



ORIGINAL RESEARCH PAPER

Improving Classification Accuracy of High Spatial Resolution Images by Using Texture Quantization and Genetic Feature Selection

H. Ashoori

Department of Geomatics Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran

ABSTRACT


Received: 06 March 2024
Reviewed: 07 April 2024
Revised: 02 May 2024
Accepted: 05 June 2024

KEYWORDS:

Classification
Feature Selection
Genetic Algorithm
High Spatial Resolution Image
Texture Quantization

* Corresponding author

 ashoori@qiau.ac.ir

 (+9828) 33670051

Background and Objectives: Texture quantization is a useful method for extracting spatial relevance between pixels, which is used in the human brain for image interpretation. Aside from spectral bands, textural features of high spatial resolution image can be used to improve classification accuracy. Finding proper textural features among available features is important for special case studies.

Methods: In this paper, two methods based on genetic algorithm (GA) are introduced to choose efficient features. The first is binary GA, which improves classification accuracies through selecting the best textural features. The second one is GA with a variable number of selected features in a refined and full feature space. Results show that the best combination does not necessarily consist of features with improved individual accuracy.

Findings: The proposed methods have better accuracy, less number of features, and less computational time when comparing with the simple GA. They could be used based on the number of spectral bands, number of generated features, and train and check pixel number. Second method needs more prerequisite time and could be used for images with fewer bands, train and check pixels, and generated features, because increasing these items increase computational time very much. Second method could be used in large images with more train and check pixels but led to more selected features.

Conclusion: Results obtained on three datasets indicate 7.7 to 50.48 percent improvement in mean accuracy.



NUMBER OF REFERENCES

24



NUMBER OF FIGURES

6



NUMBER OF TABLES

6

مقاله پژوهشی

انتخاب ترکیب بهینه ویژگی‌های بافتی به روش ژنتیک، به منظور طبقه‌بندی تصاویر با قدرت تفکیک مکانی

بالا

حامد عاشوری

گروه مهندسی نقشه‌برداری، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران

چکیده

پیشینه و اهداف: بافت تصویر، به‌عنوان داده‌ای ارزشمند توسط ذهن انسان برای تفسیر تصویر استفاده می‌شود. کمی‌سازی بافت تصویر روشی کاربردی برای استخراج روابط مکانی بین پیکسل‌های تصویر است. از ویژگی‌های بافتی تولید شده از تصویر در کنار ویژگی‌های طیفی تصویر می‌توان برای بهبود کیفیت طبقه‌بندی استفاده کرد. با توجه به تنوع روش‌های کمی‌سازی بافت تصویر، انتخاب ویژگی‌های بهینه برای هر تصویر به‌صورت مستقیم روی دقت استخراج اطلاعات موثر است. الگوریتم ژنتیک به‌عنوان یکی از روش‌های بهینه‌سازی در کاربردهای مختلف استفاده می‌شود.

روش‌ها: در این مقاله دو روش انتخاب ویژگی بر پایه الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی‌های بافتی تصویر ارائه شده است. در روش نخست، الگوریتم ژنتیک برای انتخاب بهترین ترکیب با طول متغیر از ویژگی‌های بافتی در دو حالت ورودی از کل فضای ویژگی و ورودی از فضای پالایش شده، تعریف شده است. در روش دوم الگوریتم ژنتیک برای انتخاب تعداد متغیر ویژگی‌های طیفی در دو حالت انتخاب از بین کل ویژگی‌ها و انتخاب از بین ویژگی‌های گزینش شده به‌کار رفته شده است.

یافته‌ها: نتایج، نشان می‌دهد که ترکیب بهینه الزاماً شامل ویژگی‌هایی که به تنهایی توانمندی بهتری در بهبود دقت طبقه‌بندی دارند، نمی‌شود. الگوریتم‌های پیشنهادی منجر به دقت بهتر، تعداد ویژگی منتخب کمتر و زمان محاسباتی کمتری نسبت به الگوریتم ساده ژنتیک است. از روش‌های پیشنهادی بسته به ابعاد تصویر، تعداد ویژگی‌های بافتی تولید شده و تعداد داده‌های آموزشی و چک می‌توان استفاده کرد. روش دوم زمان آماده‌سازی اولیه بیشتری داشته و به دلیل افزایش تعامدی زمان محاسباتی برای تصاویری با تعداد باند طیفی و تعداد پیکسل‌های کنترل و چک و تعداد ویژگی بافتی کمتر قابل به‌کارگیری است. روش نخست برای تصاویری با ابعاد بزرگ و تعداد داده‌های آموزشی و چک بیشتر قابل استفاده است ولی برای رسیدن به دقت بهینه، تعداد ویژگی منتخب بیشتری را ارائه می‌دهد.

نتیجه‌گیری: اجرای روش‌های پیشنهادی بر روی سه مجموعه داده ورودی، منجر به افزایش دقت میانگین طبقه‌بندی بین ۷٫۷ تا ۵۰٫۴۸ درصد نسبت به طبقه‌بندی طیفی و حفظ دقت تا افزایش ۵٫۶ درصدی نسبت به ژنتیک ساده ولی با تعداد نصف تا یک سوم ویژگی‌های منتخب و کاهش ۵۰ درصدی زمان بهینه‌سازی گردید.

تاریخ دریافت: ۱۶ اسفند ۱۴۰۳
تاریخ داری: ۱۹ فروردین ۱۴۰۳
تاریخ اصلاح: ۱۳ اردیبهشت ۱۴۰۳
تاریخ پذیرش: ۱۶ خرداد ۱۴۰۳

واژگان کلیدی:

طبقه‌بندی تصویر
کمی‌سازی بافت
انتخاب ویژگی
الگوریتم ژنتیک
تصویر با قدرت تفکیک مکانی بالا

* نویسنده مسئول

ashoori@qiau.ac.ir

028-33670051

مقدمه

طبقه‌بندی، یکی از روش‌های رایج استخراج اطلاعات از تصاویر سنجش از دوری است. در روش‌های متداول فقط از ویژگی‌های طیفی تصویر به‌عنوان ورودی استفاده می‌شود. در حالی که در تفسیر چشمی، خصوصاً در تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا، روابط مکانی بین پیکسل‌های مجاور کمک شایانی به شناخت عوارض و تمایز بین عوارض با خصوصیات طیفی مشابه می‌شود. بنابراین، می‌توان از داده‌های مکانی تصویر برای افزایش دقت طبقه‌بندی استفاده کرد، این داده‌ها در تصاویر با رزولوشن مکانی بالا قابل توجه است. کمی‌سازی بافت روشی موثر برای به‌کارگیری اطلاعات مکانی تصویر در استخراج اطلاعات است.

محققین بسیاری روش‌های مختلفی برای کمی‌سازی روابط بین پیکسل‌های تصویر و استفاده از ویژگی‌های تولید شده در طبقه‌بندی ارائه داده‌اند. این روش‌ها شامل کمی‌سازی بافت، مورفولوژی مینا،

خودهمبستگی، زمین‌آمار و مبتنی بر تبدیل حوزه فرکانس تصویر می‌شوند [۱، ۲، ۳، ۴، ۵ و ۶] روش‌های کمی‌سازی بافت تصویر در سه دسته کلی آماری، ساختاری و طیف مینا قابل دسته‌بندی هستند. [۷] روش‌های آماری، کمیت‌های آماری مختلف از تنوع درجات خاکستری تصویر محاسبه می‌کنند. این روش‌ها در گروه‌های آماری مرتبه اول [۸] و آماری مرتبه دوم [۹] دسته‌بندی می‌شوند.

روش‌های ساختاری فرض را بر تشکیل الگوهای بافتی از چیدمان‌های ساختاری اولیه می‌گذارند. [۱۰] در این روش با استفاده از فیلترهای آشکارساز لبه، خط و نقطه و ... انواع ساختارهای موجود در تصویر استخراج می‌شود. این روش در مواردی که بافت ساختار منظم و ویژه‌ای دارد مانند خطوط موازی افقی یا عمودی بسیار مناسب عمل می‌کند. ولی در مورد پدیده‌های طبیعی روشی بهینه به حساب نمی‌آید، چون در این حالت برخلاف عوارض مصنوعی چنان ساختار منظم و یکسانی

موضوع اصلی این مقاله استفاده از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی از بین ویژگی‌های بافتی تولید شده از تصویر با حداقل زمان محاسباتی، حداقل تعداد ویژگی و بهترین دقت میانگین طبقه‌بندی در یک رویه مستقیم و مستقل است. استفاده از الگوریتم ژنتیک به‌عنوان یکی از روش‌های بهینه‌سازی، برای انتخاب ویژگی‌های بهینه متداول است. با این حال، استفاده از این الگوریتم با تعداد ویژگی انتخابی ثابت و بدون انجام پالایش فضای ویژگی منجر به صرف زمان زیاد بهینه‌سازی شده و همچنین امکان رسیدن به ترکیب بهینه را محدود می‌سازد. برای حل این مسأله، در این تحقیق، روش‌هایی برای بهبود انتخاب ویژگی‌های بافتی تصویر بر پایه الگوریتم ژنتیک ارائه شده است. این روند در دو گام به انجام رسیده است، در گام نخست، دو روش برای کاهش تعداد ویژگی‌های فضای ورودی با به‌کارگیری گام‌های ساده و سریع ارائه شده‌اند. در گام بعدی، ترکیب بهینه ویژگی‌های موجود در فضای ویژگی فیلتر شده، به روش ژنتیک انتخاب می‌شوند. برای این انتخاب نیز دو روش ارائه شده است.

داده‌های استفاده شده

برای تست روش‌های ارائه شده، سه مجموعه داده استفاده شدند. مجموعه داده نخست برشی از تصویر اورتو پن شارپ سنجنده آیکونوس از جنوب تهران با ابعاد 500×500 پیکسل با قدرت تفکیک مکانی ۱ متری است. در این تصویر تنوع خوبی از پوشش‌های زمین با طیف مشابه و بافت متفاوت وجود دارد. هفت کلاس پوشش زمینی در این تصویر مشخص شده‌اند که لیست آنها در جدول ۱- الف ارائه شده است، همچنین، تصویر مورد استفاده در شکل ۱- الف نمایش داده شده است. مجموعه داده دوم، تصویر هوایی مرئی (RGB) از مجموعه داده grss_dfc_2014 (داده‌های مسابقه تلفیق اطلاعات IEEE GRSS) [۱۶] است. به همراه تصویر در این مجموعه داده، داده‌های حقیقت زمینی از شش کلاس ارائه شده است. برای انجام تست‌های این تحقیق، ۴۰۰۰ پیکسل به‌صورت اتفاقی از هر یک از کلاس‌های این مجموعه داده انتخاب شدند، از این بین ۲۰۰ پیکسل از هر کلاس به‌صورت اتفاقی به‌عنوان داده آموزشی و مابقی به‌عنوان داده چک به‌کار گرفته شدند. لیست کلاس‌ها در جدول ۱- ب ارائه شده و تصویر استفاده شده در شکل ۱- ب نمایش داده شده است.

مجموعه داده سوم، تصویر اورتو شده از تصاویر هوایی اخذ شده توسط سازمان نقشه‌برداری کشور از محدوده گاوبرگ زاگرس است. این تصویر با دوربین فتوگرامتری هوایی لایکا آرسی ۲۰ اخذ شده است. پس از دریافت تصاویر اسکن شده، با استفاده از مشخصات کالیبره دوربین و نقاط کنترل پریک شده بر روی تصاویر، مدل سه‌بعدی و پس از آن مدل ارتفاعی رقومی سطحی تولید شده و با استفاده از مدل تولید شده و تصاویر حل شده، تصحیح جابه‌جایی ناشی از ارتفاع و زمین مرجع نمودن بر روی تصاویر انجام شد. این تصاویر برای طبقه‌بندی تراکم تاج پوشش جنگلی در سازمان جنگل‌ها و مراتع مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

مشاهده نمی‌گردد؛ برای این نوع زمینه‌ها روش آماری جواب بهتری خواهد داد.

ویژگی‌های مبتنی بر تبدیل به حوزه فرکانس، از اعمال فیلترهایی بر روی تبدیل تصویر در فضای فرکانس بر استخراج مقادیر دامنه یا فاز فرکانس‌های موجود در تصویر یا پنجره از آن تصویر محاسبه می‌شوند. [۱۱]

در هر یک از روش‌ها، پارامترهای مختلفی مانند ابعاد کرنل، بردار فاصله و فرمول تولید قابل تنظیم کردن است، بدین ترتیب ویژگی‌های متفاوتی امکان تولید شدن دارند. با انتخاب مقادیر مختلف برای این پارامترها و تولید ویژگی‌های جدید، تعداد بسیار بالایی ویژگی بافتی قابل تولید کردن است. بر مبنای تنوع کلاس‌های عارضه موجود در تصویر و تمایزهای بافتی آن‌ها، مجموعه خاصی از ویژگی‌ها بایستی مورد استفاده قرار بگیرد. بدین ترتیب برای هر تصویر تعداد زیادی ویژگی بافتی بایستی تولید و کارایی آن‌ها ارزیابی شود تا بهترین ترکیب از ویژگی‌های بافتی به‌دست آید. محققین مختلف روش‌هایی برای انتخاب بهترین مجموعه ویژگی برای طبقه‌بندی ارائه کرده‌اند. در [۳] بعد از مرتب کردن ویژگی‌ها، ترکیب بهینه با اضافه کردن ویژگی‌ها از ابتدای لیست به مجموعه ساخته می‌شود. در [۱۲] از الگوریتم ژنتیک باینری برای انتخاب بهترین ویژگی‌ها در طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی استفاده شده است. در [۴] انتخاب ویژگی برای بازیابی تصویر و طبقه‌بندی استفاده شده است. در [۵] الگوریتم ژنتیک برای انتخاب بهترین ویژگی جهت کشف دیابت استفاده شده است. در [۱۳] الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی جهت طبقه‌بندی ام آر آی تابعی مورد استفاده قرار گرفته است. در [۱۴] از الگوریتم ژنتیک باینری در طبقه‌بندی تصاویر پزشکی استفاده شده است. در [۱۵] یک الگوریتم بر مبنای ژنتیک برای انتخاب ویژگی جهت تمایز بین عارضه از پس زمینه معرفی شده است. در [۲۲] از الگوریتم ژنتیک برای رتبه‌بندی حجم اطلاعات موجود در باندهای تصویر فراطیفی جهت ورود در روش انتخاب ویژگی استفاده شده است. در [۲۳] بافت به روش مورفولوژی از باندهای تصویر فراطیفی تولید شده و برای کاهش ابعاد فضا از تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده شده است و در نهایت، جهت انتخاب ویژگی‌ها از شبکه عصبی بهره‌گیری شده است. در [۲۴] روشی برای کمی‌سازی بافت تصویر بر اساس محاسبه آماری تنوع چیدمان اجزای کوچک تشکیل دهنده تصویر ارائه شده است.

چالش موجود در به‌کارگیری اطلاعات نهفته در بافت تصویر در قالب کمی‌سازی بافت، انتخاب روش مناسب کمی‌سازی بافت و ویژگی مناسب جهت به‌کارگیری در طبقه‌بندی تصویر است به‌صورتی که منجر به نتیجه بهینه گردد. در واقع، بسته به نوع عوارض موجود در تصویر، قدرت تفکیک مکانی تصویر، طیف مورد استفاده در تولید ویژگی بافتی، تمایز متفاوتی از ویژگی تولید شده بین عوارض تصویر (به عبارت دیگر کنتراست در ویژگی تولیدی) حاصل می‌شود. حتی این احتمال وجود دارد که برخی از روش‌های تولید ویژگی، به‌دلیل ایجاد شباهت در بین کلاس‌های مختلف موجود در تصویر، منجر به کاهش دقت طبقه‌بندی شود.

طیفی در اختیار نیست، اجرای موفق این روش می‌تواند به‌عنوان یک راهکار برای انجام مطالعات منابع طبیعی و جنگلی مورد استفاده قرار گیرد. در شکل ۲-ب، نمونه داده تولید شده که از موزاییک کردن نمونه‌هایی از هر یک از تراکم‌های تاج پوشش ایجاد شده است نمایش داده شده است. همچنین در تصویر الف این شکل، تصویری که به صورت چشمی توسط مفسر مجرب، تفسیر و طبقه‌بندی شده و به‌عنوان مرجع استفاده شده، نمایش داده شده است.

طبقه‌بندی در ۶ کلاس تراکمی انجام می‌شود. برای اخذ داده‌های آموزش و چک از نتایج طبقه‌بندی چشمی مفسرهای خبره آن سازمان به‌عنوان مرجع استفاده شد. این نمونه تست با توجه به پنکروماتیک (تک باند) بودن تصاویر، نمونه قابل توجهی است چرا که در انجام طبقه‌بندی‌های تراکم تاج پوشش به‌طور معمول از تصاویر چند طیفی و تولید شاخص‌های طیفی بهره گرفته می‌شود [۱۷، ۱۸، ۱۹، ۲۰ و ۲۱]. با توجه به اینکه در بسیاری از مطالعات بررسی تغییرات تراکم تاج پوشش مورد نظر است و از سال‌های گذشته تصاویر چند



ب

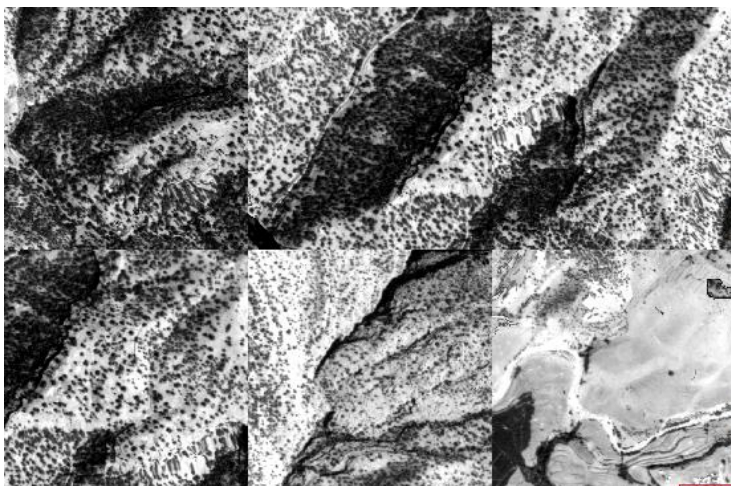
B



الف

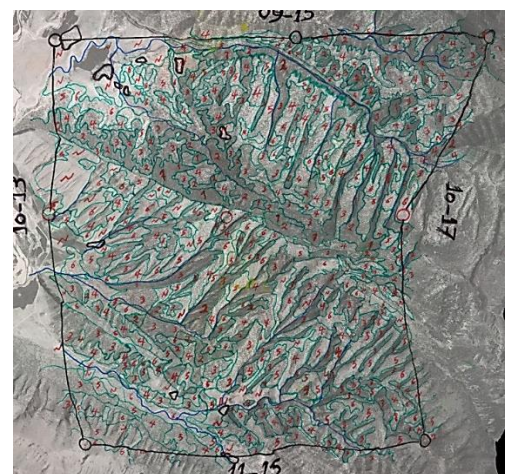
A

شکل ۱: الف: مجموعه داده نخست (برش ۵۰۰×۵۰۰ پیکسلی از تصویر آیکونوس اورتو پن شارپ جنوب تهران) - ب: مجموعه داده دوم تصویر هوایی تلفورد
Fig. 1: A First dataset (500 × 500 subset of IKONOS pansharpened, orthorectified image of south Tehran), B: second dataset, aerial image of Tedford.



ب

B



الف

A

شکل ۲: الف) تصویر طبقه‌بندی شده چشمی، (از چپ بالا به راست و سپس از سمت چپ پایین به راست به ترتیب کلاس‌های ۱ تا ۶ تراکم تاج پوشش هستند) ب) مجموعه داده تولید شده برای استفاده به‌عنوان ورودی آزمون‌ها

Fig. 2: A: Classified image by expert operator, B: test image of the mosaic of each class subset

جدول ۱: لیست کلاس‌های مجموعه داده‌های استفاده شده

Table 1: List of classes

| الف) مجموعه داده ۱ A. First dataset | | ب) مجموعه داده ۲ B. Second dataset | | پ) مجموعه داده ۳ C. Third dataset | | |
|--|---------------------------------------|---------------------------------------|---------------------------|--------------------------------------|------------------------|---|
| شماره No | نام کلاس Class Name | شماره No | نام کلاس Class Name | شماره No | نام کلاس Class Name | بازه تراکم تاج پوشش Canopy Density Range |
| 1 | Ploughed Land-1 (زمین شخم خورده ۱) | 1 | Road (جاده) | 1 | F1 | 75%FCD> |
| 2 | Ploughed Land-2 (زمین شخم خورده ۱) | 2 | Tree (درخت) | 2 | F2 | 75%<FCD< 50% |
| 3 | Row of Tree (ردیف درخت) | 3 | Red roof (سقف قرمز) | 3 | F3 | 50%<FCD< 25% |
| 4 | Tree (درخت) | 4 | Green roof (سقف سبز) | 4 | F4 | 25%<FCD< 10% |
| 5 | Bush (بوته) | 5 | Concrete roof (سقف بتنی) | 5 | F5 | 10%<FCD< 5% |
| 6 | Asphalt Road (راه آسفالت) | 6 | Vegetation (پوشش گیاهی) | 6 | F6 | 5%<FCD< 1% |
| 7 | Building (ساختمان) | 7 | Bare Soil (خاک بدون پوشش) | | | |

روش‌ها

بر روی کل ویژگی‌های تولید شده و ویژگی‌های فیلتر شده اجرا شد. در حالت دوم برای حذف ویژگی‌های ضعیف از مفهوم ساده وریانس مقدار ویژگی در کلاس‌های زمینی استفاده شد.

در روش دوم پیشنهادی، طول کروموزوم در الگوریتم ژنتیک ثابت و برابر با تعداد ویژگی‌های فضای ورودی است و الگوریتم به انتخاب ویژگی‌های بهینه برای حضور در ترکیب نهایی می‌پردازد و تعداد ویژگی‌های حاضر در ترکیب نهایی در روند اجرا مشخص می‌شود. در این حالت، برای کاهش ابعاد فضای ویژگی و حذف ویژگی‌های ضعیف، از انتخاب برترین ویژگی‌ها در افزایش دقت کاربر کلاس‌ها، دقت میانگین و دقت کلی طبقه‌بندی استفاده شد. برای رسیدن به حالت بهینه و تست تعداد مختلف ورودی، در چند اجرا، به ترتیب بهترین ویژگی‌ها، دو ویژگی برتر، سه ویژگی برتر و چهار ویژگی برتر در هر یک از شاخص‌ها، در فضای ورودی جایگذاری شدند.

برای انجام طبقه‌بندی، از طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان (SVM) استفاده شد. این طبقه‌بندی کننده در طبقه‌بندی تک ویژگی در کنار باندهای طیفی برای رتبه‌بندی ویژگی‌ها و همچنین در طبقه‌بندی ویژگی‌های منتخب با استفاده از هر یک از روش‌های سه گانه اجرا شده در این تحقیق به کار گرفته شد.

الف) ژنتیک ساده

در این روش، کلیه ویژگی‌های تولید شده شانس حضور در ترکیب بهینه را که تعداد مشخصی از ویژگی‌ها است، دارند. بدین ترتیب طول کروموزوم ثابت، و ژن‌ها، شماره ویژگی حاضر در مجموعه بهینه است. به عبارت دیگر، مقدار هر ژن عددی بین ۱ تا تعداد ویژگی بافتی تولید شده و طول کروموزوم تعداد ویژگی‌های مورد نظر بر انتخاب از بین کلیه ویژگی‌ها است.

در این تحقیق ۱۴ ویژگی از مجموعه ویژگی‌های آماری مرتبه ۱ با کرنل‌های مربعی با ابعاد فرد بین ۳ تا ۵۵ پیکسل برای هر سه مجموعه داده تولید شدند. بدین ترتیب برای تصاویر مرئی رنگی (RGB) تعداد $27 \times 14 \times 3$ معادل ۱۱۳۴ ویژگی تولید می‌شوند و برای تصویر پنکروماتیک ۳۷۸ ویژگی تولید می‌شوند.

بعد از تولید هر ویژگی، مجموعه داده‌های طیفی در کنار ویژگی تولید شده به‌عنوان ورودی طبقه‌بندی به روش ماشین بردار پشتیبان SVM با به‌کارگیری داده‌های آموزشی و چک انتخاب شده به کار گرفته شده و پس از انجام طبقه‌بندی دقت کاربر هر یک از کلاس‌ها و دقت کلی و دقت میانگین طبقه‌بندی انجام شده محاسبه و به‌عنوان نتایج هر ویژگی ذخیره گردیده‌اند. هر ویژگی، تأثیر خاصی بر دقت‌های حاصل از طبقه‌بندی دارند، بعضی ویژگی‌ها، دقت کاربر کلاس‌های خاصی را افزایش می‌دهند و برخی تأثیر مثبت بر دقت میانگین یا دقت کلی طبقه‌بندی دارند.

گام بعدی تعیین ترکیبی از ویژگی‌های تولید شده است که با به‌کارگیری در کنار باندهای طیفی تصویر منجر به بهترین نتایج و افزایش دقت‌های طبقه‌بندی می‌شود. در این تحقیق، از سه روش برای انتخاب ویژگی‌های بهینه استفاده شده است.

اولین روش استفاده شده که برای مقایسه به‌عنوان مرجع اجرا شد، به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک ساده برای انتخاب از بین کلیه ویژگی‌های تولید شده است. در این حالت، تعداد ویژگی‌های مجموعه بهینه بایستی مشخص باشد، برای رسیدن به انتخاب بهینه تعداد، طول کروموزوم‌های متفاوت آزمایش شدند.

در روش نخست پیشنهادی، الگوریتم ژنتیک منعطف که تعداد ویژگی‌های انتخابی آن متغیر هستند اجرا شد. این روش در دو حالت

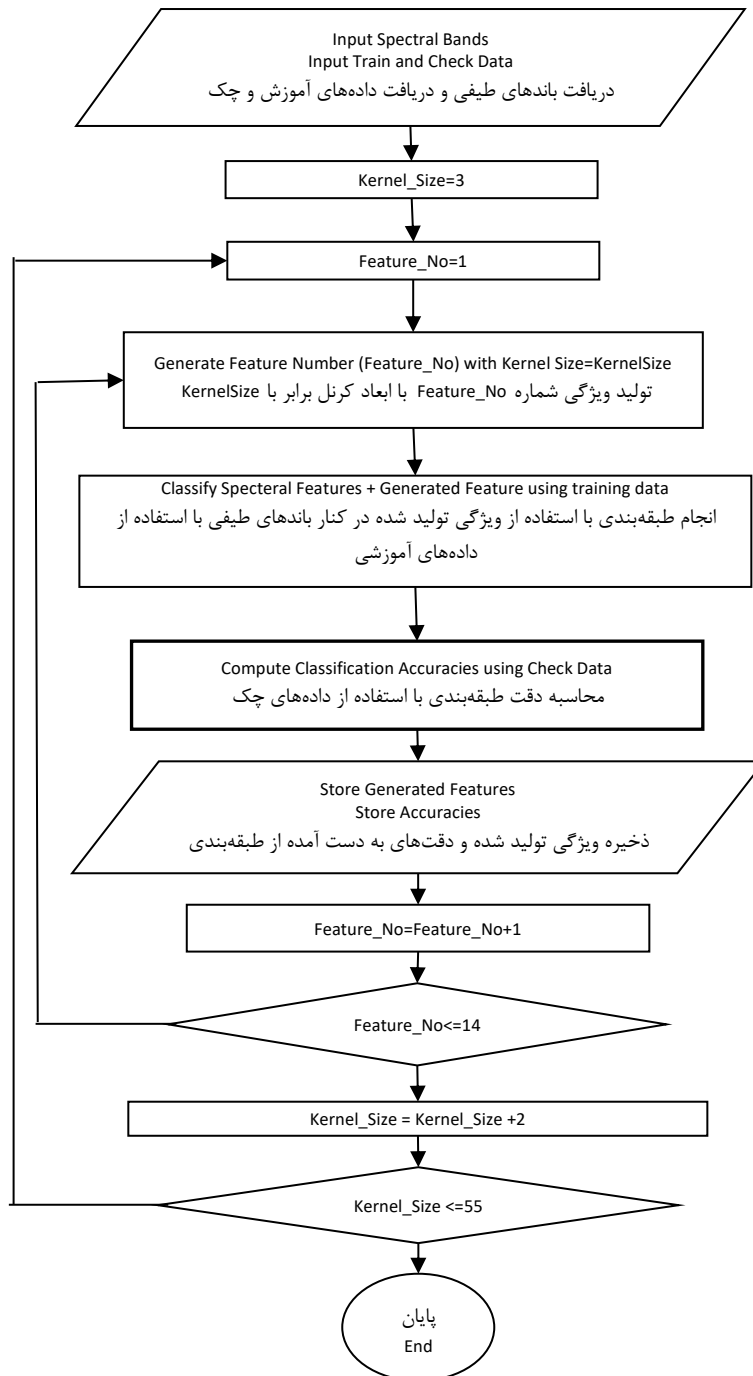
جدول ۲: روابط تولید ویژگی‌های بافتی بر مبنای آماره‌های مرتبه ۱ [۸]

Table 2: Statistical (first-order) texture features [8]

| | | |
|----|---|--|
| | میانگین (ممان نخست)) (Mean (first moment)) | میانگین وزندار با وزن عکس فاصله) (Distance weighted mean |
| 1 | $m_1 = E[I^1] = \sum_{I=0}^{N_g-1} I P(I)$ | 2 $Mean_w = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{1}{d_{i,j}} I(i, j)}{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{1}{d_{i,j}}}$ |
| | ممان دوم) (Second moment | ممان سوم) (Third moment |
| 3 | $m_2 = E[I^2] = \sum_{I=0}^{N_g-1} I^2 P(I)$ | 4 $m_3 = E[I^3] = \sum_{I=0}^{N_g-1} I^3 P(I)$ |
| | ممان چهارم) (4 th moment | ممان مرکزی نخست) (First central moment |
| 5 | $m_4 = E[I^4] = \sum_{I=0}^{N_g-1} I^4 P(I)$ | 6 $\mu_1 = E[(I - E[I])^1] = \sum_{I=0}^{N_g-1} (I - m_1) P(I)$ |
| | واریانس (ممان دوم مرکزی) (Variance (2nd central moment)) | عدم تقارن (ممان مرکزی سوم) (Skewness (3rd central moment)) |
| 7 | $\mu_2 = E[(I - E[I])^2] = \sum_{I=0}^{N_g-1} (I - m_1)^2 P(I)$ | 8 $\mu_3 = E[(I - E[I])^3] = \sum_{I=0}^{N_g-1} (I - m_1)^3 P(I)$ |
| | میزان اوج (ممان مرکزی چهارم) (Kurtosis (4th central moment)) | ممان مطلق نخست) (First absolute moment |
| 9 | $\mu_4 = E[(I - E[I])^4] = \sum_{I=0}^{N_g-1} (I - m_1)^4 P(I)$ | 10 $\hat{\mu}_1 = E[Abs(I - E[I])]$ |
| | ممان مطلق سوم) (Third absolute moment | انترپی (ممان مطلق دوم) (Entropy |
| 11 | $\hat{\mu}_3 = E[Abs(I - E[I])^3]$ | 11 $H = -E[\log_2 P(I)] = -\sum_{I=0}^{N_g-1} P(I) \log_2 P(I)$ |
| 13 | میان (Median | 14 مد (Mode |

$$P(I) = \frac{\text{number of pixels with gray level } I}{\text{Total number of pixels}}$$

تعریف هیستوگرام که در تعدادی از روابط فوق از آن استفاده شده است:



شکل ۳: روند تولید ویژگی‌ها (کادر با حاشیه ضخیم و نوشتار بولد، فقط در روش دوم فیلتر کردن اولیه ویژگی‌ها اجرا می‌شود)
Fig. 3: Feature generation process (thick border box done only for second proposed method)

پیکسل‌های هر یک از داده‌های آموزشی محاسبه شده و رنج تغییرات این ویژگی در بین کلاس‌ها با کسر حداقل میانگین ویژگی در کلاس و حداکثر میانگین ویژگی در کلاس به دست می‌آید. ویژگی‌هایی که دارای رنجی کمتر از حد آستانه انتخاب شده هستند، توانایی کمتری در ایجاد تمایز بین کلاس‌های مختلف تصویر دارند. حد آستانه رنج برای حذف ویژگی‌ها در این تحقیق ۶۴ (برابر با یک چهارم رنج ممکن تغییرات) در نظر گرفته شده است.

بدین ترتیب این روش با دو نوع فضای ویژگی ورودی اجرا می‌شود، اولین فضا شامل کلیه ویژگی‌های بافتی تولید شده و فضای دوم شامل ویژگی‌هایی که دارای رنجی بیشتر از حد آستانه انتخابی هستند. در اجرای این روش، مجموعه داده‌های مرئی شامل ۱۱۳۴ ویژگی و داده پانکروماتیک شامل ۳۷۸ ویژگی بودند. فضای پالایش شده پس از حذف ویژگی‌های دارای رنج تغییرات کمتر از حد آستانه برای مجموعه داده‌ای نخست تا سوم به ترتیب شامل ۸۴۶، ۶۴۸ و ۳۴۷ ویژگی شدند. بدین ترتیب در مورد مجموعه داده‌های مرئی ۲۵ تا ۵۰ درصد کاهش ابعاد فضا حاصل شد که تاثیر مناسبی در کاهش زمان محاسباتی دارد.

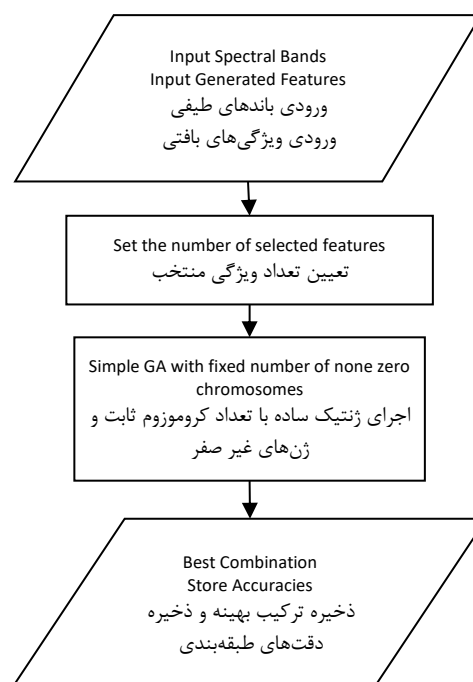
ج) روش دوم ارائه شده

در این روش ابتدا ویژگی‌های منتخب با در نظر گرفتن قابلیت افزایش دقت طبقه‌بندی از بین ویژگی‌های تولید شده انتخاب شده و فضای ویژگی ورودی الگوریتم ژنتیک را تشکیل می‌دهند. سپس، یک الگوریتم ژنتیک باینری ترکیب بهینه را از بین ویژگی‌های موجود در فضای ویژگی انتخاب می‌نماید.

معیار انتخاب ویژگی‌های ورودی به فضای ویژگی، توانمندی ویژگی‌ها در افزایش دقت طبقه‌بندی کاربر کلاس‌ها، دقت طبقه‌بندی کل و دقت میانگین طبقه‌بندی است. بدین ترتیب که بعد از مرتب کردن ویژگی‌ها بر اساس هر یک از دقت‌های حاصل (دقت هر یک از کلاس‌ها، دقت کلی طبقه‌بندی، دقت میانگین) ویژگی نخست انتخاب شده و به مجموعه ویژگی‌ها افزوده می‌شود، در نهایت ویژگی‌های تکراری حذف شده و فضای ویژگی منتخب تشکیل می‌شود.

در این تحقیق چهار مجموعه ویژگی منتخب با انتخاب بهترین ویژگی از هر شاخص، دو ویژگی بهتر از هر شاخص، سه ویژگی بهتر از هر شاخص و چهار ویژگی بهتر از هر شاخص تشکیل شدند. بدین ترتیب حالت‌های مختلف ابعاد فضای ویژگی مورد آزمون قرار گرفت.

الگوریتم ژنتیک باینری برای انتخاب ویژگی‌های بهینه در این روش مورد استفاده قرار گرفت، طول کروموزوم برای با تعداد ویژگی‌های موجود در فضای ویژگی تعیین شد، هر ژن دارای مقدار ۰ یا ۱ و به معنی حضور یا عدم حضور ویژگی متناظر در مجموعه انتخاب شده است. بدین ترتیب تعداد ویژگی موجود در مجموعه انتخابی متغیر بوده و در حین اجرای الگوریتم ژنتیک تعیین می‌شود.



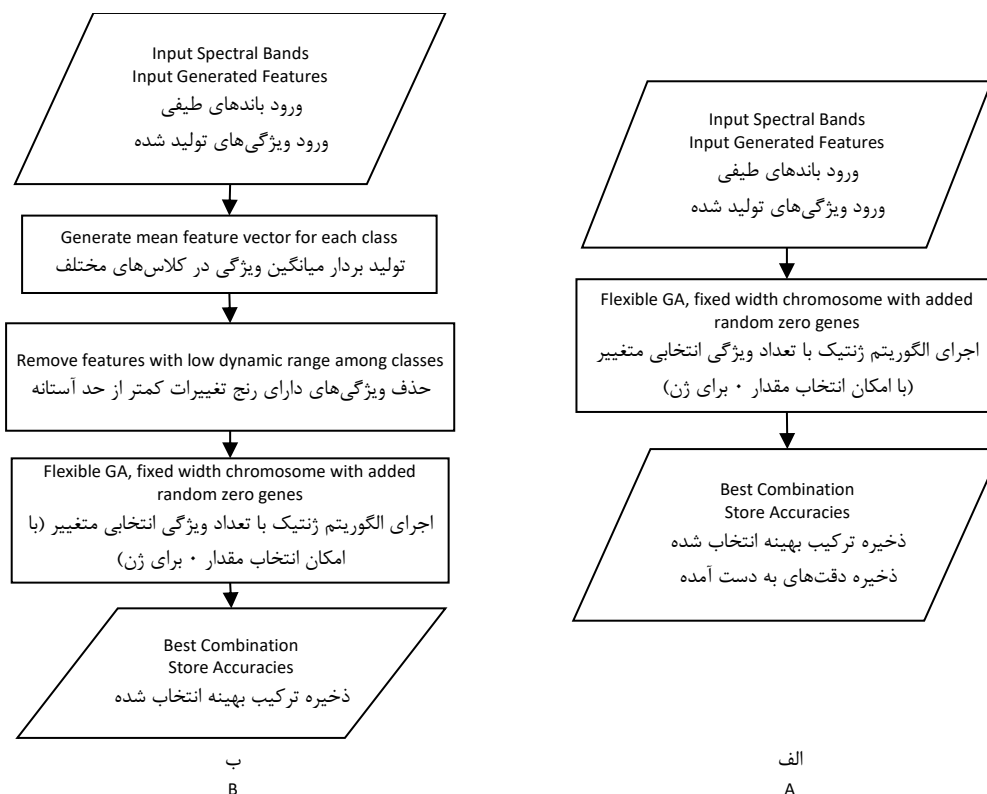
شکل ۴: روند نمای اجرای ژنتیک ساده
Fig. 4: Simple GA

در این روش با توجه به ثابت بودن طول کروموزوم و در نتیجه ثابت بودن تعداد ویژگی انتخابی، مسأله تعیین تعداد ویژگی بهینه برای رسیدن به بهترین نتیجه است، برای رسیدن به این پارامتر، بایستی حالت‌های مختلف طول کروموزوم تعیین و الگوریتم با هر یک از حالت‌ها اجرا شود. در این تحقیق ژنتیک ساده با تعداد ویژگی / طول کروموزوم از ۲ ویژگی تا تعداد ویژگی برابر با چهار برابر تعداد کلاس‌های تصویر اجرا شد.

ب) روش نخست ارائه شده

در این روش، تعداد ویژگی انتخابی ثابت نیستند، بدین ترتیب یکی از نقص‌های روش ژنتیک ساده پوشش داده می‌شود. متغیر شدن تعداد ویژگی منتخب با افزودن امکان وجود عدد صفر به عنوان شماره ویژگی و به معنی عدم انتخاب هیچ یک از ویژگی‌ها در مقدار ژن‌ها ممکن شد. برای جلوگیری از محدودیت تعداد ویژگی نهایی، طول کروموزوم‌ها مساوی با دو برابر تعداد کلاس‌های تصویر در نظر گرفته شد. بدین ترتیب با توجه به امکان اختیار کردن مقدار صفر برای هر ژن، تعداد ویژگی‌های منتخب، متغیر بوده و می‌تواند عددی بین ۱ تا طول کروموزوم که مساوی با دو برابر تعداد کلاس‌ها است، باشد.

در حالت دوم اجرای این روش، برای افزایش کارایی الگوریتم، فضای ویژگی باید پالایش شده و ویژگی‌هایی با محتوای اطلاعاتی کم حذف شوند. روش ساده‌ای که برای پالایش فضای ویژگی به کار گرفته شده، حذف ویژگی‌هایی است که دارای رنج دینامیک کوچکی در بین پیکسل‌های داده آموزشی هستند. بدین ترتیب که میانگین هر ویژگی در

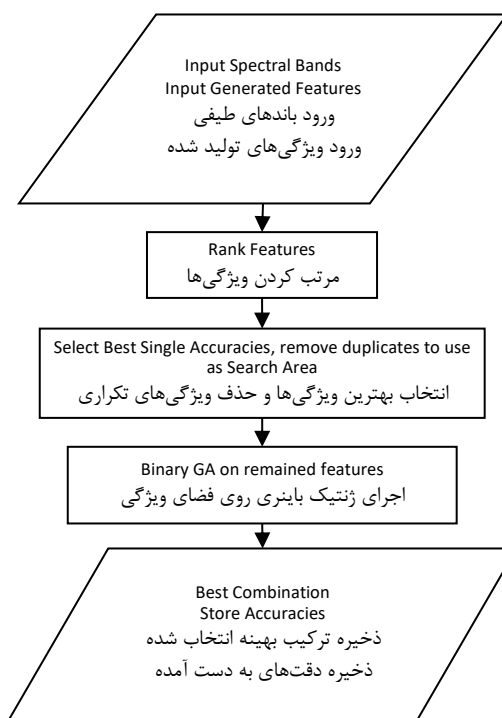


شکل ۵: روش ارائه شده نخست
Fig. 5: First Proposed Method

در هر سه روش اجرا شده در این تحقیق، جمعیت هر نسل برابر با ۴۰ کروموزوم بود. در هر نسل، ۱۰ نخبه معادل ۲۵٪ از نسل پیشین منتقل شد، ۱۲ کروموزوم معادل ۳۰٪ نسل با اپراتور تقاطع (Crossover) تولید شده و ۱۲ کروموزوم معادل ۳۰٪ با اپراتور جهش از کروموزوم‌های نسل پیشین تولید گردید و ۶ کروموزوم باقی مانده در هر نسل معادل ۱۵٪ بازتولید شدند.

الگوریتم ژنتیک با هدف رسیدن به بهترین دقت میانگین طبقه‌بندی اجرا شد. در این اجرا دو شرط توقف تعیین گردید، شرط نخست تعداد بهترین کروموزوم‌هایی است که در نسل بعدی نتایج مشابهی با نسل پیشین داشته و به صورت دقیقتر افزایش دقتی کمتر از ۰/۱٪ داشته باشند، شرط دوم تعداد نسل‌های متوالی است که دارای بهترین نتیجه مشابه هستند. این دو تعداد در این تحقیق برابر با ۳ کروموزوم و ۳ نسل تنظیم گردیده است.

برای تخمین بهینه و دستیابی به نتایج قابل اطمینان، الگوریتم ژنتیک ۱۰ مرتبه اجرا شده و میانگین نتایج تکرارها به‌عنوان نتیجه هر یک از روش‌ها در نظر گرفته شد. این نتایج شامل دقت طبقه‌بندی، زمان پردازش و تعداد ویژگی منتخب در گروه بهینه است.



شکل ۶: روش ارائه شده دوم
Fig. 6: Second Proposed Method

نتایج آزمون‌ها و بحث

ویژگی انتخاب شده در ۱۰ اجرای هر یک از روش‌ها ارائه شده است. در روش ژنتیک ساده فضای طیفی با ابعاد مختلف مورد آزمون قرار گرفته است. در روش پیشنهادی نخست، دو حالت فضای ویژگی پالایش شده و فضای ویژگی شامل همه ویژگی‌های تولیدی اجرا شدند و در روش دوم پیشنهادی، آزمون‌ها در چهار حالت انتخاب بهترین ویژگی‌ها، دو ویژگی، سه ویژگی و چهار ویژگی برتر اجرا شده‌اند.

در روش پیشنهادی نخست، استفاده از فضای ویژگی پالایش شده، منجر به دقت بهتری شده و در مجموع زمان پردازش کمتری را صرف نموده است و با تعداد ویژگی کمتر در مجموعه انتخاب شده، همراه بوده است. روش پیشنهادی دوم، سریعتر از ژنتیک ساده و روش پیشنهادی نخست است، البته برای ساختن فضای ویژگی در این روش به دلیل نیاز به طبقه‌بندی یک به یک ویژگی‌های تولید شده در کنار ویژگی‌های طیفی و مرتب کردن آنها بر اساس دقت‌های کاربر، کلی و میانگین، زمان بیشتری لازم است. روش پیشنهادی اول در حالت فضای ویژگی پالایش شده نیز نیاز به تولید میانگین هر ویژگی در هر کلاس و سپس حذف ویژگی‌های مشابه باقی‌مانده دارد که یک روند زمان بر است، با این حال مدت زمان بسیار کمتری نسبت به پیش پردازش روش دوم صرف می‌شود.

مقایسه تعداد ویژگی‌های انتخاب شده توسط سه روش آزمون شده، نشان می‌دهد که رتبه اول در کمترین تعداد ویژگی به روش پیشنهادی دوم تعلق دارد، بعد از آن روش پیشنهادی اول و در آخر روش ژنتیک ساده قرار می‌گیرد. مسلماً یکی از دلایل برتری روش پیشنهادی دوم در این شاخص، گزینش اولیه ویژگی‌های دارای بهترین دقت طبقه‌بندی است. تعداد ویژگی کمتر انتخاب شده به معنی هزینه پردازشی و زمانی کمتر برای تولید ویژگی‌ها و طبقه‌بندی کل تصویر پس از انتخاب ترکیب بهینه با طبقه‌بندی صرفاً داده‌های آموزشی است.

برای برقراری امکان مقایسه، نتایج طبقه‌بندی طیفی هر یک از سه مجموعه داده انتخابی محاسبه شده و در جدول ۳ نمایش داده شده است. در مجموعه داده‌های نخست و سوم که کلاس‌هایی با شباهت طیفی وجود دارد، باندهای طیفی در تفکیک بین کلاس‌های موجود توانایی کمتری دارند و در مجموعه داده‌های دوم به دلیل وجود تمایز طیفی نتایج بهتری به دست آمده است. در این مجموعه داده، دقت کلی و میانگین حدود ۸۳ درصد قابل دستیابی است.

مطابق انتظار نتایج طبقه‌بندی‌ها نشان می‌دهد که باندهای طیفی در تفکیک کلاس‌هایی که از نظر طیفی مشابه هستند، توانمند نیستند. طبقه‌بندی تک به تک ویژگی‌های طیفی در کنار باندهای طیفی منجر به نتایج متفاوتی می‌شود. در جدول ۳، بهترین و بدترین دقت‌های به دست آمده از طبقه‌بندی تک ویژگی در کنار باندهای طیفی نمایش داده شده است. ویژگی‌های طیفی تاثیرات متفاوتی در طبقه‌بندی ایجاد می‌کنند، برخی به دلیل داشتن مقادیر مشابه در کلاس‌های مختلف، منجر به کاهش قدرت تمایز بین کلاس‌ها و در نتیجه کاهش دقت طبقه‌بندی می‌شوند و در عوض سایر آن‌ها منجر به افزایش دقت طبقه‌بندی می‌گردند. برای افزایش دقت استخراج هر یک از کلاس‌ها، ویژگی بافتی خاصی قابل استفاده است. در نتیجه به کارگیری ترکیبی بهینه از ویژگی‌های طیفی می‌تواند منجر به افزایش مناسب دقت طبقه‌بندی گردد. روش‌های ارائه شده در این تحقیق سعی در انجام این انتخاب با استفاده از روش ژنتیک دارند.

جدول ۴، خلاصه‌ای از نتایج به دست آمده از آزمون‌های انجام شده را نمایش می‌دهد. در این جدول میانگین دقت طبقه‌بندی، میانگین زمان صرف شده برای انجام روند انتخاب بهینه و همچنین میانگین تعداد

جدول ۳: نتایج طبقه‌بندی به دست آمده از طبقه‌بندی داده‌های طیفی، بهترین و بدترین دقت‌های حاصل از طبقه‌بندی ویژگی‌های طیفی تولید شده در کنار باندهای طیفی
Table 3: Classification accuracies obtained using spectral bands and best and worst mean accuracy obtained using textural features

| Class No شماره کلاس | Dataset 1 مجموعه داده ۱ | | | Dataset 2 مجموعه داده ۲ | | | Dataset 3 مجموعه داده ۳ | | |
|--|----------------------------|------------------|----------------|----------------------------|------------------|----------------|----------------------------|------------------|----------------|
| | Worst بدترین | Spectral طیفی | Best بهترین | Worst بدترین | Spectral طیفی | Best بهترین | Worst بدترین | Spectral طیفی | Best بهترین |
| 1 | 87.33 | 87.42 | 90.56 | 85.64 | 84.23 | 84.04 | 14.86 | 48.79 | 80.12 |
| 2 | 0 | 0 | 21.69 | 58.47 | 63.30 | 90.83 | 62.41 | 54.74 | 99.47 |
| 3 | 0 | 0 | 91.72 | 85.74 | 89.87 | 88.52 | 47.93 | 54.50 | 100 |
| 4 | 0 | 0 | 82.19 | 57.09 | 60.92 | 78.67 | 12.22 | 0 | 100 |
| 5 | 90.43 | 90.05 | 97.69 | 92.81 | 93.68 | 92.88 | 10.91 | 31.43 | 77.49 |
| 6 | 56.24 | 68.48 | 94.21 | 98.22 | 98.17 | 92.38 | 99.82 | 99.75 | 100 |
| 7 | 99.65 | 100.00 | 100 | 90.98 | 93.08 | 95.71 | | | |
| Overall Accuracy دقت کلی | 65.53 | 66.58 | 79.26 | 81.28 | 83.32 | 89 | 41.01 | 46.14 | 93.91 |
| Mean Accuracy (Mean of Producer accuracies) دقت میانگین (میانگین دقت کاربر کلاس‌ها) | 47.66 | 49.42 | 82.58 | 81.28 | 83.32 | 89 | 41.36 | 48.20 | 92.85 |

جدول ۴: نتایج میانگین (میانگین دقت طبقه بندی، میانگین زمان محاسباتی و میان تعداد ویژگی‌های منتخب) به دست آمده از ۱۰ اجرای هر یک از روش‌ها (F ویژگی، BF بهترین ویژگی، T حدآستانه)

Table 4: Mean results (mean classification accuracy, mean computational time, and mean number of selected features) obtained from 10 runs of each method (F: features, BF: best features)

| روش Method | Dataset 1 مجموعه داده ۱ | | | | Dataset 2 مجموعه داده ۲ | | | | Dataset 3 مجموعه داده ۳ | | | |
|--|-------------------------------------|--|----------------------------------|---|-------------------------------------|--|----------------------------------|---|-------------------------------------|--|----------------------------------|---|
| | زیر روش (پارامتر روش) Sub Method | میانگین دقت میانگین Mean of Mean Accuracy | میانگین زمان پردازش Mean Time | میانگین تعداد ویژگی‌ها Mean Number of Features | زیر روش (پارامتر روش) Sub Method | میانگین دقت میانگین Mean of Mean Accuracy | میانگین زمان پردازش Mean Time | میانگین تعداد ویژگی‌ها Mean Number of Features | زیر روش (پارامتر روش) Sub Method | میانگین دقت میانگین Mean of Mean Accuracy | میانگین زمان پردازش Mean Time | میانگین تعداد ویژگی‌ها Mean Number of Features |
| ژنتیک ساده Simple genetics | 2 F | 86.77 | 656.9 | 2.0 | 2 F | 90.36 | 1474.6 | 2.0 | 2 F | 96.24 | 719.9 | 2.0 |
| | 7 F | 90.64 | 737.5 | 7.0 | 7 F | 91.43 | 1829.8 | 7.0 | 6 F | 96.09 | 766.8 | 6.0 |
| | 14 F | 91.38 | 1409.8 | 14.0 | 14 F | 91.75 | 3725.3 | 14.0 | 12 F | 95.77 | 1353.2 | 12.0 |
| | 21 F | 91.37 | 1581.1 | 21.0 | 21 F | 91.85 | 5928.6 | 21.0 | 18 F | 93.54 | 1632.2 | 18.0 |
| | 28 F | 91.43 | 1321.6 | 28.0 | 28 F | 91.77 | 5814.6 | 28.0 | 24 F | 92.02 | 1776.6 | 24.0 |
| روش نخست (ویژگی‌های فیلتر شده) The first method (filtered features) | 64 T | 91.22 | 491.0 | 12.7 | 64 T | 92.01 | 1320.0 | 12.5 | 64 T | 94.99 | 282.4 | 4.9 |
| روش نخست (تمامی ویژگی‌ها) The first method (all features) | - | 90.71 | 471.3 | 13.4 | - | 91.31 | 1352.2 | 11.8 | - | 94.74 | 335.8 | 7.9 |
| روش دوم The second method | 9 BF | 87.53 | 154.7 | 4.7 | 8 BF | 90.81 | 417.7 | 4.6 | 7BF | 94.96 | 111.1 | 3.5 |
| | 18 BF | 87.46 | 357.1 | 8.1 | 15 BF | 90.76 | 1061.4 | 5.7 | 14 BF | 94.93 | 190.8 | 5.0 |
| | 25 BF | 90.31 | 653.3 | 8.5 | 23 BF | 91.04 | 1581.4 | 7.5 | 21 BF | 98.05 | 358.0 | 9.5 |
| | 32 BF | 90.71 | 788.0 | 12.2 | 29 BF | 90.65 | 2013.8 | 9.9 | 27 BF | 98.68 | 452.0 | 12.3 |

روش‌های ارائه شده در این تحقیق، ترکیب بهینه ویژگی‌های بافتی تصویر را می‌یابند، این روش‌ها می‌توانند با روش ژنتیک ساده که یکی از الگوریتم‌های ساده و متداول برای این انتخاب است، جایگزین شوند، این الگوریتم‌ها با تکرارهای کمتر و با سرعت بیشتری به مجموعه بهینه می‌رسند. در جدول ۶، میزان بهبود دقت طبقه‌بندی با اجرای هر یک از روش‌های آزمون شده در این تحقیق ارائه شده است.

در جدول ۵، روش‌های پیشنهاد شده از منظر معیارهای بحث شده در بالا مورد مقایسه قرار گرفته‌اند، ستون آخر در هر مجموعه داده، رتبه کلی اخذ شده توسط هر یک از روش‌ها را نمایش می‌دهد، این رتبه از ضرب رتبه‌های اخذ شده در هر یک از معیارها به دست آمده است. اگر چه روش پیشنهادی دوم از نظر دقت طبقه‌بندی در داده‌های چند طیفی در رتبه دوم قرار دارد ولی در هر سه مجموعه داده، رتبه کلی نخست را به خود اختصاص داده است.

جدول ۵: رتبه‌بندی روش‌های آزمون شده در معیارهای مختلف و رتبه‌بندی کلی آنها

Table 5: Ranking criteria and overall ranking score of proposed methods

| روش Method | Dataset 1 مجموعه داده ۱ | | | | | Dataset 2 مجموعه داده ۲ | | | | | Dataset 3 مجموعه داده ۳ | | | | |
|--|----------------------------|-----------------------------------|--------------------------------------|---|--------------------------|----------------------------|-----------------------------------|--------------------------------------|---|--------------------------|----------------------------|-----------------------------------|--------------------------------------|---|--------------------------|
| | دقت Accuracy | زمان پردازش Computational Time | زمان پیش پردازش Prerequisite Time | تعداد ویژگی انتخاب شده Number of Selected Features | رتبه کلی Overall Rank | دقت Accuracy | زمان پردازش Computational Time | زمان پیش پردازش Prerequisite Time | تعداد ویژگی انتخاب شده Number of Selected Features | رتبه کلی Overall Rank | دقت Accuracy | زمان پردازش Computational Time | زمان پیش پردازش Prerequisite Time | تعداد ویژگی انتخاب شده Number of Selected Features | رتبه کلی Overall Rank |
| 2 nd proposed روش دوم | 2 | 1 | 3 | 1 | 6 | 2 | 1 | 3 | 1 | 6 | 1 | 1 | 3 | 1 | 3 |
| 1 st Proposed -Refine روش نخست (ویژگی‌های فیلتر شده) | 1 | 2 | 2 | 2 | 8 | 1 | 2 | 2 | 2 | 8 | 2 | 1 | 2 | 1 | 4 |
| 1 st Proposed -All روش نخست (کل ویژگی‌ها) | 2 | 2 | 1 | 3 | 12 | 2 | 2 | 1 | 2 | 8 | 3 | 1 | 1 | 2 | 6 |
| Simple GA ژنتیک ساده | 1 | 3 | 1 | 4 | 12 | 1 | 3 | 1 | 3 | 9 | 2 | 3 | 1 | 1 | 6 |

جدول ۶: بهترین دقت‌های به‌دست آمده از هر یک از حالت‌های طبقه‌بندی، محاسبه بهبود حاصل نسبت به روش طبقه‌بندی طیفی
Table 6: Accuracy improvement compared with using spectral bands (Sp: spectral bands; 1st refined: first proposed method with refined feature space; 2nd : second proposed method)

| | Dataset 1 مجموعه داده ۱ | | | | Dataset 2 مجموعه داده ۲ | | | | Dataset 3 مجموعه داده ۳ | | | |
|---|----------------------------|---------------------------|--|----------------------------|----------------------------|---------------------------|--|----------------------------|----------------------------|---------------------------|--|----------------------------|
| | SP طیف | One Texture تک بافت | 1 st Refined روش نخست | 2 nd روش دوم | SP طیف | One Texture تک بافت | 1 st Refined روش نخست | 2 nd روش دوم | SP طیف | One Texture تک بافت | 1 st Refined روش نخست | 2 nd روش دوم |
| Best Mean Accuracy بهترین دقت میانگین حاصل | 49.42 | 85.12 | 91.22 | 90.71 | 83.32 | 89.00 | 92.01 | 91.04 | 48.20 | 92.84 | 94.99 | 98.68 |
| Improvement بهبود نسبت به طیفی | - | 35.70 | 41.80 | 41.29 | - | 5.68 | 8.69 | 7.72 | - | 44.64 | 46.79 | 50.48 |

جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

انتخاب ویژگی‌های بهینه از بین ویژگی‌های بافتی قابل تولید از تصویر، دارای یک راه‌حل یکتا نیست و ترکیبات مختلف می‌توانند منجر به رسیدن به دقت مناسب طبقه‌بندی متناسب بسته به خصوصیات تصویر و کلاس‌های انتخاب شده، شوند. در این روند، طبقه‌بندی تصویر با بیشینه دقت و با کمترین زمان پردازشی اهمیت داشته و ویژگی‌های انتخاب شده مهم نیست.

روش‌های ارائه شده نسبت به روش ژنتیک ساده، قابلیت بهبود در افزایش دقت، زمان پردازشی و تعداد ویژگی انتخاب شده در ترکیب بهینه را دارند. در مقایسه نتایج به‌دست آمده از روش‌ها، می‌توان نتیجه‌گیری کرد که روش دوم ارائه شده منجر به دقت بهتر با انتخاب تعداد کمتر ویژگی است، البته این روش برای رسیدن به ترکیب بهینه نیازمند زمان اجرای بیشتری نسبت به روش ارائه شده نخست است.

مقایسه حالت‌های اجرای مختلف روش دوم ارائه شده، نشان می‌دهد که با استفاده از ۳ یا ۴ بهترین ویژگی‌ها، می‌توان به بهترین نتایج دست یافت، البته با توجه به زمان کمتر مورد نیاز جهت طی روند رسیدن به این ترکیب، حالت استفاده از ۳ ویژگی برتر توصیه می‌شود.

برای انتخاب بهترین ویژگی‌های تولید شده از تصاویر چند طیفی، روش دوم ارائه شده توصیه می‌شود. این روش به دلیل انتخاب تعداد ویژگی کمتر، برای طبقه‌بندی کل تصویر مناسب‌تر است. چرا که زمان پردازشی کمتری برای تولید ویژگی‌های بافتی در کل تصویر نیاز خواهد بود.

در صورتی که هدف از انتخاب ویژگی صرفاً رسیدن به بهترین دقت بوده و زمان محاسباتی صرف شده اهمیت نداشته باشد، روش اول پیشنهاد شده در حالت فضای ویژگی پالایش شده توصیه می‌شود.

جمع‌بندی موارد ارائه شده شامل این نکات است؛ کمی‌سازی بافت یکی از روش‌هایی است که می‌تواند به صورت قابل توجهی، منجر به افزایش دقت طبقه‌بندی گردد. الگوریتم ژنتیک پتاسیل خوبی برای استفاده به عنوان انتخابگر ترکیب بهینه ویژگی‌های تولید شده برای استفاده در طبقه‌بندی دارد. تعداد باندها و ابعاد تصویر در زمان پردازشی روش‌های ارائه شده تاثیر مستقیم دارد. به صورت کلی روش دوم ارائه شده برای رسیدن به بهترین نتایج با تعداد کمتر ویژگی توصیه می‌شود.

مشارکت نویسندگان

مقاله توسط یک نویسنده نگارش شده است، همچنین ارائه الگوریتم‌ها، پیاده‌سازی آن‌ها، آماده‌سازی داده‌های نمونه و اجرا و تولید نتایج توسط نویسنده صورت پذیرفته است.

تشکر و قدردانی

نویسنده مقاله، از مجموعه تلویس در کبک کانادا برای اخذ یکی از مجموعه داده‌های استفاده شده در این تحقیق سپاسگزاری می‌کند. همچنین از سازمان جنگل‌ها و مراتع ایران برای در اختیار قراردادن تصاویر هوایی و همچنین طبقه‌بندی دستی آن‌ها که به‌عنوان یکی از مجموعه داده‌های تصویر استفاده شد، قدردانی می‌گردد.

تعارض منافع

«هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.»

منابع و مأخذ

- [1] Fauvel M, Benediktsson JóA, Chanussot J, Sveinsson JR. Spectral and Spatial Classification of Hyperspectral Data Using SVMs and Morphological Profiles. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2008 Nov;46(11):3804–14.
- [2] Gaetano R, Scarpa G, Poggi G. Hierarchical Texture-Based Segmentation of Multiresolution Remote-Sensing Images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2009 Jul;47(7):2129–41.
- [3] Puig D, Angel Garcia M. Automatic texture feature selection for image pixel classification. Pattern Recognition. 2006 Nov;39(11):1996–2009.
- [4] Lin CH, Chen HY, Wu YS. Study of image retrieval and classification based on adaptive features using genetic algorithm feature selection. Expert Systems with Applications. 2014 Nov;41(15):6611–21.
- [5] Welikala RA, Fraz MM, Dehmeshki J, Hoppe A, Tah V, Mann S, et al. Genetic algorithm-based feature selection combined with dual classification for the automated detection of proliferative diabetic retinopathy. Computerized Medical Imaging and Graphics. 2015 Jul; 43:64–77.

- [20] Souza C. Mapping Forest degradation in the Eastern Amazon from SPOT 4 through spectral mixture models. *Remote Sensing of Environment*. 2003 Nov 15;87(4):494–506.
- [21] Lévesque J, King DJ. Spatial analysis of radiometric fractions from high-resolution multispectral imagery for modelling individual tree crown and forest canopy structure and health. *Remote Sensing of Environment*. 2003 Apr;84(4):589–602.
- [22] Akbari D, Akbari V. Object-based classification of hyperspectral images based on weighted genetic algorithm and deep learning model. *Applied Geomatics*. 2023; 15, 227–238.
- [23] Akbari D, Rokni K. Spectral-spatial classification of hyperspectral images based on nonlinear principal component analysis and deep learning models. *International Journal of Remote Sensing*. 2023; Volume 23.
- [24] Zhu W, Yang X, Liu R, Zhao C. A new feature extraction algorithm for measuring the spatial arrangement of texture Primitives: Distance coding diversity. *International journal of applied earth observation and geoinformation*. 2024 Mar 1; 127:103698–8.
- [6] Ruiz LA, Fdez-Sarría A, Recio JA. Texture feature extraction for classification of remote sensing data using wavelet decomposition: a comparative study. 20th ISPRS Congress. 2004; Vol. 35. No. part B.
- [7] Castleman KR. *Digital Image Processing*. Pearson; 1996.
- [8] Theodoridis S, Konstantinos Koutroumbas. *Pattern recognition*. Amsterdam Elsevier/Acad. Press [20]11.
- [9] Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I. Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems*, 1973 Nov; SMC-3(6):610–21.
- [10] Laws, K. *Textured lage Segmentation*. 1980; Ph.D Dissertation, University of South California.
- [11] Pratt WK. *Digital image processing: PIKS Scientific inside*. Hoboken, N.J.: Wiley-Interscience; 2007.
- [12] Yu S, De Backer S, Scheunders P. Genetic feature selection combined with composite fuzzy nearest neighbor classifiers for hyperspectral satellite imagery. *Pattern Recognition Letters*. 2002 Jan;23(1-3):183–90.

معرفی نویسنده

AUTHOR(S) BIOSKETCHES



حامد عاشوری، استادیار گروه مهندسی

نقشه‌برداری در دانشکده فنی مهندسی دانشگاه آزاد واحد قزوین می‌باشند. ایشان مدارک کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکتری خود را در رشته مهندسی عمران-نقشه‌برداری، مهندسی عمران-سنجش از دور و نقشه‌برداری

گرایش سنجش از دور بترتیب در سال‌های ۱۳۸۲، ۱۳۸۵ و ۱۳۹۸ از دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی تهران دریافت نمودند. فعالیت‌های پژوهشی ایشان در زمینه استخراج اطلاعات از تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا و همچنین کاربردهای سنجش از دور در مدیریت پروژه‌های عمرانی و مستندسازی مکان محور است. ایشان علاوه بر تدریس در رشته ژئوماتیک، به‌صورت تخصصی در زمینه مطالعه، توسعه، استقرار و گسترش استفاده از سامانه‌های اطلاعات مکانی سازمانی فعالیت دارند. زمینه‌های تخصصی ایشان عبارتند از: پردازش تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا، کاربرد سنجش از دور در طبقه‌بندی جنگل، توسعه کاربردهای فتوگرامتری هوایی و توسعه کاربردهای ژئوماتیک در فعالیت‌های عمرانی، اجرایی و سازمانی است.

Ashoori H., Assistant professor, Department of Geomatics Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran

✉ ashoori@qiau.ac.ir

[13] Feature selection using genetic algorithm for classification of schizophrenia using fMRI data. *Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*. 2015;3(1).

[14] Singh DAAG, Leavline EJ, Priyanka R, Priya PP. Dimensionality Reduction using Genetic Algorithm for Improving Accuracy in Medical Diagnosis. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*. 2016 Jan 8;8(1):67–73.

[15] Liang Y, Zhang M, Browne WN. Image feature selection using genetic programming for figure-ground segmentation. 2017; *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Volume 62: 96-108.

[16] <http://www.grss-ieee.org/community/technical-committees/data-fusion/>, 2014 IEEE GRSS Data Fusion Contest. Online.

[17] Boyd DS, Foody GM, Ripple WJ. Evaluation of approaches for forest cover estimation in the Pacific Northwest, USA, using remote sensing. *Applied Geography*. 2002 Oct;22(4):375–92.

[18] Joshi C, Leeuw JD, Skidmore AK, Duren IC van, van Oosten H. Remotely sensed estimation of forest canopy density: A comparison of the performance of four methods. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2006 Jun;8(2):84–95.

[19] Cross A, Settle JJ, Drake N, R. Päivinen. Subpixel measurement of tropical forest cover using AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*. 1991 May 1;12(5):1119–29.

Citation (Vancouver): Ashoori H. [Improving Classification Accuracy of High Spatial Resolution Images by Using Texture Quantization and Genetic Feature Selection]. *J. RS. GEOINF. RES.* 2024; 2(1): 155-168

 <https://doi.org/10.22061/jrsgr.2024.10880.1065>



COPYRIGHTS

© 2024 The Author(s). This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)