نشریه علمی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال دهم، شماره اول، بهار ۱۴۰۱

Vol.10, No.1, Spring 2022

۱۷ -۳۷

مقاله پژوهشی

DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5

تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل براساس مدل جذب مکانی- طیفی و روش نوین برچسب‌گذاری

مهناز دستجانی[۱]، محمدجواد ولدان‌زوج[۲*] ، مجتبی جنتی[۳]

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد فتوگرامتری، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲- استاد گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۳- پسادکتری سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۷/۱۰/۲۴ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۱۱/۳۰

چکیده

پیکسل‌های مخلوط، دقت کلی نقشه‌های پوششی تهیه شده از تصاویر سنجش از دور با قدرت تفکیک مکانی مختلف را تحت تاثیر قرار می‌دهند. یکی از الگوریتم‌هایی که در سال‌های اخیر به منظور حل مشکل پیکسل‌های مخلوط ارائه شده است تکنیک تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل نرم-سپس-سخت موسوم به *STHSRM (Soft-Then-Hard Super resolution mapping)* است. در این تکنیک ابتدا با توجه به ضریب بزرگنمایی، هر یک از پیکسل‌های تصویر اولیه به تعدادی زیرپیکسل تقسیم، و برای هر یک از آن‌ها مقدار شاخصی تخمین زده می‌شود؛ سپس با مقایسه این مقادیر، برچسب زیرپیکسل‌ها مشخص می‌گردد. مدل جذب مکانی با تخمین میزان جاذبه میان زیرپیکسل‌ها و پیکسل‌های همسایه یکی از روش‌های محاسبه مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها است. تکنیک برچسب‌گذاری در واحد کلاس (*Unit Of Class*) نیز از جمله روش‌های برچسب‌گذاری زیرپیکسل‌ها است، که براساس ترتیب کلاسی تعریف شده به مقایسه مقادیر شاخص زیرپیکسل‌ها در هر یک از کلاس‌های حاضر در سطح پیکسل مخلوط و برچسب‌گذاری آنها می‌پردازد. تحقیق حاضر، با توسعه مدل جذب مکانی و تعریف مدل جذب مکانی-طیفی و همچنین ارائه روش برچسب‌گذاری نوین مبتنی بر تکنیک *UOC (Unit Of Class)*، به تعیین بهترین حالت ممکن آرایش مکانی زیرپیکسل‌ها پرداخته است. روش برچسب‌گذاری پیشنهادی با تعریف تابع هزینه و محاسبه هزینه متناظر با آرایش مکانی زیرپیکسل‌ها در حالات مختلف ترتیب کلاسی، حالت بهینه جانمایی زیرپیکسل‌ها را تعیین می‌کند. پیاده‌سازی این مدل بر روی دو تصویر *Worldview-3* و *ROSIS-03* و مقایسه نتایج آن با روش‌های پیشین تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل نرم-سپس-سخت گویای بهبود دقت نقشه تهیه شده در سطح زیرپیکسل با روش پیشنهادی به ویژه در عوارض خطی و مرز کلاس‌ها است. مقدار بهبود شاخص کاپا اصلاح شده الگوریتم پیشنهادی نسبت به مدل جذب مکانی همراه با روش برچسب‌گذاری در واحد کلاس تطبیقی (*AUOC*) در ضریب بزرگنمایی۲، به‌ترتیب برای تصاویر مذکور ۰٫۰۵۳ و ۰٫۰۳۲ است.

کلید واژه‌ها : پیکسل مخلوط، تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل نرم-سپس-سخت، مدل جذب مکانی-طیفی، برچسب‌گذاری زیرپیکسل‌ها.

* نویسنده مکاتبه‌کننده: تهران، خیابان ولیعصر، بالاتر از میدان ونک، تقاطع میرداماد، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.

تلفن: ۰۲۱۸۸۸۷۷۰۷۱

Email: valadanzouj@kntu.ac.ir

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]

[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

۱- مقدمه

تصاویر سنجش از دور، ترکیبی از پیکسل‌های خالص و مخلوط هستند. پیکسل‌های مخلوط نتایج طبقه‌بندی را تحت تاثیر قرار می‌دهند و بدون رفع مشکل آنها، پتانسیل کامل سنجش از دور در استخراج اطلاعات پوششی زمین قابل بهره‌برداری نخواهد بود [۱]. روش-های طبقه‌بندی کننده سخت[1] قادر به مدلسازی پیکسل‌های مخلوط[2] و استخراج اطلاعات در سطح زیرپیکسل نیستند. با توسعه روش‌های تجزیه اختلاط طیفی[3] و طبقه‌بندی کننده‌های نرم[4]، امکان برآورد سهم کلاس‌ها در سطح زیر پیکسل فراهم آمده است. اما نحوه آرایش مکانی زیر پیکسل‌ها همچنان نامعلوم می‌ماند. در سال‌های اخیر روش‌های تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل[5] (*SRM*) براساس نتایج طبقه‌بندی نرم ارائه شده است. تکنیک‌های تهیه نقشه در سطح زیر پیکسل با کاهش عدم قطعیت مکانی در خروجی روش های طبقه‌بندی نرم آن را به یک نقشه طبقه‌بندی سخت با قدرت تفکیک مکانی بهتر از تصویر اصلی تبدیل می‌نمایند [۲]. در واقع این روش‌ها، پیکسل‌های مخلوط را به صورت ماتریسی از زیرپیکسل‌ها در نظر می‌گیرند که موقعیت زیرپیکسل‌ها براساس مفهوم وابستگی مکانی تعیین می‌شود [۳].

وابستگی مکانی بر قانون اول جغرافیا استوار است که طبق آن عوارض و پدیده‌های نزدیک به هم شباهت بیشتری به یکدیگر دارند [۲]. بر این اساس هر پیکسل با در نظر گرفتن ضریب بزرگنمایی به تعداد مشخصی زیرپیکسل تقسیم می‌شود و هر یک از آنها به یک کلاس اختصاص داده می‌شوند. در فرایند اختصاص برچسب به زیرپیکسل‌ها از سهم کلاس‌های مختلف حاضر در سطح پیکسل به منظور برآورد تعداد زیرپیکسل‌های مربوط به هر کلاس و از مفهوم وابستگی مکانی جهت تعیین آرایش مکانی زیرپیکسل‌ها استفاده می‌شود. بسیاری از روش‌های تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل مانند مدل جذب مکانی [۴]، شبکه عصبی پیش رونده [۵]، شبکه عصبی هاپفیلد [۶]، روش‌های درون یابی مختلف مانند کریجینگ [۷] و شاخص کوکریجینگ [۸] الگوریتم‌های تهیه نقشه در سطح زیر پیکسل نرم-سپس-سخت نامیده می‌شوند. تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل به روش نرم-سپس-سخت طی دو مرحله، یک: محاسبه مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها دو: برچسب‌گذاری زیرپیکسل‌ها انجام می‌شود [۹]. در مرحله اول هر یک از پیکسل‌های تصویر اصلی براساس ضریب بزرگنمایی به S^2 زیرپیکسل تقسیم می‌شود، سپس برای هریک از زیرپیکسل‌ها مقدار ویژگی (شاخص) نرم بین (۰و ۱) از همه کلاس‌ها، تخمین زده می‌شود. و در نهایت مجموعه‌ای از تصاویر طبقه‌بندی شده نرم با قدرت تفکیک مکانی مدنظر و برای تمامی کلاس‌ها ایجاد می‌شود. در مرحله بعد با توجه به مقادیر شاخص زیرپیکسل‌ها، خروجی طبقه‌بندی نرم و قید سهم کلاس‌های مختلف در هر پیکسل، مقدار ویژگی سخت (برچسب کلاسی) به هر یک از زیرپیکسل‌ها اختصاص داده می‌شود. یکی از روش‌های سریع و موثر تخمین مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها در روش‌های نرم-سپس-سخت، مدل جذب مکانی است که مفهوم فیزیکی ساده و صریحی دارد. مدل جذب مکانی با توجه به مقدار سهم پیکسل‌های همسایه و فاصله اقلیدسی میان مرکز زیرپیکسل‌ها و مرکز پیکسل‌های همسایه در فضای مکان به محاسبه مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها می‌پردازد. این روش بدون نیاز به دانش اولیه[6] راجع به ساختار مکانی منطقه مورد بررسی، نقشه زیرپیکسلی رضایت بخشی را فراهم می‌کند. این روش وابسته به نقشه‌های فراوانی به دست آمده از طبقه‌بندی

[1] *hard-classification*
[2] *mixed pixels*
[3] *Spectral unmixing*
[4] *Soft-classification*
[5] *Super resolution mapping*
[6] *Prior knowledge*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

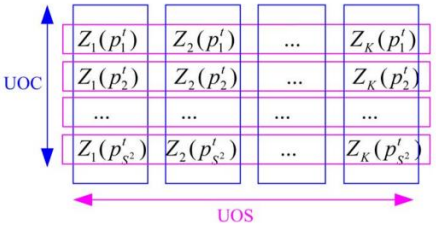
نرم و فاصله مکانی زیرپیکسل/پیکسل است و اطلاعات طیفی تصاویر در آن نادیده گرفته می‌شود. از این‌رو تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل به روش مدل جذب مکانی نویزی و دقت آن محدود است [۱۰]. جهت بهبود نقشه زیرپیکسلی حاصل از مدل جذب مکانی، وانگ[۱] و همکاران (۲۰۱۱)، مدل جذب مکانی زیرپیکسل/زیرپیکسل را پیشنهاد کردند [۱۱]. این روش برای محاسبه مقدار وابستگی مکانی زیرپیکسل-های پیکسل مخلوط، توزیع مکانی زیرپیکسل‌ها در پیکسل‌های همسایه را در نظر می‌گیرد [۱۱]. از آنجایی که تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل براساس تئوری وابستگی مکانی با فرض بیشینه سازی وابستگی مکانی داخل و بین پیکسل‌ها انجام می‌گیرد و همچنین جذب مکانی به عنوان ابزاری برای بیان وابستگی مکانی به کار می‌رود؛ وانگ و همکاران (۲۰۱۲)، مدل جدیدی برای بیان وابستگی مکانی زیرپیکسل/زیرپیکسل با ترکیب خطی جذب مکانی داخل و بین زیرپیکسل‌ها ارائه کردند، حل این مدل به کمک الگوریتم ژنتیک صورت می‌گیرد که روشی زمانبر است. اما همچنان در هیچ یک از روش‌های پیشین اطلاعات طیفی مورد توجه قرار نگرفته است [۱۰]. از سوی دیگر، نحوه برچسب‌گذاری زیرپیکسل‌ها مسئله مهمی است که مستقیما بر نتایج الگوریتم‌های تهیه نقشه در سطح زیر پیکسل نرم_سپس_سخت تاثیرگذار است [۱۲]. یکی از روش-های ارائه شده در برچسب‌گذاری زیرپیکسل‌ها تکنیک در واحد کلاس است. این روش پس از تعیین ترتیب کلاس‌ها[۲]، به مقایسه مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها در هر یک از کلاس‌های حاضر در سطح پیکسل می‌پردازد، در نهایت زیرپیکسلی با بیشترین مقدار شاخص، برچسب کلاس مورد بررسی را می‌گیرد [۱۲]. از دیگر روش‌های تعیین برچسب زیرپیکسل‌ها، در واحد زیرپیکسل *(UOS)*[۳] و بیشترین مقدار شاخص *(HAVF)*[۴] است. در روش *UOS*، پس از تعیین ترتیب زیرپیکسل‌ها جهت برچسب‌گذاری، بیشترین مقدار شاخص کلاسی، برچسب زیرپیکسل مورد بررسی را مشخص می‌کند. شکل (۱) اختلاف دو روش برچسب‌گذاری *UOS* و *UOC* در تعیین برچسب زیرپیکسل‌ها با روش‌های تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل نرم-سپس-سخت را نشان می‌دهد. برخلاف دو روش قبل، در تکنیک *HAVF*، ترتیب کلاس و زیرپیکسل مشخص نمی‌شود؛ و با مقایسه تمامی شاخص‌های کلاسی همه زیرپیکسل‌ها، بیشترین مقدار شاخص کلاسی، برچسب زیرپیکسل متناظر را تعیین می‌کند. نقشه خروجی حاصل از به کارگیری تکنیک *UOC* در تعیین برچسب زیرپیکسل‌ها نسبت به روش‌های *UOS* و *HAVF* از دقت کلی بالاتری برخوردار است [۱۲]؛ اما ترتیب‌های کلاسی مختلف در آن، نتایج تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل متفاوتی را فراهم می‌کند [۹].

در روش *UOC*، $K!$ (K: تعداد کلاس‌ها) حالت مختلف برای ترتیب کلاس‌ها می‌توان در نظر گرفت. ترتیب‌های مختلف، آرایش مکانی متفاوتی از زیرپیکسل‌ها را به همراه دارد [۹]. وانگ و همکاران (۲۰۱۴)، از شاخص مران I[۵] برای تعیین بهترین ترتیب کلاسی استفاده کردند [۹]. شاخص مران I بیانگر وابستگی مکانی کلاس‌ها است که با استفاده از نقشه‌های فراوانی حاصل از طبقه‌بندی نرم محاسبه می‌شود. با مقایسه شاخص کلاس‌ها، کلاس‌هایی با مقدار شاخص بیشتر، در الویت قرار می‌گیرند. در این روش ترتیب کلاس‌ها جهت برچسب‌گذاری زیرپیکسل‌ها برای تمامی پیکسل‌های تصویر یکسان است، در حالی که ساختار مکانی پوشش زمین در نواحی مختلف متفاوت بوده و وابستگی مکانی

[۱] *Wang*
[۲] *visiting orders of classes*
[3] *in units of subpixel (UOS)*
[۴] *highest soft attribute values first (HAVF)*
[۵] *Moran's I*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

کلاس‌ها نیز معمولا در تمامی نواحی تصویر یکسان نیست [۱۲].



شکل ۱: اختلاف تکنیک‌های برچسب‌گذاری *UOC* و *UOS* [۹]

وانگ و همکاران (۲۰۱۴)، روش *UOC* تطبیقی (*AUOC*[۱]) را برای حل این مشکل ارائه کردند که ترتیب کلاسی در هر یک از پیکسل‌های تصویر و براساس ساختار محلی تعیین می‌شود. *AUOC* برای ضریب مقیاس‌های کوچک به دقت بالاتری نسبت به روش *UOC* می‌رسد و از این رو برای تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل با ضریب مقیاس کوچک مناسب است [۱۲]. در روش‌های مبتنی بر *UOC* مذکور، آرایش مکانی زیرپیکسل‌ها حاصل از به‌کارگیری ترتیب‌های کلاسی مختلف نادیده گرفته می‌شود. از این رو ارائه روشی که بهترین جانمایی حاصل از ترتیب‌های مختلف را برگزیند حائز اهمیت است.

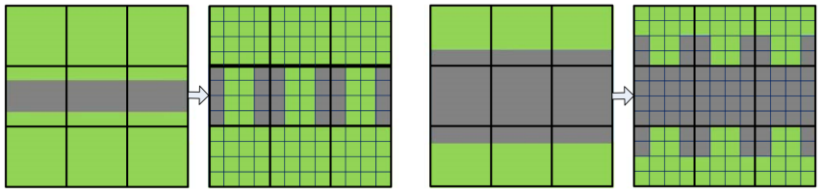
اعمال روش‌های مختلف تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل بر روی تصاویر سنجش از دور واقعی منجر به خطای فلفل و نمک در نتایج می‌شود [۱۳]. بیشینه‌سازی وابستگی مکانی در پیکسل‌های مخلوط ناشی از عوارض خطی کوچکتر از ابعاد پیکسل نیز از جمله عوامل بروز خطای فلفل و نمک است. همچنین، فرض وابستگی مکانی پیکسل‌ها در لبه عوارض و مرز کلاس‌ها، لبه‌های ناهموار[۲] و ناپیوسته در نقشه زیرپیکسلی نهایی ایجاد می‌کند. در شکل (۲) ناپیوستگی حاصل از فرض وابستگی مکانی در تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل از لبه‌ها (الف) و عوارض خطی زیرپیکسلی (ب) مشهود است. با توجه به اینکه روش‌های تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل نرم-سپس-سخت تا حد زیادی وابسته به نقشه‌های فراوانی حاصل از طبقه‌بندی نرم هستند و اطلاعات طیفی تصویر در آنها نادیده گرفته می‌شود [۱۵]؛ و عدم توجه به اطلاعات طیفی تصاویر منجر به بروز خطای فلفل و نمک و لبه‌های ناهموار و ناپیوسته در نقشه‌های تهیه شده در سطح زیرپیکسل می‌شود؛ از این رو ارائه روشی که علاوه بر بیشینه سازی وابستگی مکانی، اطلاعات طیفی تصاویر را نیز در نظر گیرد بسیار حائز اهمیت است.

پژوهش حاضر، روش جدیدی به منظور تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل، براساس مدل جذب مکانی-طیفی و روش نوین برچسب‌گذاری مبتنی بر *UOC* ارائه می‌کند. نظر به اینکه دسترسی به داده‌هایی با قدرت تفکیک مکانی بالا همواره امکان‌پذیر نیست، در روش پیشنهادی ابتدا با استفاده از روش درون‌یابی کریجینگ، تصویر بزرگنمایی شده با ضریب بزرگنمایی برابر با روش تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل ایجاد می‌شود. سپس با محاسبه فاصله زیرپیکسل/پیکسل‌ها در فضای طیف و مکان و با توجه به مقدار سهم کلاس‌های مختلف در پیکسل‌های همسایه واقع در پنجره همسایگی، مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها براساس مدلی که ترکیب خطی از دو ترم مکانی و طیفی است معین می‌شود. پیشتر توضیح داده شد که در روش‌های برچسب‌گذاری در واحد کلاس پیشین، بهترین ترتیب کلاسی در سطح پیکسل و تصویر با استفاده از شاخص مران I محلی و کلی انتخاب، و براساس آن‌ها برچسب‌گذاری انجام می‌شد و آرایش مکانی زیرپیکسل‌ها

[۱] *Adaptive in units of class*
[۲] *unsmooth*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

حاصل از به‌کارگیری ترتیب‌های کلاسی مختلف در آنها نادیده گرفته می‌شد. روش برچسب‌گذاری پیشنهادی با انتخاب تصادفی چندین حالت از حالات ممکن ترتیب‌های کلاسی و تعریف تابع هزینه‌ای مرکب از ترم مکانی و طیفی و محاسبه هزینه هر یک از چیدمان‌های متناظر با ترتیب‌های مختلف، بهترین جانمایی زیرپیکسل‌ها که متناظر با کمترین مقدار هزینه است را انتخاب می‌کند.



(ب) (الف)

شکل۲: نتایج فرض وابستگی مکانی در تکنیک تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل بر مرز کلاس‌ها [۱۴]

سایر بخش‌های مقاله بدین صورت سازمان‌دهی شده‌اند: در بخش دوم، روش پیشنهادی تشریح شده‌است. بخش سوم پس از معرفی مناطق مورد مطالعه به پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج پرداخته است. در بخش چهارم، جمع-بندی تحقیق و ارائه پیشنهاداتی برای تحقیقات آتی آمده است.

۲- مواد و روش‌ها

در این بخش جزئیات و روابط استفاده شده در پژوهش حاضر به منظور تخمین شاخص کلاسی زیرپیکسل‌ها و تکنیک برچسب گذاری پیشنهادی جهت تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل تشریح شده است.

۲-۱- تخمین شاخص کلاسی زیرپیکسل‌ها

همانطور که در قسمت قبل ذکر شد تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل به روش نرم-سپس-سخت شامل دو مرحله، تخمین شاخص برای هر یک از زیرپیکسل‌ها و برچسب‌گذاری آنها است. جهت محاسبه مقادیر شاخص زیرپیکسل‌ها در گام اول می‌توان از درون‌یابی کریجینگ، مدل جذب مکانی زیرپیکسل/پیکسل[1] *(SPSAM)* و مدل جذب مکانی-طیفی زیرپیکسل/پیکسل که روش‌هایی با سرعت بالا محسوب می‌شوند استفاده کرد.

الف) روش‌های درون‌یابی

در روش‌های درون‌یابی، مقادیر سهم به دست آمده از طبقه‌بندی نرم تصویر اولیه در مراکز پیکسل‌ها فرض می‌شود. سپس با درون‌یابی این مقادیر در هر یک از کلاس‌ها، نقشه شاخص با قدرت تفکیک مکانی بهتر حاصل می‌شود. برای هر یک از زیرپیکسل‌ها مقدار شاخ ص $\left\{ Z_k(p_i) \middle| i=1,2.....MS^2; k=1,2,.....K \right\}$ محاسبه می‌شود. در این مقاله روش درون‌یابی کریجینگ، که از جمله روش‌های درون‌یابی مشهور و با نتایج رضایت‌بخش در حوزه تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل با روش‌های درون‌یابی است، به کار برده شد.

ب) مدل جذب مکانی زیرپیکسل/پیکسل

فرض کنید S مقدار ضریب بزرگنمایی (هر پیکسل به S^2 زیرپیکسل تقسیم می‌شود)، P_t $(t=1,2.....M)$ و M تعداد پیکسل‌های تصویر اولیه است) پیکسل‌های تصویر اولیه و p_i $(i=1,2.....MS^2)$ زیرپیکسل‌های تصویر مدنظر باشد. $Z_k(p_i)$ نیز به مقدار شاخص زیرپیکسل i برای کلاس kام اشاره می‌کند ($k=1,2.....K$ و K تعداد کلاس‌ها است). $d_{spa}(P_n, p_i)$ فاصله اقلیدسی مرکز هندسی پیکسل P_n و زیرپیکسل p_i در فضای مکان و $F_k(P_n)$ مقدار سهم کلاس kام در پیکسل همسایه nام P_n است.

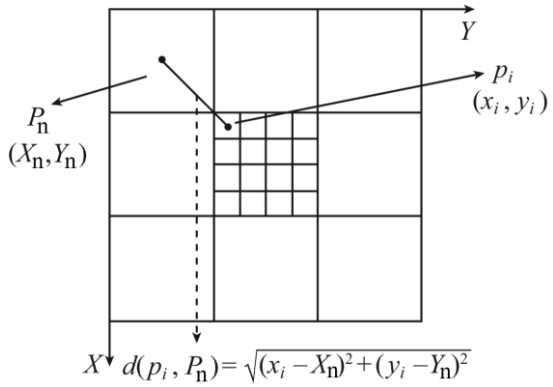
[1] *subpixel/pixel spatial attraction model*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

روش جذب مکانی زیرپیکسل/پیکسل، وابستگی مکانی میان زیرپیکسل‌ها و پیکسل‌های همسایه را از طریق محاسبه میزان جاذبه بین آنها تعیین می‌کند. هر زیرپیکسل p_i توسط پیکسل‌های همسایه $P_1,P_2,.....P_N$ (N تعداد پیکسل‌های همسایه) جذب می‌شود. مقدار شاخص مکانی $Z_k^{spa}(p_i)$ زیرپیکسل‌ها برای هر یک از کلاس‌ها از طریق رابطه (۱) محاسبه می‌شود [۴].

رابطه(۱) $$Z_k^{spa}(p_i)=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\frac{F_k(P_n)}{d_{spa}(p_i,P_n)}$$

شکل(۳) نحوه تعریف سیستم مختصات و فاصله اقلیدسی مرکز زیرپیکسل‌های داخل پیکسل مخلوط از مرکز پیکسل‌های همسایه در مدل جذب مکانی را نشان می‌دهد.



شکل ۳: نمایش سیستم مختصات و فاصله اقلیدسی در مدل جذب مکانی زیرپیکسل/پیکسل [۱۰]

ج) مدل جذب مکانی-طیفی پیشنهادی

از آنجایی که مدل جذب مکانی تنها براساس اطلاعات مکانی به تخمین مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها می‌پردازد، پژوهش حاضر مدل جذب مکانی- طیفی را جهت استفاده از اطلاعات طیفی تصاویر و بهبود مدل‌های پیشین ارائه می‌کند. برای این منظور، نخست با کمک روش درون‌یابی کریجینگ با مدل واریوگرام گوسین، تصویر بزرگنمایی شده ایجاد می‌شود. ضریب بزرگنمایی در الگوریتم تهیه تصویر در سطح زیرپیکسل با ضریب بزرگنمایی در روش تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل یکسان است. نخست، مقادیر درجات خاکستری هر یک از پیکسل‌ها در q باند طیفی تصویر اولیه در مراکز پیکسل‌ها فرض می‌شود. سپس با درون‌یابی این مقادیر در هر یک از باندها، تصویر با قدرت تفکیک مکانی بهتر حاصل می‌شود. سپس با توجه به فاصله مینکوفسکی[۱] مرکز هر یک از زیرپیکسل‌های پیکسل مخلوط از مرکز پیکسل‌های همسایه در فضای طیف (d_{spe}) و سهم حضور کلاس‌های مختلف در پیکسل‌های همسایه مقدار جاذبه طیفی زیرپیکسل‌ها محاسبه می‌شود. با فرض اینکه y تصویر اولیه و x تصویر بزرگنمایی شده باشد، فاصله d_{spe} و مقدار شاخص طیفی $Z_k^{spe}(p_i)$ زیرپیکسل‌ها برای هر یک از کلاس‌ها از طریق روابط (۲) و (۳) محاسبه می‌شود:

رابطه(۲) $$d_{spe}=\left(\sum_{j=1}^{q}(x(p_j)-y(P_j))^r\right)^{1/r}$$

[۱] *Minkowski's distance*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

رابطه(۳)

$$Z_k^{spe}(p_i)=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}F_k(P_n)\exp(\frac{-d_{spe}(P_n,p_i)}{a})$$

ترم مکانی نیز با محاسبه فاصله اقلیدسی مرکز هر یک از زیرپیکسل‌های پیکسل مخلوط از مرکز پیکسل‌های همسایه در فضای مکان (d_{spa}) و سهم حضور کلاس-های مختلف در پیکسل‌های همسایه طبق رابطه (۴) محاسبه می‌شود:

رابطه(۴)

$$Z_k^{spa}(p_i)=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}F_k(P_n)\exp(\frac{-d_{spa}(P_n,p_i)}{b})$$

در روابط (۳) و (۴)، a و b پارامترهای غیرخطی تابع نمایی هستند.

به منظور محاسبه مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها، ابتدا هر یک از مقادیر جاذبه مکانی و طیفی طبق رابطه (۵) نرمال می‌شوند.

رابطه(۵)

$$Z_k=\frac{Z_k-Z_k^{\min}}{Z_k^{\max}-Z_k^{\min}}$$

در رابطه(۵)، $Z_k^{\min}$ کمترین و $Z_k^{\max}$ بیشترین مقدار جاذبه را بیان می‌کنند. پس از نرمال کردن مقادیر جاذبه هر یک از زیرپیکسل‌ها، مقدار شاخص مکانی-طیفی آنها براساس ترکیب خطی از دو ترم، به صورت زیر تعریف می‌شود. پارامتر ω سهم هر یک از ترم‌ها از مدل جذب مکانی- طیفی است که مقداری بین صفر و یک را می‌پذیرد ($0 < \omega \leq 1$).

رابطه(۶) $Z_K(p_i)=(1-\omega)Z_k^{spa}(p_i)+\omega Z_k^{spe}(p_i)$

با محاسبه مقدار جاذبه مکانی- طیفی زیرپیکسل‌ها، نقشه شاخص با قدرت تفکیک مکانی بهتر[1] حاصل می-شود که ورودی مرحله بعد الگوریتم تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل به روش نرم-سپس-سخت است.

۲-۲- برچسب‌گذاری زیرپیکسل‌ها به روش *UOC*

مرحله دوم تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل به روش نرم-سپس-سخت برچسب‌گذاری زیرپیکسل‌ها است. در این گام به روش *UOC* با مقایسه مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها در کلاس k، زیرپیکسلی با بیشترین مقدار شاخص برچسب این کلاس را می‌گیرد. ترتیب کلاس‌ها به کمک شاخص مرانI محلی و کلی تعیین می‌شود. تعداد زیرپیکسل‌هایی که می‌توانند برچسب کلاس k داشته باشند نیز براساس خروجی طبقه‌بندی نرم به دست می‌آید. $E_k(P_t)$ بیانگر تعداد زیرپیکسل‌ها با برچسب کلاس k است.

رابطه(۷) $E_k(P_t)=F_k(P_t)\times S^2$

۲-۳- برچسب‌گذاری زیرپیکسل‌ها در روند مبتنی بر *UOC* پیشنهادی

در روند جستجوی *UOC*، $K!$ حالت مختلف برای ترتیب کلاس‌ها می‌توان در نظر گرفت که هر یک نتیجه متفاوتی را به همراه دارد. در این پژوهش، برای تعیین آرایش مکانی بهینه زیرپیکسل‌ها و بهره‌گیری از اطلاعات طیفی تصویر در مرحله برچسب‌گذاری، تابع هزینه‌ای به صورت ترکیب خطی از دو ترم مکانی و طیفی تعریف شد. روند برچسب‌گذاری پیشنهادی بدین صورت است که نخست T ترتیب کلاسی مختلف از میان $K!$ ترتیب ممکن به صورت تصادفی انتخاب می-شوند، سپس آرایش مکانی زیرپیکسل‌ها داخل پیکسل-های مخلوط، با مقایسه مقدار شاخص آن‌ها طبق هر یک از ترتیب‌ها تعیین می‌شود. در نهایت با محاسبه مقدار هزینه هر یک از T جانمایی به دست آمده از طریق رابطه (۱۴)، چیدمانی با کمترین مقدار هزینه، آرایش مکانی بهینه زیرپیکسل‌ها را نشان می‌دهد.

فرض کنید y تصویر چندطیفی با قدرت تفکیک مکانی R بوده که شامل q باند طیفی است (قدرت تفکیک مکانی پایین). B ماتریس پیکسل‌ها با سایز $M \times N$ است که موقعیت هر پیکسل در آن با b_i نمایش داده می‌شود. تصویر چندطیفی x بر روی مجموعه پیکسل-

[1] *Fine-resolution indicator map*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

های A با اعضای $a_{\langle j|i\rangle}$ $(j=1,...S^2)$ و قدرت تفکیک مکانی بهتر r که شامل q باند طیفی است وجود دارد. ماتریس A همان سطحی از زمین که ماتریس B می پوشاند را در بر می‌گیرد. پارامتر ورودی دیگر ضریب بزرگنمایی است که از تقسیم R به r حاصل شده و عدد صحیح در نظر گرفته می‌شود. C نقشه مد نظر ما با قدرت تفکیک مکانی بهتر است. بدین ترتیب برای هر پیکسل از تصویر x یک کلاس واحد α تعیین می‌شود که $\alpha=c(_{\langle j|i\rangle})$ و $\alpha\in\{1\ ,\ 2\ K\}$ است. رابطه تصاویر y و x به صورت رابطه(۸) است:

$$y(b_i)=\frac{1}{s^2}\sum_{j=1}^{s^2}x(a_{\langle j|i\rangle}) \qquad \text{رابطه(۸)}$$

هر پیکسل $a_{\langle j|i\rangle}$ مرکز پنجره مربعی به سایز W بوده و $N(a_{\langle j|i\rangle})$ همسایگی متقارن از a است. ترم مکانی طبق رابطه (۹) بیان می‌شود:

رابطه(۹)

$$U_{priori}=\sum_{i,j}\sum_{l\in N(a_{\langle j|i\rangle})}w(a_l).\delta(c(a_{\langle j|i\rangle}),c(a_l))$$

در رابطه (۹)، اگر کلاس $a_{\langle j|i\rangle}$ و a_l در پنجره همسایگی تعریف شده یکسان باشد، مقدار $\delta(c(a_{\langle j|i\rangle}),c(a_l))$ صفر و در غیر این صورت برابر ۱ است. $w(a_l)$ مقدار وزن است که براساس فاصله اقلیدسی زیرپیکسل‌ها در پنجره همسایگی محاسبه می‌شود [۱۶].

با فرض اینکه پیکسل‌های b_i مشاهده شده در تصویر yدارای توزیع نرمال باشند، همچنین کلاس‌ها نیز دارای توزیع نرمال و با میانگین μ_i و کوریانس σ_i مشخص شوند، مقادیر میانگین و کوریانس پیکسل‌ها از روابط (۱۰) و (۱۱) حاصل می‌شوند:

$$\mu_i=\sum_{\alpha=1}^{K:}\theta_{\alpha i}\,\mu_\alpha \qquad \text{رابطه(۱۰)}$$

$$\sigma_i=\frac{1}{S^2}\sum_{\alpha=1}^{K:}\theta_{\alpha i}\,\sigma_\alpha \qquad \text{رابطه(۱۱)}$$

در رابطه (۱۰)، $\theta_{\alpha i}$ سهم کلاس α در پیکسل b_i است. ترم طیفی به صورت رابطه (۱۲) بیان می‌شود:

رابطه(۱۲)

$$U_{Likelihood}=\sum_{i,j}\left[\frac{1}{2}(y(b_i)-\mu_i)'\sigma_i^{-1}(y(b_i)-\mu_i)+\frac{1}{2}\ln|\sigma_i|\right]$$

در نهایت تابع هزینه‌ای با ترکیب خطی دو ترم مکانی و طیفی مذکور طبق رابطه (۱۳) تعریف می‌شود. پارامتر λ سهم ترم مکانی و طیفی از تابع هزینه را بیان می‌کند که مقداری بین صفر و یک را می‌پذیرد ($0\le\lambda<1$). مقدار این پارامتر میزان تاثیر ترم‌ها را بیان می‌کند [۱۶].

$$U_{global}=\lambda U_{priori}+(1-\lambda)U_{likelihood} \qquad \text{رابطه(۱۳)}$$

در انتها آرایش مکانی بهینه زیرپیکسل‌ها، متناظر با کمینه تابع (۱۳) است:

رابطه(۱۴)

$$\hat{\chi}=\arg\min\left\{\lambda U_{priori}+(1-\lambda)U_{likelihood}\right\}$$

۲-۴- پیاده سازی

پیاده سازی روش پیشنهادی شامل مراحل زیر است:

۱- تهیه تصویر بزرگنمایی شده به کمک روش درون-یابی کریجینگ
۲- انتخاب پیکسل P_t از تصویر اولیه
۳- تقسیم پیکسل اولیه به S^2 زیرپیکسل
۴- محاسبه مقدار شاخص $Z_k(p_i)$ زیرپیکسل‌ها برای هر یک از کلاس‌ها با استفاده از مدل جذب مکانی-طیفی زیرپیکسل/پیکسل
۵- انتخاب T ترتیب کلاسی مختلف
۶- برچسب‌گذاری زیرپیکسل‌ها براساس هر یک از ترتیب‌های کلاسی
۷- محاسبه مقدار هزینه هر یک از آرایش‌های مکانی متناظر با ترتیب‌های کلاسی مختلف
۸- یافتن کمترین مقدار تابع هزینه و چیدمان متناظر با آن

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

۹- اعمال روند فوق بر روی تمامی پیکسل‌های تصویر اولیه و تعیین کلاس زیرپیکسل‌ها شکل (۴)، فلوچارت روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

شکل۴: فلوچارت روش پیشنهادی

۳- نتایج و بحث

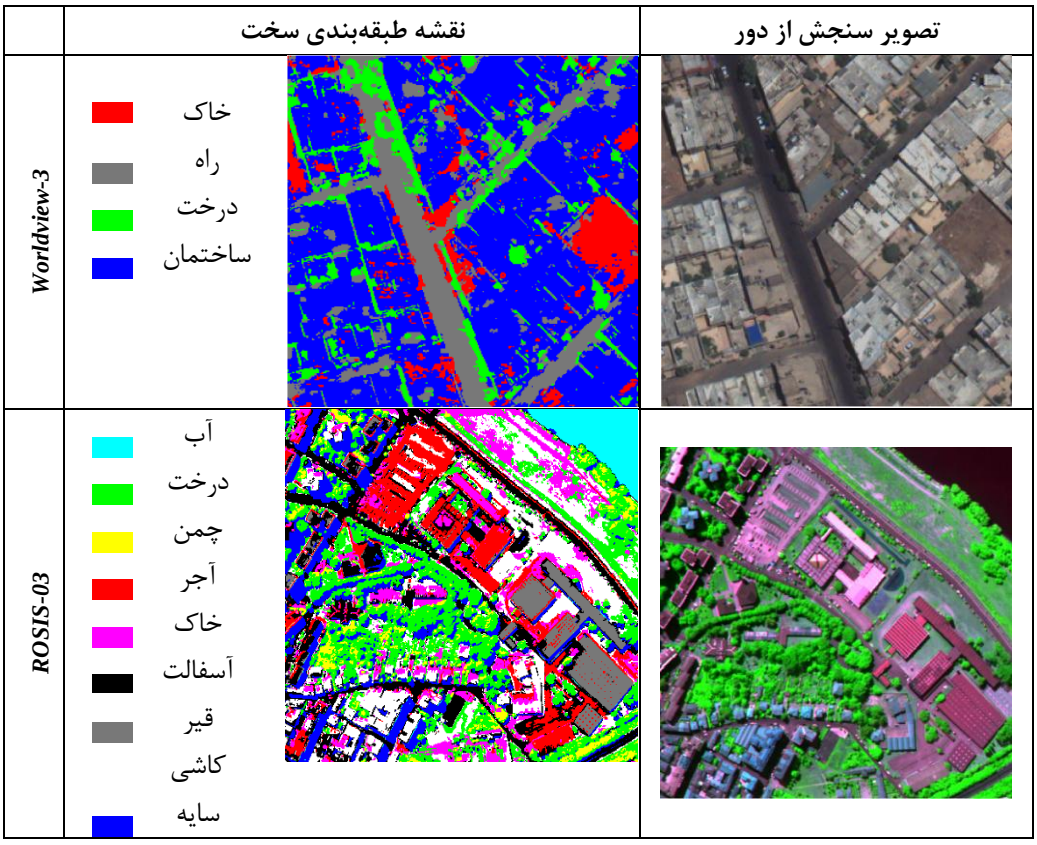
به منظور ارزیابی دقت کلی روش پیشنهادی، ورودی الگوریتم بدون خطا در نظر گرفته می‌شود تا امکان ارزیابی دقت آن صرفا در بهینه سازی آرایش مکانی زیرپیکسل‌ها فراهم شود. بدین منظور نخست تصویر مورد نظر با یک روش طبقه‌بندی سخت (ماشین بردار پشتیبان)، طبقه‌بندی شده و با در نظر گرفتن پنجره‌ای متناسب با ضریب بزرگ نمایی ($S\times S$) و شمارش تعداد پیکسل‌های مربوط به هر کلاس، نقشه‌های فراوانی با قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر شبیه سازی شده است. به این ترتیب سهم کلاس‌ها در پیکسل وارد الگوریتم تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل شده و با اعمال ضریب بزرگنمایی، نقشه در سطح زیرپیکسل تولید می‌شود. در نهایت با تشکیل ماتریس ابهام و مرجع قرار دادن نقشه طبقه‌بندی سخت، دقت کلی، شاخص کاپا، دقت کلی اصلاح شده و شاخص کاپا اصلاح شده نقشه زیرپیکسلی محاسبه می‌گردد. با توجه به اینکه نقشه‌های فراوانی از روی تصویر واقعی شبیه‌سازی شده‌اند،

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

تمام ویژگی‌ها از لحاظ تنوع و توزیع کلاس‌ها در سطح تصویر به طور واقعی در نظر گرفته شده است.

۳-۱- داده

در این پژوهش از دو سری داده استفاده شده است. داده نخست مربوط به سنجنده *Worldview-3* و سری داده دوم مربوط به سنجنده *ROSIS-03* است که به‌ترتیب از منطقه شهری در شیراز و منطقه پاویا واقع در کشور ایتالیا اخذ شده است. تصویر اول با ابعاد ۳۰۰ در ۳۰۰ پیکسل، دارای ۳ باند طیفی و ۴ کلاس، ساختمان، راه، درخت و خاک و با قدرت تفکیک مکانی ۱٫۲۴ متر است. تصویر دوم نیز با ابعاد ۴۰۰ در ۴۰۰ پیکسل، دارای ۵ باند طیفی و ۹ کلاس کاربری آب، درخت، چمن، آجر، خاک، آسفالت، قیر، کاشی و سایه و با قدرت تفکیک مکانی ۱٫۳ متر است. شکل(۵)، تصاویر مورد استفاده و نقشه طبقه‌بندی سخت آنها را نشان می‌دهد.



شکل ۵: تصاویر سنجش از دور مورد استفاده و نقشه طبقه‌بندی سخت آن‌ها به عنوان مرجع در ارزیابی خروجی روش پیشنهادی

۳-۲- ارزیابی

برای ارزیابی مدل جذب مکانی-طیفی و روش برچسب‌گذاری مبتنی بر *UOC*، سه الگوریتم درون‌یاب کریجینگ، مدل جذب مکانی زیرپیکسل/پیکسل و مدل جذب مکانی-طیفی زیرپیکسل/پیکسل جهت تعیین مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها و پنج تکنیک برچسب‌گذاری *UOS*، *HAVF*، *UOC*، *AUOC* و روش برچسب‌گذاری پیشنهادی با ضرایب بزرگنمایی مختلف بر روی دو تصویر سنجش ازدور اعمال شده است. نتایج اعمال الگوریتم‌های مذکور بر روی تصاویر، از دو منظر کیفی و کمی که روش‌های رایج در بحث ارزیابی نتایج تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل هستند، مورد بررسی قرار گرفت [۱۳]. با توجه به اینکه نقشه‌های فراوانی شبیه‌سازی شده عاری از هرگونه خطا هستند، ارزیابی روش-

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

های تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل تنها براساس پیکسل‌های مخلوط انجام می‌گیرد [۱۴] تا از اثر پیکسل‌های خالص در آنها اجتناب شود [۱۷].

ارزیابی۱: اعمال روش‌های تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل بر روی تصویر *Worldview-3*

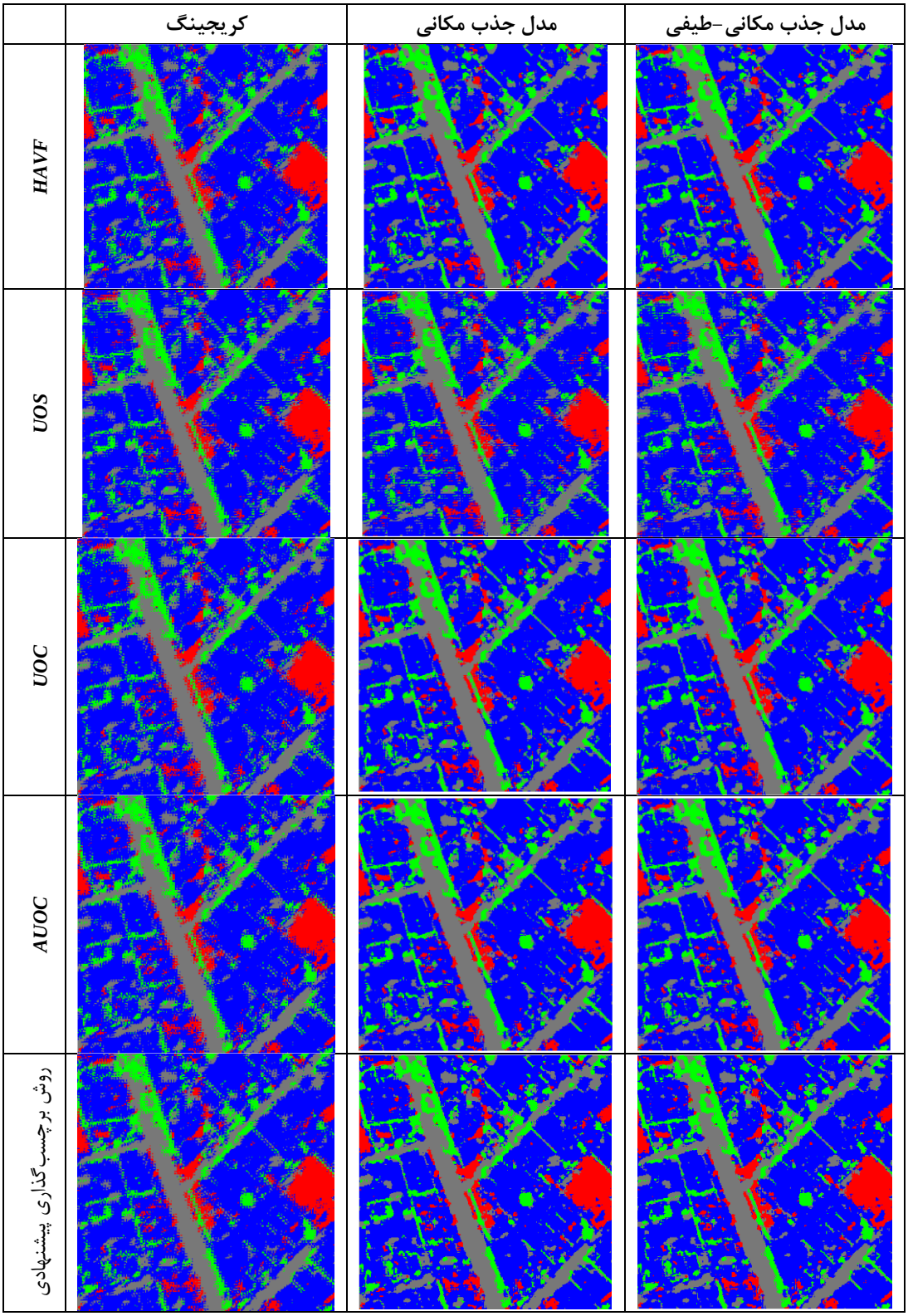
در این ارزیابی، دو ضریب بزرگنمایی ۳ و ۶ برای تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل با روش‌های مختلف تعیین مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها (روش درون‌یاب کریجینگ [۷]، مدل جذب مکانی زیرپیکسل/پیکسل [۴] و مدل جذب مکانی-طیفی زیرپیکسل/پیکسل) و تکنیک‌های برچسب‌گذاری (*UOS* [۱۸]، *HAVF* [۴]، *UOC* [۹]، *AUOC* [۱۲] و روش برچسب‌گذاری پیشنهادی) در نظر گرفته شد. مقدار پارامتر r در محاسبه فاصله مینکوفسکی ۴ در نظر گرفته شده است. مقدار پارامتر وزن در مدل جذب مکانی-طیفی برای ضرایب بزرگنمایی ۳ و ۶ ، ۰٫۹ است که نحوه تعیین آن در قسمت ۳-۴ آمده است. ترتیب زیرپیکسل‌ها جهت برچسب‌گذاری در روش *UOS*، S^2 *1,2,...* بوده که به صورت تصادفی انتخاب شده است. همچنین ترتیب کلاس‌ها برای برچسب‌گذاری در روش *UOC*، ۳-۴-۲-۱ برای $S=3$ و ۲-۱-۴-۳ برای $S=6$ است که به کمک شاخص مران I تعیین شده است. به منظور برچسب-گذاری با روش پیشنهادی نیز بایستی چندین ترتیب مختلف از ترتیب کلاس‌ها به صورت تصادفی انتخاب شود که برای این تصویر سه ترتیب کلاسی ۲-۱-۳-۴، ۳-۱-۲-۴ و ۲-۳-۴-۱ انتخاب شد. به عنوان نمونه نتایج تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل با ضریب بزرگنمایی ۳ در شکل (۶) نمایش داده شده است.

ارزیابی کیفی: شکل (۶) نتایج اعمال سه الگوریتم محاسبه مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها و پنج تکنیک برچسب‌گذاری را نشان می‌دهد. نقشه‌های حاصل از برچسب‌گذاری به روش *UOS* شامل خطای فلفل و نمک فراوان و مرزهای کلاسی ناپیوسته هستند. سایر روش‌های برچسب‌گذاری در مقایسه با روش *UOS* خطای فلفل و نمک کمتری داشته و نتایج بهتری را فراهم می‌کنند؛ اما همچنان روش‌های مبتنی بر واحد کلاس (*UOC*، *AUOC* و روش پیشنهادی) عملکرد بهتری نسبت به روش‌های *HAVF* و *UOS* داشته و وابستگی مکانی میان هر یک از کلاس‌ها در این روش‌ها بیشتر است. در روش پیشنهادی برچسب‌گذاری به دلیل توجه به اطلاعات طیفی تصاویر و مقایسه آرایش مکانی حاصل از چندین ترتیب کلاسی مختلف، خطای فلفل و نمک به ویژه در لبه‌ها و محل برخورد کلاس-های مختلف کمتر بوده و مرز بین کلاس‌ها نرم‌تر است؛ از این رو روش پیشنهادی نتایج رضایت‌بخش‌تری را ایجاد می‌کند.

کارایی روش‌های مختلف برچسب‌گذاری بر روی نقشه-های شاخص حاصل از روش درون‌یابی کریجینگ پایین‌تر از مدل جذب مکانی و جذب مکانی-طیفی است، که این امر ناشی از خطای ذاتی الگوریتم درون-یابی کریجینگ است [۹]. روش‌های درون‌یابی جهت تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل از عوارض خطی به درستی عمل نکرده و منجر به ایجاد مرزهای کلاسی ناپیوسته می‌شوند. این موضوع به این دلیل است که الگوی مکانی عوارض خطی با استفاده از اصول وابستگی مکانی به کار برده شده در الگوریتم‌های درون‌یابی به خوبی نمی‌توانند مدل شوند [۱۹]. عدم پیوستگی در مرز بین کلاس‌های مختلف، لبه‌های ناهموار و خطای فلفل و نمک فراوان در خروجی این مدل، در شکل (۶) قابل ملاحظه است.

اگرچه فرض وابستگی مکانی به منظور تعیین توزیع و موقعیت زیرپیکسل‌ها در پیکسل‌های مخلوط ناشی از عوارض بزرگتر از ابعاد پیکسل، راه حل موثر و کارآمدی است؛ اما در اختلاط‌های ناشی از عوارض خطی و عوارض زیرپیکسلی، نتیجه خوبی فراهم نمی‌کند. مرزهای کلاسی ناپیوسته، وجود مصنوعات نامنظم اطراف لبه‌ها و پیکسل‌های ایزوله در نتایج اعمال مدل جذب مکانی بر روی تصویر *Worldview-3* در شکل (۶) قابل مشاهده است.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]



شکل ۶: نتایج تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل با ضریب بزرگنمایی ۳ برای تصویر *Worldview-3*

[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17] [DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5] [Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]

نتایج به‌کارگیری مدل جذب مکانی-طیفی در شکل(۶)، خطای فلفل و نمک کمتر و مرزهای نرم و پیوسته‌تری را در مقایسه با مدل جذب مکانی نشان می‌دهد که فرض جاذبه طیفی علاوه بر جاذبه مکانی میان زیرپیکسل‌ها و پیکسل‌های همسایه دلیل این امر است. جدول(۱) شاخص کاپا اصلاح شده به دست آمده از ماتریس خطا را برای تصویر *Worldview-3*، با روش‌های مذکور نشان می‌دهد.

جدول۱: شاخص کاپا اصلاح شده نتایج تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل با روش‌های نرم-سپس-سخت برای تصویر *Worldview-3*

	ضریب بزرگنمایی	درون‌یابی کریجینگ	مدل جذب مکانی	مدل جذب مکانی-طیفی
HAVF	۳	۰٫۴۴۵	۰٫۶۵	۰٫۶۵۹
	۶	۰٫۴۴۲	۰٫۵۷۵	۰٫۵۸۴
UOS	۳	۰٫۴۳۵	۰٫۴۸۹	۰٫۵۰۵
	۶	۰٫۴۳۳	۰٫۴۵۲	۰٫۴۸۸
UOC	۳	۰٫۴۴۷	۰٫۶۵۳	۰٫۶۶۵
	۶	۰٫۴۳۹	۰٫۵۹۱	۰٫۶۰۶
AUOC	۳	۰٫۴۴۹	۰٫۶۷۷	۰٫۶۸۸
	۶	۰٫۴۴۴	۰٫۵۹۹	۰٫۶۱۰
برچسب‌گذاری پیشنهادی	۳	۰٫۴۵۸	۰٫۷۰۳	۰٫۷۰۷
	۶	۰٫۴۴۵	۰٫۶۱۵	۰٫۶۲۸

ارزیابی کمی: شاخص کاپا اصلاح شده حاصل از پیاده‌سازی روش‌های تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل نرم-سپس-سخت برای تصویر *Worldview-3* در جدول (۱) آمده است که ارزیابی کیفی را تایید می‌کند. طبق جدول فوق شاخص کاپا اصلاح شده مدل‌های جذب مکانی و جذب مکانی-طیفی از روش درون‌یاب کریجینگ، و تکنیک‌های برچسب‌گذاری *UOC*، *AUOC* و روش برچسب‌گذاری پیشنهادی از روش‌های *HAVF* و*UOS* بیشتر است. در میان روش‌های پیشین، مدل جذب مکانی به همراه روش برچسب‌گذاری *AUOC* بیشترین دقت را فراهم می‌کند. پیاده‌سازی مدل جذب مکانی-طیفی با روش برچسب‌گذاری *AUOC* برای تصویر *Worldview-3*، بهبود شاخص کاپا اصلاح شده ۰٫۱۱ و ۰٫۰۱۱ را نسبت به مدل جذب مکانی همراه با روش برچسب‌گذاری *AUOC* به ترتیب برای ضرایب بزرگنمایی ۳ و ۶ حاصل می‌کند. همچنین مقایسه شاخص کاپا اصلاح شده روش تعیین مقدار شاخص و برچسب‌گذاری پیشنهادی نسبت به مدل جذب مکانی و روش برچسب‌گذاری *AUOC* بیانگر بهبود ۰٫۰۳ و ۰٫۰۲۹، به‌ترتیب برای ضرایب بزرگنمایی ۳ و ۶ است. بنابراین روش پیشنهادی با در نظر گرفتن اطلاعات طیفی تصویر و بررسی و مقایسه جانمایی حاصل از ترتیب‌های کلاسی مختلف بیشترین دقت را در میان روش‌های پیشین کسب می‌کند. با مقایسه دقت کلاس‌های مختلف مشخص می‌گردد که کلاس درخت بیشترین بهبود (۴٫۵٪ و ۳٫۶۱٪ در ضرایب بزرگنمایی ۳ و ۶) را با اعمال روش پیشنهادی داراست.

ارزیابی ۲: اعمال روش‌های تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل بر روی تصویر *ROSIS-03*

در این ارزیابی، دو ضریب بزرگنمایی ۲ و ۴ برای تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل با روش‌های تعیین مقدار شاخص زیرپیکسل‌های درون‌یاب کریجینگ با مدل واریوگرام گوسین، مدل جذب مکانی زیرپیکسل/پیکسل و مدل جذب مکانی-طیفی زیرپیکسل/پیکسل و

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

تکنیک‌های برچسب‌گذاری *UOS*، *HAVF*، *UOC*، *AUOC* و روش برچسب‌گذاری پیشنهادی برای تصویر *ROSIS-03* در نظر گرفته شد. مقدار پارامتر وزن در مدل جذب مکانی-طیفی برای ضرایب بزرگنمایی ۲ و ۴، ۰/۷ است. ترتیب زیرپیکسل‌ها جهت برچسب‌گذاری در روش *UOS*، $1,2,\ldots,S^2$ بوده که به صورت تصادفی انتخاب شده است. همچنین ترتیب کلاس‌ها برای برچسب‌گذاری در روش *UOC*، ۱-۷-۴-۲-۸-۶-۹-۵-۳ برای $S=2$ و ۱-۷-۴-۸-۲-۶-۵-۹-۳ برای $S=6$ است که به کمک شاخص مران I تعیین شده‌اند. به منظور برچسب‌گذاری با روش پیشنهادی نیز ده ترتیب کلاسی، ۲-۶-۸-۱-۳-۷-۴-۵-۹، ۱-۵-۳-۴-۲-۶-۷-۹-۸، ۷-۹-۵-۳-۶-۱-۸-۲-۴، ۱-۴-۷-۸-۵-۲-۳-۶-۹، ۹-۷-۳-۴-۲-۶-۱-۸-۵، ۲-۱-۶-۴-۸-۹-۷-۳-۵، ۵-۷-۶-۲-۱-۸-۳-۴-۹، ۵-۷-۹-۸-۶-۲-۱-۳-۴، ۷-۸-۹-۶-۵-۴-۱-۲-۳ و ۱-۷-۴-۲-۸-۶-۹-۵-۳ به صورت تصادفی انتخاب شد. به عنوان نمونه نتایج تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل با ضریب بزرگنمایی ۴ در شکل (۷) نمایش داده شده است.

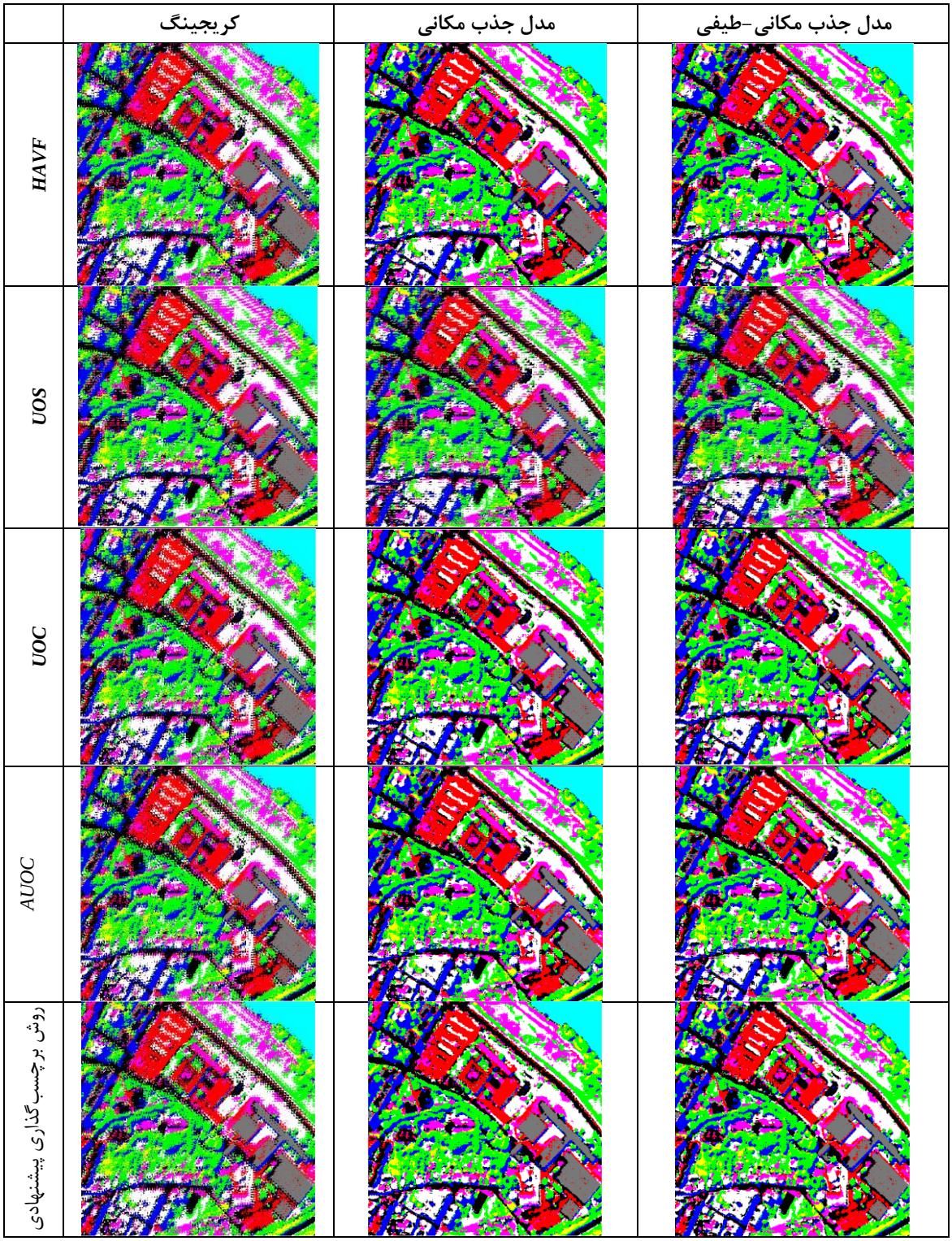
ارزیابی کیفی: شکل (۷) نتایج اعمال سه الگوریتم محاسبه مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها و پنج تکنیک برچسب‌گذاری را نشان می‌دهد. نقشه‌های حاصل از برچسب‌گذاری با روش‌های مبتنی بر واحد کلاس به دلیل حفظ وابستگی مکانی میان هر یک از کلاس‌ها عملکرد بهتری نسبت به روش‌های برچسب‌گذاری *HAVF* و *UOS* دارند. مقایسه نقشه‌های زیرپیکسلی حاصل از مدل جذب مکانی و جذب مکانی-طیفی نسبت به درون یابی کریجینگ حاکی از خطای فلفل و نمک کمتر و جزئیات بیشتر است.

محاسبه مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها با مدل جذب مکانی-طیفی و برچسب‌گذاری به روش پیشنهادی مبتنی بر *UOC*، تعداد پیکسل‌های ایزوله و لبه‌های ناهموار در نقشه‌های زیرپیکسلی را به طور موثر کاهش داده و پیوستگی ساختار پوشش زمین را حفظ می‌کند.

از این‌رو در مقایسه با سایر روش‌های تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل، نتایج روش پیشنهادی به تصویر مرجع نزدیکتر بوده که این امر ناشی از در نظر گرفتن اطلاعات طیفی تصویر و بررسی و مقایسه میزان جاذبه مکانی و طیفی زیرپیکسل‌ها در آرایش‌های مکانی حاصل از ترتیب‌های کلاسی مختلف در روند *SRM* است. پیوستگی میان مرزهای کلاسی و لبه‌های هموار در نقشه زیرپیکسلی حاصل از اعمال روش پیشنهادی برای تصویر *ROSIS-03* در شکل(۷) مشهود است. جدول(۲) شاخص کاپا اصلاح شده به دست آمده از ماتریس خطا را برای تصویر *ROSIS-03*، با روش‌های مذکور نشان می‌دهد.

ارزیابی کمی: با توجه به جدول فوق الگوریتم پیشنهادی، بیشترین دقت را در میان روش‌ها داراست. در حالی که روش برچسب‌گذاری *UOS* و درون‌یابی کریجینگ کمترین دقت را فراهم می‌کنند. بهبود شاخص کاپا اصلاح شده مدل جذب مکانی-طیفی همراه با روش برچسب‌گذاری پیشنهادی نسبت به مدل جذب مکانی با روش برچسب‌گذاری *AUOC* (دارای بیشترین دقت میان روش‌های پیشین)، ۰/۰۳۳ و ۰/۰۱۸ به ترتیب برای ضرایب بزرگنمایی ۲ و ۴ است که بیانگر عملکرد رضایت‌بخش روش پیشنهادی است. همچنین بهبود دقت ٪۳/۶۳، ٪۲/۸۴ و ٪۳/۹۱ برای ضریب بزرگنمایی ۲ و ٪۳/۵۶، ٪۲/۲۱ و ٪۲ برای ضریب بزرگنمایی ۴ در کلاس‌های چمن، آجر و سایه، گویای توانایی روش پیشنهادی در مدل کردن عوارض خطی است. بنابراین در روش برچسب‌گذاری پیشنهادی با انتخاب و بررسی تعداد کمی از حالات ممکن ترتیب کلاس‌ها، می توان به دقت بالاتری از روش‌های پیشین رسید. موضوعی که در انتها باید خاطر نشان نمود این است که هر چه تعداد کلاس‌های حاضر در سطح تصویر بیشتر باشد، تعداد بیشتری از ترتیب کلاس‌ها خواهیم داشت که برای رسیدن به دقت مطلوب، بایستی تعداد حالت بیشتری از ترتیب‌های کلاسی نیز انتخاب شود.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]



شکل ۷: نتایج تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل با ضریب بزرگنمایی ۴برای تصویر *ROSIS-03*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

جدول ۲: شاخص کاپا اصلاح شده نتایج تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل با روش‌های نرم-سپس-سخت برای تصویر *ROSIS-03*

	ضریب بزرگنمایی	درون‌یابی کریجینگ	مدل جذب مکانی	مدل جذب مکانی-طیفی
HAVF	۲	۰/۵۰۱	۰/۶۹۶	۰/۶۹۸
	۴	۰/۴۹۶	۰/۶۳۲	۰/۶۳۶
UOS	۲	۰/۴۹۶	۰/۵۳۳	۰/۵۴۷
	۴	۰/۴۶۶	۰/۵۲۰	۰/۵۴۶
UOC	۲	۰/۵۰۴	۰/۷۱۸	۰/۷۲۹
	۴	۰/۴۹۳	۰/۶۵۷	۰/۶۶۷
AUOC	۲	۰/۵۰۷	۰/۷۴۳	۰/۷۵۱
	۴	۰/۵۰۴	۰/۶۷۵	۰/۶۸۲
برچسب‌گذاری پیشنهادی	۲	۰/۵۳۴	۰/۷۶۶	۰/۷۷۵
	۴	۰/۵۲۸	۰/۶۸۹	۰/۶۹۳

۳-۳- بررسی اثر ضریب بزرگنمایی

جهت بررسی اثر ضرایب بزرگنمایی مختلف برای روش پیشنهادی، سه ضریب ۲، ۵ و ۱۰ برای داده اول و سه ضریب ۳، ۶ و ۹ برای داده دوم در نظر گرفته شد. برای این منظور سه الگوریتم معاوضه پیکسلی [۲۰]، مدل جذب مکانی زیرپیکسل/زیرپیکسل [۱۱] به‌همراه روش برچسب‌گذاری *AUOC* و مدل جذب مکانی-طیفی به‌همراه روش برچسب‌گذاری پیشنهادی با ضرایب بزرگنمایی مذکور بر روی تصاویر اعمال شدند. جدول(۳) شاخص کاپا، دقت کلی، شاخص کاپا اصلاح شده و دقت کلی اصلاح شده به دست آمده از ماتریس خطا را برای تصویر *Worldview-3* و به روش‌های مذکور نشان می‌دهد. همچنین در این جدول سرعت محاسبات الگوریتم‌ها به صورت کیفی (+ خوب، - ضعیف) مقایسه شده است. جدول (۴) شاخص کاپا، دقت کلی، شاخص کاپا اصلاح شده، دقت کلی اصلاح شده به دست آمده از ماتریس خطا را برای تصویر *ROSIS-03* و به روش‌های مذکور نشان می‌دهد.

پارامترهای ارزیابی مذکور بیانگر این مطلب است که روش پیشنهادی به خوبی توانسته است با صرف زمان اندک، برای ضرایب بزرگنمایی مختلف، موقعیت زیرپیکسل‌ها را در پیکسل‌های مخلوط تعیین کرده و دقت قابل قبولی را کسب نماید علت این موضوع را می‌توان بهره‌گیری از اطلاعات طیفی تصاویر در محاسبه مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها و بررسی و مقایسه میزان جاذبه مکانی و طیفی زیرپیکسل‌ها در آرایش‌های مکانی حاصل از ترتیب‌های کلاسی مختلف دانست. با افزایش ضریب بزرگنمایی، تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل پیچیده‌تر می‌گردد چرا که بایستی برای هر پیکسل اولیه، موقعیت مکانی تعداد زیرپیکسل بیشتری مشخص شود؛ براساس نتایج به دست آمده از جداول(۴) و (۵) مشخص می‌شود که دقت کلی الگوریتم برچسب‌گذاری زیرپیکسل‌های پیشنهادی نیز مانند سایر روش‌های تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل به دلیل به وجود آمدن عدم قطعیت بالا در جانمایی زیرپیکسل‌ها کاهش می‌یابد.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

جدول ۳: پارامترهای ارزیابی نتایج تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل با روش‌های نرم-سپس-سخت برای تصویر *Worldview-3*

	معاوضه پیکسلی			جذب مکانی زیرپیکسل/زیرپیکسل			الگوریتم پیشنهادی		
	S=2	*S=5*	*S=10*	*S=2*	*S=5*	*S=10*	*S=2*	*S=5*	*S=10*
OA	۹۵/۴	۸۵/۳	۷۶/۳	۹۵/۳	۸۴/۷	۷۵/۶	۹۶/۱	۸۵/۶	۷۵/۵
OA'	۸۲/۱	۷۷/۲	۷۳/۳	۸۱/۶	۷۶/۳	۷۲/۵	۸۴/۷	۷۷/۵	۷۲/۵
K	۰/۹۲	۰/۷۴	۰/۵۹	۰/۹۲	۰/۷۴	۰/۵۸	۰/۹۳	۰/۷۵	۰/۵۸
k'	۰/۷۴	۰/۶۴	۰/۵۵	۰/۷۴	۰/۶۳	۰/۵۵	۰/۷۸	۰/۶۵	۰/۵۴
سرعت	−			+			+		

جدول ۴: پارامترهای ارزیابی نتایج تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل با روش‌های نرم-سپس-سخت برای تصویر *ROSIS-03*

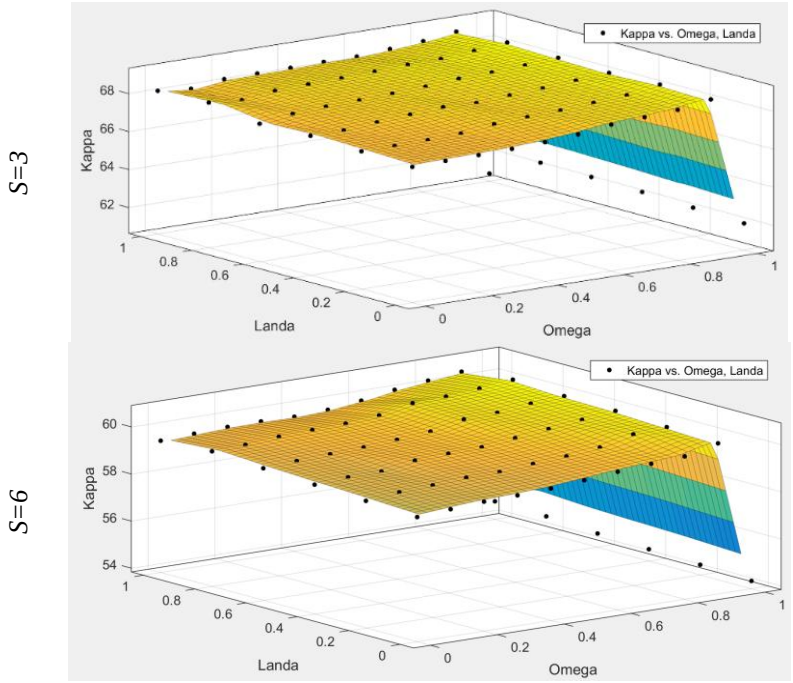
	معاوضه پیکسلی			جذب مکانی زیرپیکسل/زیرپیکسل			الگوریتم پیشنهادی		
	S=3	*S=6*	*S=9*	*S=3*	*S=6*	*S=9*	*S=3*	*S=6*	*S=9*
OA	۸۵/۱	۷۳/۴	۶۵/۲	۸۴/۶	۷۲/۵	۶۴/۲	۸۵/۶	۷۳/۰	۶۴/۳
OA'	۷۶/۲	۷۰	۶۳/۰	۷۵/۴	۶۹/۳	۶۲/۷	۷۶/۹	۶۹/۶	۶۲/۷
K	۰/۸۲	۰/۶۹	۰/۵۹	۰/۸۲	۰/۶۸	۰/۵۸	۰/۸۳	۰/۶۹	۰/۵۹
k'	۰/۷۱	۰/۶۳	۰/۵۷	۰/۷۱	۰/۶۳	۰/۵۶	۰/۷۳	۰/۶۴	۰/۵۶
سرعت	−			+			+		

۳-۴- آنالیز پارامتر وزن در مدل پیشنهادی

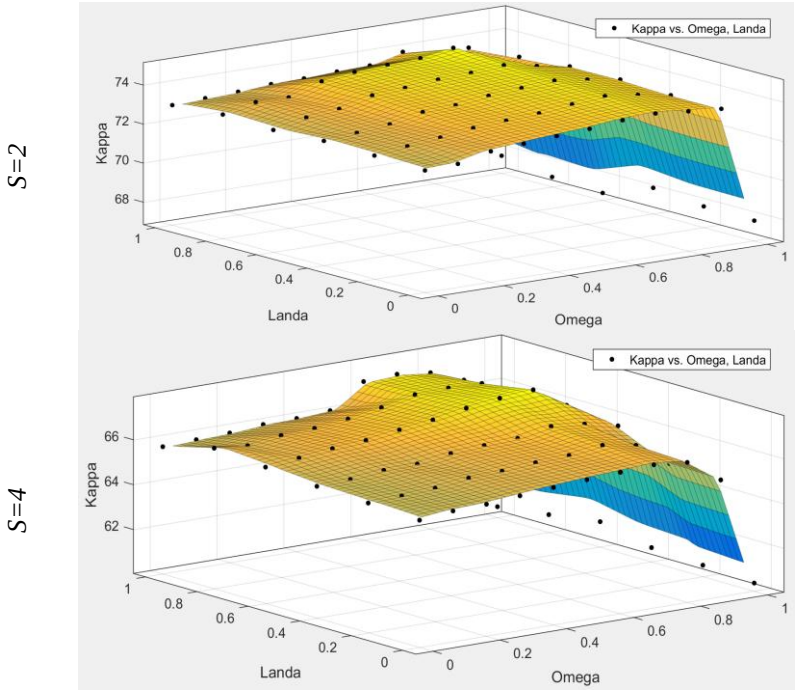
در مدل جذب مکانی-طیفی و روش برچسب‌گذاری پیشنهادی پارامترهای وزن ω و λ، نقش مهمی را ایفا می‌کنند و بایستی از قبل تخمین زده شوند. در پژوهش حاضر، مقادیر وزن برای هر یک از تصاویر و ضرایب بزرگنمایی مختلف، به کمک روش سعی و خطا تعیین شده است. برای این منظور شاخص کاپا اصلاح شده، به ازای مقادیر مختلف ω و λ در بازه *[0 ,1]* محاسبه شد. شکل (۸) شاخص کاپا اصلاح شده نتایج حاصل از تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل به روش پیشنهادی، به ازای مقادیر مختلف ω و λ در مدل جذب مکانی-طیفی و تکنیک برچسب‌گذاری ارائه شده برای تصویر *Worldview-3* را نشان می‌دهد. شکل (۹) شاخص کاپا اصلاح شده نتایج حاصل از تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل به روش پیشنهادی، به ازای مقادیر مختلف ω و λ در مدل جذب مکانی-طیفی و تکنیک برچسب-گذاری پیشنهادی برای تصویر *ROSIS-03* را نشان می-دهد. طبق شکل (۸) و (۹) با افزایش مقادیر وزن ω و λ شاخص کاپا اصلاح شده نیز افزایش می‌یابد. این امر به این علت است که ترم طیفی، اطلاعات طیفی تصاویر را به اطلاعات مکانی اضافه کرده و نتایج آن را بهبود می‌بخشد. همانطور که از نمودارهای فوق پیداست، بیشترین مقدار شاخص کاپا برای تصویر *Worldview-3* در ضرایب بزرگنمایی ۳ و ۶ به ترتیب با پارامترهای وزن ω، ۰/۹ و ۰/۹ و برای تصویر *ROSIS-03* در ضرایب بزرگ‌نمایی ۲ و ۴ به ترتیب با پارامترهای وزن ۰/۷ و ۰/۷ حاصل می‌شود. همچنین با توجه به نمودارهای شکل(۸) و (۹)، بیشترین مقدار شاخص کاپا برای تصویر *Worldview-3* در ضرایب بزرگنمایی ۳ و ۶ به ترتیب با پارامترهای وزن λ، ۰/۸ و

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

۰٫۸ و برای تصویر *ROSIS-03* در ضرایب بزرگنمایی ۲ شود.
و ۴ به ترتیب با پارامترهای وزن ۰٫۸ و ۰٫۶ فراهم می-



شکل ۸: شاخص کاپا اصلاح شده به ازای مقادیر مختلف وزن ترم طیفی و ترم مکانی برای تصویر *Worldview-3*



شکل۹: شاخص کاپا اصلاح شده به ازای مقادیر مختلف وزن ترم طیفی و ترم مکانی بر ای تصویر *ROSIS-03*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

۳-۵- بررسی اثر ترتیب‌های کلاسی مختلف بر نتایج روش پیشنهادی

نکته مهم و اساسی در به کارگیری الگوریتم برچسب-گذاری مبتنی بر تکنیک *UOC* پیشنهادی، انتخاب چندین حالت از *K!* حالت ممکن ترتیب کلاس‌ها است. برای بررسی این مسئله، اثر ترتیب‌های کلاسی مختلف بر روی دو سری داده مورد ارزیابی قرار گرفت. در این قسمت به عنوان نمونه نتایج تصویر *worldview-3* (دارای ۴ کلاس) آمده است. ارزیابی بدین صورت است که سه زیرمجموعه (حالت) مختلف از شش مجموعه شامل ۱، ۴، ۸، ۱۲، ۱۶ و ۲۴ ترتیب کلاسی، انتخاب و شاخص کاپا اصلاح شده آنها مقایسه شد. جدول(۵) شاخص کاپا اصلاح شده نتایج حاصل از به کارگیری تعداد حالات مختلف ترتیب کلاسی را نشان می‌دهد که به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند. همانطور که از جدول فوق پیداست شاخص کاپا با در نظر گرفتن تعداد بیشتری از ترتیب‌های کلاسی افزایش می‌یابد. اما پس از تعداد حالت اندکی، تقریبا ثابت مانده و پس از آن با افزایش تعداد حالات، بهبود قابل توجهی در شاخص کاپا صورت نمی‌گیرد. بنابراین نیازی به در نظر گرفتن تمامی حالات ممکن ترتیب کلاس‌ها در روش پیشنهادی نیست و تنها با بررسی تعداد اندکی از آنها، نتایج بهتری نسبت به نتایج روش‌های پیشین حاصل می‌شود. همچنین با بررسی و مقایسه نتایج حاصل از چندین ترتیب کلاسی مختلف می‌توان ترتیب‌های بهینه را انتخاب نمود.

جدول ۵: ارزیابی اثر به کارگیری حالات مختلف ترتیب‌های کلاسی بر شاخص کاپا اصلاح شده نتایج

ترتیب کلاسی	۱	۴	۸	۱۲	۱۶	۲۴
حالت ۱	۰٫۶۸۰	۰٫۷۰۳۱	۰٫۷۰۳۳	۰٫۷۰۲۹	۰٫۷۰۳۰	۰٫۷۰۳۰
حالت ۲	۰٫۶۸۰۵	۰٫۷۰۱۷	۰٫۷۰۳۲	۰٫۷۰۲۵	۰٫۷۰۳۰	
حالت ۳	۰٫۶۷۷۶	۰٫۷۰۲۱	۰٫۷۰۱۹	۰٫۷۰۳۱	۰٫۷۰۲۸	

۴- نتیجه گیری

تحقیق حاضر با ارائه مدل جذب مکانی-طیفی برای محاسبه مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها و روش نوین برچسب‌گذاری مبتنی بر تکنیک *UOC*، الگوریتم جدیدی برای تهیه نقشه در سطح زیرپیکسل نرم-سپس-سخت پشنهاد می‌کند. برخلاف مدل‌های جذب پیشین، مدل پیشنهادی از اطلاعات طیفی تصویر نیز استفاده می‌کند. برای این منظور ابتدا به کمک روش درون‌یابی کریجینگ با مدل گوسین، تصویر بزرگ‌نمایی شده ایجاد می‌شود. سپس مقدار شاخص زیرپیکسل‌ها براساس مدل پیشنهادی که ترکیب خطی از ترم مکانی و طیفی است محاسبه می‌گردد. در روش برچسب-گذاری *UOC*، *K!* حالت مختلف برای ترتیب کلاس‌ها می‌توان در نظر گرفت، که به کارگیری هر یک از آنها نتیجه متفاوتی را به همراه دارد. الگوریتم برچسب-گذاری پیشنهادی با انتخاب چندین حالت تصادفی از حالات ممکن ترتیب کلاس‌ها و تعریف تابع هزینه‌ای مرکب از ترم مکانی و طیفی، دقت کلی بالاتری نسبت به روش‌های پیشین برچسب‌گذاری مبتنی بر *UOC*، فراهم می‌کند. پس از انتخاب تصادفی چندین حالت از ترتیب‌های کلاسی ممکن، و محاسبه هزینه آرایش مکانی زیرپیکسل‌ها در هر یک از این ترتیب‌ها، کمینه تابع هزینه، گویای جانمایی بهینه زیرپیکسل‌ها است. در تحقیقات آتی، استفاده از تکنیک بازسازی تصویر در سطح زیرپیکسل[1] به منظور تعیین مقدار طیفی زیرپیکسل‌ها، ارائه راهکاری مناسب به منظور انتخاب غیر تصادفی حالات مختلف ترتیب کلاس‌ها و بررسی آماری حداقل حالات لازم برای بررسی و کسب نتیجه مطلوب مورد توجه قرار خواهد گرفت.

[1] *Super-resolution image reconstruction*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

مراجع

[1] *G.M. Foody, "Sub-pixel methods in remote sensing", In Remote sensing image analysis: Including the spatial domain. Springer Netherlands, pp. 37-49, 2004.*

[2] *M. Niroomand Jadidi, "Super resolution land cover mapping of multispectral imagery based on spatial optimization techniques", M.Sc Thesis in Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology Faculty of Geodesy and Geomatics, 2013.*

[3] *C.H. Genitha, and K. Vani, "Super resolution mapping of satellite images using Hopfield neural networks", In Recent Advances in Space Technology Services and Climate Change (RSTSCC), 2010, pp. 114-118. IEEE, 2010.*

[4] *K.C. Mertens, B. De Baets, L.P. Verbeke, and R.R. De Wulf, "A sub‐pixel mapping algorithm based on sub‐pixel/pixel spatial attraction models", International Journal of Remote Sensing, Vol. 27(15), pp. 3293-3310, 2006.*

[5] *K.C. Mertens, L.P. Verbeke, and R.R.D. Wulf, "Sub-pixel mapping with neural networks: Real-world spatial configurations learned from artificial shapes", In Proc. 4th Int. Symp. Remote Sens. Urban Areas, pp. 117-121, 2003.*

[6] *A.J. Tatem, H.G. Lewis, P.M. Atkinson, and M.S. Nixon, "Increasing the spatial resolution of agricultural land cover maps using a Hopfield neural network", International Journal of Geographical Information Science, Vol. 17(7), pp.647-672, 2003.*

[7] *J. Verhoeye, and R. De Wulf, "Land cover mapping at sub-pixel scales using linear optimization techniques", Remote Sensing of Environment, Vol. 79(1), pp.96-104, 2002.*

[8] *A. Boucher, P.C. Kyriakidis, and C. Cronkite-Ratcliff, "Geostatistical solutions for super-resolution land cover mapping", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 46(1), pp.272-283, 2008.*

[9] *Q. Wang, W. Shi, and L. Wang, "Allocating classes for soft-then-hard subpixel mapping algorithms in units of class", IEEE transactions on geoscience and remote sensing, Vol. 52(5), pp.2940-2959, 2014.*

[10] *Q. Wang, L. Wang, and D. Liu, "Integration of spatial attractions between and within pixels for sub-pixel mapping", Journal of Systems Engineering and Electronics, Vol. 23(2), pp.293-303, 2012.*

[11] *L. Wang, Q. Wang, and D. Liu, "Sub-pixel mapping based on sub-pixel to sub-pixel spatial attraction model", In Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International, pp. 593-596, IEEE, 2011.*

[12] *Q. Wang, W. Shi, and H. Zhang, "Class allocation for soft-then-hard subpixel mapping algorithms with adaptive visiting order of classes", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol.11(9), pp.1494-1498, 2014.*

[13] *Y. Chen, Y. Ge, and Y. Jia, "Integrating object boundary in super-resolution land-cover mapping", IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, Vol. 10(1), pp.219-230, 2017.*

[14] *Y. Ge, Y. Chen, A. Stein, S. Li, and J. Hu, "Enhanced subpixel mapping with spatial distribution patterns of geographical objects", IEEE transactions on geoscience and remote sensing, Vol. 54(4), pp.2356-2370, 2016.*

[15] *P. Wang, L. Wang, and J. Chanussot, "Soft-then-hard subpixel land cover mapping based on spatial-spectral interpolation", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol. 13(12), pp.1851-1854, 2016.*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

[16] V.A. Tolpekin, and A. Stein, "Quantification of the effects of land-cover-class spectral separability on the accuracy of Markov-random-field-based superresolution mapping", IEEE transactions on geoscience and remote sensing, Vol. 47(9), pp.3283-3297, 2009.

[17] H. Jin, G. Mountrakis, and P. Li, "A super-resolution mapping method using local indicator variograms", International journal of remote sensing, Vol. 33(24), pp.7747-7773, 2012.

[18] A. Boucher, and P.C. Kyriakidis, "Super-resolution land cover mapping with indicator geostatistics", Remote Sensing of Environment, Vol. 104(3), pp.264-282, 2006.

[19] F. Ling, Y. Du, X. Li, W. Li, F. Xiao, and Y. Zhang, "Interpolation-based super-resolution land cover mapping", Remote sensing letters, Vol. 4(7), pp.629-638, 2013.

[20] P.M. Atkinson, "Sub-pixel target mapping from soft-classified, remotely sensed imagery", Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Vol. 71(7), pp.839-8, 2005.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]

K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.10, No.1, Spring 2022

Research Paper

Super Resolution Mapping Based on Spatial-Spectral Attraction Model and the New Class Allocation Approach

Mahnaz Dastjani [1], Mohammad Javad Valadan Zouj [2]*, Mojtaba Jannati [3]

1- M.Sc. student in Photogrammetry, Department of Photogrammetry and Remote Sensing, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N.Toosi University of Technology
2- Professor, Department of Photogrammetry and Remote Sensing, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N.Toosi University of Technology
3- Ph.D. in Remote Sensing, Department of Photogrammetry and Remote Sensing, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N.Toosi University of Technology

Abstract

The mixed pixels influence the overall accuracy of land cover maps produced by using the remote sensing images with different spatial resolutions. In recent years, soft-then-hard super resolution mapping (STHSRM) has been proposed to solve the problem of mixed pixels. This method estimates soft attribute values for land cover classes at the subpixel scale level and then allocates classes for subpixels according to the soft attribute values. Subpixel/pixel spatial attraction model (SPSAM) calculates soft attribute values for each class at fine pixels by spatial attraction between subpixels and their neighboring pixels. UOC (Units of Class) allocates classes to subpixels in units of class. First, a visiting order for all classes is predetermined. Then, according to the visiting order, the subpixels belonging to the being visited class are determined by comparing the soft attribute values of this class. The remaining subpixels are used for the allocation of the next class. This paper proposed a new spatial-spectral attraction model to estimate the soft attribute value for each class at each subpixel. Also it presents a novel class allocation approach based on UOC technique for STHSRM algorithm. The proposed class allocation approach produces the optimal location of subpixels by defining the cost function and calculating the corresponding cost of spatial arrangement of sub-pixels in different visiting order of classes. The technique is applied to Worldview-3 and ROSIS-03 images. A comparison between the results obtained through the proposed approach and an existing super-resolution mapping technique is introduced. The results show that the proposed algorithm is able to produce higher SRM accuracy than the other approaches especially in linear feature and class boundaries. The improvement value of the adjusted Kappa coefficient of the proposed algorithm related to the spatial attraction model with the AUOC class allocation technique in the scale factor 2, is 0.053 and 0.032, respectively.

Key words: *mixed pixel, soft-then-hard super resolution mapping, spatial-spectral attraction model, Class allocation.*

Correspondence Address: *No. 1346, ValiAsr Street, Mirdamad cross, Geomatics Engineering Faculty, K.N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran. Postal Code: 19967-15433.*
Tel : +9821-88877071
Email : *valadanzouj@kntu.ac.ir*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-12]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.1.1.5]
[DOI: 10.52547/jgit.10.1.17]