



شناسایی آماری الگو مبتنی بر استنتاج فازی ویژگی‌های بهینه طیفی-مکانی

مصطفی برهانی^{۱*}

پژوهشکده اعجاز قرآن، دانشگاه شهید بهشتی، تهران^۱

چکیده

محاسبات نرم مبتنی بر ویژگی‌های طیفی و مکانی برای تحلیل تصاویر ابرطیفی معرفی می‌شود. در سامانه پیشنهادی پس از پیش پردازش سه مرحله شامل ساخت نقشه‌های احتمالاتی اولیه، فیلترگذاری نقشه‌های احتمالاتی و پیش پردازش بر اساس بیشینه احتمال به طبقه بندی مبتنی بر محاسبات نرم اعمال می‌شود. در سامانه پیشنهادی این مقاله، برخی از ویژگی‌های طیفی و مکانی تصاویر سنجش از دور پیش پردازش شده، به سیستم استنتاج فازی ممدانی عرضه می‌شود. ویژگی‌های بهینه برای اعمال به سیستم استنتاج فازی توسط بکارگیری الگوریتم ژنتیک و SVM انتخاب می‌شوند. کارایی روش شناسایی الگوی پیشنهادی به استفاده چندین داده واقعی و چندین معیار ارزیابی می‌شود. نتایج بدست آمده کارایی نشانگر کارایی روش پیشنهادی در طبقه بندی تصاویر ابرطیفی با استفاده از ویژگی‌های طیفی - مکانی و الگوریتم‌های هوش محاسباتی است.

کلمات کلیدی: محاسبات نرم، تصاویر ماهواره ای، استنتاج فازی، ویژگی‌های طیفی - مکانی، شناسایی الگو

تاریخچه مقاله:

تاریخ ارسال: ۹۸/۱۰/۰۱

تاریخ اصلاحات: ۹۸/۱۲/۰۱

تاریخ پذیرش: ۹۸/۱۲/۱۵

تاریخ انتشار: ۹۸/۱۲/۲۰

Keywords:

Online social network
Information retrieval
Recommender system

Pattern Recognition based on Fuzzy Inference of Spectral-Spatial Features

Mostafa Borhani^{1*}

Shahid Beheshti University, Tehran¹

Abstract

Soft computing based on spectral spatial features are introduced by this paper to analyze hyperspectral images. In the proposed pattern recognition algorithm, after pre-processing, three pre-processing steps are applied, including the construction of initial probability maps, filtering of probabilistic maps, and maximizing the probability to the soft computing classification class. In this article, some of the spectral and spatial features of pre-processed remote sensing images are offered to the Mamdani fuzzy inference system. The optimal features for applying to the fuzzy inference system are selected using the genetic algorithm and SVM. The efficiency of the proposed pattern recognition algorithm is assessed using some real datasets and several evaluation criteria. The empirical results efficiently show the performance of the proposed method in classifying hyperspectral and computational intelligence algorithms.

روش ارجاع به مقاله:

شناسایی آماری الگو مبتنی بر استنتاج فازی ویژگی‌های بهینه طیفی - مکانی، م. برهانی، دو فصلنامه محاسبات و سامانه‌های توزیع شده، سال دوم، شماره دوم، شماره پیاپی ۴، سال ۱۳۹۸، ص ۱۳۱ تا ۱۴۰



ساختار ادامه این مقاله به شرح زیر است: در فصل دوم با روشهای تهیه نقشه طبقه بندی توسط الگوریتم های هوش محاسباتی آشنا می شویم و روش پیشنهادی محاسبات نرم مبتنی بر ویژگی های طیفی - مکانی در فصل سوم ارائه می شود. جزئیات و نتایج پیاده سازی روش پیشنهادی و سایر روشهای رقیب و پایه در فصل چهارم ارائه شده است و پس از بحث و بررسی، جمع بندی در فصل پنجم خاتمه بخش مقاله است.

۲ - ساختار پیشنهادی و پیش پردازش ویژگی ها

در این فصل علاوه بر ساختار طبقه بند تصاویر ابرطیفی با روش های پیشنهادی برای پیش پردازش داده ها برای استفاده در الگوریتم های محاسبات نرم آشنا می شویم. ساختار کلی و روش پیشنهاد در شکل ۱ نمایش داده شده است. روند انجام کار را می توان به صورت زیر خلاصه کرد:

- انجام پیش پردازش ها
- محاسبه ویژگی های طیفی و مکانی برای تصویر قبل و بعد از حادثه
- تفریق ویژگی های طیفی و مکانی تصاویر ابرطیفی بعد و قبل از حادثه یا تغییر.
- استخراج تغییرات با استفاده از داده های کمکی
- تعیین پارامترهای بهینه با استفاده از الگوریتم ژنتیک و SVM
- ارزیابی ترکیب پارامترهای بهینه با استفاده از سیستم استنتاج فازی ممدانی [6]

مشخص می کنند. فرض می شود $\mathcal{L} \equiv \{1, \dots, K\}$ مجموعه ای از برچسب های کلاس است و $\mathcal{X} \equiv (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^{d \times n}$ تصویری را نشان می دهد که پیکسل های آن بردارهای علامت d بُعدی هستند. همچنین تصور می شود که $\mathcal{Y} \equiv (y_1, \dots, y_n) \in \mathbb{R}^{d \times n}$ تصویری از برچسب های کلاس را نشان می دهد. هدف طبقه بندی تصویر ابرطیفی برای هر پیکسل $i \in S$ این است که برچسب کلاس $y_i \in \mathcal{L}$ را از بردارهای علامت $x_i \in \mathbb{R}^d$ (از این پس به نام بردارهای طیفی نامیده می شوند) استنباط کند. از سوی دیگر، هدف طبقه بندی طیفی - مکانی تصویر ابرطیفی این است که مجموعه ای از پیکسل های تصویر S را به گونه ای به $R_i \subset S$ برای $i = 1, \dots, K$ که بعضاً ناحیه نامیده می شوند، افراز کند که پیکسل های تصویر در هر مجموعه از R_i به گونه ای نزدیک باشند (یادآوری: افراز S ، مجموعه ای از مجموعه های $R_i \subset S$ برای $i = 1, \dots, K$ است که در آن $U_{i=1}^K R_i = S$ و $R_i \cap R_j = \emptyset, i \neq j$). طبقه بندی نظارت شده مجموعه داده های با ابعاد بالا مانند تصاویر ابرطیفی با داده های آموزشی محدود به علت پدیده نفرین ابعاد [4]، دشوار است. بنابراین توسعه روش های پیشرفته تفسیر داده ها که قابلیت مواجهه با مجموعه داده های با ابعاد بالا و نمونه های آموزشی محدود را دارند، لازم است.

روش های طیفی - مکانی محاسبات نرم، ترکیب الگوریتم ژنتیک، SVM و استنتاج فازی [5] راهکاری نوین برای برای کاربردهای سنجش از دور تصاویر ابرطیفی هستند. در این مقاله به کاربردهای روش های محاسباتی نرم با استفاده از ویژگی های طیفی - مکانی تصاویر ابرطیفی پرداخته می شود.

۲-۲- فیلترگذاری نقشه های احتمالاتی

اگر اطلاعات مکانی در نظر گرفته نشود، نقشه های احتمالاتی نوپزدار بوده و همتراز با مرزهای شی واقعی نخواهد بود. برای حل این مشکل، نقشه های احتمالاتی توسط فیلترگذاری حفظ لبه، بهینه سازی می شوند. بالأخص، احتمالات بهینه شده به صورت میانگینی وزن دار از احتمالات همسایگی اش، مدل سازی می شوند.

$$p'_{i,n} = \sum_j W_{i,j}(I) p_{j,n} \quad (1)$$

وزن فیلترگذاری W ، به صورتی که فیلتر، لبه های یک تصویر مرجع مشخص I را حفظ نماید انتخاب می شود.

۲-۳- پیش پردازش بر اساس بیشینه احتمال

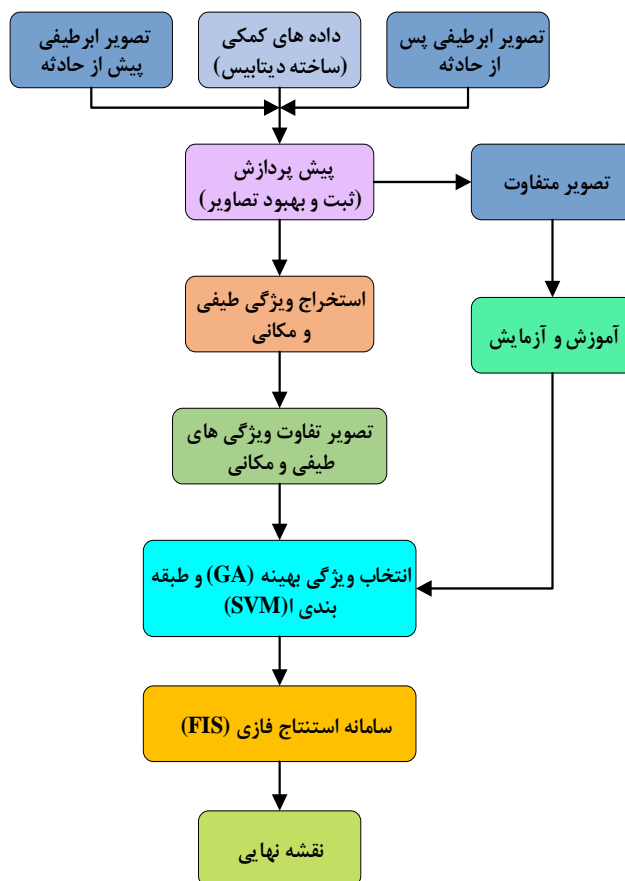
زمانی که نقشه های احتمالاتی فیلتر می شوند، برچسب پیکسل i می تواند به سادگی در حالت بیشینه احتمال به صورت زیر انتخاب بشود:

$$\hat{c}_i = \arg \max_n p'_{i,n} \quad (7)$$

این گام در تغییر احتمال نقشه های p'_n به نتیجه طبقه بندی نهایی یعنی \hat{C} کمک مینماید.

۳- انتخاب ویژگی های بهینه توسط الگوریتم ژنتیک و SVM و طبقه بندی با سیستم استنتاج فازی ممدانی

نتیجه حاصل شده از بررسی مطالعات مشابه حاکی از آن است که طبقه بندی تصاویر ابرطیفی و سنجش از دور توسط هوش مصنوعی و شناسایی آماری الگو از مشاهده و بررسی چشمی تصاویر دقت و سرعت عمل بالاتری دارد.



(شکل-۱): طبقه بندی طیفی - مکانی مبتنی بر محاسبات نرم

پیش پردازش لازم برای اعمال روش های هوش محاسباتی را می توان در سه گام پیشنهاد داد:

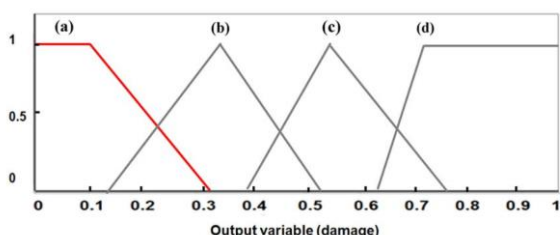
۱-۲- ساخت نقشه های احتمالاتی اولیه

نقشه طبقه بندی اولیه C را می توان از طریق طبقه بندی پیکسلی به دست آورد. در این مقاله، نقشه طبقه بندی پیکسلی، با کمک نقشه های احتمالاتی نمایش داده می شود یعنی، $P = (p_1, \dots, p_n)$ که در آن، $p_{i,n} \in [0, 1]$ ، احتمال اولیه تعلق پیکسل i به کلاس n ام است.

$$\begin{aligned} \text{Homogeneity:} & \quad \frac{(j - \mu)^2 P[i, j]}{\sum_i^M \sum_j^M \frac{P[i, j]}{1+i-j}} & (3) \\ \text{Contrast:} & \quad \sum_i^M \sum_j^M (i - j)^2 P[i, j] & (4) \\ \text{Dissimilarity:} & \quad \sum_i^M \sum_j^M |i - j| P[i, j] & (5) \\ \text{Second moment:} & \quad \sum_i^M \sum_j^M P[i, j]^2 & (6) \\ \text{Entropy:} & \quad - \sum_i^M \sum_j^M P[i, j] \log P[i, j] & (7) \\ \text{Correlation:} & \quad \frac{\sum_i^M \sum_j^M (ij) P[i, j] - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} & (8) \end{aligned}$$

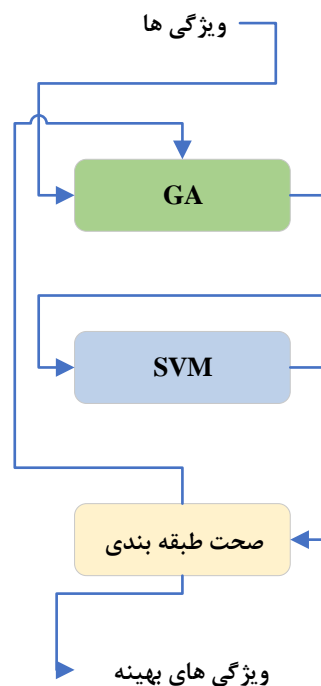
سیستم استنتاج فازی فرایند نگاشت برخی از متغیرهای ورودی به یک متغیر خروجی با استفاده از منطق فازی است که دارای سه مرحله اصلی فازی سازی، نتیجه گیری و غیرفازی سازی است. فازی سازی شامل فازی کردن متغیرهای ورودی و اختصاص درجه عضویت به هر یک از پارامترهاست. قواعد فازی با ترکیب درجه عضویت ورودی‌ها به نسبت درجه تخریب ساختمان‌ها ارزیابی می‌شود. سپس خروجی غیر فازی بر مبنای میزان تغییرات ناشی از حادثه حاصل می‌شود.

برای ایجاد یک نقشه تغییرات، ویژگی های بهینه طیفی - مکانی به سیستم استنتاج فازی ممدانی می‌شود. توابع عضویت استفاده شده برای فرایند غیر فازی سازی و فازی سازی در شکل ۳ و ۴ به ترتیب نمایش داده شده است.



(شکل-۳): توابع غیر فازی سازی

در روش پیشنهادی برای انتخاب ویژگی های بهینه از الگوریتم ژنتیک و طبقه بند SVM استفاده شده است. در روش پیشنهادی، مجموعه بهینه ای از پارامتر مکانی با استفاده از الگوریتم ژنتیک انتخاب شدند و نهایتاً دقت طبقه بندی با استفاده از SVM بررسی شده است. SVM به عنوان یک روش طبقه بندی نظارت شده قدرتمند شناخته شده است که در آن می‌توان نتایج دقیقی را با استفاده از تعداد محدودی از داده‌های آموزشی بدست آورد. روند استفاده از الگوریتم ژنتیک و SVM جهت انتخاب پارامترهای بهینه در شکل ۲ نمایش داده شده است.



(شکل-۲): روند انتخاب ویژگی های بهینه

برخی از ویژگی های مکانی پر استفاده در تحلیل های مکانی داده های سنجش از دور به صورت زیر است:

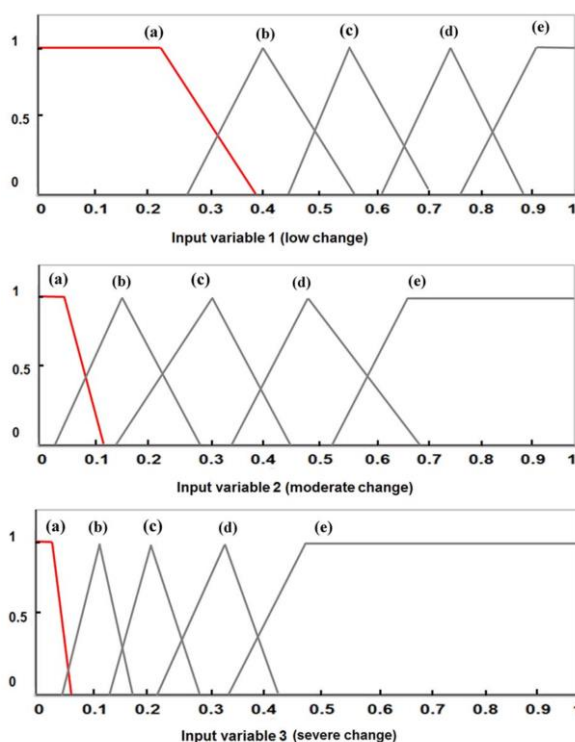
$$\begin{aligned} \text{Mean:} & \quad \frac{1}{2} \sum_i^M \sum_j^M (iP[i, j] + jP[i, j]) & (1) \\ \text{Variance:} & \quad \frac{1}{2} \sum_i^M \sum_j^M ((i - \mu)^2 P[i, j] + & (2) \end{aligned}$$

زمینی و نقشه ۱:۲۰۰۰ منطقه تکمیل شدند [11]. شایان ذکر است که هر دو فرایند تهیه نقشه کمکی به صورت چشمی انجام شده است.

در شناسایی مناطق آسیب دیده پس از زلزله پارامترهای بافتی به دلیل آنکه قادرند وابستگی مکانی پیکسل‌ها را در تصاویر شناسایی کند از اهمیت بالایی برخوردارند. در تحلیل‌های بافتی اغلب از ماتریس‌های GLCM استفاده می‌شود. برای محاسبه مقادیر بافتی از یک پنجره ۵*۵ در جهت‌های ۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه روی تصویر استفاده شده است. سپس تصویر اختلاف مقادیر بافتی با تفریق مقادیر هر بافت از تصویر قبل و بعد از زلزله حاصل گردید.

از فرآیند SVM برای شناسایی میزان تغییر/تخریب پیکسل‌های سقف ساختمان‌ها در سه کلاس تخریب کم، متوسط و شدید استفاده شده است. در این مقاله از تابع کرنل RBF^1 استفاده شده است. تعیین میزان تخریب ساختمانها در سه کلاس ذکر شده با ارزیابی میزان تاثیر ویژگی های بافتی بر روی ساختمان‌ها تعیین می‌شود. تعیین درجه عضویت این پارامترهای بافتی با استفاده از سیستم استنتاج فازی انجام می‌شود.

نتیجه مرحله طبقه بندی نمایش الگوی تغییر هر ساختمان در سه کلاس مجزای کم، متوسط و شدید است. توابع عضویت برای متغیرهای ورودی و خروجی برای ۲۵ ساختمان از مجموع ۸۲۰ ساختمان که وضعیت تخریبشان در داده‌های کمکی تعیین شده است بطور نمونه اجرا گردید. این دسته بندی میزان



(شکل-۴): توابع فازی سازی

۳ - پیاده سازی

داده‌های مورد استفاده در این مقاله تصاویر ماهواره ای قبل و بعد از زلزله بم با قدرت تفکیک بسیار بالا از ماهواره QuickBird مربوط به ۳۰ سپتامبر ۲۰۰۳ و ژانویه ۲۰۰۴ [7] به همراه نقشه ساختمان‌های منطقه استفاده شده است [8]. با در نظر گرفتن بیابانی بودن منطقه و نیز روزهای تصویر برداری شده تغییرات قابل توجهی در پوشش گیاهی مشاهده نشد [9]. برای ارزیابی تغییرات طبقه بندی شده از نقشه کمکی حاوی اطلاعات وضعیت تخریب منطقه استفاده شده است [10].

ابتدا، ساختمان‌ها با استفاده از داده‌های کمکی از تصاویر ماهواره ای استخراج شدند. نقشه داده های کمکی قبلا از طریق تفسیر چشمی تصاویر ماهواره ای مربوط به زلزله بم استخراج و با استفاده از داده‌های

¹ Radial Basis Function

تفکیک هستند. به همین دلیل این دو کلاس نیز با هم ترکیب شده اند. این نوع طبقه بندی به سه کلاس بدون تخریب یا کم، متوسط و شدید بطور گسترده در مطالعات مدیریت بحران مورد استفاده قرار گرفته است.

پارامترهای الگوریتم ژنتیک با اندازه جمعیت ۵۰، نرخ تقاطع ۸۰ درصد و نرخ تحول ۵ درصد تنظیم شده است. در پیاده سازی SVM مجموع داده های آموزشی ۵۰۰ و تعداد کل پیکسل در هر کلاس ۱۵۰۰ در نظر گرفته شده است. هر پیکسل بخش کوچکی از ساختمانها را نمایش می دهد که با درجه تخریب مشخص شده است. این پیکسلها از تصویر حاصل از تفریق دو داده قبل و بعد بدست می آیند. با استفاده از SVM و سه ویژگی بهینه منتخب، تصویر به سه کلاس تخریب کم، متوسط و شدید تقسیم شده است. شکل ۵ وضعیت هر ساختمان در سه کلاس فوق بصورت مجزا را نمایش می دهد.



(شکل-۵): وضعیت ساختمان ها در سه کلاس تخریب

تخریب بر اساس مقیاس EMS-98 [12] و مطابق با جدول ۱ به شرح ذیل است.

(جدول-۱): طبقه بندی میزان تخریب [12]

الگوی تخریب	سطح تخریب
	D1 یا درجه ۱: جزئی و ناچیز (بدون آسیب ساختاری، آسیب جزئی غیر ساختاری)
	D2 یا درجه ۲: متوسط (خسارت ساختاری جزئی، آسیب غیر ساختاری متوسط)
	D3 یا درجه ۳: قابل توجه به سمت سنگین (آسیب ساختاری متوسط، خسارت غیر ساختاری سنگین)
	D4 یا درجه ۴: خیلی سنگین (آسیب ساختاری سنگین، خسارت غیر ساختاری خیلی سنگین)
	D5 یا درجه ۵: مخرب (آسیت ساختاری خیلی سنگین، در نهایت نزدیک به فروپاشی)

در تهیه نقشه تخریب با استفاده از تفسیر بصری تصاویر ابرطیفی کلاس D1 و D2 به دلیل غیر ممکن بودن تشخیص وضعیت آنها از یکدیگر، ترکیب شده اند. برای کلاس D2 برخی تغییرات را می توان بصورت چشمی مشاهده کرد اما قابل آشکارسازی در این سیستم نیست زیرا در تصویر ماهواره ای این تغییرات از سقف ساختمان بررسی می شود. آثار تخریب اطراف ساختمانها آشکار کننده وضعیت تخریب در کلاس D3 است. اما در استخراج ساختمانها، پیکسلهای اطراف ساختمان حذف شده اند. همچنین ما فرض را بر شناسایی درجه تخریب بر اساس میزان تخریب مشاهده شده از سقف ساختمانها گذاشته ایم. درجه D4 و D5 به علت شدت بالاتر تخریب غیر قابل



پیکسلها در ماتریس درهم ریختگی محاسبه شده است. ضریب کاپا (Kappa) از تقسیم تعداد نمونه هایی که بطور صحیح در هر کلاس تقسیم بندی شده است با در نظر گرفتن خطای هر کلاس و نیز مجموع نمونه ها محاسبه می شود. دقت فرایند (PA)^۲ نیز با تقسیم تعداد پیکسلهای دسته بندی شده در هر کلاس نسب به کل پیکسل های آن کلاس محاسبه می شود. دقت کاربر (UA)^۳ احتمالی که یک پیکسل روی تصویر آن کلاس را روی زمین نشان می دهد به نسبت تعداد پیکسل هایی که بطور صحیح ارزیابی شده اند در هر کلاس به نسبت کل پیکسل هایی که صحیح دسته بندی شده اند سنجیده می شود [13].

با در نظر گرفتن دقت شناسایی درجه تخریب مقادیر کلاس های D1D2 و D3 به نسبت D4D5 این نتیجه حاصل می شود که این مدل برای شناسایی درجه تخریب های پائین از دقت کمتری برخوردار است که با توجه به محتمل بودن آشکارسازی تخریب های بیشتر این نتیجه منطقی است.

برای نمایش درجه تخریب بصورت باینری (تخریب و عدم تخریب درجات تخریب ۱، ۲، و ۳ با هم ترکیب شده و تحت کلاس تخریب نشده تعریف گردید و درجه تخریب ۴ و ۵ نیز به عنوان کلاس تخریب شده تعریف شد. بر این اساس مجدداً دقت مدل ارزیابی و دقت فرایند برای کلاس تخریب نشده ۸۶ درصد و برای تخریب شده ۹۱ درصد بدست آمد و دقت کاربر به ترتیب ۸۹ و ۸۸ درصد حاصل شد. دقت کلی مدل نیز بر این اساس ۸۹ درصد بدست آمد که بطور قابل قبولی دقت بالایی را نمایش می دهد.

جدول ۲ درصد تخریب تعدادی ساختمان نمونه را در سه کلاس طبقه بندی شده بیان می کند.

(جدول-۲): درصد تخریب ساختمان های نمونه

تغییرات شدید	تغییرات متوسط	تغییرات پایین	نمونه اثر ساختمان
٪۰	٪۰	٪۱۰۰	
٪۰	٪۱۸	٪۸۲	
٪۴	٪۵	٪۹۱	
٪۱۴	٪۲۲	٪۶۴	
٪۴۵	٪۳۴	٪۲۱	

خروجی این سیستم فازی باید پس از نتیجه گیری، غیر فازی شده و به نتیجه واقعی تبدیل شود. دقت کلی این روند با تقسیم پیکسل هایی که بطور صحیح دسته بندی شده اند با مجموع پیکسل ها در ماتریس ابهام محاسبه شده است که در جدول ۳ آمده است.

(جدول-۳): ماتریس درهم ریختگی

ماتریس درهم ریختگی	روش پیشنهادی				مجموع	PA
	D1 D2	D3	D4D5	D4D5		
D1 D2	۹۵۴	۵۰۸	۷۳	۱۵۳۵	۰,۶۲	داده مرجع
D3	۸۹۳	۲۱۳۵	۶۵۰	۳۶۷۸	۰,۵۸	
D4 D5	۳۲	۵۳۹	۵۵۱۰	۶۰۸۱	۰,۹۱	
مجموع	۱۶۵۷	۳۲۱۴	۶۴۲۳		OA = 0.76	
UA	۰,۵۸	۰,۶۶	۰,۸۶		Kappa = 0.59	

دقت کلی (OA)^۱ با تقسیم پیکسل هایی که بطور صحیح طبقه بندی شده اند به نسبت تعداد کل

² Process Accuracy

³ User Accuracy

¹ Overall Accuracy



spectral framework for remote sensing image classification." Earth Science Informatics (2019): 1-15.

- [4] Houghes, G. F. "On the mean accuracy of statistical pattern recognition." *IEEE Trans. Inform. Theory* 14, no. 1 (1968): 55-63.
- [5] Zadeh, Lotfi A. "Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility." *Fuzzy sets and systems* 100 (1999): 9-34.
- [6] Mamdani, Ebrahim H., and Sedrak Assilian. "An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller." *In Readings in Fuzzy Sets for Intelligent Systems*, pp. 283-289. Morgan Kaufmann, 1993.
- [7] "Citadel of Bam, Iran: QuickBird Satellite Images Before and After the Earthquake." <http://dsr.nii.ac.jp/bam/before-after.html.en> (accessed Apr. 10, 2020).
- [8] Hoffmann, Jörn. "Mapping damage during the Bam (Iran) earthquake using interferometric coherence." *International Journal of Remote Sensing* 28, no. 6 (2007): 1199-1216.
- [9] Huyck, Charles K., Beverley J. Adams, Sungbin Cho, Hung-Chi Chung, and Ronald T. Eguchi. "Towards rapid citywide damage mapping using neighborhood edge dissimilarities in very high-resolution optical satellite imagery—Application to the 2003 Bam, Iran, earthquake." *Earthquake Spectra* 21, no. S1 (2005): 255-266.
- [10] Mansouri, Babak, and Yaser Hamednia. "A soft computing method for damage mapping using VHR optical satellite imagery." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 8, no. 10 (2015): 4935-4941.
- [11] Gusella, Luca, Beverley J. Adams,

۵ - نتیجه گیری و پژوهش های آتی

در این تحقیق روش جدیدی مبتنی بر محاسبات نرم با استفاده از الگوریتم ژنتیک، SVM و سامانه استنتاج فازی ممدانی برای تحلیل طیفی - مکانی تصاویر ابرطیفی ارائه شده است. الگوریتم ژنتیک و SVM بطور همزمان برای انتخاب ویژگی های بهینه استفاده شده اند. سیستم استنتاج فازی با استفاده از توابع عضویت و نتایج مربوطه را توسط ویژگی های بهینه برای تحلیل طیفی - مکانی تصاویر ابرطیفی، استنتاج کند. سامانه پیشنهادی توسط مجموعه داده واقعی و تعدادی از معیارهای ارزیابی، مورد بررسی قرار گرفت که خوشبختانه موفق به ارائه نتایج قابل قبولی شد. برخی از خطاها در تحلیل تصاویر ابرطیفی حتی با بکارگیری ویژگی های طیفی - مکانی و الگوریتم های پیشرفته هوش محاسباتی، همچنان اجتناب ناپذیر هستند و تا حدی به تفسیر بصری وابسته است. امید است کارهای آینده با ارائه طبقه بندی های محاسباتی و استفاده از سامانه های توزیع شده به نتایج مفیدتری نائل آیند.

۶ - مراجع

- [1] Borhani, Mostafa, and Hassan Ghassemian. "Kernel multivariate spectral-spatial analysis of hyperspectral data." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 8, no. 6 (2015): 2418-2426.
- [2] Borhani, Mostafa, and Nima Ghasemloo. "Soft Computing Modelling of Urban Evolution: Tehran Metropolis."
- [3] Borhani, Mostafa. "Consecutive spatial-



محاسباتی و داده کاوی برخی از فعالیتهای اخیر وی در زمینه های کاربردی یادگیری ماشین است. ایشان از سال ۱۳۹۵ تا کنون عضو هیئت علمی دانشگاه شهید بهشتی است و در زمینه قرآن کاوی رایانشی فعالیت می نماید.

Gabriele Bitelli, Charles K. Huyck, and Alessandro Mognol. "Object-oriented image understanding and post-earthquake damage assessment for the 2003 Bam, Iran, earthquake." Earthquake Spectra 21, no. S1 (2005): 225-238.

[12] "EMS-98 (European Macroseismic Scale)." <https://www.gfz-potsdam.de/en/section/seismic-hazard-and-risk-dynamics/data-products-services/ems-98-european-macroseismic-scale/> (accessed Apr. 10, 2020).

[13] Duda, Richard O., Peter E. Hart, and David G. Stork. *Pattern classification*. John Wiley & Sons, 2012.

مصطفی برهانی، متخصص استراتژی های سازمانی، تحصیلات کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی برق با گرایش الکترونیک دیجیتال را به ترتیب در سالهای ۱۳۸۱



و ۱۳۸۳ از دانشگاه صنعتی شریف، و در سال ۱۳۹۴ دکتری مخابرات سیستم را به اتمام رساند. وی همکاری خود را پس از انجام چندین پروژه در بخش خصوصی، به مشارکت های دولتی خصوصی های توسعه داد و پس از مدیریت و مشاوره در چندین ابرپروژه ملی مانند شبکه انتقال نوری کشور برنامه پنجم توسعه، به عنوان مدیرکل راهبری اپراتورها به توسعه تلویزیون های تعاملی و خدمات برخط در فضای مجازی ادامه داد. پیشینه حرفه ای وی شامل فعالیت های علمی، پژوهشی و اجرایی در پیشبرد شبکه های پیشرفته نوری و توسعه شبکه های دسترسی، توسعه روابط بین الملل و تجاری سازی محصولات دانش بنیان است. هوش مصنوعی، هوش