نشریه علمی پژوهشی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال دوم، شماره نخست، بهار ۱۳۹۳

Vol.2, No.1, Spring 2014

۱۷-۳۹

نرمالیزاسیون اتوماتیک تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و پیکسل‌های تغییرنیافته

وحید صادقی [۱*]، حمید عبادی [۲]، فرشید فرنود احمدی [۳]

۱ دانشجوی کارشناسی ارشد فتوگرامتری، دانشکده نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی

۲ دانشیار گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده نقشه‌برداری، پژوهشکده سنجش از دور، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی

۳ استادیار گروه نقشه‌برداری، دانشکده عمران، دانشگاه تبریز

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۲/۰۵/۱۵ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۳/۰۱/۲۴

چکیده

نرمالیزاسیون رادیومتریک نسبی اغلب در آنالیزهای تصاویر سنجش از دور، مخصوصا در آنالیزهای آشکارسازی تغییرات پوششی اراضی مورد استفاده قرار می گیرد. نرمالیزاسیون، اختلافات رادیومتریکی بین تصاویر، ناشی از نابرابری شرایط تصویربرداری و نه به خاطر تغییرات واقعی در بازتاب سطحی را کاهش می‌دهد. در این مقاله، یک روش نرمالیزاسیون اتوماتیک، مبتنی بر شبکه‌های عصبی و پیکسل‌های تغییرنیافته، معرفی می‌گردد. در روش پیشنهادی ابتدا پیکسل‌های تغییرنیافته با استفاده از روش طرح شده در این تحقیق که بر مبنای استفاده از روش آشکارسازی تغییرات *CVA*، تبدیل مؤلفه‌های اصلی و قطعه‌بندی *کا-مینز* می‌باشد، تعیین شده و در مرحله مدل‌سازی، معماری‌های مختلفی از شبکه‌های عصبی به منظور تعیین بهترین معماری برای این کاربرد خاص، بررسی شده و شبکه با معماری بهینه برای تهیه تصویر نرمالیزه مورد استفاده قرار گرفته است. ایده مورد نظر روی دو جفت تصویر مرجع-هدف اخذ شده توسط سنجنده *TM* پیاده‌سازی شده است. نتایج نرمالیزاسیون حاصل از روش پیشنهادی با نتایج حاصل از ۸ روش نرمالیزاسیون شامل: تطابق هیستوگرام(*HM*)، تصحیح *haze*(*HC*)، نرمالیزاسیون مینیمم-ماکزیمم(*MM*)، نرمالیزاسیون میانگین-انحراف معیار(*MS*)، رگرسیون ساده(*SR*)، رگرسیون بهبود داده شده درجات اول، دوم و سوم و رگرسیون بهبود داده شده خطی-قطعه‌ای مقایسه گردید. ارزیابی صورت گرفته از الگوریتم پیشنهادی، قابلیت این روش را هم در آشکارسازی اتوماتیک تغییرات و هم در کاهش تاثیرات شرایط تصویربرداری(اتمسفر و سایر عوامل تاثیرگذار) نسبت به روشهای متداول نشان می‌دهد. روش آشکارسازی تغییرات پیشنهادی، قابلیت بالایی در شناسایی تغییرات پوشش گیاهی صورت گرفته در منطقه داشته و استفاده از این روش باعث بهبود نتایج نرمالیزاسیون در تمامی باندهای تصویر، مخصوصا در باندهای سوم و چهارم که در محدوده طیفی نور قرمز و مادون قرمز قرار می‌گیرد، شده است. در مرحله مدل‌سازی نیز استفاده از شبکه‌های عصبی سبب کاهش خطای کمترین مربعات نرمالیزاسیون داده‌های ارزیابی در مقایسه با روشهای متداول نرمالیزاسیون(مدل‌های خطی و غیرخطی) شده است.

کلیدواژه‌ها: تصاویر ماهواره‌ای‌چندزمانه، آشکارسازی تغییرات، نرمالیزاسیون رادیومتریک نسبی، شبکه‌های عصبی مصنوعی.

* نویسنده مکاتبه‌کننده: وحید صادقی، آدرس پستی: تهران، خیابان ولی‌عصر، بالاتر از میرداماد، دانشکده مهندسی نقشه برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.
تلفن: ۰۹۱۴۹۹۷۱۳۵۳

Email: vahid.sadeghi.1985@gmail.com

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

۱- مقدمه

آشکارسازی تغییرات صورت گرفته در محیط، یکی از موضوعات اصلی مورد نیاز برای بسیاری از شاخه‌ها از جمله: برنامه‌ریزی شهری، محیط‌زیست و سایر علوم مربوط به زمین می‌باشد. سنجش‌از دور به‌عنوان یک تکنولوژی قدرتمند می‌تواند در آشکارسازی تغییرات طیفی مربوط به پدیده‌ها مانند تغییر در کاربری و پوشش اراضی مورد استفاده قرارگیرد. داده‌های طیفی که توسط سنجنده‌های ماهواره‌ای جمع‌آوری می‌شوند، از عواملی چون: جذب و پراکنش اتمسفری، هندسه تابش تارگت-سنجنده و کالیبراسیون سنجنده تاثیر می‌پذیرد که این عوامل پیوسته در حال تغییر هستند[۱]. جهت آشکارسازی تغییرات واقعی صورت گرفته در منطقه با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه در صورتی که از روشهای مبتنی بر آنالیز تغییرات پاسخ طیفی عوارض استفاده شود، لازم است تا تصحیح رادیومتریکی در مورد آنها صورت گیرد. دو روش برای تصحیح رادیومتریکی وجود دارد: روش مطلق و روش نسبی[۲]. روش مطلق نیازمند استفاده از اندازه‌گیری‌های زمینی در لحظه‌ای است که تصویر مورد نظر از منطقه مربوطه اخذ شده است. این اندازه‌گیری‌ها نه تنها پرهزینه هستند بلکه در مواقعی که از تصاویر آرشیو ماهواره برای آنالیز تغییرات استفاده می‌شود، غیرعملی است[۳]. روش نسبی برای تصحیح رادیومتریک که به نرمالیزاسیون رادیومتریک نسبی[1] و/یا نرمالیزاسیون تصویر-به-تصویر، معروف است، نسبت به روش قبلی برتری‌هایی دارد چرا که در سطح DN تصاویر انجام گرفته و به داده‌های اتمسفری سایت در لحظه‌ای که سنجنده تصویر را اخذ کرده است، نیاز ندارد. روش نرمالیزاسیون رادیومتریک نسبی یکی از تصاویر را به‌عنوان داده مرجع[2] مورد استفاده قرار داده و سپس خصوصیات رادیومتریک تصویر و/یا تصاویر هدف[3] را طوری تعدیل می‌کند تا با تصویر مرجع مطابق شود[۳]. از متداولترین روشهای نرمالیزاسیون رادیومتریک نسبی می‌توان به روشهای: تطابق هیستوگرام[4] (HM)، تصحیح اثر مه[5] (HC)، عوارض شبه پایدار[6] (PIF) ، عوارض روشن-تیره[7] (DB)، نرمالیزاسیون مینیمم-ماکزیمم[8](MM)، نرمالیزاسیون میانگین-انحراف‌معیار[9](MS)، رگرسیون ساده[10](SR) و رگرسیون بهبود داده شده که تنها از پیکسل‌های تغییرنیافته استفاده می‌کند، اشاره نمود.

در فرآیند نرمالیزاسیون نسبی، هدف این هست که تغییرات صورت گرفته بر اثر عوامل محیطی مثل جذب و پراکنش اتمسفری، کالیبراسیون سنجنده و همانند آن، که باعث تغییراتی در شرایط تصویربرداری می‌شوند، از روی تصاویر چندزمانه حذف گردد و نباید تغییرات طیفی واقعی صورت گرفته در منطقه به اشتباه به‌عنوان اثرات رادیومتریکی مدل شوند. لذا لازم هست تا برآورد پارامترهای مجهول روابط بکار برده شده برای نرمالیزاسیون تصاویر، تنها با استفاده از نقاط کنترل رادیومتریکی که در حالت ایده‌آل، بازتاب طیفی برابری در دو تصویر مرجع و هدف دارند، انجام گیرد تا صحت نرمالیزاسیون تصاویر بهبود یابد. به‌عنوان نمونه روش PIF برای این منظور عوارض PIF را که توزیع طیفی پایداری در دو تصویر دارند مورد استفاده قرار می‌دهد. روش DB عوارض روشن و

1 Relative Radiometric Normalization

2 Reference
3 Subject
4 Histogram matching
5 Haze Correction
6 Pseudo Invariant Features
7 Dark set-Bright set
8 Minimum-Maximum normalization
9 Mean-Standard deviation normalization
10 Simple Regression

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

تیره، روش رگرسیون بهبود داده شده، پیکسل‌های تغییرنیافته‌ای را که از سطح دو تصویر توسط کاربر تعیین می‌شوند و سایر روشهای دیگر به طریق دیگری سعی در انتخاب و بکارگیری نقاط کنترل رادیومتریکی دارند تا با این اقدام باعث بهبود نتایج نرمالیزاسیون شوند. هرچند برخی از روشهای توسعه داده شده برای نرمالیزاسیون تصاویر ماهواره‌ای، از تمامی پیکسل‌های تصویر استفاده می‌نمایند که از آنجمله می‌توان به روشهای تطابق هیستوگرام، رگرسیون ساده و نظیر آنها اشاره نمود. در صورتی که تغییرات واقعی زیادی در منطقه رخ داده باشد، این روشها که از تمامی پیکسل‌های تصویر در برآورد پارامترهای مجهول فرآیند نرمالیزاسیون استفاده می‌کنند، نتایج ضعیفی را ارائه می‌دهند[۷].

در فرآیند نرمالیزاسیون نسبی، دو مرحله اساسی لازم هست به درستی صورت گیرد تا موفقیت فرآیند در تصحیح رادیومتریک تضمین شود. اولین مرحله شناسائی صحیح پیکسل‌های تغییرنیافته در دو تصویر مرجع و هدف می‌باشد تا این پیکسل‌های تغییرنیافته که در واقع نقاط کنترل رادیومتریکی هستند در برآورد پارامترهای مجهول روابط بکار برده شده برای نرمالیزاسیون مورد استفاده قرار گیرند. مرحله دوم و مهم، بعد از شناسائی صحیح پیکسل‌های تغییرنیافته، نحوه مدلسازی ارتباط بین این پیکسل‌ها در دو تصویر مرجع و رفرانس می‌باشد. روشهای متفاوتی به‌منظور نرمالیزاسیون رادیومتریک نسبی توسعه داده شده است که معمولا در این دو مرحله‌ای که بیان شد، با یکسری ضعف‌هایی مواجه هستند. در بخش دوم به معرفی متداولترین روشهای نرمالیزاسیون پرداخته شده و نقاط قوت و ضعف آنها بررسی می‌شود. در بخش سوم روش پیشنهادی تحقیق حاضر برای نرمالیزاسیون نسبی اتوماتیک تصاویر ماهواره‌ایی ارائه می‌گردد. در بخش‌های چهارم و پنجم، به ترتیب پیاده‌سازی و نتایج حاصله از این تحقیق ارائه گردیده و پیشنهاداتی برای تحقیقات آتی بیان می‌گردد.

۲- مروری بر تحقیقات انجام گرفته

روشهای متعددی به منظور تصحیح رادیومتریک نسبی تصاویر ماهواره‌ایی توسعه داده شده است. در این بخش چندین روش متداول در این زمینه معرفی می‌گردد.

۲-۱- تطابق هیستوگرام

تطابق هیستوگرام یک از روشهای متداول مورد استفاده در تصحیح رادیومتریک نسبی تصاویر ماهواره‌ای می‌باشد. در این روش هیستوگرام تصویر هدف با استفاده از هیستوگرام تصویر مرجع طوری تغییر داده می‌شود تا خصوصیات رادیومتریکی دو تصویر مشابه یکدیگر شده و اختلاف بین مقادیر درجات خاکستری در این دو تصویر کاهش یابد. فرآیند تطابق هیستوگرام از دو مرحله اصلی تشکیل شده است که در شکل(۱) نشان داده شده است. فرض کنیم هدف، تطبیق هیستوگرام تصویر هدف، $h_i(x)$ نسبت به هیستوگرام تصویر مرجع، $h_0(y)$ می‌باشد. در این صورت مراحل فرآیند تطابق هیستوگرام شامل: تعدیل[1] هیستوگرام $h_i(x)$ برای رسیدن به هیستوگرام میانی $h^*(z)$ و سپس تغییر هیستوگرام $h^*(z)$ جهت رسیدن به هیستوگرام $h_0(y)$ می‌باشد. در صورتی $z = f(x)$ که تبدیلی به منظور پهن‌کردن[2] $h_i(x)$ جهت تولید $h^*(z)$ و $z = g(y)$ عملی به‌منظور پهن‌کردن هیستوگرام مرجع $h_0(y)$ باشد، نگاشت کلی مقادیر درجات خاکستری به‌منظور تولید $h_0(y)$ از $h_i(x)$ به صورت رابطه(۱) می‌باشد[۱۲]:

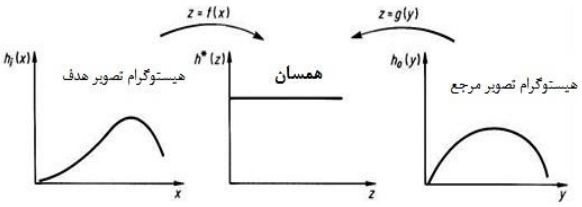
رابطه(۱)

$$y = g^{-1}(z),\ z = f(x)\ \ or\ \ y = g^{-1}\{f(x)\}$$

1 Equalize
2 Flatten

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

این روش نرمالیزاسیون معمولا در نرم‌افزارهای پردازش تصاویر سنجش از دور، مورد استفاده قرار می‌گیرد.



شکل۱: مراحل روش تطابق هیستوگرام[۱۲].

- طیف وسیعی از روش‌های نرمالیزاسیون رادیومتریک نسبی با این پیش‌فرض که یک ارتباط خطی بین درجات خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته در دو تصویر مرجع و هدف وجود دارد، توسعه یافته‌اند. هدف این روشها تعدیل تصویر هدف نسبت به تصویر مرجع، با استفاده از تبدیل‌های خطی می‌باشد. یک مدل خطی معمول در رابطه (۲) آورده شده است. ضرایب a و b به ترتیب شیب[1] و عرض از مبدا[2] خط برازش داده شده می‌باشد.

رابطه(۲) $$I_{N2} = aI_2 + b$$

در رابطه(۲)، I_2 پیکسل‌های تصویر۲(تصویر هدف) و I_{N2} پیکسل‌های تصویر هدف نرمالیزه شده می‌باشد. روش‌های متنوعی بر اساس یکسری پیش‌فرض‌هایی اقدام به برآورد پارامترهای مجهول نرمالیزاسیون(a و b) نموده و تصویر هدف را نسبت به تصویر مرجع نرمالیزه می‌نمایند. در ادامه ۸ روش متداول که در زمینه توسعه داده شده است، معرفی می‌گردد.

۲-۲- تصحیح مه

در روش تصحیح مه (HC) فرض می‌شود که در سطح یک تصویر ماهواره‌ای، عوارضی وجود دارند که بازتاب طیفی نزدیک به صفر در سطح زمین دارند و اختلاف بین صفر و درجات خاکستری این پیکسل‌ها، به خاطر اثر مه می‌باشد[۲۵]. این روش تصحیح نسبی هم بر روی تک تصویر و هم بر روی جفت تصویر مرجع-هدف مورد استفاده قرار می‌گیرد. در مورد تک تصویر روش تصحیح به این صورت می‌باشد که بعد از محاسبه اثر مه در هر باند، این مقدار از مقادیر درجات خاکستری تمامی پیکسل‌های تصویر مورد نظر در باند متناظر کاسته می‌شود. در مورد جفت تصویر نیز با در نظر گرفتن فرض اصلی این روش، لازم هست تا پیکسل‌هایی با بازتاب طیفی نزدیک به صفر در دو تصویر مرجع و رفرانس، درجه خاکستری برابری داشته باشند. ضرایب نرمالیزاسیون در این روش با استفاده از رابطه(۳) محاسبه می‌گردد.

رابطه(۳) $$a_i = 1, \quad b_i = R_{i_{\min}} - S_{i_{\min}}$$

در این رابطه، $R_{i_{\min}}$ و $S_{i_{\min}}$ به ترتیب مقادیر مه در باند iام از تصاویر مرجع و هدف می‌باشد.

۲-۳- نرمالیزاسیون مینیمم-ماکزیمم

نرمالیزاسیون مینیمم-ماکزیمم(MM) پارامترهای آماری بیشینه و کمینه درجات خاکستری تصاویر مرجع و هدف را برای برآورد ضرایب نرمالیزاسیون بکار می‌گیرد. ضرایب نرمالیزاسیون در این روش با استفاده از رابطه(۴) محاسبه می‌گردد.

رابطه(۴) $$a_i = \frac{R_{i_{\max}} - R_{i_{\min}}}{S_{i_{\max}} - S_{i_{\min}}}, \quad b_i = R_{i_{\min}} - a_i S_{i_{\min}}$$

در این رابطه، $R_{i_{\min}}$، $S_{i_{\min}}$ و $R_{i_{\max}}$ و $S_{i_{\max}}$ به ترتیب کمترین‌مقدار و بیشترین‌مقدار درجات خاکستری در باند iام از دو تصویر مرجع و هدف می‌باشند.

۲-۴- نرمالیزاسیون میانگین-انحراف معیار

نرمالیزاسیون میانگین-انحراف معیار(MS) در برآورد ضرایب مجهول نرمالیزاسیون از پارامترهای آماری میانگین و انحراف معیار هر باند بطور جداگانه استفاده می‌نماید. در این روش ضرایب مجهول با استفاده از رابطه (۴) تعیین می‌گردند.

رابطه (۵) $$a_i = \frac{R_{i_\sigma}}{S_{i_\sigma}}, \quad b_i = R_{i_\mu} - a_i S_{i_\mu}$$

1 Gain
2 Intercept

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

در این رابطه، R_{i_μ}، S_{i_μ}، R_{i_σ} و S_{i_σ} به ترتیب میانگین و انحراف معیار مربوط به باند iام در تصاویر مرجع و هدف می‌باشند.

۲-۵- رگرسیون ساده

در روش نرمالیزاسیون رگرسیون ساده(SR) بطور ضمنی فرض می‌شود که بازتاب طیفی میانگین در دو تصویر مرجع و هدف، برابر بوده و بنابراین با استفاده از تمامی پیکسل‌های تصاویر مرجع و هدف از یک رگرسیون خطی ساده برای مرتبط ساختن دو تصویر مرجع و هدف استفاده می‌شود. اگر n جفت پیکسل در دو تصویر مرجع و هدف باشد، روش کمترین مربعات ضرایب a و b را با استفاده از رابطه(۶) برآورد می‌کند[۲۷].

$$R_i^j = aS_i^j + b(j = 1,2,3,\ldots,n)$$ رابطه(۶)

در این رابطه، R_i^j و S_i^j به ترتیب مقادیر پیکسل jام در باند iام در تصاویر مرجع و هدف می‌باشد.

- تمامی روشهای بالا، بدون در نظر گرفتن اینکه آیا پیکسل مزبور در بازه زمانی بین اخذ دو تصویر مرجع و هدف تغییرات طیفی واقعی در سطح زمین داشته است یا نه، در برآورد مجهولات نرمالیزاسیون، برخورد مشابهی با تمامی پیکسل‌ها دارند. در حالی که روش‌های دیگری بر مبنای انتخاب و بکارگیری مجموعه نمونه‌های کنترل رادیومتریکی[1](RCSS)، توسعه داده شده است. در ادامه تعدادی از روشهای پرکاربرد در این زمینه معرفی می‌شود.

۲-۶- روش DB

روش DB با این پیش‌فرض که یک تصویر همواره شامل پیکسل‌هایی می‌باشد که میانگین بازتاب طیفی آنها در دو تصویر اخذ شده در زمانهای متفاوت برابر هست، برای نرمالیزاسیون تصاویر ماهواره‌ای توسعه داده شده است. این روش میانگین مجموعه پیکسل‌های روشن و تیره که به عوارض DB معروف هستند و از تصاویر مرجع و رفرانس با استفاده از تبدیل روشن-سبزکاوت-توماس[2] استخراج می‌شوند را در برآورد ضرایب نرمالیزاسیون بکار می‌گیرد. دو باند سبز و روشن با استفاده از روابط (۷) و (۸) تولید می‌گردد.

رابطه(۷)

$$Brightness = 0.3037(TM1) + 0.2793(TM2) + 0.4743(TM3) + 0.5585(TM4) + 0.5082(TM5) + 0.1863(TM7)$$

رابطه(۸)

$$Greenness = -0.2848(TM1) - 0.2435(TM2) - 0.5436(TM3) + 0.7243(TM4) + 0.0840(TM5) - 0.1800(TM7)$$

در این روابط، $TMi,\ i=1,2,..7$ بیانگر باند iام تصویر سنجنده TM می‌باشد. با بکارگیری دو حدآستانه T_1 و T_2 که به روش تجربی(آزمون-خطا) تعیین می‌گردد، عوارض DB با استفاده از روابط (۹) و (۱۰) انتخاب می‌گردند.

$$\text{Dark sets} = \{(greenness \le T_1)\ and\ (brightness \le T_2)\}$$ رابطه(۹)

$$\text{Bright sets} = \{(greenness \le T_1)\ and\ (brightness \ge T_2)\}$$ رابطه(۱۰)

بعد از تعیین عوارضDB روش کمترین مربعات برای برآورد ضرایب تبدیل با استفاده از n معادله به فرم رابطه(۱۱) استفاده می‌شود[۳].

$$R_i^{DBj} = aS_i^{DBj} + b(j = 1,2,3,\ldots,n),$$ رابطه(۱۱)

در این رابطه R_i^{DBj} و S_i^{DBj} به ترتیب مقادیر پیکسل DB تعیین شده jام در باند iام در تصاویر مرجع و هدف می‌باشد.

۲-۷- روش PIF

روش PIF عوارضی را که توزیع طیفی پایداری در دو تصویر دارند به عنوان نمونه سطوح بتنی، آسفالت، پشت‌بام و غیره، برای برآورد ضرایب نرمالیزاسیون مورد استفاده قرار می‌دهد. این عوارض

1 Radiometric Control Sets Samples

2 Kauth-Thomas

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

با استفاده از حدآستانه‌گذاری روی ۱-نسبت باند مادون‌قرمز به قرمز برای شناسایی پیکسل‌هایی با پوشش گیاهی پایینی و ۲- باند مادون قرمز برای حذف پیکسل‌های آب تعیین می‌شوند(رابطه۱۲).

رابطه(۱۲) $$PIF = \{(\frac{TM4}{TM2} \le T_1)\ and\ (TM4 \ge T_2)\}$$

دو حدآستانه مورد استفاده در این روش($T1$و$T2$)، با استفاده از روش آزمون-خطا و در تعامل با کاربر تعیین می‌شوند.

بعد از تعیین عوارض PIF روش کمترین مربعات برای برآورد ضرایب تبدیل با استفاده از n معادله به فرم رابطه(۱۳) استفاده می‌شود[۱۳].

رابطه(۱۳) $$R_i^{PIFj} = aS_i^{PIFj} + b(j = 1,2,3,...,n),$$

در این رابطه R_i^{PIFj} و S_i^{PIFj} به ترتیب مقادیر پیکسل PIF تعیین شده jام در باند iام در تصاویر مرجع و هدف می‌باشد.

۲-۸- رگرسیون خطی-قطعه‌ای با استفاده از پیکسل‌های تغییر نیافته[1]

در روش رگرسیون خطی-قطعه‌ای با استفاده از پیکسل‌های تغییر نیافته با این فرض که تاثیر اتمسفر و سایر عوامل تاثیر گذار بر روی درجات خاکستری مختلف، متفاوت می‌باشد، در جهت بهبود نتایج نرمالیزاسیون، از سه مدل خطی متفاوت برای قسمت‌های مختلف تصویر استفاده می‌شود. در این روش ابتدا با استفاده از حدآستانه‌گذاری تجربی در هر باند بطور جداگانه پیکسلهای تغییرنیافته با استفاده از رابطه (۱۴) تعیین می‌شوند:

رابطه (۱۴) $$Unchaged\ pixels = \{P_{i,j}^{diff} \le n_i \times \sigma_i\}$$

در این رابطه $P_{i,j}^{diff}$ مقدار تصویر اختلاف دو تصویر مرجع و هدف در موقعیت پیکسلیjام در باند iام بوده و پارامتر σ_i مقدار انحراف معیار تصویر اختلاف در باند iام با فرض توزیع گوسین می‌باشد. ضریب n_i در این رابطه، به‌منظور تعیین بهترین حدآستانه در باند متناظر می‌باشد. از ضریب n_1 برای باندهایی در محدوده مرئی(باندهای ۱و۲و۳ سنجنده لندست) و از ضریب n_2 برای باندهایی در محدوده مادون قرمز و بالاتر(باندهای ۴و۵و۷ سنجنده لندست) استفاده می‌شود که معمولا n_1 بزرگتر از n_2 می‌باشد. این دو پارامتر در یک فرآیند تکراری و به‌صورت آزمون و خطا تعیین می‌گردد. در نهایت پیکسل‌هایی که در تمام باندها به‌عنوان پیکسل‌های تغییرنیافته معرفی شده بودند، به عنوان پیکسل تغییرنیافته نهایی معرفی می‌شوند. سپس در ادامه درجات خاکستری تصویر هدف و مرجع، به سه دسته روشن، خاکستری و تیره دسته‌بندی می‌شود تا برای هر دسته بطور جداگانه رگرسیون خطی انجام می‌گیرد. با استفاده از پیکسل‌های تغییرنیافته تعیین شده، پارامترهای مجهول سه مدل خطی متفاوت که برای قسمت‌های مختلف تصویر در نظر گرفته شده است، تعیین می‌گردد. اگر $n_k\ (k = 1,2,3)$ تا جفت پیکسل تغییرنیافته در دو تصویر مرجع و هدف برای دسته kام معلوم تعیین شده باشد، روش کمترین مربعات ضرایب a_k و b_k را با استفاده از رابطه زیر برای مدل خطی kام برآورد می‌کند.

رابطه(۱۵) $$R_{i,k}^{UCj} = a_k S_{i,k}^{UCj} + b_k (j = 1,2,3,..., n_k,\ k = 1,2,3)$$

در این رابطه $R_{i,k}^{UCj}$ و $S_{i,k}^{UCj}$ به ترتیب مقادیر پیکسل تغییرنیافته تعیین شده jام در باند iام در تصاویر مرجع و هدف در دسته kام می‌باشد. در نهایت برای هر پیکسل در تصویر هدف، از پارامترهای تبدیل متناظر با دسته خودش استفاده شده و تصویر هدف نرمالیزه می‌شود[۷].

- روش‌های HC و MM تنها دامنه مقادیر درجات خاکستری در هر باند را برای نرمالیزاسیون مورد استفاده قرار داده و از سایر اطلاعاتی که ممکن است از تصاویر مرجع و هدف استخراج شده و باعث بهبود نتایج شود، صرفنظر می‌نماید. در مقابل روش‌های HM، MS و SR تمامی پیکسل‌های هر باند

1 Multi Line Regression Using Unchanged Pixels

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

را مورد استفاده قرار می‌دهند. این روش‌ها بطور ضمنی فرض می‌نمایند که تغییرات واقعی قابل ملاحظه‌ای در منطقه در فاصله بین اخذ دو تصویر مرجع و هدف رخ نداده است. مشکل زمانی بیشتر به چشم خواهد خورد که تغییرات واقعی قابل ملاحظه‌ای در فاصله بین اخذ دو تصویر مرجع و هدف رخ داده و به سبب همین پیکسل‌هایی که تغییرات واقعی بالایی دارند نتایج نرمالیزاسیون را تخریب می‌نمایند. در مقابل روش‌های PIF، DB و رگرسیون خطی-قطعه‌ای در فرآیند نرمالیزاسیون، از نقاط کنترل رادیومتریکی برای بهبود نتایج نرمالیزاسیون استفاده می‌نمایند. دو ضعف عمده در این روشها وجود دارد: اولین مشکل نحوه تعیین نقاط کنترل رادیومتریکی می‌باشد چرا که تمامی این روشها نیازمند استفاده از یکسری حدآستانه‌ایی هستند که باید توسط کاربر تعیین شود. تعیین حدآستانه در یک فرآیند سعی و خطا، علاوه بر اینکه زمان‌بر می‌باشد، به دقت و مهارت کاربر در تعیین این حدآستانه بستگی خواهد داشت. در صورتی که مرحله حدآستانه‌گذاری بهینه بصورت اتوماتیک توسط الگوریتم صورت گیرد، مشکلات مورد بحث، برطرف خواهند شد. علاوه بر مشکل تعیین اتوماتیک نقاط کنترل رادیومتریکی (پیکسل‌های تغییرنیافته)، فرض خطی بودن ارتباط بین درجات خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته در تصویر هدف و تصویر مرجع، نتایج نرمالیزاسیون را تحت تاثیر قرار می‌دهد. چرا که معمولا ارتباط بین درجات خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته در تصویر هدف و تصویر مرجع از مدل خطی تبعیت نمی‌کند و این فرض تنها به خاطر ساده کردن مرحله مدلسازی، مورد استفاده قرار می‌گیرد. یک روش نرمالیزاسیون بهینه باید بتواند از مدلهای غیرخطی نیز برای مدلسازی اثرات ناشی از کالیبراسیون سنجنده و اتمسفر و غیره استفاده نماید. در راستای رفع مشکلات بیان شده، روش جدیدی برای نرمالیزاسیون نسبی تصاویر ماهواره‌ایی در تحقیق حاضر ارائه می‌گردد.

۳- متدلوژی تحقیق

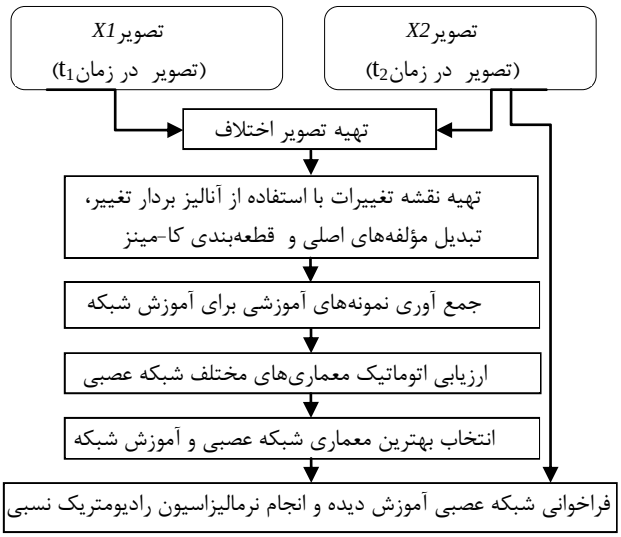
برای تعیین اتوماتیک پیکسل‌های تغییرنیافته و استفاده از مدل‌های غیرخطی در فرآیند نرمالیزاسیون نسبی تصاویر، در این تحقیق یک روش نرمالیزاسیون اتوماتیک معرفی می‌گردد که در مرحله مدلسازی، از شبکه‌های عصبی بهره گرفته و برای تعیین اتوماتیک پیکسل‌های تغییرنیافته، از یک روش جدیدی که روش آنالیز بردار تغییر[1]، تبدیل مؤلفه‌های اصلی[2] وقطعه‌بندی کا-مینز[3] را بکار می‌گیرد، استفاده می‌کند. روش پیشنهادی از سه مرحله کلی تشکیل شده است که عبارتند از: ۱) آشکارسازی اتوماتیک پیکسل‌های تغییرنیافته (تهیه نقشه تغییرات)، ۲) پیدا کردن بهترین معماری شبکه عصبی به منظور تصحیح رادیومتریک نسبی تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از نمونه‌های آموزشی (پیکسل‌های تغییرنیافته که در مرحله آشکارسازی اتوماتیک تغییرات، تعیین شده‌اند) ۳) آموزش شبکه عصبی با استفاده از نمونه‌های آموزشی و فراخوانی شبکه‌عصبی آموزش دیده به منظور انجام نرمالیزاسیون نسبی تصویر یا تصاویر هدف. شکل(۲) مراحل روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

۳-۱- انتخاب پیکسل‌های تغییرنیافته

در روش نرمالیزاسیون اتوماتیک پیشنهادی این تحقیق، برای اینکه پروسه انتخاب پیکسل‌های تغییرنیافته، مستقل از تخصص کاربر باشد، انتخاب این پیکسل‌ها در یک فرآیند اتوماتیک صورت می‌گیرد. برای این منظور، از دو روش استفاده شده است که در ادامه تشریح می‌گردد.

1 Change Vector Analysis
2 PCA
3 K-means

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]



شکل۲: فلوچارت روش پیشنهادی در تحقیق حاضر.

۳-۱-۱- انتخاب پیکسل‌های تغییرنیافته با استفاده از روش حدآستانه‌گذاری اتسو[1]

یکی از پرکاربردترین روشهای حدآستانه‌گذاری، روش استو می‌باشد که جداپذیری پیکسل‌های تغییرنیافته(کلاسC_1) و پیکسل‌های تغییریافته(کلاس$C2$) را با توجه به واریانس کلاسهای مربوطه ماکزیمم می‌کند. بطوری که حدآستانه بهینه زمانی انتخاب می‌شود که جمع واریانس داخل کلاسها مینیمم شود که در واقع متناظر هست با اینکه واریانس بین کلاسها ماکزیمم گردد[۱۰،۱۱و ۲۳]. در ادامه نحوه تعیین حدآستانه بهینه در این روش بیان می‌گردد.

یک تصویر را می‌توان یک تابع شدت در نظر گرفت که شامل N پیکسل با درجات خاکستری ۱ تا L می‌باشد. در صورتی که تعداد پیکسل‌هایی با درجه خاکستری i با را با f_i نشان دهیم، احتمال درجه خاکستری i در تصویر اختلاف حاصل از تصاویر مرجع و هدف به صورت رابطه(۱۶) می‌باشد:

$$p_i = \frac{f_i}{N}$$ رابطه(۱۶)

هدف الگوریتم پیدا کردن حدآستانه بهینه می‌باشد. در صورتی که این حدآستانه را با t نشان دهیم، کلاسC_1 شامل درجات خاکستری [1,…,t] و کلاسC_2 شامل درجات خاکستری[t+1,…,L] می‌باشد. در اینصورت توزیع احتمال درجات خاکستری دو کلاس مزبور به صورت زیر می‌باشد:

$$C_1 = \frac{p_1}{w_1(t)}, \frac{p_2}{w_1(t)} ...., \frac{p_t}{w_1(t)}$$ رابطه(۱۷)

$$C_2 = \frac{p_{t+1}}{w_2(t)}, \frac{p_{t+2}}{w_2(t)}, ..., \frac{p_L}{w_2(t)}$$ رابطه(۱۸)

در صورتی که $w_1(t) = \sum_{i=1}^{t} p_i$ و $w_2(t) = \sum_{i=t+1}^{L} p_i$ باشد، میانگین دو کلاس C_1 و C_2 به صورت زیر برآورد می‌شوند:

$$\mu_1(t) = \sum_{i=1}^{t} i \frac{p_i}{w_1(t)}$$ رابطه(۱۹)

$$\mu_2(t) = \sum_{i=t+1}^{L} i \frac{p_i}{w_2(t)}$$ رابطه(۲۰)

اتسو واریانس بین‌کلاسی در تصویر حدآستانه‌گذاری شده را به صورت زیر معرفی می‌کند:

رابطه(۲۱)

$$\sigma_B^2(t) = w_1(t)(\mu_1(t) - \mu_T)^2 + w_2(t)(\mu_2(t) - \mu_T)^2$$

الگوریتم اتسو دنبال حدآستانه بهینه t^* می‌گردد که واریانس بین‌کلاسی σ_B^2 را بیشینه نماید:

رابطه(۲۲)

$$t^* = Arg \ \ MAX \left\{ \sigma_B^2(t) \right\} \quad \text{و} \quad 1 \le t \le L$$

برای تعیین حدآستانه بهینه نیاز هست تا تمامی پارامترهای فوق برای هر نماینده t ($1 \le t \le L$)، تعیین شوند. لذا با حجم محاسباتی بالایی روبرو خواهیم شد. لیائو و همکاران [۲۳] برای رفع این مشکل با ساده‌سازی روابط بالا، واریانس بین‌کلاسی σ_B^2 را به‌صورت زیر معرفی نموده‌اند:

رابطه(۲۳)

$$t^* = Arg \ \ MAX \left\{ w_1(t)\mu_1^2(t) + w_2(t)\mu_2^2(t) \right\}$$

که در آن $1 \le t \le L$ می‌باشد.

1 Otsu

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

بعد از تعیین حدآستانه بهینه برای هر یک از باندهای طیفی، به منظور کاهش خطاهای ناشی از انتخاب غیردقیق و نادرست پیکسل‌های تغییرنیافته و بهبود نتایج نرمالیزاسیون، پیکسل‌هایی به‌عنوان پیکسل‌های تغییرنیافته معرفی و برای برآورد ضرایب تبدیل خطی مورد استفاده قرار می‌گیرد که در تمامی باندها به‌عنوان پیکسل‌های تغییرنیافته معرفی شده باشند. با وجود پرکاربرد بودن الگوریتم حدآستانه‌گذاری اتسو، محققین زیادی[۹،۱۰و ۲۳] اشاره کرده‌اند در صورتی که هیستوگرام تصویر مورد استفاده برای حدآستانه‌گذاری، دارای قله و دره های واضحی باشد، الگوریتم حدآستانه‌گذاری اتسو نتایج خوبی را تولید می‌نماید. در غیر اینصورت نتایج حاصله ضعیف خواهد بود. با توجه به اینکه تصویر اختلاف تهیه شده از تصاویر ماهواره‌ایی چندزمانه احتمال دارد قله و دره های واضحی داشته باشد یا نه، لذا این روش نمی‌تواند به‌عنوان یک روش قابل اعتماد به‌منظور آشکارسازی اتوماتیک تغییرات مورد استفاده قرار گیرد. به منظور بررسی این موضوع، داده‌های متفاوتی در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت و الگوریتم مزبور روی این داده‌ها پیاده‌سازی گردید. به منظور بهبود نتایج مرحله آشکارسازی تغییرات که بهبود نتایج نرمالیزاسیون تصاویر را بدنبال دارد، علاوه بر روش فوق، از روش جدیدی که در این تحقیق طراحی شده و در قسمت بعد تشریح می‌گردد نیز، استفاده شد.

۳-۱-۲- روشی جدید برای تعیین پیکسل‌های تغییرنیافته مبتنی بر بکارگیری روش آشکارسازی تغییرات CVA، تبدیل PCA و قطعه‌بندی کا-مینز

روش رگرسیون ساده و تعدادی دیگر از روش‌های نرمالیزاسیون نسبی مبتنی بر رگرسیون، از تمامی پیکسل‌های تصویر برای برآورد ضرایب تبدیل خطی استفاده کرده و ضرایب تبدیل به روش کمترین مربعات برآورد می‌شود[۵]. این روش‌ها تغییرات واقعی صورت گرفته در منطقه را نادیده گرفته و نتایج رگرسیون را تحت تاثیر قرار می‌دهد. با اعمال حدآستانه اتسو روی تصویر اختلاف، پیکسل‌های تغییریافته و پیکسل‌های تغییرنیافته تعیین می‌شوند. با توجه به ضعف روش حدآستانه‌گذاری اتسو، مبنی بر وابسته بودن نتایج الگوریتم به شکل هیستوگرام تصویر اختلاف، روش جدیدی در این تحقیق معرفی می‌شود تا پیکسل‌های تغییریافته و تغییرنیافته با صحت بالایی تعیین شده و نتایج فرآیند به شکل هیستوگرام بستگی نداشته باشد. روش پیشنهادی از چهار مرحله تشکیل شده‌است که به این شرح می‌باشد: در مرحله اول با استفاده از تکنیک آشکارسازی تغییرات آنالیز بردار تغییر(CVA)، یک تصویر اختلاف معادل با باندهای تصاویر اصلی، ایجاد می‌شود. این تکنیک به منظور تهیه تصویر جدیدی بنام تصویر اختلاف، با عمل تفریق مقادیر درجات خاکستری پیکسلی در تصاویر اخذ شده در زمانهای مختلف که نسبت به همدیگر هم‌مرجع شده‌اند، بکار گرفته می‌شود. اگر دو تصویر مرجع و هدف را به ترتیب با دو بردار X_R و X_S به صورت زیر نشان دهیم:

$$X_R = [X_{R1}, X_{R2}, \ldots X_{Rn}]$$ رابطه(۲۴)

$$X_S = [X_{S1}, X_{S2}, \ldots X_{Sn}]$$ رابطه(۲۵)

در این روابط، n تعداد باندهای تصاویر مرجع و هدف می‌باشد. تصویر اختلاف(به روشCVA)، بصورت زیر محاسبه می‌گردد[۲۴]:

رابطه(۲۶)

$$X_{Dif} = [X_{S1} - X_{R1}, X_{S2} - X_{R2}, \ldots X_{Sn} - X_{Rn}]$$

جهت و اندازه بردار X_{Dif} ماهیت تغییرات ایجاد شده را معرفی می‌نماید. در مرحله دوم، از تبدیل مؤلفه‌های اصلی[۱۲] برای کاهش ابعاد داده و دستیابی به تصویر جدیدی که در آن میزان واریانس داده‌ها در مولفه‌های نخستین، بیشتر و وابستگی بین مولفه‌های نخستین این تصویر، کمتر از وابستگی بین باندهای تصویر اصلی می‌باشد، استفاده می‌گردد. معمولا از باندهای

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

نخستین تصویر جدید، استفاده می‌شود چرا که حجم بالایی از اطلاعات در باندهای نخستین بوده و با افزایش شماره باند، محتوای اطلاعاتی کاهش پیدا می‌کند. به‌عنوان نمونه در این تحقیق تصاویر مورد استفاده مربوط به سنجنده TM بوده که با انتقال تصویر اختلاف به مؤلفه‌های اصلی، در حدود ۹۸.۵٪ اطلاعات در باندهای اول تا سوم قرار گرفته و به همین دلیل، تنها سه باند اول مؤلفه‌های اصلی برای آنالیزهای بعدی مورد استفاده قرار گرفت. در اینصورت هر پیکسل در تصویر اختلاف که با بردار X_{Dif} نشان داده می‌شد به فضای جدید منتقل شده و با انتخاب سه مولفه اولPCA، با یک بردار جدید سه‌بعدی X_{PCA} بصورت زیر جایگزین می‌شود:

$$X_{PCA} = [X_{PCA1}, X_{PCA2}, X_{PCA3}]$$ رابطه(۲۷)

در مرحله سوم، بردار X_{PCA} با استفاده از الگوریتم قطعه‌بندی کا-مینز به دو خوشه تغییریافته و تغییرنیافته، خوشه‌بندی می‌شود. در نهایت در مرحله چهارم، پیکسل‌هایی که در هر باند به‌عنوان پیکسل‌های تغییرنیافته شناخته شده باشند، به‌عنوان پیکسل‌های تغییرنیافته نهائی برچسب خورده و الگوریتم آشکارسازی تغییرات، خاتمه می‌یابد.

۳-۲- نرمالیزاسیون رادیومتریک نسبی با استفاده از شبکه عصبی

۳-۲-۱-ضرورت استفاده از شبکه‌های عصبی

همانطور که در بخش دوم اشاره شد روشهای متعددی به‌منظور نرمالیزاسیون رادیومتریک نسبی با استفاده از این فرض که درجات خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته در تصویر هدف، تابع خطی از تصویر مرجع می‌باشد، توسعه داده شده است. مدل خطی معمول مورد استفاده در این روشها در رابطه (۲) معرفی گردید. فرض خطی بودن ارتباط بین درجات خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته در تصویر هدف و تصویر مرجع، نتایج نرمالیزاسیون را تحت تاثیر قرار می‌دهد. چرا که معمولا ارتباط بین درجات خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته در تصویر هدف و تصویر مرجع از مدل خطی تبعیت نمی‌کند و این فرض تنها به خاطر ساده کردن مرحله مدلسازی، مورد استفاده قرار می‌گیرد. شکل(۳)، توزیع درجات خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته تعیین شده توسط روش پیشنهادی در دو تصویر مرجع و هدف (جفت‌تصویر اول: مربوط به سنجنده TM)، به همراه مدل‌های خطی درجات اول، دوم و سوم و همچنین مدل غیرخطی حاصل از شبکه‌عصبی برازش داده شده را به ترتیب در باندهای ۱،۲،۳،۴،۵و۷ نشان می‌دهد. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود، ارتباط بین درجات خاکستری در تمامی باندها رفتاری تقریبا غیرخطی داشته و شبکه‌های عصبی توانایی بالایی در مدلسازی ارتباط بین درجات خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته در تصویر هدف و تصویر مرجع را داشته است. هرچند در برخی باندها سایر مدل‌های خطی درجات مختلف نیز تقریبا نتایجی نزدیک به این مدل غیرخطی دارند ولی در کل شبکه عصبی قابلیت بالایی را در مدلسازی این ارتباط نشان می‌دهد. به همین منظور در این تحقیق، از شبکه‌های عصبی برای تبدیل غیرخطی و اعمال تصحیح رادیومتریک استفاده شده است تا قابلیت شبکه‌های عصبی در تصحیح نرمالیزاسیون تصاویر ماهواره‌ای مورد ارزیابی قرار گیرد. ارزیابی کمی لازم در مورد بهبود نتایج بعد از پیاده‌سازی الگوریتم در بخش ارزیابی نتایج ارائه خواهد شد تا میزان بهبود نتایج نرمالیزاسیون به‌صورت کمی مشخص گردد.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

۳-۲-۲- طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN[1])

نرمالیزاسیون نسبی تصاویر ماهواره‌ای می‌تواند یک مسئله تقریب تابع در نظر گرفته شود. مدل‌های غیرخطی با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی، می‌توانند جایگزینی برای مدل خطی باشد که به‌طور معمول برای نرمالیزاسیون نسبی تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد. دو مرحله اصلی لازم است در استفاده از شبکه‌های عصبی انجام گیرد:۱)مرحله یادگیری[2] و ۲)مرحله فراخوانی[3]. مرحله یادگیری به مرحله پردازش و تنظیم و تغییر وزن‌های اتصال اطلاق می‌شوند تا در نهایت این شبکه برای کاربرد خاصی بهینه شود.

در این مرحله، مقادیر درجات خاکستری در پیکسل‌های تغییرنیافته در دو تصویر مرجع و هدف، برای تقریب توابع نرمالیزاسیون مورد استفاده قرار می‌گیرد. در مرحله فراخوانی، شبکه عصبی آموزش دیده برای درون‌یابی و برون‌یابی مورد استفاده قرار گرفته و تصویر هدف نسبت به تصویر مرجع نرمالیزه می‌شود(رابطه۲۸).

$$I_{N2} = f(I_2)$$ رابطه(۲۸)

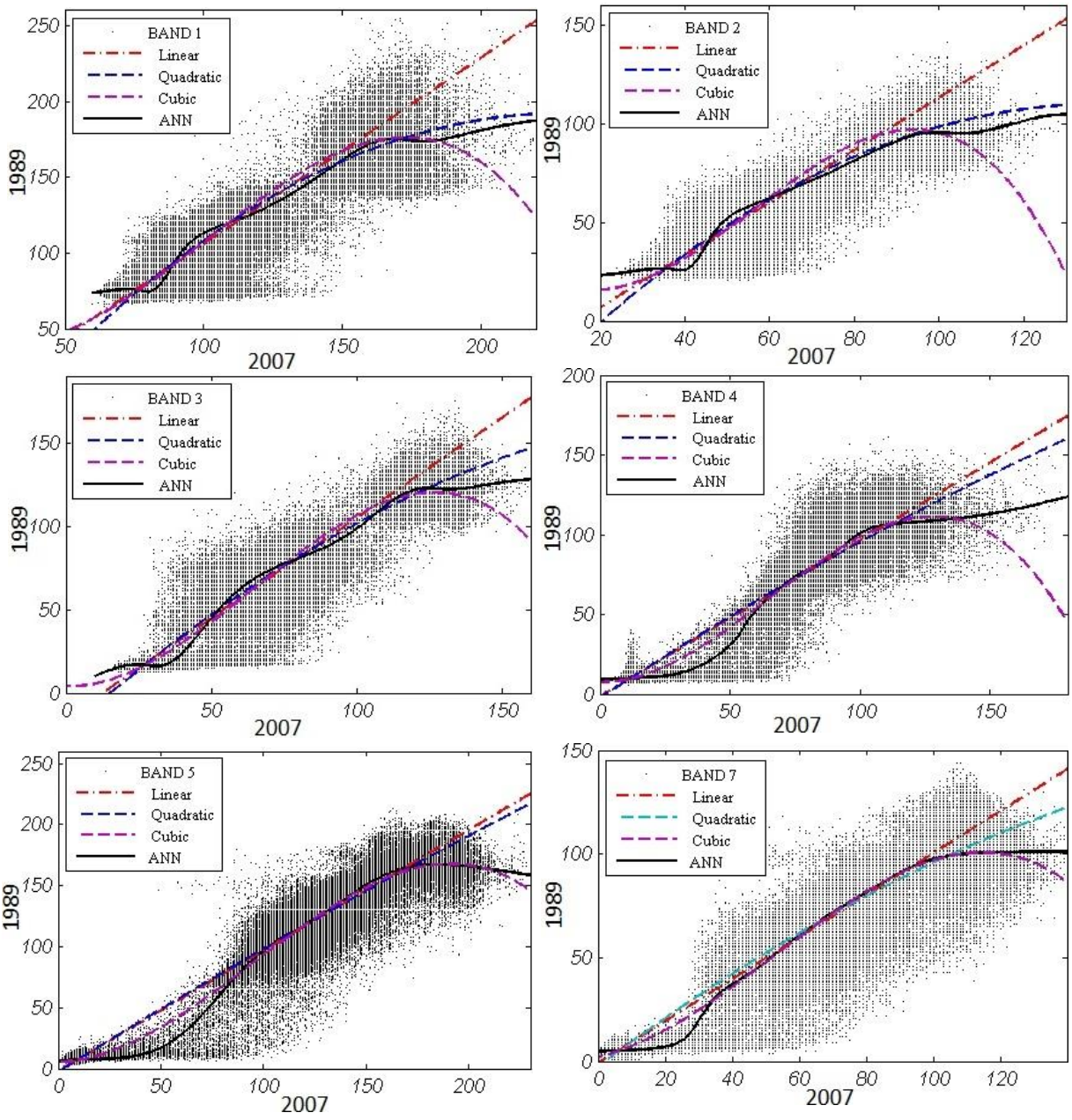
در استفاده از شبکه‌های عصبی به منظور نرمالیزاسیون نسبی تصاویر ماهواره‌ای، هر دو لایه ورودی و خروجی، از یک نورون که به ترتیب درجه خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته در تصویر هدف و تصویر مرجع می‌باشد، تشکیل شده است. با توجه به ماهیت مسئله نرمالیزاسیون نسبی، یک لایه پنهان در معماری شبکه عصبی با تعداد نورون متغیر در این لایه در نظر گرفته شد. باید توجه نمود که افزایش تعداد نورون در لایه پنهان، قابلیت شبکه را برای حل مسائل پیچیده، بالاتر برده ولی از طرف دیگر زمان لازم برای یادگیری شبکه را نیز افزایش می‌دهد[۱۴] و همین‌طور احتمال رخ دادن پدیده فرایادگیری[4] (که در آن شبکه عصبی به جای یادگیری، داده‌ها را حفظ می‌کند) را نیز افزایش می‌دهد[۱۵]. پدیده فرایادگیری علاوه بر دلیل ذکر شده، می‌تواند به خاطر بالا بودن بیش از حد دفعات تکرار شبکه رخ دهد. به این صورت که اگر شبکه بیشتر از مقدار لازم، آموزش ببیند، نمونه‌های یادگیری توسط شبکه حفظ می‌شود و لذا این امر قابلیت تشخیص شبکه عصبی را کاهش می‌دهد. برای جلوگیری از حفظ شدن نمونه‌های آموزشی توسط شبکه و هم‌چنین افزایش سرعت مرحله یادگیری، الگوریتمی به این صورت پیشنهاد شده است که در حین آموزش شبکه عصبی، با هر بار تکرار شبکه و تصحیح شدن وزن‌ها، خطای کمترین مربعات داده‌های ارزیابی برآورد می‌شود. در صورتی که در طول چندین تکرار آموزش شبکه، خطای کمترین مربعات داده‌های ارزیابی به‌طور متوالی افزایش یابد و تعداد این دفعات تکراری بیش‌تر از یک مقدار پیش‌تعیین شده باشد، شبکه، مرحله یادگیری را متوقف کرده و اجازه تکرار مراحل یادگیری را نمی‌دهد[۱۵]. در این تحقیق برای جلوگیری از رخداد فرایادگیری، از الگوریتم بیان شده استفاده شد. لازم است اشاره شود که الگوریتم یادگیری شبکه عصبی در مرحله اول، وزنها را به صورت تصادفی تعیین کرده و در مراحل بعد آنها را تصحیح می‌کند، لذا دقت مدلسازی با تکرار فرآیند آموزش در این شبکه‌ها، متفاوت می‌باشد[۱۶]. برای حل این مشکل لازم است این شبکه‌ها چندین بار آموزش داده شده و دقت نهایی با میانگین‌گیری از دقت‌های حاصله از هر مرتبه آموزش، محاسبه گردد.

1 Artificial Nural Network
2 Training
3 Recalling
4 Over Learning

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

۴- پیاده سازی الگوریتم

روش پیشنهادی برای نرمالیزاسیون نسبی اتوماتیک، بر روی دو جفت‌تصویر مرجع-هدف، اخذ شده توسط سنجنده لندست تی ام پیاده‌سازی شد. تصاویر مورد استفاده در جفت‌تصویر اول مربوط به منطقه‌ای در موقعیت جغرافیایی '۲۲و°۴۵ تا '۳۹و°۴۵ طول شرقی و '۴۱و°۳۷ تا '۵۸و°۳۷ عرض شمالی می‌باشد.

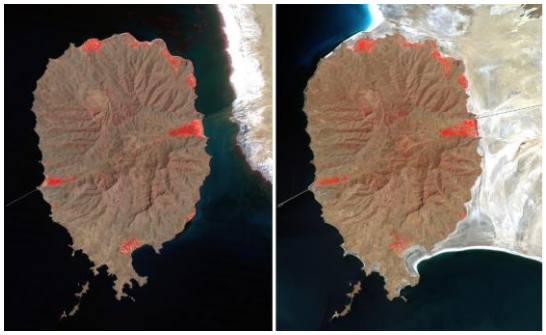


شکل۳: توزیع درجات خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته در دو تصویر هدف و مرجع، در باندهای ۵،۴،۳،۲،۱و۷ به همراه مدل‌های خطی درجات اول، دوم و سوم و همچنین مدل غیرخطی حاصل از شبکه‌عصبی برازش داده شده.

در این جفت‌تصویر مرجع-هدف، تصویر مرجع، لندست تی‌ام ۴ که در تاریخ ۱۹۸۹/۰۶/۳۰ و تصویر هدف، تصویر لندست تی‌ام ۵ می‌باشد که در تاریخ ۲۰۰۷/۰۶/۲۴ از این منطقه اخذ شده است.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

تصاویر مورد استفاده در جفت‌تصویر دوم نیز مربوط به منطقه‌ای در موقعیت جغرافیایی '۲۳و°۴۵ تا '۳۶و°۴۵ طول شرقی و '۰۱و°۳۷ تا '۱۴و°۳۷ عرض شمالی می‌باشد. در این جفت‌تصویر مرجع-هدف، تصویر مرجع، تصویر لندست تی‌ام ۵ که در تاریخ ۲۰۰۷/۰۶/۲۴ و تصویر هدف، تصویر لندست تی‌ام ۵ می‌باشد که در تاریخ ۲۰۱۰/۰۷/۰۲ از این منطقه اخذ شده است. شکل‌های(۴) و (۵)، به ترتیب ترکیب رنگی ۴و۳و۲ تصاویر مورد استفاده در جفت‌تصویر اول و دوم را نشان می‌دهد.



شکل۴: جفت‌تصویر اول، تصویر سال ۱۹۸۹، تصویر سال ۲۰۰۷ (به ترتیب از چپ به راست).



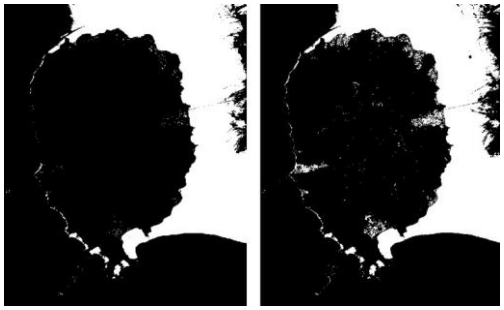
شکل۵: جفت‌تصویر دوم، تصویر سال ۲۰۰۷، تصویر سال ۲۰۱۰ (به ترتیب از چپ به راست).

ابتدا در هر دو سری داده مورد استفاده، تصاویر مرجع با انتخاب تعداد کافی نقطه کنترل زمینی با خطای RMSE کمتر از نیم‌پیکسل زمین‌مرجع شده و سپس تصاویر هدف نسبت به تصاویر مرجع با استفاده از تعداد نقطه کنترل مناسب که دارای توزیع مناسبی در سطح منطقه بودند، با خطای RMSE کمتر از نیم‌پیکسل از لحاظ مکانی منطبق گردیدند. سپس تصویر اختلاف به روش آنالیز بردار تغییر، ایجاد شده و سپس هیستوگرام تصویر اختلاف در هر باند تولید شد. انتخاب پیکسل‌های تغییرنیافته بر اساس دو روشی که در قسمت‌های ۳-۱-۱و۳-۱-۲ شرح داده شد، انجام گرفت. جدول(۱)، مقادیر حدآستانه بهینه تعیین شده به روش اتسو در باندهای ۵،۴،۳،۲،۱ و۷ را برای جفت‌تصویر اول و دوم نشان می‌دهد که با پیاده‌سازی الگوریتم اتسو بر روی تصویر اختلاف منطقه، حاصل شده است.

جدول۱: مقادیر حدآستانه بهینه تعیین شده به روش اتسو در باندهای ۵،۴،۳،۲،۱و۷ برای جفت‌تصویر اول و دوم.

	حدآستانه تعیین شده به روش اتسو	
	جفت تصویر اول	جفت تصویر دوم
باند ۱	۴۹	۸۱
باند ۲	۳۳	۵۶
باند ۳	۴۷	۷۶
باند ۴	۴۴	۷۴
باند ۵	۷۸	۵۸
باند ۷	۴۹	۴۵

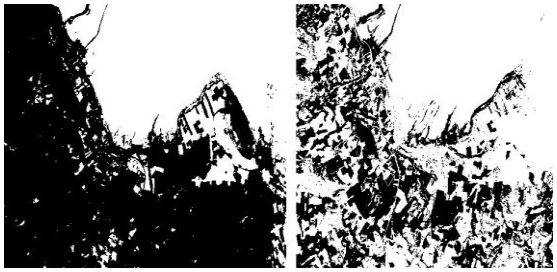
شکل(۶) و (۷)، نقشه تغییرات باینری تهیه شده با استفاده از این دو روش مزبور را به ترتیب برای جفت تصویر اول و دوم نشان می‌دهد. مناطق تغییریافته با ارزش یک و مقادیر تغییرنیافته با ارزش صفر نمایش داده شده است.



شکل۶: نقشه باینری تغییرات تهیه شده با استفاده از روش حدآستانه‌گذاری اتسو(سمت چپ) و روش پیشنهادی (سمت راست) برای جفت‌تصویر اول. مناطق تغییریافته با ارزش یک و مقادیر تغییرنیافته با ارزش صفر نمایش داده شده است.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]



شکل۷: نقشه باینری تغییرات تهیه شده با استفاده از روش حدآستانه‌گذاری استو(سمت چپ) و روش پیشنهادی (سمت‌راست) برای جفت‌تصویر دوم. مناطق تغییریافته با ارزش یک و مقادیر تغییرنیافته با ارزش صفر نمایش داده شده است.

همانطور که در شکل(۶) مشاهده می‌گردد: نتایج حاصل از این دو روش آشکارسازی تغییرات اتسو و پیشنهادی، برای جفت‌تصویر اول تقریبا نزدیک به هم بوده و تفاوت اندکی بین نتایج حاصله مشاهده می‌شود. با مراجعه به شکل (۴) که تصاویر مرجع و هدف مورد استفاده در سری داده اول را نشان می‌دهد، متوجه می‌شویم اندک تفاوت موجود مربوط به تغییرات پوشش گیاهی می‌باشد که در منطقه ایجاد شده و روش پیشنهادی بهتر توانسته است این تغییرات را شناسایی نماید. در حالی که تفاوت فاحشی بین نتایج حاصل از این دو روش آشکارسازی تغییرات، برای جفت‌تصویر دوم در شکل(۷) مشاهده می‌شود. اگر به شکل (۵) که تصاویر مرجع و هدف مورد استفاده در سری داده دوم را نشان می‌دهد، توجه نماییم، متوجه خواهیم شد که تغییرات زیادی در پوشش گیاهی منطقه که مربوط به زمین‌های کشاورزی می‌شود، بین زمان اخذ دو تصویر مرجع و هدف، رخ داده است. این مسئله بطور بصری با مقایسه دو تصویر مورد نظر در شکل (۵) قابل استنتاج می‌باشد. لذا مشابه نتایج حاصل از سری داده اول، روش پیشنهادی قابلیت بالایی را در تشخیص تغییرات پوشش گیاهی نشان می‌دهد. با توجه به اینکه روش پیشنهادی نتایج بهتری را نسبت به روش اتسو تولید می‌نماید، برای دست‌یابی به نتایج بالایی در نرمالیزاسیون نقشه تغییرات نهایی منطقه با استفاده از روش پیشنهادی برای دو سری داده مورد استفاده تهیه گردید تا این پیکسل‌ها در نرمالیزاسیون مورد استفاده قرار گیرند. با توجه به اینکه انتخاب دقیق پیکسل‌های تغییرنیافته و بکارگیری این پیکسل‌ها در برآورد پارامترهای مجهول نرمالیزاسیون، بهبود نتایج نرمالیزاسیون را به همراه خواهد داشت، لذا در راستای تایید این مسئله، پیکسل‌های تغییرنیافته‌ای که توسط روش اتسو تعیین شده بودند، در نرمالیزاسیون تصاویر مورد استفاده قرار گرفت تا میزان بهبود نتایج نرمالیزاسیون، در صورت استفاده از روش پیشنهادی به‌منظور شناسایی اتوماتیک تغییرات، نسبت به روش حدآستانه‌گذاری اتسو بررسی گردد. نتایج حاصله از این‌مقایسه در بخش ارزیابی نتایج ارائه گردیده است.

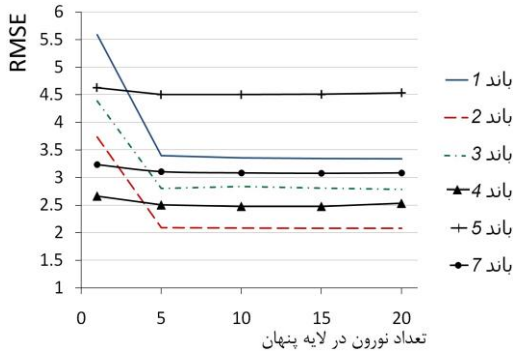
بعد از تهیه نقشه تغییرات نهایی، پیکسل‌های تغییرنیافته برای آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت. با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و نورون‌ها در شبکه عصبی، این شبکه‌ها قادر خواهند بود، یک نگاشت غیرخطی با دقت بالا انجام دهند. در این تحقیق، یک شبکه عصبی پس‌انتشار[1] با یک لایه پنهان در نظر گرفته شد. ماهیت مسئله نرمالیزاسیون نسبی، ایجاب کرد که برای هر دو لایه ورودی و خروجی شبکه هم، از یک نورون که به ترتیب، درجه خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته در تصویر هدف و تصویر مرجع می‌باشد، در نظر گرفته شود. با توجه به اهمیت تعداد نورون‌های لایه پنهان، برای تعیین مقدار مناسب این پارامتر، معماری‌های مختلفی از شبکه‌عصبی با تعداد ۵،۱،۱۰، ۱۵و۲۰ نورون در لایه پنهان در نظر گرفته شده و هر معماری ۵ بار با دفعات تکرار۱۰۰ آموزش دیده و در ادامه، میانگین خطای کمترین مربعات داده‌های ارزیابی، برآورد گردید. در مورد داده‌های ارزیابی لازم هست بیان شود،

1 Back-Propagation-Neural Network

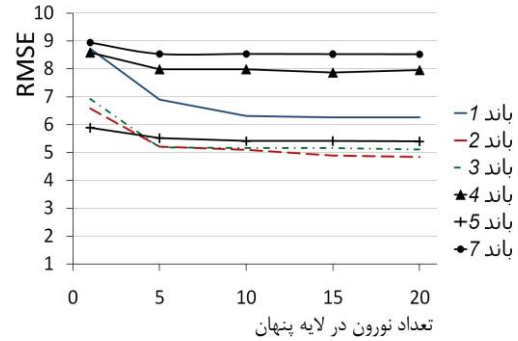
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

با توجه به اینکه علاوه‌بر ارزیابی معماری مختلف شبکه عصبی به منظور نرمالیزاسیون بهینه، لازم بود که نتایج حاصل از شبکه عصبی با سایر روشهای متداول نرمالیزاسیون مورد مقایسه قرار گیرد، لذا پیکسل‌های تغییرنیافته‌ای که به روش پیشنهادی در هر سری داده تعیین شده بودند، به دو بخش داده‌های آموزشی و ارزیابی تقسیم شد. با توجه به اینکه ماهیت و عملکرد روشهای نرمالیزاسیون متفاوت می‌باشد، ولی لازم هست تا ارزیابی با داده‌های مشابه برای تمامی روش‌ها صورت گیرد لذا ۳۵ درصد پیکسل‌های تغییرنیافته تعیین شده به روش پیشنهادی، به عنوان داده‌های ارزیابی مورد استفاده قرار گرفت. شکل‌های (۸) و (۹) روند تغییر خطای کمترین مربعات داده‌های ارزیابی، به ازاء افزایش تعداد نورون‌های لایه پنهان در باندهای ۱،۲،۳،۴،۵و۷ را به ترتیب برای جفت‌تصویر اول و جفت‌تصویر دوم نشان می‌دهد. همانطور که در شکل‌های (۸) و (۹) مشاهده می‌گردد، روند تغییر خطای کمترین مربعات داده‌های ارزیابی حاصل از نرمالیزاسیون دو سری داده مورد استفاده، تقریبا مشابه همدیگر می‌باشند. همانطور که در این دو شکل مشخص است، با افزایش تعداد نورون‌ها در لایه پنهان، دو رفتار متفاوت در باندهای مختلف تصویر مشاهده می‌شود. در باندهای مرئی۱و۲و۳، با افزایش تعداد نورون‌های لایه پنهان از ۱ نورون به ۵ نورون، مقدار خطای کمترین مربعات داده‌های ارزیابی کاهش زیادی داشته و بعد از آن نیز با افزایش تعداد نورون‌های لایه پنهان، این خطا دوباره روند کاهشی داشته ولی روند کاهشی با شیب خیلی ملایمی دنبال می‌شود. تنها در باند ۱ جفت‌تصویر دوم شاهد هستیم که رفتار آن اندکی با باندهای نظیر (محدوده طیفی نور مرئی) در سری داده اول و دوم، متفاوت می‌باشد. در این باند با افزایش نورون‌های لایه پنهان تا ۱۰ نورون، مقدار خطای کمترین مربعات داده‌های ارزیابی کاهش زیادی داشته و بعد از آن مشابه بقیه باندهای موجود در محدوده طیفی نور مرئی با روندی ملایم، رو به کاهش می‌یابد.



شکل۸: روند تغییرات خطای کمترین مربعات داده‌های ارزیابی، به ازای افزایش تعداد نورون‌های لایه پنهان در باندهای ۱،۲،۳،۴،۵و۷ در جفت‌تصویر اول.



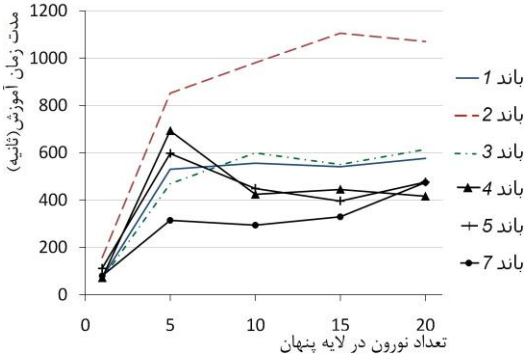
شکل۹: روند تغییرات خطای کمترین مربعات داده‌های ارزیابی، به ازای افزایش تعداد نورون‌های لایه پنهان در باندهای ۱،۲،۳،۴،۵و۷ در جفت‌تصویر دوم.

باید توجه نمود که با افزایش تعداد نورون‌های لایه پنهان، زمان مرحله یادگیری شبکه تقریبا با شدت زیادی، افزایش می‌یابد این روند در شکل‌های (۱۰) و (۱۱) به ترتیب برای جفت‌تصویر اول و دوم قابل مشاهده هست.

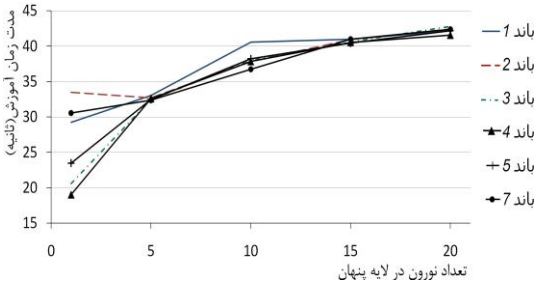
با توجه به شکل‌های (۸)، (۹)، (۱۰) و (۱۱) متوجه خواهیم شد، در باندهای ۴ و ۵ و ۷ رفتار منحنی تغییرات خطای کمترین مربعات داده‌های ارزیابی نسبت به تعداد نورون‌های لایه پنهان در مقایسه با باندهای ۱و۲و۳ متفاوت می‌باشد. همانطور که در شکل(۸) و (۹) مشاهده می‌شود،

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

با افزایش تعداد نورون‌های لایه پنهان از ۱ نورون به ۵ نورون، خطای کمترین مربعات داده‌های ارزیابی مقدار خیلی کمی کاهش می‌یابد، در مقابل همانطور که در شکل(۱۰) و (۱۱) مشاهده می‌شود، زمان لازم برای یادگیری شبکه، افزایش زیادی داشته است. بهتر است یک توازنی بین این دو پارامتر در نظر گرفته شود تا هم نتایج حاصله از شبکه صحت بالایی داشته باشد و هم اینکه زمان یادگیری شبکه زیاد نباشد.



شکل ۱۰: روند تغییرات زمان یادگیری شبکه عصبی، به ازای افزایش تعداد نورون‌های لایه پنهان در باندهای ۱،۲،۳،۴،۵و۷ در جفت‌تصویر اول.



شکل۱۱: روند تغییرات زمان یادگیری شبکه عصبی، به ازای افزایش تعداد نورون‌های لایه پنهان در باندهای ۱،۲،۳،۴،۵و۷ در جفت‌تصویر دوم.

برای رسیدن به صحت بالا در نتایج نرمالیزاسیون نسبی تصویر و همینطور مناسب بودن زمان یادگیری شبکه، تعداد ۵ یا ۱۰ نورون در لایه پنهان برای نرمالیزاسیون تصویر در باندهای ۱و۲و۳ و تعداد ۱یا ۵ نورون در لایه پنهان برای نرمالیزاسیون تصویر در باندهای ۴و۵و۷ مناسب به نظر می‌رسد. در واقع برای مدلسازی ارتباط بین درجات خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته در دو تصویر مرجع و رفرانس که نرمالیزاسیون نسبی تصاویر را به دنبال دارد، لازم است تعداد نورون بیشتری در لایه پنهان برای باندهای ۱و۲و۳ در نظر گرفته شود تا بتواند این ارتباط پیچیده را مدل کند. ولی در باندهای ۴و۵و۷ نیازی به تعداد نورون‌های بیشتر در لایه پنهان وجود ندارد. دلیل این اختلاف رفتار در باندهای ۱و۲و۳ با باندهای ۴و۵و۷، می‌تواند مربوز به محدوده طیفی این باندها باشد. باندهای ۱و۲و۳ در محدوده طیفی نور مرئی قرار می‌گیرد و تاثیر اتمسفر در این محدوده طیفی، نسبت به محدوده مادون قرمز و محدوده‌های بالاتر از آن که باندهای ۴و۵و۷ تصویر در آن محدوده قرار گرفته است، بیشتر می‌باشد. در نهایت تعداد ۱۰ نورون در لایه پنهان برای نرمالیزاسیون تصویر در باندهای ۱و۲و۳ و تعداد ۵ نورون در لایه پنهان برای نرمالیزاسیون تصویر در باندهای ۴و۵و۷ به عنوان معماری بهینه شبکه عصبی در نظر گرفته شده و با استفاده از پیکسل‌های تغییرنیافته که در مرحله آشکارسازی اتوماتیک تغییرات تعیین شده بودند، آموزش دیده و سپس این شبکه آموزش دیده برای انجام نرمالیزاسیون رادیومتریک نسبی تصویر هدف مورد استفاده قرار گرفت.

۵- ارزیابی الگوریتم پیشنهادی

در الگوریتم پیشنهادی، استفاده از روش جدید به منظور آشکارسازی اتوماتیک تغییرات و مدلسازی غیرخطی با استفاده از شبکه‌های عصبی به جای استفاده از مدل‌های خطی، سبب بهبود نتایج نرمالیزاسیون در مقایسه با روش‌های متداول شده است. در این بخش ابتدا نتایج حاصل از نرمالیزاسیون با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی با سایر روشهای متداول نرمالیزاسیون مقایسه می‌گردد. سپس تاثیر استفاده از روش پیشنهادی به منظور آشکارسازی اتوماتیک تغییرات و تعیین پیکسل‌های تغییرنیافته در روند بهبود نتایج نرمالیزاسیون، بررسی می‌گردد.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

۵-۱- ارزیابی نتایج نرمالیزاسیون حاصل از شبکه‌های عصبی در مقایسه با سایر روشهای نرمالیزاسیون

ارزیابی نتایج نرمالیزاسیون با استفاده از شبکه‌های عصبی با سایر روشهای معرفی شده در بخش دوم، با استفاده از دو پارامتر کیفی و کمی صورت می‌گیرد. پارامتر کیفی مربوط به ارزیابی هیستوگرام تصاویر اختلاف، شامل: ۱- ارزیابی هیستوگرام تصویر اختلاف حاصل از تصویر مرجع و تصویر هدفی که با استفاده از شبکه عصبی نرمالیزه شده است و ۲- ارزیابی هیستوگرام تصویر اختلاف حاصل از تصویر مرجع و تصویر هدفی که با استفاده از مدل خطی نرمالیزه شده است. پارامتر کمی نیز، مربوط به محاسبه و مقایسه خطای کمترین مربعات (RMSE) نرمالیزاسیون در محل داده‌های ارزیابی می‌باشد. از بین روش‌های معرفی شده در بخش دوم، روشهایHM، HC، MM، MS وSR که به حدآستانه‌های تجربی نیاز ندارند پیاده‌سازی شد. همچنین روش رگرسیون خطی-قطعه‌ایی که به حدآستانه‌های تجربی نیاز دارد، با استفاده از روش پیشنهادی آشکارسازی اتوماتیک تغییرات بهبود داده شده و این روش بهبود داده شده نیز پیاده‌سازی گردید. در جهت بررسی قابلیت استفاده از رگرسیون‌های خطی درجات بالاتر در نرمالیزاسیون تصاویر ماهواره‌ای که تنها از پیکسل‌های تغییرنیافته استفاده می‌کنند، بعد از تعیین پیکسل‌های تغییرنیافته به روش پیشنهادی، رگرسیون خطی درجات اول، دوم و سوم نیز در کنار شبکه‌عصبی مقایسه گردید. در کل نرمالیزاسیون نسبی برای دو سری داده مورد استفاده در این تحقیق، با استفاده از ۱۰ روش انجام گرفت. جدول (۲) و (۳) خطای کمترین مربعات نرمالیزاسیون حاصل از روشهای: شبکه عصبی(ANN)، تطابق هیستوگرام(HM)، تصحیح مه (HC)، مینیمم-ماکزیمم(MM)، میانگین-انحراف‌معیار(MS)، رگرسیون ساده (SR)، رگرسیون خطی درجه یک مبتنی بر پیکسل‌های تغییر نیافته (LRUUP)[1]، درجه دوم (QRUUP)[2]، درجه سوم (CRUUP)[3] و رگرسیون خطی-قطعه‌ای با استفاده از پیکسل‌های تغییرنیافته بهبود داده شده[4] را به همراه خطای کمترین مربعات داده‌های خام(Raw) به ترتیب برای جفت‌تصویر اول و دوم نشان می‌دهد.

همانطور که در جداول (۲) و (۳) مشاهده می‌گردد، بهترین نتایج نرمالیزاسیون از روشهایی تولید شده است که در روند نرمالیزاسیون از پیکسل‌های تغییرنیافته استفاده نموده‌اند (شامل: LRUUP، وQRUUP و MLRUUP **و** ANN). در مقابل روشهایی که از تمامی پیکسل‌های تصویر استفاده نموده‌اند، نتایج ضعیف‌تر را نسبت به بقیه روشها تولید نموده‌اند. در بین این روشها SR، MS و HM در هر دو سری داده نتایج ضعیف‌تری را تولید کرده‌اند. دو روش MM و HC در جفت‌تصویر اول تاثیر زیادی در نتایج نرمالیزاسیون نداشته و از طرفی در جفت تصویر دوم این دو روش، مخصوصا روش MM، باعث افزایش RMSE داده‌های ارزیابی شده است. بررسی دو جدول ارائه شده نشان می‌دهد: مدل رگرسیون خطی درجه اول که از پیکسل‌های تغییرنیافته استفاده می‌کند، نتایج تقریبا نزدیکی نسبت به درجات دوم و سوم مشابه در جفت‌تصویر اول تولید نموده ولی در جفت تصویر دوم، استفاده از رگرسیون خطی درجه سوم، نه تنها باعث بهبود نتایج نشده است، بلکه نتایج ضعیف‌تری را نسبت به مدل خطی درجه اول تولید می‌نماید. در بین روشهای خطی، بهترین نتایج از روش رگرسیون خطی-قطعه‌ایی بهبود داده شده حاصل شده است. همچنین بررسی دو جدول (۲) و (۳) نشان می‌دهد، استفاده از شبکه‌های عصبی که

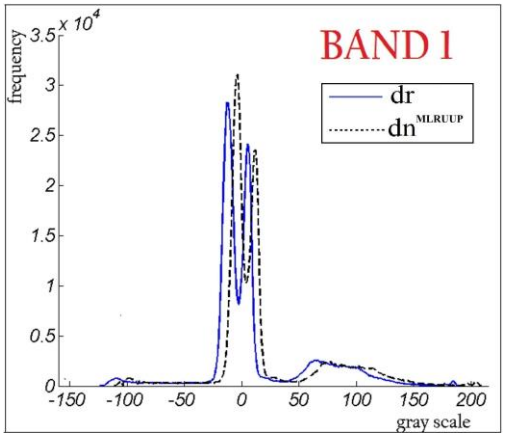
1 Linear Regression Using Unchanged Pixels
2 Quadratic Regression Using Unchanged Pixels
3 Cubic Regression Using Unchanged Pixels
4 MLRUUP

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

امکان مدلسازی غیرخطی را برای نرمالیزاسیون نسبی تصاویر ماهواره‌ایی فراهم کرده است، در هر دو سری داده باعث بهبود نتایج نرمالیزاسیون نسبت به تمامی روشهای نام برده شده است. نتایج ارزیابی نشان می‌دهد، در صورت استفاده از شبکه‌های عصبی، مقدار خطای کمترین مربعات نرمالیزاسیون در مورد جفت‌تصویر اول، در باندهای ۱،۲،۳،۴،۵ و۷ نسبت به حالتی که از مدل رگرسیون خطی-قطعه‌ای استفاده شود، به ترتیب ۴۳.۴۱٪، ۵۰.۷۲٪، ۳۷.۶۶٪، ۲.۰۲٪، ۴.۸۹٪ و ۳.۳۶٪ کاهش می‌یابد و در جفت‌تصویر دوم نیز به ترتیب ۴۸.۸۰٪، ۶۴.۲۶٪، ۵۷.۷۵٪، ۲۳.۱۱٪، ۲۰.۵۱٪ و ۲۹.۴۴٪ کاهش می‌یابد. بهبود نتایج نرمالیزاسیون با استفاده از شبکه‌های عصبی، نشان می‌دهد ارتباط بین درجات خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته در تصویر مرجع و تصویر هدف، رفتار تقریبا غیرخطی داشته و شبکه عصبی قابلیت مدل کردن این ارتباط را داشته است.

علاوه بر پارامتر RMSE داده‌های ارزیابی که امکان ارزیابی کمی نتایج نرمالیزاسیون را فراهم می‌نماید، معمولا از پارامتر ارزیابی کیفی نیز در برخی تحقیقات استفاده می‌شود[۷]. در ارزیابی کیفی، هیستوگرام تصویر اختلاف تصویر مرجع و تصویر هدف نرمالیزه شده با استفاده از روشهای نرمالیزاسیون بکار برده شده، تولید و با یکدیگر مقایسه می‌گردد. در ادامه نتایج حاصل از نرمالیزاسیون به روش پیشنهادی (با استفاده از شبکه‌عصبی) با بهترین مدل خطی(رگرسیون خطی-قطعه‌ای) به صورت کیفی در مورد جفت تصویر اول مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

تصویر اختلاف دو باند اول تصویر مرجع و تصویر هدف خام، تولید و با نام dr معرفی می‌نماییم. در ادامه تصویر اختلاف دو باند اول تصویر مرجع و تصویر هدف نرمالیزه شده با استفاده از رگرسیون خطی-قطعه‌ای، تولید و با نام dn^{MLRUUP} معرفی می‌گردد. هم چنین تصویر اختلاف دو باند اول تصویر مرجع و تصویر هدف نرمالیزه شده با استفاده از شبکه‌عصبی نیز تولید شده و با نام dn^{ANN} معرفی و برای ارزیابی کیفی فرآیند نرمالیزاسیون مورد استفاده قرار می‌گیرد. هیستوگرام dr و dn^{MLRUUP} در شکل(۱۲) و هیستوگرام dr و dn^{ANN} در شکل (۱۳) ارائه شده است. شکل (۱۲)، نشان می‌دهد که نرمالیزاسیون تقریبا نتایج خوبی داشته است چرا که اولا باعث شده است هیستوگرام تصویر اختلاف نسبت به حالتی که هیچ نرمالیزاسیونی صورت نگرفته است، باریکتر شده و هم چنین مقادیر پیکسل‌هایی با ارزش صفر در هیستوگرام تصویر اختلاف تصویر مرجع و تصویر هدف نرمالیزه شده افزایش یابد که این دو تقریبا به هم مربوط بوده و نشان دهنده این است که نرمالیزاسیون به خوبی صورت گرفته ولی رضایت بخش هم نیست.



شکل۱۲: هیستوگرام تصویر اختلاف دو باند اول تصویر مرجع و تصویر هدف خام(dr) و هیستوگرام تصویر اختلاف دو باند اول تصویر مرجع و تصویر هدف نرمالیزه شده با استفاده از رگرسیون خطی-قطعه‌ای(dn^{MLRUUP}).

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

جدول ۲: پارامتر RMSE داده‌های ارزیابی برای: داده‌های خام، نرمالیزاسیون به روش‌های تطابق هیستوگرام، تصحیح مه، مینیمم-ماکزیمم، میانگین-انحراف‌معیار، رگرسیون ساده، رگرسیون با استفاده از پیکسل‌های تغییر نیافته درجه اول، درجه دوم، درجه سوم، رگرسیون خطی-قطعه‌ای با استفاده از پیکسل‌های تغییر نیافته بهبود داده شده و شبکه عصبی برای جفت‌تصویر اول

No.	Methods	RMSE Test- seri 1(1989-2007)						
		BAND 1	BAND 2	BAND 3	BAND 4	BAND 5	BAND 7	Av.
0	Raw	9.299	7.219	7.932	3.19	4.969	3.506	6.019
1	HM	19.326	15.759	19.887	17.963	46.385	28.012	24.555
2	HC	9.562	7.547	8.254	3.147	5.215	3.710	6.239
3	MM	14.725	7.461	8.891	3.928	7.556	3.812	7.729
4	MS	27.591	18.833	12.004	10.462	9.306	5.810	14.001
5	SR	39.498	11.435	15.234	9.224	26.742	31.302	22.239
6	LSRUU	6.633	4.751	5.014	2.768	4.785	3.348	4.550
7	QSRUU	6.020	4.405	4.794	2.740	4.782	3.255	4.333
8	CSRUU	5.989	4.374	4.538	2.543	4.772	3.212	4.238
9	MLRUUP	5.828	4.223	4.492	2.530	4.737	3.209	4.160
10	ANN	3.298	2.081	2.800	2.498	4.505	3.101	3.047

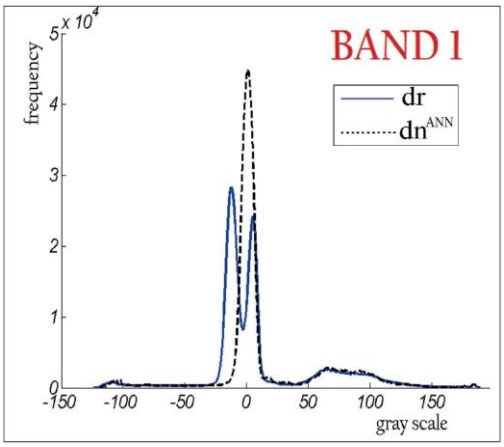
جدول ۳: پارامتر RMSE داده‌های ارزیابی برای: داده‌های خام(Raw)، نرمالیزاسیون به روش‌های تطابق هیستوگرام، تصحیح مه، مینیمم-ماکزیمم، میانگین-انحراف‌معیار، رگرسیون ساده، رگرسیون با استفاده از پیکسل‌های تغییر نیافته درجه اول، درجه دوم، درجه سوم، رگرسیون خطی-قطعه‌ای با استفاده از پیکسل‌های تغییر نیافته بهبود داده شده و شبکه عصبی برای جفت‌تصویر دوم.

No.	Methods	RMSE Test- seri 2(2007-2010)						
		BAND 1	BAND 2	BAND 3	BAND 4	BAND 5	BAND 7	Av.
0	Raw	21.428	20.225	27.250	14.450	9.697	15.224	18.046
1	HM	28.012	46.385	17.96	19.887	15.759	19.326	24.555
2	HC	16.029	23.421	52.667	14.503	9.326	15.574	21.92
3	MM	17.436	17.927	53.353	45.608	28.818	19.574	30.453
4	MS	14.207	14.882	34.946	39.971	27.949	37.204	28.193
5	SR	16.100	16.104	18.000	25.915	20.529	34.564	21.869
6	LSRUU	13.847	14.560	12.387	10.919	7.018	12.189	11.82
7	QSRUU	12.88	14.479	12.240	10.442	6.567	11.441	11.342
8	CSRUU	21.428	20.225	27.250	14.450	9.697	15.224	18.046
9	MLRUUP	12.348	14.261	12.215	10.386	6.801	12.092	11.350
10	ANN	6.321	5.095	5.160	7.985	5.406	8. 532	6.416

چنانچه در شکل(۱۲) مشاهده می‌شود، هیستوگرام تصویر اختلاف تصویر مرجع و تصویر هدف، دو ماکزیمم محلی با مقادیر بالا در نزدیکی صفر دارد که این ماکزیمم‌ها به احتمال زیاد (در این منطقه مورد مطالعه حتما) مربوط به پیکسل‌هایتغییرنیافته‌ای هستند که باید در نتیجه نرمالیزاسیون به مقدار صفر تغییر پیدا می‌کردند که در نتیجه منحنی جمع‌تر شده و تعداد پیکسل‌ها با ارزش صفر در هیستوگرام تصویر اختلاف تصویر مرجع و تصویر هدف نرمالیزه شده، بیش از وضعیت فعلی افزایش پیدا می‌کرد چرا که هدف از نرمالیزاسیون نسبی تصاویر چندزمانه این است که پیکسل‌های متناظر از لحاظ رادیومتریکی مشابه هم گردند. در حالت ایده‌آل زمانی که دو پیکسل متناظر دارای هیچگونه تغییری نباشند و نرمالیزاسیون به صورت ایده‌آل در مورد آنها صورت گرفته باشد، نبایستی از لحاظ رادیومتریکی بین آنها اختلافی باشد. بنابراین زمانی که نرمالیزاسیون ایده‌آل را انجام می‌دهیم، اختلاف رادیومتریکی پیکسل‌های متناظر تغییرنیافته بایستی برابر یا نزدیک به صفر شوند. شکل(۱۳)، هیستوگرام تصویر اختلاف تصویر مرجع و تصویر هدف را با خطوط ممتد و هیستوگرام تصویر اختلاف تصویر مرجع و تصویر هدف نرمالیزه شده با استفاده از شبکه‌های عصبی را،

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

با خطوط بریده نشان می‌دهد.



شکل۱۳: هیستوگرام تصویر اختلاف تصویر مرجع و تصویر هدف، با خطوط ممتد و هیستوگرام تصویر اختلاف تصویر مرجع و تصویر هدف نرمالیزه شده با استفاده از شبکه‌های عصبی، با خطوط بریده.

چنانچه در شکل(۱۳) مشاهده می‌شود، هیستوگرام تصویر اختلاف تصویر مرجع و تصویر هدف نرمالیزه شده، یک توزیع تقریبا نرمال با شکل گوسی دارد که پیکسل‌هایی با ارزش صفر در این هیستوگرام بیشترین فراوانی را داشته و دیگر در نزدیکی عدد صفر ماکزیمم نسبی با فرکانس بالاتر از فرکانس عدد صفر وجود ندارد. همچنین شکل هیستوگرام باریکتر شده است که همه این خصوصیات ذکر شده، نشان می‌دهد که پروسه نرمالیزاسیون رادیومتریک نسبی دو تصویر به خوبی صورت گرفته است.

۵-۲- ارزیابی تاثیر روش پیشنهادی به منظور آشکارسازی اتوماتیک تغییرات در نتایج نرمالیزاسیون

در این تحقیق به‌منظور تعیین اتوماتیک پیکسل‌های تغییرنیافته ضمن بررسی و استفاده از روش حدآستانه‌گذاری اتوماتیک اتسو، روش جدیدی به منظور بهبود نتایج آشکارسازی تغییرات که بهبود نتایج نرمالیزاسیون را به دنبال خواهد داشت، پیشنهاد گردید. لازم هست اشاره شود که فرآیند نرمالیزاسیون یک پیش‌پردازش برای آماده‌سازی تصاویر ماهواره‌ای برای آنالیزهای متعددی از جمله جهت آشکارسازی تغییرات صورت گرفته در منطقه مبتنی بر آنالیز تغییرات پاسخ طیفی عوارض می‌باشد. لذا هدف از مرحله آشکارسازی اتوماتیک تغییرات در این تحقیق، تنها آماده‌سازی و تهیه پیکسل‌های تغییرنیافته به عنوان نقاط کنترل رادیومتریکی در فرایند نرمالیزاسیون می‌باشد و هدف تهیه نقشه تغییرات نهایی منطقه نیست. در هر صورت انتظار داریم که استفاده از روش‌های دقیق‌تری در این مرحله باعث بهبود نتایج نرمالیزاسیون گردد. همانطور که در شکل (۶) و (۷) مشاهده می‌گردد، اختلاف زیادی بین نتایج حاصل از روش حدآستانه‌گذاری اتسو و روش پیشنهادی این تحقیق در جفت‌تصویر اول مشاهده نمی‌گردد ولی در مورد جفت‌تصویر دوم، استفاده از روش پیشنهادی مناطق وسیعی را به عنوان مناطق تغییریافته معرفی نموده در حالی که این مناطق در نقشه تغییرات حاصل از روش اتسو به‌عنوان مناطق تغییرنیافته برچسب خورده‌اند. اگر به شکل‌های (۴) و (۵) و هم‌چنین شکل‌های (۶) و (۷) توجه نماییم، مشخص می‌شود اختلاف نقشه تغییرات حاصل از این دو روش، مربوط به تغییرات در پوشش گیاهی منطقه می‌باشد. بطوری که در جفت‌تصویر دوم، پوشش گیاهی منطقه که مربوط به زمین‌های کشاورزی می‌باشد تغییرات زیادی داشته هست که روش پیشنهادی این تحقیق، قابلیت بالایی را در تشخیص اتوماتیک این تغییرات نشان می‌دهد. علت این امر استفاده از تبدیل PCA و انتقال تصویر اختلاف چندباندی، به فضای جدیدی است که ضمن کاهش حجم داده در فضای جدید(مؤلفه‌های PCA)، تغییرات رخ داده در محیط برای تمامی عوارض، مخصوصا برای کلاس پوشش گیاهی بهتر از فضای اولیه مشخص می‌گردد. به منظور ارزیابی تاثیر روش پیشنهادی به منظور آشکارسازی اتوماتیک تغییرات در نتایج نرمالیزاسیون، تمامی روش‌های نرمالیزاسیون، با استفاده از

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

پیکسل‌های تغییرنیافته‌ایی که توسط روش اتسو تعیین شده بودند بطور مجدد در مورد دو جفت تصویر مرجع-هدف مورد استفاده پیاده‌سازی گردیده و نسبت به حالتی که از پیکسل‌های تغییرنیافته‌ایی که توسط روش پیشنهادی تعیین شده بودند، مقایسه گردید. بخاطر اختلاف بسیار اندک نقشه تغییرات در مورد جفت‌تصویر اول، نتایج نرمالیزاسیون در این جفت‌تصویر بسیار نزدیک به یکدیگر بوده و بهبود بسیار اندکی در صورت استفاده از روشپیشنهادی به منظور تعیین پیکسل‌های تغییرنیافته‌ایی نسبت به روش اتسو مشاهده گردید. ولی در مورد جفت تصویر دوم نتایج ارزیابی نشان داد، در نرمالیزاسیون تصویر هدف نسبت به تصویر مرجع، استفاده از پیکسل‌هایی که بطریق روش پیشنهادی تعیین شده‌اند در مقایسه با حالتی که از روش اتسو برای تعیین پیکسل‌های تغییرنیافته استفاده شود، باعث بهبود نتایج نرمالیزاسیون در تمامی باندهای تصویر هدف و مخصوصا در باندهای قرمز و مادون قرمز (باندهای ۳و۴ سنجنده لندست) شده است. جدول (۴)، خطای کمترین مربعات نرمالیزاسیون داده‌های ارزیابی را در دو حالت بیان شده، برای روش نرمالیزاسیون پیشنهادی با استفاده از شبکه‌های عصبی نشان می‌دهد.

جدول۴: خطای کمترین مربعات نرمالیزاسیون داده‌های ارزیابی در دو حالت استفاده از: الف) روش استو ب) روش پیشنهادی در تعیین پیسکل‌های تغییرنیافته (روش نرمالیزاسیون: شبکه‌عصبی)

	RMSE					
روش انتخاب پیکسلهای تغییر نیافته	باند ۱	باند ۲	باند ۳	باند ۴	باند ۵	باند ۷
روش پیشنهادی	۶.۳۲	۵.۰۹	۵.۱۶	۷.۹۸	۵.۴۱	۸.۵۳
اتسو	۷.۲۷	۵.۸۷	۷.۸۱	۹.۵۸	۵.۹۳	۹.۴۵

۶- نتیجه گیری و پیشنهادات

هر فرآیند نرمالیزاسیون اتوماتیک باید بتواند شرایط مختلف مؤثر در تصویربرداری را در نظر گرفته و مدل کند. روش توسعه یافته در این تحقیق نسبت به روشهای غیراتوماتیک، از لحاظ وابسته نبودن به مهارت کاربر در تعیین پیکسل‌های تغییرنیافته و شرایط منطقه مطالعاتی در محدودیت تعیین تعداد کافی پیکسل‌های تغییرنیافته برتری دارد. استفاده از روش پیشنهادی به‌منظور آشکارسازی اتوماتیک تغییرات، باعث افزایش صحت آشکارسازی در مقایسه با روش‌های اتوماتیک متداول شده است. نتایج ارزیابی نشان داد، نقشه تغییرات حاصله از روش پیشنهادی در این تحقیق، در مقایسه با نقشه تغییرات حاصله از روش‌های آشکارسازی متداول، تغییرات رخ داده در پوشش گیاهی منطقه را بهتر نشان داده است. علت این امر استفاده از تبدیل PCA و انتقال تصویر اختلاف چندباندی، به فضای جدیدی است که ضمن کاهش حجم داده در فضای جدید(مؤلفه‌های PCA)، تغییرات رخ داده در محیط برای تمامی عوارض، مخصوصا برای کلاس پوشش گیاهی بهتر از فضای اولیه مشخص می‌گردد. استفاده از روش پیشنهادی به‌منظور تعیین پیکسل‌های تغییرنیافته نسبت به روش اتسو باعث بهبود نتایج نرمالیزاسیون مخصوصا در جفت‌تصویر دوم شده است. علت آن هم مربوط به درصد بالای تغییرات پوشش گیاهی در دو تصویر مرجع و هدف در جفت تصویر دوم می‌باشد که روش پیشنهادی قابلیت تشخیص این تغییرات را داشته است. در صورتی که اگر درصد تغییرات پوشش گیاهی در منطقه بالا باشد، استفاده از روش پیشنهادی باعث بهبود بیشتر نتایج نرمالیزاسیون خواهد شد. نتایج ارزیابی مرحله مدلسازی نشان می‌دهد که بهترین نتایج نرمالیزاسیون از روشهایی تولید شده است که در روند نرمالیزاسیون از پیکسل‌های تغییرنیافته استفاده نموده‌اند (شامل:LSRUUP، وQSRUUP و MLRUUP **و** ANN). در مقابل ضعیف‌ترین نتایج از روشهایی نتیجه شده است که از تمامی پیکسل‌های تصویر استفاده می‌نمایند(به‌عنوان نمونه: روشهای HM،

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

MM، MS وSR). بررسی نتایج حاصله از این تحقیق نشان می‌دهد: مدل رگرسیون خطی درجه اول که از پیکسل‌های تغییرنیافته استفاده می‌کند، نتایج تقریبا نزدیکی نسبت به درجات دوم و سوم مشابه در جفت‌تصویر اول تولید نموده ولی در جفت تصویر دوم، استفاده از رگرسیون خطی درجه سوم، نه تنها باعث بهبود نتایج نشده است، بلکه نتایج ضعیف‌تری را نسبت به مدل خطی درجه اول تولید می‌نماید. هم‌چنین معلوم گردید، در بین روشهای خطی، بهترین نتایج از روش رگرسیون خطی-قطعه‌ایی بهبود داده شده حاصل شده است. نتایج ارزیابی مرحله مدلسازی نشان می‌دهد که نرمالیزاسیون با استفاده از شبکه‌های عصبی در تمامی۶ باند مورد استفاده، نسبت به نرمالیزاسیون با استفاده از بهترین مدل خطی (رگرسیون خطی-قطعه‌ای که از پیکسل‌های تغییرنیافته استفاده می‌کند) نتایج مطلوب‌تری داشته است و توانسته است اثرات مختلف تاثیر گذار در شرایط تصویربرداری را مدل کرده و کاهش دهد. استفاده از شبکه‌های عصبی در نرمالیزاسیون تصاویر سبب شده است تا خطای کمترین مربعات نرمالیزاسیون داده‌های ارزیابی در مقایسه با مدل رگرسیون خطی-قطعه‌ای که در بین روشهای موجود نرمالیزاسیون بهترین نتایج را تولید کرده است، در جفت تصویر اول در باندهای ۱و۲و۳ در حدود۴۴ درصد و در باندهای ۴و۵و۷ در حدود ۴ درصد، کاهش یابد. در جفت‌تصویر دوم نیز استفاده از شبکه عصبی باعث کاهش ۵۷ درصدی خطای کمترین مربعات نرمالیزاسیون داده‌های ارزیابی در باندهای ۱و۲و۳ و کاهش ۲۴ درصدی در باندهای ۴و۵و۷ شده است. این اختلاف در بهبود نتایج نرمالیزاسیون در باندهای ۱و۲و۳ نسبت به باندهای ۴و۵و۷، به محدوده طیفی این باندها مربوط می‌شود. باندهای ۱و۲و۳ در محدوده طیفی نور مرئی قرار می‌گیرد و تاثیر اتمسفر در این محدوده طیفی، نسبت به محدوده مادون قرمز و محدوده‌های بالاتر از آن که باندهای ۴و۵و۷ تصویر در آن محدوده قرار گرفته است، بیشتر می‌باشد. در استفاده از شبکه‌های عصبی برای مدلسازی ارتباط بین درجات خاکستری پیکسل‌های تغییرنیافته در دو تصویر مرجع و رفرانس لازم است تعداد نورون بیشتری در لایه پنهان برای باندهای ۱و۲و۳ در نظر گرفته شود تا بتواند این ارتباط پیچیده را مدل نماید. ولی در باندهای ۴و۵و۷ نیازی به تعداد نورون‌های بیشتر در لایه پنهان احساس نمی‌شود. نتایج نشان می‌دهد برای رسیدن به صحت بالا در نرمالیزاسیون نسبی تصویر و همینطور مناسب بودن زمان یادگیری شبکه، تعداد ۵ یا ۱۰ نورون در لایه پنهان برای نرمالیزاسیون تصویر باندهای ۱و۲و۳ تصویر و تعداد ۱یا ۵ نورون در لایه پنهان برای نرمالیزاسیون باندهای ۴و۵و۷ تصویر مناسب به نظر می‌رسد. با توجه به کارائی بالای شبکه‌های عصبی در مدل کردن مدل‌های خطی و غیرخطی و تاثیر واضح معماری شبکه عصبی در بهبود نتایج، استفاده از روش‌های بهینه‌سازی برای پیدا کردن معماری بهینه شبکه‌های عصبی به منظور نرمالیزاسیون نسبی، بهبود قابل توجهی را در نتایج نرمالیزاسیون نسبی تصاویر ماهواره‌ای به دنبال خواهد داشت.

۷- منابع

[1] Yang.X and Lo, C.P., 2000. Relative Radiometric Normalization, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 66(8), 967-980.

[2] Lo, C.P., and Yang, X. 1998. Some practical considerations of relative radiometric normalization of multidate Landsat MSS data for land use change detection, Proceedings of ASPRS/RTI 1998 Annual Convention, Tampa, Florida, 1184-1193.

[3] Hall, F.G., Strebel, D.E., Nickeson, J.E. and Goetz, S.J. 1991. Radiometric rectification: Toward a common radiometric response among multidate, multisensor images , Remote Sensing of Environment,(35),11-27.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

[4] Elvidge, C.D., Yuan, D. , Ridgeway, D.W. and Lunetta, R.S. 1995. Relative radiometric normalization of Landsat Multispectral Scanner (MSS) data using an automatic scattergram-controlled regression, Photogmmmetric Engineering Remote Sensing, 61(10), 1255-1260.

[5] Alborzi, M., 2008, Neural Computing: An Introduction. Tehran: Enteshara'te Elmi (Sharif University of Technology).

[6] Richards, J.R., 1986. Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction, ,Springer-Verlag. Berlin, p 281.

[7] Ya'allah, S.M. and Saradjian,M.R, 2005. Automatic normalization of satellite images using unchanged pixels within urban areas, Information Fusion, (6) ,235–241.

[8] Im, J. and Jensen, J.A., 2005. change detection model based on neighborhood correlation image Analysis and decision tree classification. Remote sensing of environment, 99(3), 326-340.

[9] M Sezgin.M, and Sankur.B., 2004. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation, Journal of Electronic Imaging 13(1), 146–165.

[10] Lee, H. and Park, R.H. 1990. Comments on an optimal threshold scheme for image segmentation, IEEE Trans. System,Man and Cybernetics, SMC(20), 741-742.

[11] Otsu, N., 1979. A threshold selection method from gray-level histogram", IEEE Trans. Systems Man Cybernet., vol(9), 62-66.

[12] Richards, J.A. and Jia.X, 2006. Remote Sensing Digital Image Analysis, 4th Edition: Springer-Verlag, Berlin,PP.137-154.

[13] Yang, G.Y., 1995. Geological mapping from multi-source data using neural networks. M.Sc. Thesis. University of Calgary, Canada,

[14] Mokhtarzade, M.M and Valadan Zoej, J. 2007. Road detection from high-resolution satellite images using artificial neural networks, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 9, 32–40.

[15] Demuth H, and Beale, M Neural Network Toolbox For Use with MATLAB,1998.

[16] Jain, A.K., Mao, J. and Mohiuddin, K.M. 1996. Artificial Neural Network: A Tutorial, IEEE, Computer, 29(3), 31-44.

[17] Singh, A., 1989. Digital change detection techniques using remotely-sensed data., Int. J. Remote Sensing, 10(6), 989–1003.

[18] ALbregtsen, f. 1993. Non-Parametric Histogram Thresholding Methods - Error Versus Relative Object Area, Proc. 8th Scadinavian Conf. Image Analysis, Tromse, Norway, 1993. 273-280.

[19] Schott, J.R., Salvaggio, C. and Volchok, W.J. 1988. Radiometric scene normalization using pseudo-invariant features, Remote Sensing of Environment 26 (1), 1–16.

[20] Salvaggio, C., 1993. Radiometric scene normalization utilizing statistically invariant features, Proceedings of Workshop Atmospheric Correction of Landsat Imagery, Defense Landsat Program Office, [dates of workshop] Torrance, California, 155-159.

[21] S Wu,S. and Amin.A, 2003. Automatic Thresholding of Gray-level Using Multi-stage Approach, Proceedings of the Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2003).

[22] Hong, G., Zhang, Y., 2005. Radiometric Normalization of Ikonos image using Quickbird image for urban area change detection. In: Proceedings of the ISPRS joint conference 3rd International Symposium Remote Sensing and Data Fusion Over Urban Areas (URBAN 2005) - 5th International Symposium Remote Sensing of Urban Areas (URS 2005), Tempe, AZ, USA

[23] [23] Liao, P.S., Chen, T.S., Chung, P.C., 2001. A fast algorithm for multilevel thresholding. Journal of Information Science and Engineering 17, 713–727.

[24] Jin-Song, D., Ke, W., Jun, L and Yan-Hua, D., 2009. Urban Land Use Change Detection

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

Using Multisensor Satellite Images, Pedosphere 19(1): 96–103, 2009.

[25] Chavez, P.S., Jr. 1988. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. Remote Sensing of Environment, Vol. 24, pp.459-479.

[26] [26] Karin E. Callahan, 2001. Validation of a radiometric normalization procedure for satellite derived imagery within a change detection framework. Master of science, Utah State University Logan, Utah.

[27] Jensen (Ed.), J.R. 1983, Urban/suburban land use analysis, in R.N. Colwell (Ed.), Manual of Remote Sensing, second edition, American Society of Photpgrammetry, FallChurch, VA, pp.1571–1666.

[28] Yuan, D., Christopher.D, Elvidge, 1996. Comparison of relative radiometric normalization techniques, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 15(3, p. 117-126

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]

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

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.1, No.4, Spring 2014

Automatic Normalization of Multitemporal Satellite Images using Artificial Neural Network and Unchanged Pixels

Vahid Sadeghi[1*], Hamid Ebadi[2], Farshid Farnood Ahmadi [3]

1- MSc student, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering., K.N.Toosi University of Technology
2- Associate Prof., Faculty of Geodesy & Geomatics Engineering., K.N.Toosi University of Technology
3- Assistant Prof., Department of Geomatics Engineering., Faculty of Civil Engineering., University of Tabriz

Abstract

Relative Radiometric Normalization is often required in remote sensing image analyses particularly in the land cover change detection process. The normalization process minimizes the radiometric differences between two images caused by inequalities in the acquisition conditions rather than changes in surface reflectance. In this paper a new automatic Relative Radiometric Normalization (RRN) method is proposed which uses an Artificial Neural Network (ANN) and unchanged pixels. The proposed method includes the following stages: 1) automatic detection of unchanged pixels based on a new idea that uses CVA method, PCA transformation and K-means clustering technique, 2) evaluation of different architectures of perceptron neural networks in order to find the best architecture for this specific task and 3) use of the aforementioned network for normalizing the subject image. The method has been implemented on two paires of reference and subject images taken by the TM sensor. Normalization results obtained from the proposed method compared with the 8 conventional methods includes: Histogram matching, Haze Correction, Minimum-Maximum, Mean-Standard deviation, Simple Regression, Linear, Quadratic and Cubic Simple Regression Using Unchanged pixels and Multi Line Regression Using Unchanged Pixels. Experimental results confirm the effectiveness of the presented technique in the automatic detection of unchanged pixels and minimizing any imaging condition effects (i.e., atmosphere and other effective parameters). The proposed method for automatic change detection shows a high capability in detection of changes in covered vegetation areas. Using of this proposed method improves normalization results in all bands, especially in the third and fourth bands which are located in the red and infrared portion of the electromagnetic spectrum. The evaluation results of modeling stage reveal that the normalization using ANN in all 6 bands of all images has produced the more optimum results compared to those of normalization with conventional methods.

Key words: Rheology, Finite-element methods, Brittle, Geotherm, Iran.

Correspondence Address: Department of Photogrammetry and Remote Sensing, Faculty of Geodesy & Geomatics Engineering, K.N.Toosi University of Technology ,No. 1346, Vali-Asr Street, Mirdamad Cross, Tehran, IRAN.
Tel: +98 9149971353
Email: vahid.sadeghi.1985@gmail.com

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.2.1.17]