با ستاره و میانگین آن جمعیت را با دایره تو پر نمایش داده شده است.

در شروع کار از سی جواب پیشنهادی بهترین جواب یا همان ویژگی‌های بهینه، دقت برابر با ٪۸۰ است و همچنین میانگین دقت جمعیت آن، کمی بیشتر از ٪۷۸ است؛ در تکرار دوم تا چهارم بهترین دقت برابر با به‌طورتقریبی ٪۸۱ و میانگین دقت به‌طورتقریبی برابر با ٪۷۹ است و مقادیر بهترین دقت و میانگین دقت بین تکرارهای پنجم تا هشتم با هم برابر و ثابت و به‌طورتقریبی برابر با ٪۸۹ است؛ سپس در تکرار نهم و دهم با بیشینه دقتی برابر با ٪۹۴/۹۶ به بیشنه خود در این ۱۰ تکرار رسیده که میانگین دقت در مرحله نهم کمی بیشتر از ٪۹۲ و مرحله دهم به‌طورتقریبی ٪۹۴ است.

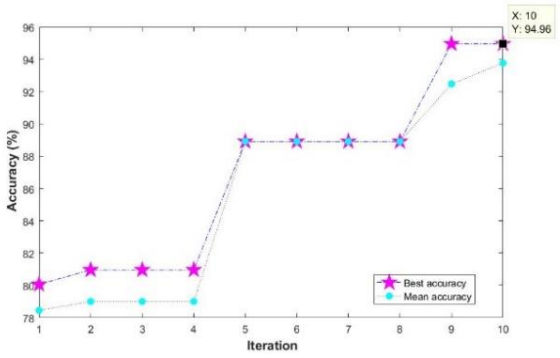
(جدول-۹): ویژگی‌های بهینه استخراجی و انتخاب‌شده جهت طبقه‌بندی تصویر

(Table-9): Optimal extraction and selected features for image classification

1	Barense1_C11resize	۱	0	HAALpha_C11resize	۲۴	1	Neumann_psi resize	۴۷
1	Barense1_C22resize	۲	0	HAALpha_C22_resize	۲۵	0	Neumann_tau resize	۴۸
0	Barense1_C33resize	۳	0	HAALpha_C33resize	۲۶	0	scattering matrix_s11resize	۴۹
1	Barense2_C11resize	۴	0	HAALpha_delta resize	۲۷	0	scattering matrix_s12resize	۵۰
1	Barense2_C22resize	۵	0	HAALpha_entropy resize	۲۸	0	scattering matrix_s22resize	۵۱
0	Barense2_C33resize	۶	0	HAALpha_gamma resize	۲۹	1	Touzi_TSVM_alpha_sresize	۵۲
0	cloud_C11resize	۷	1	HAALpha_lambda resize	۳۰	0	Touzi_TSVM_phi_s resize	۵۳
0	cloud_C22resize	۸	1	HH magnitude	۳۱	1	Touzi_TSVM_psi resize	۵۴
0	cloud_C33resize	۹	0	HH power	۳۲	1	Touzi_TSVM_psi3 resize	۵۵
1	coherency matrix_T11resize	۱۰	1	Holm1_C11resize	۳۳	0	Touzi_TSVM_tau_m resize	۵۶
0	coherency matrix_T22resize	۱۱	1	Holm1_C22resize	۳۴	1	VanZyl_VanZyl3_Dblresize	۵۷
1	coherency matrix_T33resize	۱۲	0	Holm1_C33resize	۳۵	0	VanZyl_VanZyl3_Oddresize	۵۸
0	covariance matrix_C11resize	۱۳	1	Holm2_C11resize	۳۶	1	VanZyl_VanZyl3_Volresize	۵۹
0	covariance matrix_C22resize	۱۴	0	Holm2_C22resize	۳۷	1	VH magnitude	۶۰
0	covariance matrix_C33resize	۱۵	1	Holm2_C33resize	۳۸	0	VV magnitude	۶۱
0	Freeman2_Freeman2_Ground resize	۱۶	1	Huenen_C11resize	۳۹	1	VV power	۶۲
1	Freeman2_Freeman2_Vol	۱۷	1	Huenen_C22resize	۴۰	0	Yamaguchi3_Dbl resize	۶۳
0	Freeman3_freeman dbl	۱۸	1	Huenen_C33resize	۴۱	1	Yamaguchi3_Odd resize	۶۴
0	Freeman3_freeman odd	۱۹	1	Krogager_Kd resize	۴۲	1	Yamaguchi3_Vol resize	۶۵
1	Freeman3_freeman vol	۲۰	0	Krogager_Khresize	۴۳	0	Yamaguchi4_Dbl resize	۶۶
0	HAALpha_alpha resize	۲۱	1	Krogager_Ksresize	۴۴	1	Yamaguchi4_Hlx resize	۶۷
0	HAALpha_anisotropy resize	۲۲	1	Neumann_delta_mod resize	۴۵	1	Yamaguchi4_Odd resize	۶۸
1	HAALpha_beta resize	۲۳	0	Neumann_delta_pha resize	۴۶	0	Yamaguchi4_Vol resize	۶۹

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]



(شکل-۱۲): نمودار بهترین دقت و میانگین دقت به‌ازای هر تکرار برای هر جمعیت
(Figure-12): Graph of the best accuracy and average accuracy per repetition for each population

۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

۶-۱- نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از این روش علاوه‌بر بهبود چشم‌گیری در دقت طبقه‌بندی تصاویر رادار پلاریمتری با انتخاب ویژگی‌های بهینه و پارامتر جریمه مطلوب، هزینه محاسباتی را با توجه به تعداد کمتر ویژگی‌های پیشنهادی، نسبت به طبقه‌بندی با حضور تمام ویژگی‌ها توسط ماشین بردار پشتیبان کاهش می‌دهد. از طرفی با توجه به نتایج با تغییر مقدار پارامتر جریمه تغییر قابل‌ملاحظه‌ای در مقدار دقت کلی مشاهده نمی‌شود که خود نشان‌دهنده عملکرد خوب طبقه‌بندی‌کننده پیشنهادی و همچنین نشان‌دهنده عملکرد بهتر این روش نسبت به الگوریتم ژنتیک است. در ادامه به‌صورت مختصر به نتایج به‌دست‌آمده برای سه منطقه پرداخته شده است.

منطقه سانفرانسیسکو حاصل از سنجنده رادارست۲ که به چهار ناحیه آب، جاده، راه و پوشش گیاهی تقسیم‌بندی کرده با ۱۰۱ ویژگی استخراجی دقتی برابر با ٪۷۳/۴۲ است که بعد از اجرای الگوریتم پیشنهادی (مقدار جمعیت اولیه-۵۰ و تکرار-۳۰) با ۴۷ ویژگی بهینه انتخاب شده و پارامتر جریمه ۵۳ با ٪۱۵/۶۷ بهبود به‌دقت ٪۸۹/۰۹ رسید؛ که این مقدار برای الگوریتم ژنتیک با ۶۸ ویژگی انتخابی ٪۷۷/۳۳ است. که الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم ژنتیک ٪۱۱/۷۶ بهبود داشته و همچنین برای سنجنده رادارست۲ شهر مانیل با سه ناحیه آب، شهری و پوشش گیاهی با استخراج ۶۵ ویژگی دقتی برابر با ٪۷۸/۱۲ است که بعد از اجرای الگوریتم پیشنهادی (مقدار جمعیت اولیه ۵۰ و تکرار ۳۰) با ۳۱ ویژگی بهینه انتخاب شده است و پارامتر جریمه ۴۸ به‌میزان ٪۱۲/۳۷ بهبود به دقتی برابر با ٪۹۰/۴۹ دست یافتیم؛ که این مقدار برای الگوریتم ژنتیک با ۴۷ ویژگی انتخابی ٪۸۳/۵۱ است. که الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم ژنتیک ٪۶/۹۸ بهبود داشته است.

منطقه سوم تفکیک لکه نفتی سطح اقیانوس از سنجنده پولسار برای شهر فیلیپین با دو رده آب و لکه نفتی در نظر گرفته شده است، که ویژگی‌های استخراجی برابر با ۶۹ ویژگی با دقتی برابر ٪۷۵/۲۶ بوده است که بعد از اجرای الگوریتم پیشنهادی (با تعداد جمعیت اولیه ۳۰ و تکرار ۱۰) با انتخاب ۳۳ ویژگی با ٪۱۹/۷۹ بهبود دقت به مقدار ٪۹۴/۹۶ دست می‌یابیم؛ که این مقدار برای الگوریتم ژنتیک با ۳۷ ویژگی انتخابی ٪۸۸/۴۵ است. که نسبت به حضور تمام ویژگی‌ها و الگوریتم ژنتیک به‌ترتیب ٪۱۹/۷ و ٪۶/۵۱ بهبود داشته است.

تست‌های صورت گرفته بر روی مناطق پیچیده شامل شهری، و تفکیک جاده و گیاهان و نتایج خوب طبقه‌بندی این مناطق تا ٪۲۰ بهبود دقت نسبت حضور تمام ویژگی‌ها و تقریبا بین ۷ تا ۱۲ درصد بهبود دقت نسبت به الگوریتم ژنتیک را نشان می‌دهد، که حاکی از عملکرد خوب الگوریتم پیشنهادی است؛ از طرفی این پاسخ‌ها با جمعیت و تکرار پایین حاصل شد که حائز اهمیت و تأثیر کم مقدار پارامتر جریمه بر روی نتایج طبقه‌بندی نشان‌دهندهٔ عملکرد مناسب این روش برای تفکیک مناطقی با پیچیدگی بالا ماست.

۶-۲- پیشنهادها

۱. با توجه به اینکه در ابتدا تعداد جمعیت و تکرار به‌صورت دستی از کاربر گرفته می‌شود، ابتدا با ثابت درنظرگرفتن یکی و تغییر دیگری تا برآورد شرط توقف (رسیدن به دقت مطلوب) و بار دیگر ثابت در نظر گفتن مقدار متغیر (تکرار یا جمعیت) و تغییر

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]

دیگری دوباره با حل و رسیدن به دقت مدنظر (بیشینه دقت محاسبه شده است) مقدار تعادل برای جمعیت و تکرار مشخص شده است، پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آینده روشی هوشمند برای انتخاب جمعیت ایجادشده به‌وسیلهٔ الگوریتم بهینه‌ساز و تعیین میزان تکرار برای رسیدن به جواب بهینه به همراه حل هم‌زمان، انتخاب ویژگی و پارامترهای بهینه ارائه شود.

۲. در این پژوهش از فیلتر Boxcar با ابعاد پنجره ۷×۷ و از کرنل RBF استفاده شده است، پیشنهاد می‌شود با فیلترها و کرنل‌های مختلف نیز بررسی شود.

۳. بهتر است برای بهبود سرعت عملکرد و دست‌یافتن به خروجی مناسب از شرط توقف، ثابت‌ماندن بازه تغییرات دقت میانگین جمعیت به‌عنوان شرط توقف استفاده شود، که آزمایش‌های به‌عمل‌آمده برای این الگوریتم تا ده بار تکرار برای این شرط مناسب است، به‌طوری‌که اگر میزان میانگین تغییرات کمتر از درصد خاصی (به‌طور مثال ۰.۲٪) در هر ۱۰ تکرار بود، الگوریتم متوقف کرده و خروجی مطلوب را به‌دست آورد.

۴. با توجه به این‌که الگوریتم در ابتدا جواب‌ها را به‌صورت تصادفی پیشنهاد می‌دهد، می‌تواند باعث جواب‌هایی متفاوت از نظر دقت شود(گرچه این مقدار کمتر از ۵٪ بر روی چهار مجموعه‌داده آزمایش‌شده به‌دست آمد) ولی همگی بین سه تا پنج بار تکرار به بیشینه جواب رسیده‌اند، شاید بتوان راه حلی برای اطمینان از دستیابی به بالاترین بهبود دقت با یک بار اجرای الگوریتم ارائه داد.

۵. در این الگوریتم از جستجوی درجه برای انتخاب مقدار پارامتر جریمه استفاده شده و برای هر برآورد دقت مقدار c بین بازه ۰/۵ تا ۱۰۰ به‌صورت ۰/۵ واحد افزایش یافته که کمی زمان‌بر است و می‌توان از راهکاری‌های بهتری و نیز الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای بهبود سرعت و دقت استفاده کرد. به‌طور مثال برای پارامترها از روش نیوتن (نصف‌کردن بازه) بهره برد و شرطی برای توقفش تعیین کرد که بهینه باشد از لحاظ زمان و دقت.

۶. چندین الگوریتم مختلف برای یک ناحیه پیاده‌سازی شود (با بررسی جمعیت اولیه و تعداد تکرار) و قیاسی بین ویژگی‌های انتخاب‌شده برای هر الگوریتم صورت گیرد، ویژگی‌های پرتکرار را یافته سپس دقت طبقه‌بندی را برای هر الگوریتم با ویژگی‌های پرتکرار یافته شده و ویژگی‌های بهینه اولیه آن الگوریتم قیاس کرد.

نگارندگان بر خود لازم می‌دانند از داوران عزیز که نظرات هر یک از آنان در بهبود این مقاله بسیار مؤثر بوده است کمال قدردانی داشته و سپاس‌گزاری کنند.

۷- مراجع 7- References

[1] J.-S. Lee and E. Pottier, *Polarimetric radar imaging: from basics to applications*: CRC press, 2009.

[2] V. Alberga, D. Staykova, E. Krogager, A. Danklmayer, and M. Chandra, "Comparison of methods for extracting and utilizing radar target characteristic parameters," in *Proceedings. 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005. IGARSS'05.*, 2005, pp. 2019-2021.

[3] J. L. Alvarez-Perez, "Coherence, polarization, and statistical independence in Cloude–Pottier's radar polarimetry ",*IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, pp. 426-441, 2011.

[4] J.-S. Lee and E. Pottier, *Polarimetric radar imaging: from basics to applications*: CRC press, 2017.

[5] J. Van Zyl and C. Burnette, "Bayesian classification of polarimetric SAR images using adaptive a priori probabilities," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 13, pp. 835-840, 1992.

[6] J.-S. Lee, M. R. Grunes, and R. Kwok, "Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 15, pp. 2299-2311, 1994.

[7] S. R. Cloude and E. Pottier, "An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, pp .68-78 ,1997.

[8] Y. Maghsoudi, "Analysis of Radarsat-2 full polarimetric data for forest mapping," *Degree of PhD, Department of Geomatics Engineering, University of Calgary*, 2011.

[9] E. Rignot and R. Chellappa, "Segmentation of polarimetric synthetic aperture radar data," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 1, pp. 281-300, 1992.

[10] W. An, Y. Cui, and J. Yang, "Three-component model-based decomposition for polarimetric SAR data," *IEEE Transactions*

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]

Computer Modelling, vol. 57, pp. 270-278, 2013.

[21] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, and S. Saryazdi, "GSA: a gravitational search algorithm," *Information sciences*, vol. 179, pp. 2232-2248, 2009.

[22] J. Geng, X. Ma, J. Fan, and H. Wang, "Semisupervised Classification of Polarimetric SAR Image via Superpixel Restrained Deep Neural Network," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 15, pp. 122-126, 2018.

[23] X. Huang, H. Qiao, B. Zhang, and X. Nie, "Supervised Polarimetric SAR Image Classification Using Tensor Local Discriminant Embedding," *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018.

[24] H. Zhou, X. Feng, Y. Zhang, E. Nilot, M. Zhang, Z. Dong, *et al.*, "Combination of Support Vector Machine and H-Alpha Decomposition for Subsurface Target Classification of GPR ",in *2018 17th International Conference on Ground Penetrating Radar (GPR)*, 2018, pp. 1-4.

[25] N. Kussul, M. Lavreniuk, S. Skakun, and A. Shelestov, "Deep learning classification of land cover and crop types using remote sensing data," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 14, pp. 778-782, 2017.

[26] D. Li, Y. Gu, S. Gou, and L. Jiao, "Full polarization sar image classification using deep learning with shallow feature," in *2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* ,2017 ,pp. 4566-4569.

[27] M. Touafria and Q. Yang, "SAR Image Classification via Capsule Networks," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Science and Application Engineering*, 2019, pp. 1-5.

[28] C. Yang, B. Hou, B. Ren, Y. Hu, and L. Jiao, "CNN-based polarimetric decomposition feature selection for PolSAR image classification," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 57, pp. 8796-8812, 2019.

[29] A. Zhang, X. Yang, L. Jia, J. Ai, and Z. Dong, "SAR image classification using adaptive neighborhood-based convolutional neural network," *European Journal of Remote Sensing*, vol. 52, pp. 178-193, 2019.

[30] F. M. Bianchi, M. M. Espeseth, and N. Borch, "Large-scale detection and categorization of oil spills from SAR images with deep learning," *arXiv preprint arXiv:2006.13575*, 2020.

[31] H. Wang, F. Xu, and Y.-Q. Jin, "A Review of Polsar Image Classification: from Polarimetry *on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 48, pp .2732-2739 ,2010.

[11] J. Kong, A. Swartz, H. Yueh, L. Novak, and R. Shin, "Identification of terrain cover using the optimum polarimetric classifier," *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, vol. 2, pp. 171-194, 1988.

[12] L. Ferro-Famil, E. Pottier, and J.-S. Lee, "Unsupervised classification of multifrequency and fully polarimetric SAR images based on the H/A/Alpha-Wishart classifier," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 39, pp. 2332-2342, 2001.

[13] T. Moriyama, S. Uratsuka, T. Umehara, M. Satake, A. Nadai, H. Maeno, *et al.*, "A study on extraction of urban areas from polarimetric synthetic aperture radar image," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS'04. Proceedings. 2004 IEEE International*, 2004.

[14] C.-T. Chen, K.-S. Chen, and J.-S. Lee, "The use of fully polarimetric information for the fuzzy neural classification of SAR images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, pp. 2089-2100, 2003.

[15] C. Lardeux, P.-L. Frison, J.-P. Rudant, J.-C. Souyris, C. Tison, and B. Stoll, "Use of the SVM classification with polarimetric SAR data for land use cartography," in *2006 IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, pp. 493-496.

[16] C. Lardeux, P.-L. Frison, C .Tison, J.-C. Souyris, B. Stoll, B. Fruneau, *et al.*, "Support vector machine for multifrequency SAR polarimetric data classification," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, pp. 4143-4152, 2009.

[17] Y. Maghsoudi, M. Collins, and D. G .Leckie, "Polarimetric classification of Boreal forest using nonparametric feature selection and multiple classifiers," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 19, pp. 139-150, 2012.

[18] A. Haddadi G, M. Reza Sahebi ,and A. Mansourian, "Polarimetric SAR feature selection using a genetic algorithm," *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 37, pp. 27-36, 2011.

[19] M. Salehi, M. R. Sahebi, and Y. Maghsoudi, "Improving the accuracy of urban land cover classification using Radarsat-2 PolSAR data," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens*, vol. 7, pp. 1394-1401, 2014.

[20] S. Sarafrazi and H. Nezamabadi-pour, "Facing the classification of binary problems with a GSA-SVM hybrid system," *Mathematical and*

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]

to Deep Learning," in *IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* ,2019 ,pp. 3189-3192.

[32] W. Yang, L. Jiaguo, and Z. Changyao, "Algorithm of target classification based on target decomposition and support vector machine," in *Synthetic Aperture Radar, 2007. APSAR 2007. 1st Asian and Pacific Conference on*, 2007, pp. 770-774.

[33] W. Zhu, D. Hou, J. Zhang, and J. Zhang, "Optimization of a subset of apple features based on modified particle swarm algorithm," in *Intelligent Information Technology and Security Informatics (IITSI), 2010 Third International Symposium on*, 2010 ,pp. 427-430.

[34] G. Mountrakis, J. Im, and C. Ogole, "Support vector machines in remote sensing: A review," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 66, pp. 247-259, 2011.

[35] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, and S. Saryazdi, "BGSA: binary gravitational search algorithm," *Natural Computing*, vol. 9, pp. 727-745, 2010.

[36] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, and S. Saryazdi, "Filter modeling using gravitational search algorithm," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 24 ,pp. 117-122, 2011.

[37] V. S. Frost, J. A. Stiles, K. S. Shanmugan, and J. C. Holtzman, "A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, pp. 157-166, 1982.

[38] J.-S. Lee, "Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, pp. 165-168, 1980.

[39] J.-S. Lee, "Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images," *Computer graphics and image processing*, vol. 17, pp. 24-32, 1981.

[40] M. A. Shahin, H. R. Maier, and M. B. Jaksa, "Data division for developing neural networks applied to geotechnical engineering," *Journal of Computing in Civil Engineering*, vol. 18, pp. 105-114, 2004.

[41] A. Matkan, M. Hajeb, and Z. Azarakhsh, "Oil spill detection from SAR image using SVM based classification," *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, SMPR*, vol .1 , p. W3, 2013.

[42] S. Singha, R. Ressel, D. Velotto, and S. Lehner, "A combination of traditional and polarimetric features for oil spill detection using TerraSAR-X," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol .9 ,pp. 4979-4990, 2016.



یاسر رضائی مدرک کارشناسی ارشد خود را در سال ۱۳۹۵ از دانشگاه تهران دریافت کرده است. حوزه تخصصی فعالیت ایشان در حوزه‌های برق الکترونیک، امبدد سیستم، رباتیک، اینترنت اشیا ،پردازش تصویر و هوش مصنوعی است.
نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:
rezaei.yaser@ut.ac.ir



علیرضا رضایی استادیار، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، گروه بین‌رشته ای فناوری، بخش مکاترونیک و ممز، آزمایشگاه روبات‌های سیار هوشمند است. تخصص ایشان، یادگیری ماشین، هوش مصنوعی و رباتیک است.
نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:
arrezaee@ut.ac.ir



فاطمه درکه مدرک دکتری خود را در رشتهٔ مهندسی برق گرایش مخابرات در سال ۱۳۹۷ از پژوهشکده برق و فناوری اطلاعات دفاع کرد. حوزه تخصصی فعالیت ایشان اینترنت اشیا، هوش مصنوعی، پردازش سیگنال تصویر و صوت است.
نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:
f_darake@yahoo.com



زینب آذرخش در حال حاضر دانشجوی دکترای سنجش از دور دانشگاه شهید بهشتی هستند. حوزه پژوهشی ایشان رادار و پردازش تصویر است.
نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:
Zi.azarakhsh@gmail.com

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.102]