# روشی جدید برای افزایش دقت مکانی تصاویر سنجش از دور با استفاده از جدول جستجو

منصور زینلی [1] و حسن قاسمیان*[2]

[1] دانشکده مهندسی برق، واحد علوم تحقیقات تهران، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

[2] آزمایشگاه پردازش تصویر و آنالیز اطلاعات، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

## چکیده

**پژوهش‌های مختلفی برای افزایش دقت مکانی تصاویر با هدف تجزیه پیکسل‌های مخلوط در سنجش از دور انجام شده است. این روش‌ها و مشکلات پیش رو در این پژوهش بررسی خواهند شد. در ادامه مبحث جدیدی برای افزایش دقت مکانی تصاویر پیشنهاد خواهد شد. در این روش یک تصویر با دقت مکانی کمتر، از تصویر ورودی استخراج می‌شود که همانند یک جدول جستجو عمل می‌کند. با تعریف یک معیار برای شباهت بهینه پیکسل‌ها در دو تصویر، برای هر پیکسل از تصویر ورودی یک پیکسل مشابه در جدول جستجو می‌یابیم. نشان خواهیم داد که پیکسل‌های مشابه در دو تصویر، دارای یک ساختار مشابه از زیرپیکسل‌های تشکیل‌دهندهٔ آن پیکسل هستند. با استفاده از این روش هر پیکسل مخلوط به تعدادی زیرپیکسل که اغلب خالص هستند، تجزیه خواهد شد. شبیه‌سازی‌های انجام‌شده بر روی اطلاعات ساختگی و واقعی نشان‌دهندهٔ بهبود شاخص‌های طبقه‌بندی توسط روش پیشنهادی و تجزیه بهتر پیکسل‌های مخلوط، نسبت به روش‌های قابل مقایسه است.**

**واژگان کلیدی: افزایش دقت مکانی، زیرپیکسل، جدول جستجو، تجزیه پیکسل‌های مخلوط**

# A Novel Method for Increasing the Spatial Resolution of Remote Sensing Images Using Lookup Table

**Mansoor Zeinali[1] & Hassan Ghassemian*[2]**

[1] Department of Electrical Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

[2] Image processing and Information Analysis Lab, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

## Abstract

**Different methods have been proposed to increase the image spatial resolution by mixed pixels decomposition. These methods can be divided into two groups. Some research have been attempted to obtain percentages of sub pixels and the other try to obtain their locations. These methods and their problems will be examined in this study. Common methods are reviewed with more emphasis. Finally, a new method for increasing the spatial resolution will be proposed to resolve some deficiencies of existing methods. Especially this method, instantly takes percentages and locations of mixed pixels end members without no use of additional information. This method applies a proper lookup table, which is derived from ian input image. By defining a similarity metric function, we obtain a similar pixel for every input pixel. These similar pixels have equal sub pixel structures; hence, an input pixel will be decomposed to a proper set of sub pixels. In the high quality images, these sub pixels usually, belong to pure classes. This proposed method is examined on**

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.19 ]

**four sets of artificial and real data. First we degrade these data sets by averaging filtering, and then we restore degraded data, using this method and two other methods. One of these methods is a hard classification and the other is a combination of fuzzy c-means and direct method to obtain percentages and locations of sub pixels respectively. We obtain percent of correction classification and KAPPA criterions for these methods. Simulation results on artificial, real data show a good sub pixels decomposition performance of proposed method relative to those of other comparable methods. By particular, this method shows at least 7% of improvement in artificial and 2% in real data relative to other methods.**

**Keywords: spatial resolution, change the image scale, lookup table, subpixel decomposition**

## ۱- مقدمه

مشکل بزرگی که اغلب تصاویر با کیفیت پایین دارند، وجود بیش از یک نوع طبقهٔ پوشش زمین در یک پیکسل است که به‌نام پیکسل مخلوط شناخته می‌شود. این مشکل زمانی رخ می‌دهد که ابعاد پیکسل از ابعاد طبقه‌های موجود در آن (زیرپیکسل) بزرگتر بوده یا طبقه‌ها در هم ادغام شده باشند.

پیکسل‌های مخلوط تأثیر زیادی در میزان دقت اطلاعات اکتسابی از تصاویر ماهواره‌ای، به‌خصوص در طبقه‌بندی مرسوم (طبقه‌بندی سخت) که هر پیکسل نمایش‌دهنده یک طبقه است، دارند. درنتیجه برای افزایش دقت طبقه‌بندی اطلاعات، نیاز به افزایش دقت مکانی با هدف کاهش پیکسل‌های مخلوط داریم.

در این مقاله روش جدید افزایش دقت مکانی تصاویر، بدون نیاز به اطلاعات اضافی یا ایجاد پیکسل‌های مخلوط جدید پیشنهاد خواهد شد.

این مقاله شامل پنج بخش است که در بخش نخست مقدماتی در مورد مسئله بیان شد. در بخش دوم روش‌های قبلی افزایش دقت مکانی تصاویر سنجش از دور بررسی شده و یک مبحث جدید برای افزایش دقت مکانی پیکسل‌ها در بخش سوم معرفی می‌شود که شیوهٔ نوینی در این زمینه بوده و هیچ مشابهتی با روش‌های موجود ندارد و به‌طور هم‌زمان نسبت و محل زیرپیکسل‌ها را تخمین می‌زند. بخش‌های چهارم و پنجم به‌ترتیب شامل نتایج شبیه‌سازی‌ها و جمع‌بندی است.

## ۲-مروری بر روش‌های افزایش دقت مکانی در سنجش از دور

دو روش کلی برای افزایش دقت مکانی تصاویر سنجش از دور وجود دارد. در تصاویر با کیفیت بالا، که ابعاد اشیا کوچک‌تر از ابعاد پیکسل‌ها هستند، بیشینه کردن همبستگی مکانی بین زیرپیکسل‌ها مورد نظر است. در تصاویر با کیفیت پایین، یکسان کردن همبستگی مکانی بین زیرپیکسل‌ها با یک یا چند مدل اولیه که از تصاویر آموزشی به دست آمده‌اند، هدف اصلی است.

در تصاویر با دقت کیفیت بالا، که در این پژوهش بررسی می‌شوند، پس از تعیین درصد زیرپیکسل‌ها، به‌طور معمول آنها را در نگاشت زیرپیکسل‌ها به‌نحوی قرار می‌دهند که همبستگی مکانی تصویر بیشتر شود؛ بنابراین بررسی مسائل زیرپیکسل‌ها در این تصاویر را می‌توان به دو دستهٔ نحوهٔ محاسبه نسبت طبقه‌های تشکیل دهنده یک پیکسل و نحوهٔ تعیین محل زیرپیکسل‌ها، تقسیم کرد.

### ۲-۱- روش‌های محاسبهٔ نسبت طبقه‌ها

با توجه به پیشرفت‌های اخیر در زمینه مکان‌یابی جغرافیایی و کسب اطلاعات سطح زمین، نیاز زیادی به مقایسهٔ تصاویر با مقیاس‌های مختلف و روش‌های ارزان‌قیمت در اکتساب اطلاعات است. در سال‌های گذشته سعی شده که بر اساس تجزیه طیفی یا استفاده از ویژگی‌های مکانی نوع زیرپیکسل‌ها و محل آنها در تصاویر با تفکیک کم تخمین زده شود.

تحلیل مخلوط طیفی یکی از روش‌های تحلیل زیرپیکسل در آشکارسازی الگوها است. فرض اصلی در این روش آن است که سیگنال ضبط‌شده توسط سنجنده‌های ماهواره برای هر پیکسل یک ترکیب خطی وزن داده شده از $K$ جزء طیفی است[1]،[2].

$$r_{ij}^{l} = \sum_{k=1}^{K} f_{ijk} c_k^{l} + \varepsilon_{ij}^{l}, \quad \sum_{k=1}^{K} f_{ijk} = 1 \qquad (۱)$$

شدت بازتابش‌های خالص به‌سختی از نواحی آموزشی خالص به‌دست می‌آیند [4]،[3]. جدا از سادگی و توانایی این روش در تخمین دقیق زیرپیکسل‌ها در شرایط خاص مشکلاتی در

$r_{ij}^{l}$ شدت بازتابش پیکسل دربانداام، $f_{ijk}$ نسبت طبقه خالص$k$ ام در پیکسل ، $c_k^{l}$ شدت بازتابش طبقه خالص $k$ در باند $l$ و $\varepsilon_{ij}^{l}$ خطای باقیمانده است. در آنالیز مخلوط طیفی



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.19 ]

زمینه استفاده از آن وجود دارد. از جمله، استفاده از معیار حداقل مربعات باعث مشکلاتی در تشخیص مرزبندی‌ها می‌شود. محدودیت‌های دیگر این روش، محدودبودن تعداد اجزا، فرض اینکه هر عنصر فقط یک بازتاب دارد، مجزابودن امضای الکترومغناطیس طبقه‌های خالص، حساسیت به نوفه و خطی‌بودن آن است. مدل‌های غیرخطی تجزیه طیفی نیز بررسی شده‌اند[7]،[5].

روش اصلی دیگر به کار رفته در طبقه‌بندی نرم (تعیین درصد زیرپیکسل‌ها) FCM[1] می‌باشد [8]. این روش یک الگوریتم خوشه‌بندی است که اطلاعات را به $c$ طبقه تقسیم می‌کند؛ گرچه این روش ابتدا برای خوشه بندی بدون نظارت مطرح شد؛ ولی با تعمیم روش می‌توان بر خوشه‌بندی اولیه نظارت کرد [9]. در FCM تعیین درجه فازی‌بودن توسط کاربر، بسیار مهم بوده و در دقت روش، تأثیر زیادی دارد. نتایج نهایی وابسته به خوشه‌بندی تصادفی اولیه هستند. همچنین اگر در ورودی نمونه‌ای از یک طبقه پیش‌بینی نشده داشته باشیم، روش آن را در یکی از طبقه‌های موجود طبقه‌بندی می‌کند. برای حل این مشکل روش PCM[2] پیشنهاد شده[10] ، که شبیه FCM بوده ولی مجموع عضویت‌های فازی یک پیکسل می‌تواند مساوی یک نباشد. بهبود این روش در آن است که عضویت به‌دست‌آمده تحت تأثیر وجود طبقه‌های غیرتربیت‌کننده قرار نمی‌گیرد. درصورت عدم وجود این طبقه‌ها صحت FCM بیشتر است.

در سال‌های گذشته از شبکه‌های عصبی پیش‌خور برای تشخیص زیرپیکسل‌ها استفاده شده است[12]،[11]. یک ویژگی جالب شبکه‌های عصبی برای طبقه‌بندی نرم آن است که در مرحله تربیت آنها می‌توان از پیکسل‌های مخلوط استفاده کرد [13]. انواع شبکه‌های عصبی مانند هاپفیلد بر حسب نوع اطلاعات ورودی برای طبقه‌بندی نرم و یا جایابی زیرپیکسل‌ها استفاده شده‌اند که پارامترهای هر کدام جداگانه تعریف می‌شود. درنهایت هدف آنها بیشینه‌کردن همبستگی مکانی بین زیرپیکسل‌ها است و به‌طور معمول در تفکیک مکانی پایین به کار می‌روند[14]. عدم پاسخ‌گویی مناسب به اطلاعات غیرآموزش‌دهنده، پیچیدگی محاسبات و وقت‌گیربودن از مشکلات معمول آنها است.

[15] از آنالیز مخلوط گوسی مجزاکننده برای طبقه‌بندی زیرپیکسل‌ها استفاده کرده است. این مدل احتمال تعلق یک بردار شامل اطلاعات پیکسل در باندهای مختلف به یک طبقه را به‌صورت یک تابع چگالی گوسی در نظر می‌گیرد. با توجه به اینکه هر طبقه با یک مدل گوسی به‌دست‌آمده از طبقه‌های آموزشی شبیه‌سازی می‌شود، احتمال تعلق پیکسل به هر یک از این مدل‌ها معادل با نسبت طبقه در آن پیکسل در نظر گرفته می‌شود. توانایی این روش بیشتر از مدل مخلوط طیفی و در حد شبکه‌های عصبی است. این مدل نیازمند طبقه‌های آموزشی خالص بوده و درصورت نوفه‌ای بودن یا مخلوط‌بودن طبقه‌های آموزشی با مشکل مواجه می‌شود.

## ۲-۲- روش‌های تعیین محل زیرپیکسل‌ها

در این قسمت روش‌های تعیین محل زیرپیکسل‌ها معرفی می‌شوند که به‌طور معمول براساس بیشینه‌کردن تابع همبستگی تصویر می‌باشند. یکی از این روش‌ها جابه‌جاکردن پیکسل‌ها است. توجه به روش‌های جابه‌جاکردن پیکسل‌ها در سال‌های اخیر زیاد بوده است؛ چون این روش‌ها نسبت به شبکه‌های عصبی محاسبات ساده‌تری دارند. در این روش که در تصاویر با کیفیت بالا استفاده می‌شود به زیرپیکسل‌ها اجازه جابه‌جاشدن درون همان پیکسل را برای افزایش تابع خودهمبستگی تصویر می‌دهد، بنابراین نسبت طبقه‌های درون پیکسل ثابت می‌ماند. در این روش زیرپیکسل‌هایی که در ابتدا اشتباه جایابی می‌شوند، در طی تکرارها با هم یک خوشه شده و یک ساختار مکانی تشکیل می‌دهند. همچنین درخت‌ها و پرچین‌ها ساختار طیفی شبیه پس‌زمینه دارند که جداسازی آنها را مشکل می‌کند [16]. این روش برای زیرپیکسل‌های کوچکتر از نصف پیکسل نتایج مناسبی ندارد و بیشتر برای زیرپیکسل‌های خطی مناسب است.

[17] روش‌های مستقیم نگاشت پیکسل‌ها بر اساس اطلاعات مکانی اطراف پیکسل را بررسی کرده است. در روش مستقیم نگاشت پیکسل‌ها فرض بر این است که زیرپیکسل‌ها باید جذب مکانی شوند که تجمع پیکسل‌های مشابه در آنجا بیشتر است. این روش بیشتر برای دوبرابرکردن دقت به کار رفته و ممکن است نقاط سیاه ایجاد کند. نحوه نگاشت زیرپیکسل‌های آموزشی اولیه صحت روش را به‌شدت تحت تاثیر قرار می‌دهد. درصورت وجود جزیره‌های کوچک در تصویر مرجع روش مشکل اساسی پیدا می‌کند. با وجود مشکلات بالا این روش همچنان مهم‌ترین روش مکان‌یابی زیرپیکسل‌ها است [18].

به غیر از دو روش بالا، سایر روش‌های نگاشت

[1] fuzzy c-means (c- میانگین فازی)

[2] probability c-means (c- میانگین محتمل)



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.19 ]

زیرپیکسل‌ها نیازمند اطلاعات دیگری علاوه‌بر تصویر اصلی هستند که در ادامه مهم‌ترین آنها معرفی خواهند شد.

[19] با استفاده از روش‌های نگاشت زیرپیکسل و مدل‌های تصادفی مارکف سعی در کاهش مقیاس کرده است. فرض اصلی در این روش، مساوی‌بودن احتمال پیکربندی یک پیکسل به شرط پیکربندی تمام تصویر، با احتمال پیکربندی آن پیکسل به شرط پیکربندی پیکسل‌های مجاور است (مدل مارکف تصادفی). مدل مارکف تصادفی به‌طور کاملا دقیقی وابستگی مکانی را توصیف می‌کند. وجود یا عدم وجود مدل تصادفی مارکف در تصویر مشخص نبوده و وابستگی نتایج نهایی به نگاشت اولیه زیرپیکسل‌ها زیاد است. برای آموزش مناسب تعداد نمونه‌های زیادی مورد نیاز است.

همچنین [20] از شبکه‌های عصبی به همراه ضرایب موجک تخمینی، برای نگاشت زیرپیکسل‌ها استفاده کرده است. ضرایب موجک از تصاویر آموزشی در تفکیک‌های مکانی مختلف به‌دست می‌آیند. ارتباط بین تفکیک‌های مکانی مختلف با مقایسه ضرایب موجک در نظر گرفته می‌شود. این روش فقط برای تصویرهای اخذشده از یک سنجنده کاربرد دارد.

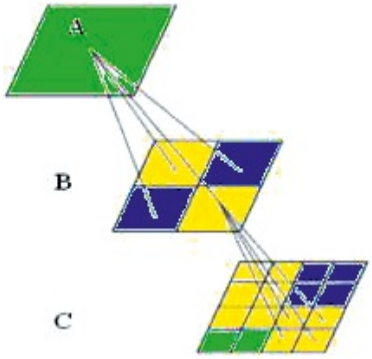
[22]،[21] از روش‌هایی بر اساس الگوریتم تولید مثل در سامانه‌های ایمنی هوش مصنوعی برای نگاشت زیرپیکسل‌ها استفاده کرده است که وابستگی مکانی را بیشینه می‌کند. این روش نیازمند تعریف دقیق پیکسل‌های خالص و اطلاعات آموزشی بوده و هنوز برای تصاویر پیچیده به کار نرفته است.

[23] یک روش کاهش مقیاس با استفاده از شبیه‌سازی‌های آماری به‌دست‌آمده از تصاویر آموزشی معرفی کرده است. میزان صحت این روش وابسته به شباهت‌های تصاویر ورودی و آموزش‌دهنده است.

در این بخش روش‌هایی برای تعیین نسبت و یا مکان زیرپیکسل‌ها بیان شدند. فواید و معایب هر کدام بیان شد. نیاز به تعیین اطلاعات طبقه‌های خالص یکی از مشکلات فراگیر در این روش‌ها است. در بیشتر موارد نیاز به اطلاعاتی به غیر از تصویر موجود مشاهده می‌شود که به‌علت عدم رعایت نرخ نمونه‌برداری است. همچنین پاسخ‌گویی روش‌ها به ورودی‌هایی که در مرحله آموزش وجود ندارند، مناسب نیست. درنهایت یک اتفاق‌نظر کلی بر روی یک روش خاص که بدون نیاز به اطلاعات اضافی پیکسل‌های مخلوط را تجزیه کند، وجود ندارد و همچنان روش طبقه‌بندی سخت مناسب‌ترین گزینهٔ موجود است. با توجه به وجود ماهیت غیرعلی بودن این کار، معیار خطا یا صحتی در کاربردهای واقعی وجود ندارد. مشکل دیگری که روش‌های بازسازی‌کننده زیرپیکسل‌ها با آن مواجه هستند، این است که به‌خاطر پاسخ ضربه سنجنده‌ها، تمام اطلاعات اکتسابی از آنها دارای ابهام می‌باشند و محدوده زیرپیکسل‌های تشکیل‌دهنده یک پیکسل مخلوط بسیار گسترده است. این نه‌تنها دقت تخمین زیرپیکسل‌ها را کاهش می‌دهد، بلکه مطالعات در زمینه تغییر در تناسب زیرپیکسل‌ها را محدود می‌کند. به دلایل بالا پیداکردن روش‌های بهبودیافته برای تعیین نسبت و یا مکان زیرپیکسل‌ها به‌طور هم‌زمان، جای تحقیق زیادی دارد. در ادامه روشی پیشنهاد می‌شود که بدون نیاز به هیچ گونه اطلاعات اضافی و هیچ شباهتی با روش‌های قبلی، پیکسل‌های مخلوط را به ترکیب مناسبی از زیرپیکسل‌ها تجزیه می‌کند.

## ۳- روش جدید افزایش دقت مکانی تصاویر سنجش از دور با استفاده از جدول جستجو

از آنجا که اطلاعات تصاویر با کاهش تفکیک مکانی از بین می‌روند یا به‌نوعی در همدیگر ادغام می‌شوند، اگر بتوان نحوهٔ ادغام سنجنده را به‌دست آورد، می‌توان تا حدی به تصویر اولیه نزدیک شد. شکل (۱) نحوهٔ ادغام را نشان می‌دهد:




**(شکل-۱): چگونگی ادغام پیکسل‌ها برای ایجاد تصاویر با دقت مکانی مختلف**

**(Figure-1): The way of pixel merging to produce different resolution images**

فرض کنیم $r$ شدت بازتابش یک پیکسل باشد. این شدت به عواملی مانند شدت بازتابش زیرپیکسل‌ها (طبقه‌ها) و محل آنها و همچنین شدت بازتابش زیرپیکسل‌ها در پیکسل‌های مجاور بستگی دارد:

$$r = G\{c_i, p_i, q_i\},\ i = 1{:}K \qquad (۲)$$



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.19 ]

که $p_i$ درصد طبقه در پیکسل و $q_i$ درصد طبقه در پیکسل‌های مجاور می‌باشد که $G$ لزوماً یک تابع خطی نیست. مشخص است که به‌دست‌آوردن دقیق مجهولات بالا کار مشکل و حتی غیرممکنی است و تنها با آزمایش‌های مختلف روی سنجنده می‌توان مجهول‌ها را تعیین کرد. با ساده‌سازی‌هایی که انجام شده وابستگی به پیکسل‌های مجاور و همچنین فرض غیرخطی‌بودن حذف شده و شدت بازتابش به‌صورت یک ترکیب خطی از بازتابش طبقه‌ها در نظر گرفته شده است (رابطه ۱). چنانچه در بحث تجزیه مخلوط طیفی بیان شد، با حل معادله‌های بالا نسبت طبقه‌ها به‌دست می‌آید.

در روش جدید، برای حل دستگاه معادلات، ابتدا یک فضا از گزینه‌های مناسب برای جواب ایجاد می‌کنیم و در بین آنها به دنبال بهترین گزینه ممکن می‌گردیم. در الگوریتم پیشنهادی **B** یک مجموعه اطلاعات شامل $L$ باند از تصاویر $M \times N$ پیکسل، **A** کاهش دقت یافته اطلاعات موجود با میانگین‌گیری یکنواخت از بلوک‌های $s \times s$ و **C** افزایش دقت مکانی یافته تصاویر موجود است. هدف یافتن بلوک‌هایی برای تصویر **C** است که پس از کاهش دقت (میانگین‌گیری) به پیکسل‌های **B** تبدیل شده‌اند. اکنون تجزیه طیفی پیکسل‌های B را در نظر می‌گیریم:

$$r_{ij}^{\mathrm{Bl}} = \sum_{k=1}^{K} f_{ijk}^{\mathrm{B}} c_k^l + \varepsilon_{ij}^{\mathrm{Bl}}, \quad \sum_{k=1}^{K} f_{ijk}^{\mathrm{B}} = 1 \qquad (۳)$$

$f_{ijk}^{B}$ نسبت طبقه‌های خالص در یک پیکسل تصویر را نشان می‌دهد. واضح است که $L$ معادله و $K$ مجهول وجود دارد. از آنجا که به‌طور معمول تعداد باندهای مستقل و بدون نوفه از تعداد طبقه‌ها کمتر بوده و شدت بازتابش عناصر خالص، $(c_k^l)$، در کل تصویر ثابت نیست، جواب یکتایی برای رابطه (۳) وجود ندارد. نکته ظریف آن است که در تصاویر با کیفیت بالا دامنه یک پیکسل به‌طور معمول تابعی از شدت بازتابش دو یا حداکثر سه طبقهٔ مجاور $(c_1^{el}, c_2^{el}, c_3^{el})$ بوده و سایر طبقه‌های دورتر بی‌تأثیر هستند پس رابطه (۳) چنین ساده می‌شود:

$$r_{ij}^{\mathrm{Bl}} = \sum_{k=1}^{3} f_{ijk}^{\mathrm{Be}} c_k^{el} + \varepsilon_{ij}^{\mathrm{Be}}, \quad \sum_{k=1}^{3} f_{ijk}^{\mathrm{Be}} = 1 \qquad (۴)$$

شدت بازتابش یک پیکسل **A** در ناحیه متناظر با پیکسل بالا که شامل طبقه‌های مشابه می‌باشد، چنین است:

$$r_{mn}^{\mathrm{Al}} = \sum_{k=1}^{3} f_{mnk}^{\mathrm{Ae}} c_k^{el} + \varepsilon_{mn}^{\mathrm{Ael}}, \quad \sum_{k=1}^{3} f_{mnk}^{\mathrm{Ae}} = 1 \qquad (۵)$$

اگر دامنه دو پیکسل در نواحی متناظر **A**, **B** که شامل طبقه‌های مشابه هستند، مساوی باشد:

$$r_{ij}^{\mathrm{Bl}} \cong r_{mn}^{\mathrm{Al}} \leftrightarrow \left(f_{ij1}^{\mathrm{Be}} - f_{mn}^{\mathrm{Ae}}\right)(c_1^{el} - c_3^{el}) - \left(f_{ij}^{\mathrm{Be}} - f_{mn2}^{\mathrm{Ae}}\right)(c_2^{el} - c_3^{el}) \cong 0 \qquad (۶)$$

بنابراین اگر حداقل دو باند مستقل وجود داشته باشد، با توجه به مستقل‌بودن بازتابش‌های عناصر خالص خواهیم داشت:

$$\left(f_{ij}^{\mathrm{Be}} \cong f_{mn}^{\mathrm{Ae}}\right), \left(f_{ij}^{\mathrm{Be}} \cong f_{mn2}^{\mathrm{Ae}}\right) \qquad (۷)$$

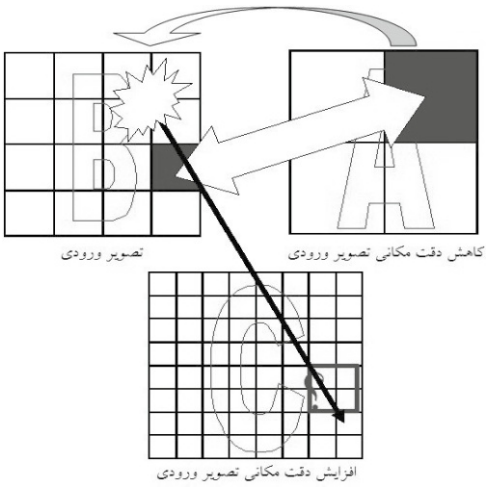
بنابراین درصورت مساوی‌بودن دامنه دو پیکسل در نواحی متناظر از **A**, **B** نسبت طبقه‌های تشکیل‌دهنده آنها نیز مساوی خواهد بود.

از آنجا که سنجنده‌ها نسبت به جابه‌جایی زیرپیکسل‌ها حساس نیستند، گزینه‌هایی با ساختارهای مختلف مکانی از زیرپیکسل‌ها خواهیم داشت که در رابطه (۶) صدق می‌کنند. برای انتخاب بهترین گزینه نکته مهم دیگری در مورد تصاویر با کیفیت بالا را در نظر می‌گیریم. در این تصاویر زیرپیکسل‌ها در مکان‌هایی قرار می‌گیرند که حداکثر تجمع از طبقه‌های مشابه وجود دارد. به‌عبارت دیگر هر زیرپیکسل جذب بیشترین وزن از طبقهٔ مشابه در پیکسل‌های همسایه خواهد شد. بنابراین مکان هر زیرپیکسل تابعی از ساختار مکانی پیکسل‌های همسایه است. با توجه به نکات بالا، برای یک پیکسل $\mathrm{B}_{ij}$، پیکسل مشابه در A با حداقل کردن معیار زیر در یک جستجوی محلی به دست می‌آید:

$$\arg_{r_3, r_4} \left\{ \min \sum_{r_1=-2}^{2} \sum_{r_2=-2}^{2} \sum_{l=1}^{L} \left| \mathrm{B}_{(i+r_1)(j+r_2)}^{l} - \mathrm{A}_{\left(\lfloor \frac{i}{s} \rfloor + r_1 + r_3\right)\left(\lfloor \frac{j}{s} \rfloor + r_2 + r_4\right)}^{l} \right| \right\} \qquad (۸)$$

$$, r_3, r_4 = -r : r$$

که $\lfloor i/s \rfloor$ نشان‌دهنده جزء صحیح $i/s$ بوده که برای درنظرگرفتن طبقه‌های مشابه در دو تصویر استفاده شده و $r$ شعاع ناحیه جستجو است که برای اجتناب از طبقه‌های غیر مؤثر عدد کوچکی فرض می‌شود.




**(شکل-۲): نمایش گرافیکی فرآیند جستجو در الگوریتم پیشنهادی افزایش دقت مکانی**

**(Figure- 2): The graphical display of proposed search algorithm**

[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.19 ]

شکل (۲) فرآیند جستجو را به‌طور ساده نمایش می‌دهد.

با به‌دست‌آوردن پیکسل‌های مشابه در دو تصویر ساختار زیرپیکسل‌های آنها نیز با توجه به رابطه‌های (۶) و (۷) مشابه خواهد بود و برای هر پیکسل تصویر ورودی یک مجموعه بهینه از زیرپیکسل‌ها به دست می‌آید. لازم به ذکر است که هرچه تعداد پیکسل‌های خالص، نسبت به تعداد پیکسل‌های مخلوط در تصویر اولیه بیشتر باشد، در فرآیند بازترکیب تعداد بیشتری از پیکسل‌های مخلوط به پیکسل‌های خالص تجزیه می‌شوند. چنانچه خطای مشابهت پیکسل‌ها از یک آستانهٔ تعریف‌شده توسط کاربر بیشتر شود، در این‌صورت روش پیشنهادی قادر به تجزیهٔ آن پیکسل نیست؛ در چنین حالتی در مرحلهٔ تجزیهٔ زیرپیکسل‌ها، آن پیکسل را به‌صورت یک بلوک $s \times s$ تکرار می‌کنیم. بدین ترتیب می‌توان اطمینان حاصل کرد که خطای طبقه‌بندی اطلاعات خروجی روش پیشنهادی کمتر از طبقه‌بندی سخت است. در هر صورت، نیازمند یک طبقه‌بندی دلخواه در تصویر نهایی برای تعیین طبقه زیرپیکسل‌ها هستیم.

## ۴- نتایج شبیه سازی‌ها

مشخص است که با هدف کاهش پیکسل‌های مخلوط، کلیه روش‌های مرسوم بزرگ‌نمایی به‌کاررفته در پردازش تصاویر، مانند درون‌یابی‌ها که به‌دلیل استفاده از کانولوشن پیکسل‌های مخلوط بیشتری تولید می‌کنند، درعمل کاربردی در سنجش از دور ندارند [24]؛ همچنین به‌دلیل عدم وجود تصاویر نهایی با دقت مکانی بالاتر از تصاویر موجود، ابهاماتی نیز در مورد نحوهٔ بررسی میزان صحت روش‌های پیشنهادی افزایش دقت مکانی وجود دارد. به همین خاطر بیش‌تر شبیه‌سازی‌ها بر روی اطلاعات ساختگی انجام شده است [22]،[17]. مقایسه بین روش‌های معرفی‌شده بر اساس معیارهای مختلفی مانند ضرایب همبستگی، تفسیر چشمی، صحت طبقه‌بندی و لبه‌ها است.

با توجه به مطالب بیان‌شده در بخش دوم، واضح است که در بین روش‌های موجود افزایش دقت مکانی، تنها گزینه‌های موجود برای مقایسه با روش پیشنهادی، طبقه‌بندی سخت (که در آن هر پیکسل نشان‌دهندهٔ طبقه‌ای است که بیشینهٔ درصد را در آن پیکسل دارد و تأثیر سایر زیرپیکسل‌ها نادیده گرفته می‌شود) و ترکیبی از دو روش FCM و مستقیم (FCM+DIRECT) است که برای تعیین نسبت و مکان زیرپیکسل‌ها نیازی به اطلاعات اضافی و آموزش ندارند. این روش‌ها فقط از اطلاعات هم‌زمان تصاویر ورودی در یک دقت مکانی خاص بهره می‌برند و به‌نام روش‌های کور شناخته می‌شوند. در این قسمت سه دسته اطلاعات در نظر خواهیم گرفت که دو دسته از آنها اطلاعات ساختگی طبقه‌بندی‌شده و دستهٔ سوم اطلاعات واقعی سنجش از دور هستند. ابتدا اطلاعات ورودی را با میانگین‌گیری یک‌نواخت روی بلوک‌های $s \times s$ از پیکسل‌های مجاور کاهش دقت می‌دهیم؛ سپس با استفاده از روش‌های بیان‌شده، تصویر تخریب‌شده را بازسازی می‌کنیم. برای مقایسهٔ نتایج کاربرد روش‌های بالا در افزایش دقت مکانی تصاویر، طبقه‌بندی تصویر اولیه را به‌عنوان مرجع در نظر گرفته و با طبقه‌بندی اطلاعات بازسازی‌شده صحت آن را به‌دست می‌آوریم. در این مقایسه دو شاخص درصد صحت طبقه‌بندی ($PCC$[1]) و همچنین شاخص $KAPPA$ را برای اطلاعات خروجی به‌دست آورده‌ایم. شاخص $KAPPA$ چنین تعریف می‌شود:

$$KAPPA = [\sum_{i=1}^{K} w_i - \sum_{i=1}^{K} v_i u_i]/[1 - \sum_{i=1}^{K} v_i u_i] \quad (۹)$$

که $u_i$ نشان‌دهنده درصد طبقهٔ $i$ در اطلاعات بازسازی‌شده، $v_i$ درصد واقعی این طبقه و $w_i$ حداقل این دو است.

همچنین برای مقایسه توانایی روش‌های بالا در بازسازی پیکسل‌های مخلوط شاخص‌های $PCC, KAPPA$ را برای پیکسل‌های واقع در لبه‌های تصاویر مرجع (که در فرآیند تخریب پیکسل‌های مخلوط را تشکیل می‌دهند) نیز مقایسه کرده‌ایم ($PCC$mix, $KAPPA$mix) .

### ۴-۱- اطلاعات ساختگی

از آنجا که درعمل به‌طور معمول اطلاعات مکانی دقیق‌تری از تصویر ورودی وجود ندارد، چنانچه گفته شد در مراجع مختلف از تصاویر ساختگی شامل چند طبقه برای ارزیابی روش‌های افزایش دقت استفاده شده است.

در این پژوهش نیز دو تصویر ساختگی شامل دو و چهار طبقه در نظر گرفته شده که هر کدام شامل ۲۵۶×۲۵۶ پیکسل است؛ سپس با میانگین‌گیری با وزن یکسان از بلوک‌های ۸×۸ یک تصویر ۳۲×۳۲ پیکسل با دقت مکانی کمتر به دست آمده است. در انتها این تصاویر خراب‌شده از سه روش پیشنهادی بازسازی شده‌اند. افزایش دقت مکانی از طریق روش پیشنهادی در سه مرحله انجام شده که در هر مرحله دقت مکانی دو برابر شده است. در شکل‌های (۳) و (۴) تصاویر افزایش دقت مکانی یافته با استفاده از روش‌های

[1] Percent of Correction Classification



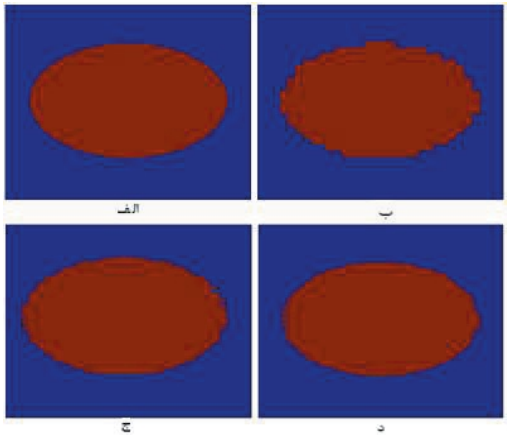
[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.19 ]

مختلف مقایسه شده‌اند.

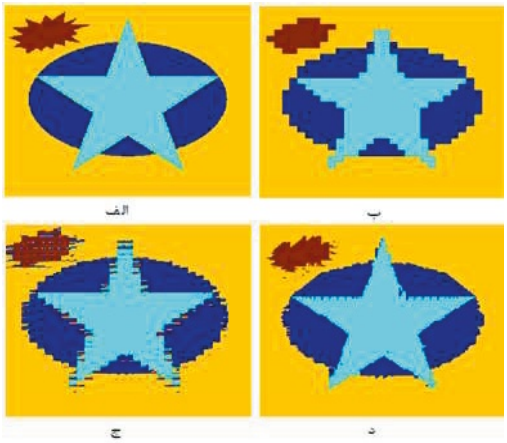
در جداول (۱) و (۲) مقایسه‌ای بین نتایج صحت طبقه‌بندی اطلاعات بازسازی‌شده توسط روش‌های مختلف افزایش دقت مکانی دیده می‌شود که نشان‌دهندهٔ بهبود نسبی شاخص‌های طبقه‌بندی توسط روش معرفی شده است.

همچنین برای بررسی بهتر، جداول (۳) و (۴) ارزیابی دقیقی از چگونگی خطای ایجادشده در بازسازی پیکسل‌های مخلوط در طبقه‌بندی سخت و روش پیشنهادی را نشان می‌دهند.




**(شکل-۳): مقایسه خروجی‌های روش‌های مختلف افزایش دقت مکانی (الف: اطلاعات مرجع. ب: طبقه‌بندی سخت اطلاعات خراب شده. ج، د: بازسازی اطلاعات خراب‌شده توسط روش‌های FCM+DIRECT و پیشنهادی به‌ترتیب)**

**(Figure -3): Comparison of different magnification methods outputs (a: reference data. b: hard classification of destroyed data. c, d: restoration of destroyed data using FCM+DIRECT and proposed methods respectively)**




**(شکل-۴): مقایسه خروجی‌های روش‌های مختلف افزایش دقت مکانی (الف: اطلاعات مرجع. ب: طبقه‌بندی سخت اطلاعات خراب شده. ج، د: بازسازی اطلاعات خراب‌شده توسط روش‌های FCM+DIRECT و پیشنهادی به‌ترتیب)**

**(Figure-4): Comparison of different magnification methods outputs (a: reference data. b: hard classification of destroyed data. c, d: restoration of destroyed data using FCM+DIRECT and proposed methods respectively)**

**(جدول-۱): مقایسه نتایج طبقه‌بندی روش‌های مختلف افزایش دقت مکانی برای اطلاعات ساختگی شامل دو طبقه**

**(Table-1): Comparison of different magnification methods for two classes of synthetic data**

| | طبقه‌بندی سخت | FCM+ DIRECT | روش پیشنهادی |
|---|---|---|---|
| *PCC* | 0.98 | 0.98 | 0.99 |
| *KAPPA* | 0.96 | 0.96 | 0.98 |
| *PCC*mix | 0.77 | 0.76 | 0.90 |
| *KAPPA*mix | 0.62 | 0.61 | 0.90 |

**(جدول-۲): مقایسه نتایج طبقه‌بندی روش‌های مختلف افزایش دقت مکانی برای اطلاعات ساختگی شامل چهار طبقه**

**(Table-2): Comparison of different magnification methods for four classes of synthetic data**

| | طبقه‌بندی سخت | FCM+ DIRECT | روش پیشنهادی |
|---|---|---|---|
| *PCC* | 0.95 | 0.92 | 0.97 |
| *KAPPA* | 0.93 | 0.88 | 0.95 |
| *PCC*mix | 0.77 | 0.67 | 0.85 |
| *KAPPA*mix | 0.71 | 0.58 | 0.80 |

**(جدول-۳): جدول ارزیابی خطای طبقه‌بندی سخت در تخمین پیکسل‌های مخلوط (چهار طبقه)**

**(Table-3): Evaluation table of hard classification error for mixed pixels estimation (four classes)**

| | C1 | C2 | C3 | C4 | صحت |
|---|---|---|---|---|---|
| C1 | 2700 | 319 | 515 | 0 | 76% |
| C2 | 372 | 2218 | 181 | 0 | 80% |
| C3 | 576 | 279 | 3726 | 218 | 77% |
| C4 | 0 | 0 | 250 | 870 | 77% |
| اعتبار | 74% | 78% | 79% | 79% | |

**(جدول-۴): جدول ارزیابی خطای روش پیشنهادی در تخمین پیکسل‌های مخلوط (چهار طبقه)**

**(Table-4): Evaluation table of proposed method error for mixed pixels estimation (four classes)**

| | C1 | C2 | C3 | C4 | صحت |
|---|---|---|---|---|---|
| C1 | 3216 | 90 | 228 | 0 | 90% |
| C2 | 166 | 2505 | 100 | 0 | 90% |
| C3 | 532 | 225 | 3865 | 177 | 80% |
| C4 | 0 | 0 | 333 | 787 | 70% |
| اعتبار | 82% | 88% | 85% | 81% | |

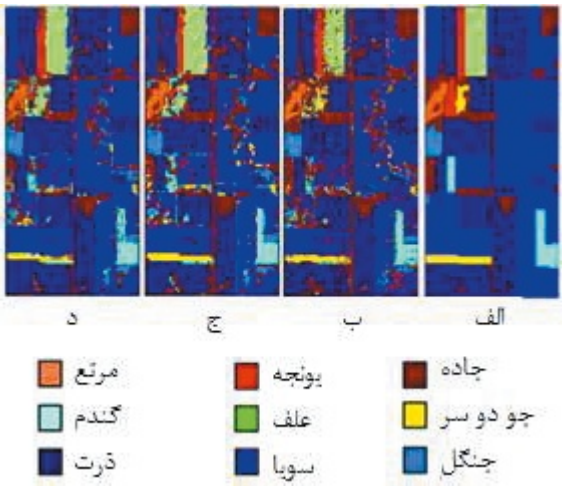
## ۴-۲- اطلاعات واقعی

در این قسمت دو دسته از اطلاعات سنجش از دور حومهٔ جنوب ایندیانا مورد تحلیل قرار می‌گیرند. گروه نخست اطلاعات ایندیانا که برای شبیه‌سازی استفاده شده شامل ۱۲ باند و هر باند دارای یک تصویر ۲۲۰×۱۴۰ پیکسل و همچنین اطلاعات زمین مرجع است (شکل ۵). این اطلاعات در ۹ طبقه (ذرت، سویا، جنگل، گندم، علف، جو دو سر،



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18 ]
[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.19 ]

مرتع، یونجه و جاده) طبقه‌بندی شدند؛ سپس این اطلاعات با میانگین‌گیری یک‌نواخت از بلوک‌های ۲×۲ کاهش دقت یافته و سپس اطلاعات کاهش دقت مکانی یافته با استفاده از طبقه‌بندی سخت و روش پیشنهادی، افزایش دقت مکانی پیدا کرده‌اند. شکل (۵) اطلاعات بالا و جدول (۵) مقایسه‌ای بین نتایج طبقه‌بندی را نشان می‌دهد[1].




**(شکل-۵): اطلاعات بخش جنوبی تایپکانو، ایندیانا. شامل ۱۲ باند ۱۴۰×۲۲۰ پیکسل و ۹ طبقه از پرواز FLC1 در ژوین ۱۹۶۶ با استفاده از سنجنده M7. (الف: اطلاعات زمین مرجع. ب: طبقه‌بندی اطلاعات ورودی. ج: طبقه‌بندی سخت اطلاعات خراب‌شده. د: بازسازی اطلاعات خراب‌شده توسط روش پیشنهادی)**

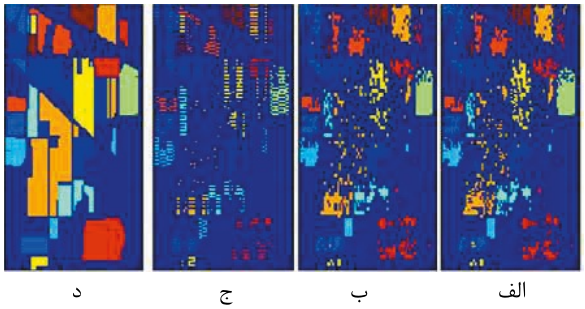
**(Figure-5): Data of south taipkano, Indiana. Consist of 12 bands, each band contain 220*140 pixels of nine classes (a: ground reference data. b: reference classification. c: hard classification of destroyed data. d: restored data using proposed method.)**

گروه دوم اطلاعات ایندیانا در ۲۲۰ باند و هر باند شامل یک تصویر ۱۴۵×۱۴۵ پیکسل و همچنین اطلاعات زمین مرجع است. اطلاعات زمین مرجع شامل هفده طبقه است. دامنه اطلاعات در محدوده ۹۹۵- ۸۰۰۰ است که به ۰-۲۵۵ نگاشت شده است. پنجاه نمونهٔ آموزشی برای هر یک از ۱۴ طبقه و ۱۵ نمونه آموزشی برای هر یک از سه طبقهٔ دیگر تعریف شده است که استفاده از آنها در طبقه‌بندی باعث می‌شود، ماتریس‌های کوواریانس ویژه شوند. برای حل این مشکل طبقه‌های با تعداد نمونه کمتر از سیصد در طبقهٔ نخست ادغام شده‌اند و تعداد نمونه آموزشی برای هر طبقه به ۲۵۰ نمونه افزایش یافته است. ۱۹۰ باند با نوفهٔ کمتر از ۲۲۰ باند انتخاب شده و با استفاده از ۲۵۰ نمونه آموزشی در یازده طبقه طبقه‌بندی شده‌اند. این اطلاعات با میانگین‌گیری یک‌نواخت از بلوک‌های ۲×۲ کاهش دقت یافته و سپس اطلاعات کاهش دقت مکانی یافته، با استفاده از طبقه‌بندی سخت و روش پیشنهادی، افزایش دقت مکانی پیدا کرده‌اند. شکل (۶) اطلاعات بالا و جدول (۶) مقایسه‌ای بین نتایج طبقه‌بندی را نشان می‌دهد.

**(جدول-۵): مقایسه نتایج طبقه‌بندی سخت و روش پیشنهادی افزایش دقت مکانی برای اطلاعات واقعی گروه یک**

**(Table-5): Comparison of group one classification results using hard classification and proposed method**

| | اطلاعات مرجع | طبقه‌بندی سخت | روش پیشنهادی |
|---|---|---|---|
| *PCC* | 0.73 | 0.77 | 0.79 |
| *KAPPA* | 0.66 | 0.71 | 0.73 |
| *PCC*mix | 0.56 | 0.35 | 0.63 |
| *KAPPA*mix | 0.58 | 0.28 | 0.55 |




**(شکل-۶): مقایسه طبقه‌بندی‌های مختلف اطلاعات واقعی دسته دو با زمین مرجع. (الف: زمین مرجع. ب: طبقه‌بندی اطلاعات مرجع. ج: طبقه‌بندی سخت. د: روش پیشنهادی)**

**(Figure-6): Comparison of different classification of group two with ground reference (a: ground reference data. b: reference classification. c: hard classification of destroyed data. d: restored data using proposed method.)**

**(جدول-۶): مقایسه صحت طبقه‌بندی اطلاعات واقعی گروه دو در مقایسه با زمین مرجع**

**(Table-5): Comparison of group two classification results using hard classification and proposed method**

| | اطلاعات مرجع | طبقه‌بندی سخت | روش پیشنهادی |
|---|---|---|---|
| *PCC* | 0.65 | 0.71 | 0.72 |
| *KAPPA* | 0.50 | 0.60 | 0.61 |
| *PCC*mix | 0.62 | 0.51 | 0.54 |
| *KAPPA*mix | 0.48 | 0.36 | 0.40 |

## ۴-۳-بحث و تفسیر

در بررسی شبیه‌سازی‌های بالا نکات قابل توجهی وجود دارد. در تمام موارد روش پیشنهادی در بازسازی کل پیکسل‌ها و پیکسل‌های مخلوط عملکرد بهتری داشته است به‌نحوی که

[1] https://engineering.purdue.edu/~biehl/MultiSpec/hyperspectral.html



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.19 ]

در اطلاعات ساختگی صحت طبقه‌بندی را حداقل ۱٪ و در پیکسل‌های مخلوط حداقل ۷٪ بهبود داده است. در اطلاعات واقعی، با وجود کیفیت پایین اطلاعات، حدود ۳٪ پیکسل‌های مخلوط بیشتری، صحیح طبقه‌بندی شده‌اند. اعتبار و صحت طبقه‌بندی نیز، به‌جز در یک مورد، در سایر حدقل ۲٪ بهبود یافته‌اند.

یک مقایسهٔ چشمی نیز نشان‌دهندهٔ بهبود نسبی اطلاعات بازسازی‌شده توسط روش پیشنهادی، به‌خصوص در طبقه‌های بزرگ‌تر است. همچنین به نظر می‌رسد که خطای تعیین درصد زیرپیکسل‌ها در روش FCM+DIRECT زیاد بوده و اطلاعات لبه‌ها در طبقه‌بندی سخت از بین رفته‌اند.

افزایش تعداد طبقه‌ها بر عملکرد همهٔ روش‌ها تأثیر منفی داشت. نامناسب‌ترین نمایش را روش FCM+DIRECT داشت و از آنجا که تشخیص طبقه‌ها در تصویر خروجی آن غیرممکن بود، مجبور به حذف نتایج آن بر روی اطلاعات واقعی شدیم. به نظر می‌رسد، خطای ایجادشده در محاسبه درصد زیرپیکسل‌ها باعث این عملکرد ضعیف شده است که ناشی از انتصاب اولیه نامناسب خوشه‌ها توسط FCM بود. همچنین صحت طبقه‌بندی کل پیکسل‌های اطلاعات واقعی پس از کاهش دقت بهتر از اطلاعات ورودی است که ناشی از خاصیت کاهش نوفهٔ عمل میانگین‌گیری است درحالی‌که میانگین‌گیری باعث از بین رفتن اطلاعات لبه‌ها شده است.

چنانچه در بررسی اطلاعات واقعی دیده می‌شود، کاهش تعداد پیکسل‌های خالص نسبت به پیکسل‌های مخلوط تأثیر منفی بر عملکرد روش پیشنهادی گذاشته است.

## ۵-جمع‌بندی

با توجه به بررسی‌های انجام‌شده به نظر می‌رسد روش جدید بدون استفاده از اطلاعات اضافی و تنها با استخراج اطلاعات کمتر به چشم آمدهٔ موجود در تصاویر، توانایی بهبود دقت مکانی را دارد. در این مبحث نیازی به محاسبات پیچیده و تصاویر خاص و آموزش ندارد. احتیاجی به محاسبه جداگانه درصد و محل زیرپیکسل‌ها نیست. توانایی این روش در لبه‌های استخراج‌شده نیز واضح است و می‌توان کیفیت لبه‌ها را به‌عنوان معیاری در میزان صحت نتایج در نظر گرفت. محاسبهٔ شاخص‌های طبقه‌بندی نیز مؤید توانایی روش پیشنهادی است. گرچه این روش برای تصاویر با کیفیت بالا پیشنهاد شده، ولی کاربردهای مختلفی در تصاویر مختلف سنجش از دور، پزشکی و نظامی خواهد داشت. در پژوهش‌های بعدی، سعی در تعمیم روش بالا به تصاویر با کیفیت پایین خواهد شد.

## ۶- مراجع 6-Refrences


[1] J.J. Settle, N.A. Drake, "Linear Mixing and the Estimation of Ground Cover Proportions", *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 14, No. 6, pp.1159-1177, 1993.

[2] J. Li, Q. Yuan, H. Shen, X. Meng and L. Zhang, "Hyperspectral Image Super-Resolution by Spectral Mixture Analysis and Spatial–Spectral Group Sparsity", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 13, No. 9, pp. 1250 – 1254, 2016.

[3] C. Wu, A.T. Murray, "Estimating Impervious Surface Distribution by Spectral Mixture Analysis", *Remote Sensing Of Environment*, Vol. 84, pp. 493-505, 2003.

[4] Zhang Hongen, Lin Qizhong, Liu Suhong, Shi Jiancheng, "Sub-Pixel Lake Mapping In Tibetan Plateau", *Geoscience And Remote Sensing Symposium*, Proceedings IEEE, Vol. 5, pp .3073 – 3076, 2004.

[5] L. Weiguo Elaine, Y. Wu, "Comparison Of Non-Linear Mixture Models: Sub-Pixel Classification", *Remote Sensing Of Environment*, Vol. 94, pp.145–154, 2005.

[6] G.M. Foody, R.M. Lucas, P.J. Curran and M. Honzak, "Non-Linear Mixture Modeling Without Endmembers Using An Artificial Neural Network", *International Journal Of Remote Sensing*, Vol. 18, pp. 937-953, 1997.

[7] Z. Mitrak, F. Del Frate, "Non-linear spectral mixture analysis of Landsat imagery by means of neural networks", *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (IGARSS), pp. 1765 – 1768, 2015.

[8] G.M. Foody, D.P. Cox, "Sub-Pixel Land Cover Composition Estimation Using A Linear Mixture Model And Fuzzy Membership Functions", *International Journal Of Remote Sensing*, Vol. 15, pp. 619-631, 1994.

[9] J. Zhang, G.M. Foody, "Fully-Fuzzy Supervised Classification Of Sub-Urban Land Cover From Remotely Sensed Imagery: Statistical And Artificial Neural Network Approaches", *International Journal Of Remote Sensing*, Vol. 22, No.4, pp. 615–628, 2001.

[10] G.M. Foody, "Estimation Of Sub-Pixel Land Cover Composition In The Presence Of Untrained Classes", *Computers & Geosciences*, Vol. 26, pp.469-478, 2000.


[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.19 ]

[11] Q. Fang, "Neuro-Fuzzy Based Analysis Of Hyper Spectral Imagery", *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 74, No. 10, pp. 1235–1247, 2008.

[12] P.M. Atkinson, A.R.L. Tatnall, "Introduction: Neural Networks In Remote Sensing", *International Journal Of Remote Sensing*, Vol. 18, pp. 699-709, 1997.

[13] G.M. Foody, M.K. Arora, "An Evaluation Of Some Factors Affecting The Accuracy Of Classification By An Artificial Neural Network", *International Journal Of Remote Sensing*, Vol. 18, pp. 799-810, 1997.

[14] M.Q. Nguyen, P.M. Atkinson and G.L. Hugh, "Superresolution Mapping Using A Hopfield Neural Network With Fused Images", *IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing*, Vol. 44, No. 3, pp. 736-750, 2006.

[15] C.E. Woodcock, S. Gopal, and W. Albert, "Evaluation Of The Potential For Providing Secondary Labels In Vegetation Maps", *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 62, pp. 393-399, 1996.

[16] M.W. Thornton, P.M. Atkinson and D. A. Holland, "Sub-Pixel Mapping Of Rural Land Cover Objects From Fine Spatial Resolution Satellite Sensor Imagery Using Super-Resolution Pixel-Swapping", *International Journal Of Remote Sensing*, Vol. 27, No. 3, pp.473–491, 2006.

[17] C.M. Koen, B.D. Baets, L.P.C. Verbeke and R.R. De Wulf, "Direct Sub-Pixel Mapping Exploiting Spatial Dependence", *Geoscience And Remote Sensing Symposium,* IEEE, pp. 3046-3050, 2004.

[18] Qunming Wang, Wenzhong Shi and Liguo Wang, "Allocating Classes For Soft-Then-Hard Subpixel Mapping Algorithms In Units Of Class", *IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing*, Vol. 52, No. 5, pp. 2940 - 2959, 2014.

[19] T. Kasetkasem, M.K. Arora, P.K. Varshneyp, "Super-Resolution Land Cover Mapping Using A Markov Random Field Based Approach Remote Sensing Of Environment", *Remote Sensing Of Environment*, Vol. 96, pp. 302-314, 2005.

[20] C.M Koen, L.P.C. Verbeke, , T. Westra and R.R. De Wulf., "Sub-Pixel Mapping And Sub-Pixel Sharpening Using Neural Network Predicted Wavelet Coefficients", *Remote Sensing Of Environment*, Vol. 91, pp.225–236, 2004.

[21] Y. Zhong, L. Zhang, P. Li, and H. Shen, "A Sub-Pixel Mapping Algorithm Based On Artificial Immune Systems For Remote Sensing Imagery", *IEEE International Geoscience And Remote Sensing Symposium*, Vol. 3, pp.1007–1010, 2009.

[22] X. Tong, X. Xu, A. Plaza, H. Xie, H. Pan, W. Cao and D. LvA, "New Genetic Method for Subpixel Mapping Using Hyperspectral Images", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 99, pp. 1-12, 2016.

[23] A. Boucher, "Sub-Pixel Mapping Of Coarse Satellite Remote Sensing Images With Stochastic Simulations From Training Images", *Mathematical Geoscience*, Vol. 41, pp.265–290, 2009.

[24] M. Zeinali, H. Ghassemian and M.N. Moghaddasi, "A New Magnification Method For Rgb Color Images Based On Subpixels Decomposition", *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 21, No. 5, pp. 577–560, 2014.



**منصور زینلی** مدارک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشته‌های مهندسی الکترونیک و مخابرات از دانشگاه صنعتی اصفهان به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۷۴ و ۱۳۷۷ دریافت کرد. همچنین در سال ۱۳۹۳ از رسالهٔ دکترای خود در دانشگاه علوم و تحقیقات تهران دفاع کرد. در شانزده سال اخیر وی عضو هیأت علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد بوده است. زمینهٔ اصلی پژوهشی ایشان پردازش سیگنال، دنباله‌ها و تبدیل‌های متعامد است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

**mansoorzeinali@pel.iaun.ac.ir**



**محمدحسن قاسمیان یزدی** تحصیلات کارشناسی خود را در رشتهٔ مهندسی مخابرات در سال ۱۳۵۸ در دانشکده مخابرات ایران به پایان رساند. ایشان مدارک کارشناسی ارشد و دکترای خود را در رشتهٔ مخابرات از دانشگاه پردو ایالات متحده آمریکا به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۶۳ و ۱۳۶۷ اخذ کردند و پس از آن به‌عنوان عضو هیئت علمی دانشگاه تربیت مدرس به تدریس و پژوهش پرداختند. در حال حاضر ایشان به عنوان استاد گروه مخابرات در زمینه آنالیز و پردازش تصویر، بازشناسی الگو، مهندسی سنجش از دور و نیز پردازش تصاویر و سیگنال‌های پزشکی فعالیت دارند. وی تاکنون بیش از چهارصد مقاله در مجلات معتبر علمی و کنفرانس‌ها ارائه کرده است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

**ghassemi@modares.ac.ir**

[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-18 ]

[ DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.19 ]