

تلفیق در سطح تصمیم‌گیری در آشکارسازهای تغییرات فازی توسعه منطقه شهری با استفاده از تصاویر ASTER

سمیه محمودی^{۱*}، محمدرضا سراجیان^۲، علی اسماعیلی^۳، ساناز واجدیان^۴

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور - دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته کرمان
somayemahmoudi@yahoo.com

^۲ دانشیار گروه مهندسی نقشه برداری - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
sarajian@ut.ac.ir

^۳ استادیار گروه سنجش از دور - دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته کرمان
aliesmaeily@kgut.ac.ir

^۴ دانشجوی دکتری سنجش از دور - گروه مهندسی نقشه برداری - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
s_vajedian@yahoo.com

(تاریخ دریافت مرداد ۱۳۹۲، تاریخ تصویب مرداد ۱۳۹۳)

چکیده

این مطالعه، رشد منطقه‌ی شهری را به روش ترکیب دو آشکارساز تغییر فازی مختلف، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای بررسی می‌کند. هدف از انجام این مطالعه، در درجه‌ی اول بهره‌گیری از تاثیرات تکنیک‌های آشکارسازی تغییراتی است که وجه تمایز آنها در چگونگی بکارگیری داده‌ها می‌باشد. این تاثیرات منجر به بدست آمدن خروجی‌های متفاوت و مکمل هم می‌شود و با تلفیق آنها می‌توان به صحت بهتری رسید. سپس بررسی و مقایسه‌ی کارایی سه دسته روش تلفیق در سطح تصمیم مختلف می‌باشد. در این مطالعه، شهر کرج به عنوان منطقه‌ی مورد مطالعه انتخاب شده است. تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده در این مطالعه تصاویر سنجنده‌ی ASTER اخذ شده در جولای ۲۰۰۱ و سپتامبر ۲۰۱۲ می‌باشند. آشکارسازی تغییرات به صورت فازی به دو روش مقایسه پس از طبقه‌بندی و آنالیز ترکیبی طیفی-زمانی انجام شده است. سپس خروجی‌های این دو روش با استفاده از سه دسته اپراتور تلفیق مختلف شامل: (۱) اپراتورهای میانگین‌گیری (۲) اپراتور ماکسیمم (۳) اپراتورهای انتگرال فازی^۱ با هم تلفیق شده‌اند. نتایج ارزیابی صحت با استفاده از نقشه‌های پوششی موجود، اولاً بهبود صحت آشکارسازی تغییرات را نسبت به هریک از آشکارسازهای تغییرات واحد و ثانیاً برتری روش‌های تلفیق انتگرال فازی را نسبت به دو دسته روش دیگر اثبات می‌کند.

واژگان کلیدی: آشکارسازی تغییرات، فازی، تلفیق در سطح تصمیم، سنجنده‌ی ASTER

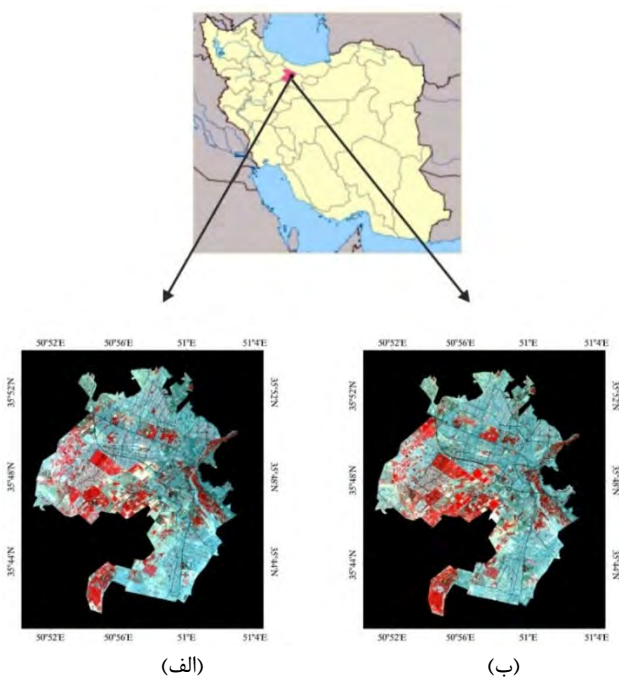
* نویسنده رابط

^۱ fuzzy integral

۱- مقدمه

آشکارسازی تغییرات در کاربردهای مختلف به عنوان یک چالش مهم مطرح است. نظارت بر توسعه‌ی مناطق شهری یکی از کاربردهای مهم در مبحث آشکارسازی تغییرات می‌باشد. تاکنون روش‌های بسیاری برای آشکارسازی تغییرات ارائه شده‌اند که هر کدام با محاسن و معایبی که دارند در یک کاربرد خاصی عملکرد بهتری دارند اما روش‌های آشکارسازی تغییراتی که بر مبنای طبقه‌بندی هستند به دلیل استفاده‌ی بهینه از تمامی باندهای طیفی، ارائه‌ی ماتریس تغییرات و توانایی در کاهش تأثیرات خارجی اثرات اتمسفری بین دو تصویر از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند، در منطقه‌ی شهری تنوع پوشش زیاد است و هر پیکسل می‌تواند شامل بیش از یک نوع پوشش باشد بنابراین اختصاص هر پیکسل به فقط یک کلاس، منطقی به نظر نمی‌رسد و صحت طبقه‌بندی را تحت تأثیر قرار می‌دهد. به همین دلیل بکارگیری طبقه‌بندی‌کننده‌های فازي که در آنها هر پیکسل با درجات عضویت مختلف به تمامی کلاس‌ها تعلق می‌یابد مفید خواهد بود. گاهی فقط بخشی از یک پیکسل که شامل بیش از یک نوع پوشش می‌باشد دچار تغییر شده است در چنین حالتی هرگونه تصمیم‌گیری به صورت غیر فازي با شکست مواجه خواهد شد [۲۰]. در زمینه‌ی آشکارسازی تغییرات به صورت فازي مطالعات متعددی انجام شده است. Deer در سال ۱۹۹۹ یک روش فازي برای آشکارسازی تغییرات به روش مقایسه پس از طبقه‌بندی ارائه کرد که بیشتر بر روی استفاده از روش مذکور روی نظارت محیطی، تمرکز یافته بود [۸]. Hedge در سال ۲۰۰۳ در مدل‌سازی تغییرات پوشش اراضی با یک روش فازي مقایسه پس از طبقه‌بندی توانست با استفاده از اپراتورهای فازي، شناسایی و تعیین مقدار، نوع و جهت تغییرات پوشش اراضی را انجام دهد [۱۱]. Nemmour و همکاران در سال ۲۰۰۵، با توسعه‌ی آشکارسازهای تغییر آنالیزهای مقایسه‌ای و آنالیز همزمان بوسیله‌ی یک طبقه‌بندی‌کننده‌ی فازي و ترکیب سیستم‌های بدست آمده، قابلیت اجرای ترکیب آشکارسازهای تغییر روی تصاویر SPOT را بررسی کردند [۲۰]. جباری در سال ۲۰۰۷ با الگوریتم ژنتیک و روش سیستم استنتاج فازي تغییرات ناشی از زلزله‌ی بم را با استفاده از تصاویر

پانکروماتیک IRS بررسی کرد [۲۸]. Colditz و همکاران در سال ۲۰۰۸ با استفاده از تصاویر سری زمانی MODIS روی نواحی آفریقای جنوبی و آلمان آشکارسازی تغییرات فازي انجام دادند که در آن آشکارسازی تغییرات مستقیماً بر اساس نتایج طبقه‌بندی فازي که بر مبنای روش درخت تصمیم‌گیری بود انجام شد [۷]. Lee در سال ۲۰۱۰، یک روش قطع‌بندی Spatial region growing و استفاده از بردارهای عضویت فازي را برای شناسایی تغییرات در تصاویر تاریخ‌های مختلف ارائه کرد [۱۳]. Ghosh و همکاران در سال ۲۰۱۱، از دو الگوریتم خوشه‌بندی فازي Fuzzy C-Means (FCM) و Gustafson Kessel Clustering (GKC) برای آشکارسازی تغییرات در تصاویر سنجش از دور استفاده کردند [۱۰]. Mishra و همکاران در سال ۲۰۱۲، دو الگوریتم خوشه‌بندی فازي با نام‌های FCM و GKC را به همراه اطلاعات محلی برای آشکارسازی تغییرات بدون نظارت در تصاویر سنجش از دور چندزمانی استفاده کردند [۱۹]. روش‌های آشکارسازی مختلف به دلیل اینکه به طرق مختلف داده‌ها را بکار می‌گیرند، الگوهایی که بصورت ناصحیح طبقه‌بندی می‌کنند لزوماً با هم همپوشانی ندارند، بنابراین خروجی‌های مکمل هم ارائه می‌دهند. پس بهره‌گیری از الگوریتم‌های تلفیق در سطح تصمیم برای تلفیق نقشه‌های تغییر خروجی روش‌های آشکارسازی مختلف مفید خواهد بود [۲۰]. معمولاً نقشه‌ی تغییر حاصل از هر روش واحد یا نوع داده‌ی واحد ممکن است تعدادی از خطاهای کاربر و مولد را شامل شود که صحت آشکارسازی را کاهش می‌دهند [۹]. از نمونه مطالعاتی که در آن آشکارسازی تغییرات به روش تلفیقی صورت گرفته می‌توان به مطالعه‌ی انجام شده توسط Le Hégarat-Masclé و همکاران در سال ۲۰۰۴ اشاره کرد که در آن سه شاخص آشکارسازی تغییرات normalized difference values, texture evolution, mutual information در چارچوب تئوری دمپرستر-شافر با هم تلفیق شدند که موجب بهبود صحت آشکارسازی شد [۱۴]. Nemmour و همکاران در سال ۲۰۰۶، با دو قاعده‌ی تلفیق مختلف انتگرال فازي و Attractor Dynamics روش‌های آشکارسازی تغییر مبتنی بر بردارهای پشتیبان مختلف را با هم تلفیق کردند و به صحت بهتری در آشکارسازی تغییرات رسیدند [۲۱]. Bovolo و همکاران در سال ۲۰۱۰، تأثیرات Pan-



شکل ۱ - ترکیب رنگی کاذب تصاویر منطقه‌ی مورد مطالعه (الف: ۲۰۰۱، ب: ۲۰۱۲)

۴- روش تحقیق

۴-۱- پیش پردازش

مرحله‌ی پیش پردازش از دو مرحله‌ی (۱) تطابق دقیق مکانی تصاویر و (۲) یکسان‌سازی شرایط رادیومتریکی تصاویر تشکیل شده است.

ثبت هندسی دقیق تصاویر چندزمانی در روش‌های آشکارسازی مختلف الزامی است [۱۷]. خطا در ثبت هندسی سبب شناسایی مناطق تغییر نادرست می‌شود [۴] و [۱۵] و فقط دقت تصحیح هندسی در حد زیر پیکسل قابل قبول است [۱۲].

تغییر شرایط تصویربرداری بین زمان اخذ دو تصویر ممکن است به لحاظ طبیعی مثل تغییر در حالات جوی و یا تغییر در شرایط سنجنده‌ی اخذ کننده‌ی تصویر و تغییر در نحوه‌ی عملکرد سنجنده بوجود آید [۲۷] و در صورتی که یکسان‌سازی شرایط نوری دو تصویر به درستی صورت نگیرد باعث ایجاد خطای قابل توجهی در آشکارسازی تغییرات می‌شود.

Sharpening روی آشکارسازی تغییرات با تصاویر چندطیفی چندزمانی را بررسی کردند [۳]. اگرچه نقشه‌های تغییری که از داده‌های Pan-Sharped بدست می‌آیند از لحاظ قدرت تفکیک مکانی بهبود یافته‌اند اما دچار خطاهایی هستند که حاصل فرآیند تلفیق است. از این رو Du و همکاران در سال ۲۰۱۲، به جهت بررسی تاثیرات تکنیک‌های تلفیق مختلف روی آشکارسازی تغییرات یک استراتژی تلفیق متوالی از ترکیب Pan-Sharpening با تلفیق در سطح تصمیم برای آشکارسازی تغییرات تصاویر چندزمانی سنجش از دور ارائه کردند [۹]. تمرکز این مطالعه بر بکارگیری روشی برای آشکارسازی تغییرات منطقه‌ی شهری است که در آن نقشه تغییر نهایی از تلفیق نتایج آشکارسازهای تغییرات فازی مقایسه پس از طبقه‌بندی و آنالیز ترکیبی طیفی-زمانی بدست می‌آید.

۲- منطقه‌ی مورد مطالعه

منطقه‌ی مورد مطالعه، شهر کرج واقع در شرق استان البرز است. این منطقه در بین طول جغرافیایی $51^{\circ} 29'$ و عرض جغرافیایی $35^{\circ} 31'$ تا $36^{\circ} 12'$ واقع شده است.

۳- داده

هنگام انتخاب داده‌ی سنجش از دور برای آشکارسازی تغییرات، استفاده از داده‌ی مربوط به سنجنده‌ی یکسان، با قدرت تفکیک رادیومتریکی و مکانی یکسان و تاریخ اخذ تقریباً یکسان در سال‌های متفاوت برای کاهش تاثیرات منابع خارجی مانند اختلافات زاویه‌ی خورشید و فصل و فنولوژی مهم است [۱۸]. بنابراین در این مطالعه از تصاویر سنجنده‌ی ASTER با قدرت تفکیک مکانی ۱۵ متر مربوط به ۲۸ جولای ۲۰۰۱ و ۲۱ سپتامبر ۲۰۱۲ استفاده شده است شکل ۱ تصاویر با ترکیب رنگی کاذب را در دو تاریخ را نشان می‌دهد.

۴-۲- آشکارسازی تغییرات به روش مقایسه

پس از طبقه‌بندی

برای آشکارسازی تغییرات به روش مقایسه پس از طبقه‌بندی، ابتدا دو تصویر به صورت جداگانه طبقه‌بندی شدند. طبقه‌بندی‌گر مورد استفاده Mahalanobis Distance Fuzzy Classifier می‌باشد که در سال ۱۹۹۶ توسط Deer ارائه شده است. طبقه‌بندی‌گر مذکور یک طبقه‌بندی‌گر نظارت شده‌ی فازی است که از الگوریتم طبقه‌بندی بدون نظارت Fuzzy C-Means اقتباس شده و در آن میانگین و ماتریس‌های کوریانس کلاس‌ها از داده‌های آموزشی محاسبه می‌شوند:

$$\mu_{ik} = \frac{\left(\frac{1}{d_{ik}^2}\right)^m}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{1}{d_{ij}^2}\right)^m} \quad 1 \leq k \leq c \quad (1)$$

که در آن μ_{ik} درجه‌ی عضویت پیکسل x_i به کلاس k است، c تعداد کلاس‌ها و m پارامتری است که برای کنترل درجه‌ی عدم قطعیت^۱ استفاده می‌شود. d_{ik}^2 مجذور فاصله‌ی Mahalanobis ای پیکسل x_i از میانگین کلاس k (M_k) است.

$$d_{ik}^2 = (x_i - M_k)^T A_k (x_i - M_k) \quad (2)$$

A_k معکوس ماتریس کوریانس کلاس k ام است. m باید به نحوی تعیین شود که اطمینان حاصل شود مقادیر بدست آمده برای درجات عضویت، متناسب با سهم هر یک از کلاس‌ها در هر پیکسل می‌باشند [۸]. با توجه به اینکه می‌خواهیم هر پیکسل بر خلاف روش مقایسه پس از طبقه‌بندی کلاسیک (که فقط به یک کلاس تغییر اختصاص می‌یافت)، به تمامی کلاس‌های تغییر با درجات عضویت مختلف اختصاص یابد، بنابراین از اپراتورهای فازی به جای روش‌های کلاسیک مقایسه پس از طبقه‌بندی استفاده می‌کنیم. استفاده از اپراتورهای تجمیع فازی^۲ مثل Triangular co- و Triangular norms می‌تواند مفید باشد [۲۰]. پس درجه‌ی عضویت پیکسل m در کلاس (k, l) به صورت رابطه‌ی زیر می‌تواند محاسبه شود:

$$\mu_{(k,l)m} = \min(\mu_{km}(t1), \mu_{lm}(t2)) \quad (3)$$

که در آن منظور از $t1$ و $t2$ به ترتیب زمان تصاویر اول و دوم می‌باشد.

۴-۳- آشکارسازی تغییرات به روش آنالیز ترکیبی طیفی-زمانی

در این روش تمامی باندهای مربوط به تصاویر تاریخ‌های مختلف بطور یکجا و همزمان وارد فرآیند طبقه‌بندی می‌شوند. در این روش درجات عضویت پیکسل‌ها به کلاس (k, l) از رابطه‌ی زیر بدست می‌آیند.

$$\mu_{(k,l)m} = \frac{\left(\frac{1}{d_{(k,l)m}^2}\right)^m}{\sum_{j,p=1}^c \left(\frac{1}{d_{(j,p)m}^2}\right)^m} \quad (4)$$

۴-۴- تلفیق در سطح تصمیم آشکارسازهای تغییرات

اطلاعات مکانی همواره دارای عدم قطعیت هستند. این عدم قطعیت می‌تواند ناشی از محدودیت سنجنده‌ها و مباحث کالیبراسیون آنها و نویز باشد. علاوه بر مشکلات سنجنده‌ها بخشی از عدم قطعیت ناشی از مدلسازی ناصحیح و ضعف روش‌هاست [۱] و [۲۹]. یکی از موثرترین روش‌های کاهش این عدم قطعیت استفاده از تئوری ادغام است. استفاده از تئوری ادغام سبب هم‌افزایی تصمیم‌گیری‌ها می‌شود و در این مسیر علاوه بر کاهش عدم قطعیت تصمیم‌گیری، مشکلات ناشی از ناسازگاری، ابهام و ناقص بودن داده‌ها یا تصمیم‌گیری‌ها مرتفع می‌گردد [۵]. در سنجش از دور، ادغام در سه سطح پیکسل، ویژگی و تصمیم انجام می‌شود. ادغام در سطح پیکسل، پایین‌ترین سطح ادغام می‌باشد و محاسبات مستقیماً بر روی پیکسل‌ها صورت می‌گیرد و خروجی آن تصویر است. اکثر روش‌های Pan-Sharpning برای افزایش قدرت تفکیک مکانی و طیفی از این روش‌ها بهره می‌گیرند. از معایب این روش‌ها می‌توان حساسیت به ویژگی‌های سنجنده و زمان محاسباتی بالا اشاره کرد [۲۲]. ادغام در سطح ویژگی شامل دو مرحله است مرحله‌ی اول تولید ویژگی‌ها بنحوی که با توجه به کاربرد مورد نظر به

^۱ fuzziness

^۲ fuzzy aggregation

که در آن $W[y_i]$ معیاری است که عملکرد آشکارساز y_i را نشان می‌دهد.

یک روش برای تلفیق اطلاعات که توسط Yager ارائه شده است استفاده از اپراتورهای میانگین‌گیری وزن‌دار ترتیبی است [۶]. اپراتورهای OWA-AND و OWA-OR از این گروه در این مطالعه استفاده شده‌اند:

$$OWA_AND(y_i, y_j) = \frac{1-\alpha}{CardY} \sum_{i,j \in Y} y_i + \alpha \min_{i,j \in Y} y_i \quad (7)$$

$$OWA_OR(y_i, y_j) = \frac{1-\beta}{2^n} \sum_{i,j \in Y} y_i + \beta \max_{i,j \in Y} y_i \quad (8)$$

α و β باید در بازه‌ی صفر و یک باشند.

۴-۲-۴ اپراتور ماکسیمم

استفاده از اپراتور ماکسیمم یک روش معمول در تلفیق در سطح تصمیم است که برای ترکیب نتایج خروجی‌های پردازشگرهای مختلف طراحی شده است. در این مطالعه، اپراتور ماکسیمم وزن‌دار برای ترکیب نتایج خروجی‌های چندگانه و تخصیص درجات عضویت نهایی پیکسل‌ها به کلاس‌های تغییر با در نظر گرفتن نحوه‌ی عملکرد هر آشکارساز تغییر به عنوان مقدار پارامتر وزن انتخاب شده است.

$$I_{wmax} = \max_{i=1}^n [(y_i W[y_i])] \quad (9)$$

که در آن $W[y_i]$ معیاری است که عملکرد آشکارساز y_i را نشان می‌دهد.

۴-۳-۴ اپراتورهای انتگرال فازی

در میان اپراتورهای تلفیق تجمیعی^۱، انتگرال‌های فازی توابعی قدرتمند و منطقی هستند که اجازه‌ی تلفیق اطلاعات را تحت فرض‌های مختلف بر اساس استقلال منابع اطلاعاتی می‌دهند انتگرال فازی، داده‌هایی را که بوسیله‌ی چندین منبع اطلاعات تامین می‌شوند بر اساس یک fuzzy measure ترکیب می‌کند. fuzzy measure، اهمیت یا ارتباط منابع را در محاسبه‌ی تلفیق بیان می‌کند. این منابع اطلاعات می‌توانند ویژگی‌ها، سنجنده‌ها و یا طبقه‌بندی‌گرها باشند که در این مطالعه آشکارسازهای تغییرات مختلف هستند. متداول‌ترین انتگرال‌ها، Sugeno و Choquet می‌باشند [۲۵].

^۱ aggregation

عوارض دلخواه تاکید شود و مرحله‌ی دوم ادغام ویژگی‌ها بر اساس یک منطق است. روش‌های مبتنی بر احتمال بیز، تئوری دمپستر-شافر و منطق فازی از جمله روش‌های رایج ادغام در سطح ویژگی است [۲۹]. ادغام در سطح تصمیم شامل ادغام تصمیم‌گیری و ادغام طبقه‌بندی‌کننده‌ها می‌شود و بالاترین سطح ادغام است. در این سطح از ادغام، فرآیند، معطوف به حل مسئله مورد نظر است و حساسیت به ویژگی‌های سنجنده کمتر است [۲۹]. ادغام اطلاعات در سطح تصمیم، توانایی مدیریت داده‌هایی که از سنسورهای مختلف و در زمان‌های مختلف جمع‌آوری شده‌اند را ایجاد می‌کند و در عین حال زمان محاسباتی کمتری نسبت به روش‌های ادغام در سطح پیکسل و ویژگی دارد. از جمله روش‌های مطرح ادغام در سطح تصمیم می‌توان به سیستم‌های طبقه‌بندی‌کننده‌ی چندگانه با خروجی مطلق و فازی (روش‌های کلاس-آگاه و کلاس-بی‌اثر) اشاره کرد. در این تحقیق با توجه به مطالعات پیشین انجام شده [۱۴]، [۲۱]، [۳] و [۹]، جهت ادغام از میان روش‌های طبقه‌بندی چندگانه اپراتورهای میانگین‌گیری حسابی، میانگین‌گیری وزن‌دار ترتیبی، اپراتور ماکسیمم و روش‌های انتگرال فازی جهت پیاده‌سازی انتخاب شدند.

۴-۱-۴ اپراتورهای میانگین‌گیری

اگر هر یک از آشکارسازهای تغییرات را یک y_i در نظر بگیریم و $Y = \{y_1, \dots, y_n\}$ مجموعه‌ی آشکارسازهای تغییرات باشد، یک اپراتور میانگین‌گیری I یک تابع است:

$$I: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$$

که در شروط زیر صدق می‌کند:

- $I(y_i, y_i) = y_i, \forall y_i \in [0,1]$,
- $I(y_i, y_j) = I(y_j, y_i), \forall y_i, y_j \in [0,1]$,
- $I(0,0) = 0, I(1,1) = 1$,
- $I(y_i, y_j) \leq I(y'_i, y'_j)$ if $y_i < y'_i$ and $y_j < y'_j$

در این مطالعه از اپراتورهای میانگین حسابی و میانگین وزن‌دار به صورت زیر استفاده شده است:

$$I_{ave}(y_i, y_j) = \frac{y_i + y_j}{2} \quad (5)$$

$$I_{wave}(y_i, y_j) = \frac{y_i W[y_i] + y_j W[y_j]}{2} \quad (6)$$

Sugeno در سال ۱۹۷۴ تئوری fuzzy measure و انتگرال فازی را که یک تابع غیر خطی نسبت به یک fuzzy measure است ارائه کرد [۱۷]، [۲۳]، [۲۴]. در این بخش، برخی تعاریف و خصوصیات درباره‌ی انتگرال فازی بیان می‌شود.
تعریف ۱: فرض کنید Y یک مجموعه‌ی متناهی از مولفه‌ها باشد. تابع مجموعه‌ای $g: 2^Y \rightarrow [0,1]$ که در شروط زیر صدق می‌کند:

- $g(\emptyset)=0$
- $g(Y)=1$
- $g(A) \leq g(B)$ if $A \subset B$, $A, B \subset Y$

یک fuzzy measure نامیده می‌شود. توجه شود که g خاصیت جمع‌پذیری ندارد، یعنی:

$$g(A \cup B) \neq g(A) + g(B)$$

و خاصیت monotonicity جانشین خاصیت جمع‌پذیری شده است [۶]. هنگام ترکیب منابع چندگانه، باید بتوان به نحوی fuzzy measure مربوط به هر گروه از منابع را تعیین کرد. بنابراین Sugeno، λ -fuzzy measure را ارائه کرد که در انتگرال فازی بکار رود [۲۰]. Sugeno از تعریف یک fuzzy measure، λ -fuzzy measure را طوری تعریف کرد که در شرط خاصیت جمع‌پذیری زیر صدق کند:

برای تمامی $A, B \subset Y$ و $A \cap B = \emptyset$:

$$g(A \cup B) = g(A) + g(B) + \lambda g(A)g(B) \quad \lambda > -1 \quad (10)$$

یعنی measure اجتماع دو زیرمجموعه‌ی مستقل از هم می‌تواند مستقیماً از مولفه‌های measure تک تک آنها محاسبه شود.

تعریف ۲: اگر $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ یک مجموعه‌ی متناهی باشد، فرض کنید $h: Y \rightarrow [0,1]$ یک تابع باشد بطوریکه: $h(y_1) \geq h(y_2) \geq \dots \geq h(y_n)$ (و اگر نبود، لازم است Y دوباره باز چینی شود تا این شرط برقرار شود)، در این صورت انتگرال فازی Sugeno تابع h روی Y نسبت به fuzzy measure به نام g به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$I_S = \int hog = \max_{i=1}^n [Min(h(y_i), g[A_i])] \quad (11)$$

که در آن $A_i = \{y_1, y_2, \dots, y_i\}$ می‌باشد. توجه شود که وقتی g یک λ -fuzzy measure باشد، مقادیر $g(A_i)$ می‌تواند بصورت زیر تعیین شود:

$$g(A_1) = g(\{y_1\}) = g^1 \quad (12)$$

$$g(A_i) = g^i + g(A_{i-1}) + \lambda g^i g(A_{i-1}) \quad 1 < i < n \quad (13)$$

پارامتر λ که درجه‌ی تعامل بین دو مولفه را نشان می‌دهد با حل معادله‌ی $g(Y)=1$ به صورت زیر بدست می‌آید:

$$\lambda + 1 = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g^i) \quad (14)$$

که در آن $\lambda \in (-1, +\infty)$ و $\lambda \neq 0$ با حل یک معادله‌ی چندجمله‌ای درجه $n-1$ و پیدا کردن ریشه‌ی بزرگتر از ۱- قابل دستیابی است.

تعریف ۳: انتگرال Discrete Choquet یک نوع دیگری از انتگرال فازی است. انتگرال Discrete Choquet یک تابع $h: Y \rightarrow R^+$ نسبت به g به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$I_C = \sum_{i=1}^n \{h(y_i) - h(y_{i-1})\} g(A_i) \quad (15)$$

که در آن اندیس‌گذاری به نحوی صورت گرفته که $h(y_1) \geq \dots \geq h(y_n)$. پس چیدمان جدید آشکارسازهای تغییرات $A_i = \{y_i, \dots, y_n\}$ است و $h(y_0)=0$

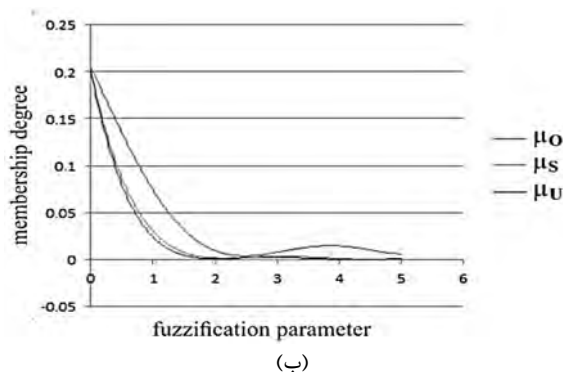
۵- پیاده سازی

۵-۱- تصحیح هندسی تصاویر

تصاویر سال‌های ۲۰۰۱ و ۲۰۱۲ با ۲۹ نقطه کنترل نسبت به نقشه‌های موجود شهر کرج به روش چند جمله‌ای درجه یک، به ترتیب با خطای ۰/۳۲ و ۰/۲۷ پیکسل، زمین مرجع شدند.

۵-۲- کالبراسیون رادیومتریکی

در این مرحله، تصویر سال ۲۰۰۱ به عنوان مبنا در نظر گرفته شد و شرایط نوری تصویر سال ۲۰۱۲ به روش نرمالیزاسیون نسبی با شرایط نوری تصویر ۲۰۰۱ یکسان-سازی شد. به این ترتیب که بین تعداد زیادی نقاط تیره و روشن متناظر بین هر کدام از باندهای متناظر دو زمان یک رگرسیون خطی برقرار شد و با اعمال ضرایب معادله‌ی بدست آمده روی تصویر ۲۰۱۲ نرمالیزاسیون نسبی انجام شد.



نمودار ۱- درجات عضویت فازی پیکسل‌ها (الف) - در کلاس‌های خودشان، ب- در سایر کلاس‌ها)

سپس با توجه به تعداد کلاس‌های اولیه و با توجه به اینکه بعضی کلاس‌های تغییر، در واقعیت رخ نمی‌دهند مثلاً کلاس مزرعه → شهر یا کلاس باغ → شهر، و همچنین با توجه به اینکه هدف در این تحقیق، آشکارسازی توسعه‌ی شهر می‌باشد، ۸ کلاس تغییر و بدون تغییر در فرآیند آشکارسازی تغییرات به نحوی در نظر گرفته شدند که بتوانند بیانگر توسعه‌ی شهر باشند. نتیجه‌ی مرحله‌ی غیرفازی‌سازی آشکارسازی تغییرات به روش مقایسه پس از طبقه‌بندی فازی در شکل ۳ آمده است. ارزیابی صحت با استفاده از نقشه‌های پوششی موجود انجام شد و ضریب کاپا ۰/۹۱ بدست آمد.

۵-۵- آشکارسازی تغییرات به روش آنالیز ترکیبی طیفی - زمانی فازی

نتیجه‌ی مرحله‌ی غیرفازی‌سازی آشکارسازی تغییرات به روش آنالیز ترکیبی طیفی-زمانی فازی در شکل ۳ آمده است. ارزیابی صحت با استفاده از داده‌های آزمایشی استخراج شده از نقشه‌های پوششی، مراجعه‌ی مستقیم زمینی به برخی نواحی و همچنین بهره‌گیری از تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالاتر انجام شد و در انتخاب داده‌های آزمایشی سعی شد تا حد امکان، پراکنش، یکنواخت باشد. بدین ترتیب برای ضریب کاپا مقدار ۰/۸۹ بدست آمد.

۵-۶- آشکارسازی تغییرات به روش تلفیق در سطح تصمیم آشکارسازهای تغییرات فازی

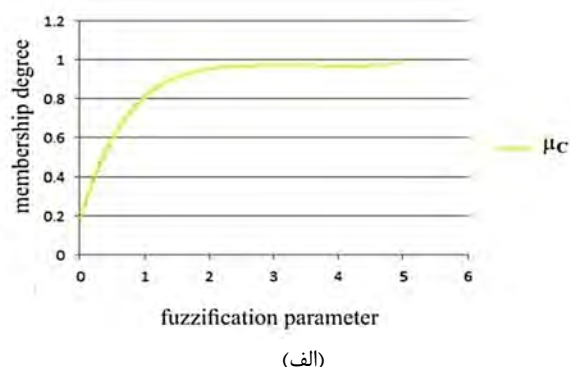
از میان نتایج مرحله‌ی غیرفازی‌سازی آشکارسازی تغییرات به روش‌های تلفیق با اپراتورهای میانگین حسابی،

۵-۳- تعیین پارامتر فازی‌سازی^۱

پارامتر فازی‌سازی به روش تجربی و با سعی و خطا برای طبقه‌بندی‌کننده‌ی فازی مذکور به دست آمد. برای نمونه، نمودارهایی که برای کلاس مزرعه بدست آمده‌اند در نمودار ۱ آورده شده‌اند. همان‌طور که در نمودار ۱ مشخص است، از یک مقدار ۱/۶، پیکسل‌ها مقدار عضویت بالایی در کلاس‌های خودشان و درجه عضویت ناچیزی در سایر کلاس‌ها ارائه می‌کنند، بنابراین در اینجا مقدار پارامتر فازی‌سازی عدد ۲ اختیار شده است.

۵-۴- آشکارسازی تغییرات به روش مقایسه پس از طبقه‌بندی فازی

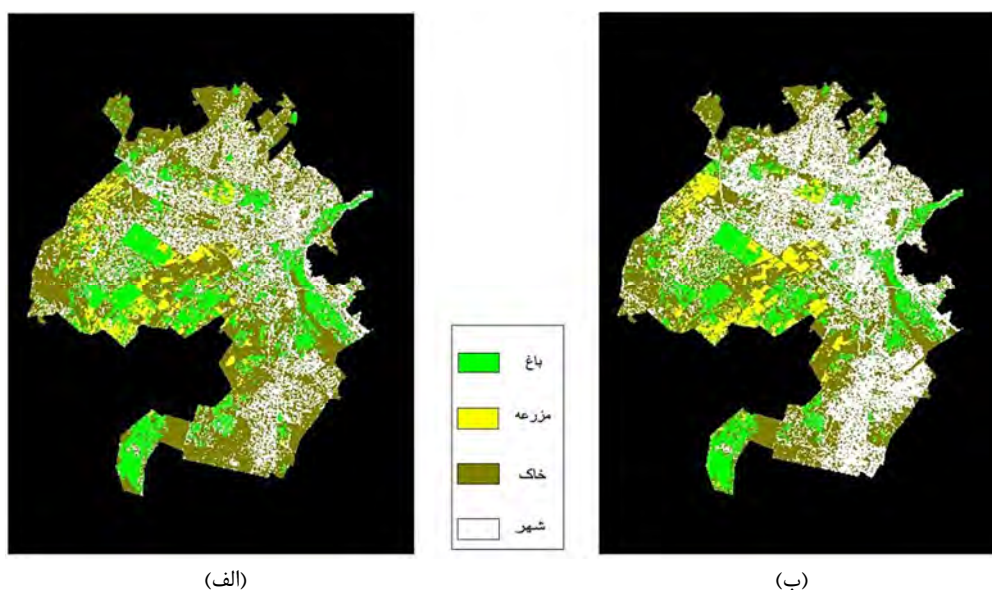
هر یک از تصاویر سال ۲۰۰۱ و ۲۰۱۲ به چهار کلاس مزرعه، باغ، شهر و خاک به صورت فازی طبقه‌بندی شدند. نتایج مرحله‌ی غیرفازی‌سازی^۲ که با اپراتور ماکسیمم انجام شده است در شکل ۲ مشاهده می‌شود. به دلیل عدم دسترسی به داده‌های مرجع زمینی فازی^۳، ارزیابی صحت روی خروجی مرحله‌ی غیرفازی‌سازی و با معیارهای رایج در روش‌های غیرفازی انجام شد. مقدار صحت کلی برای طبقه‌بندی تصویر ۲۰۰۱، ۰/۹۳ و برای طبقه‌بندی تصویر ۲۰۱۲، ۰/۹۴ و مقدار ضریب کاپا برای طبقه‌بندی تصویر ۲۰۰۱، ۰/۸۹ و برای طبقه‌بندی تصویر ۲۰۱۲، ۰/۹۱ بدست آمدند. جداول ۱ و ۲ و ۳ به ترتیب مقادیر حاصل برای ماتریس خطای طبقه‌بندی و معیارهای ارزیابی صحت برای طبقه‌بندی تصاویر ۲۰۰۱ و ۲۰۱۲ را نشان می‌دهند.



^۱ fuzzification
^۲ defuzzification
^۳ fuzzy ground truth

میانگین وزن دار، OWA-AND، OWA-OR، ماکسیمم وزن دار، انتگرال فازی Sugeno و انتگرال Discrete choquet برای نمونه نتایج دو روش در شکل ۴ آمده است. در روش‌های OWA-AND و OWA-OR پارامترهای α و β مقدار ۰/۸۵ در نظر گرفته شدند. این عدد به صورت تجربی طوری تعیین شد که اپراتورهای مذکور بهترین جواب را بدهند. نتایج ارزیابی صحت هر یک از روش‌های تلفیق مذکور در نمودار ۲ آمده‌اند. مقایسه‌ی ضریب کاپای

هر یک از روش‌های آشکارسازی تغییرات به صورت منفرد با ضریب کاپای روش‌های تلفیق، حاکی از آن است که با تلفیق آشکارسازهای تغییرات صحت آشکارسازی تغییرات حتی در روش ساده‌ای مثل میانگین‌گیری حسابی افزایش یافته است و در واقع این به این دلیل است که نحوه‌ی بکارگیری داده‌ها در روش‌های مقایسه پس از طبقه‌بندی و آنالیز ترکیبی طیفی-زمانی متفاوت است.



شکل ۲- نتایج مرحله‌ی غیرفازی‌سازی طبقه‌بندی تصاویر، الف: ۲۰۰۱، ب: ۲۰۱۲

جدول ۱- ماتریس خطای طبقه‌بندی تصویر ۲۰۰۱

مجموع	شهر	خاک	باغ	مزرعه	برچسب‌های تخمین زده شده
					برچسب‌های واقعی
۱۶۷۹	۷	۴۸	۱۶۵	۱۴۵۹	مزرعه
۳۱۷۹	۰	۰	۳۱۶۹	۱۰	باغ
۶۱۵۷	۹۹	۶۰۴۷	۰	۱۱	خاک
۲۱۴۸	۱۵۹۶	۵۳۷	۳	۱۲	شهر
۱۳۱۶۳	۱۷۰۲	۶۶۳۲	۳۳۳۷	۱۴۹۲	مجموع

جدول ۲- نتایج معیارهای ارزیابی صحت برای طبقه‌بندی تصویر ۲۰۰۱

نام کلاس	صحت مولد	صحت کاربر
مزرعه	۰/۹۷	۰/۹۶
باغ	۰/۹۴	۰/۹۹
خاک	۰/۹۱	۰/۹۸
شهر	۰/۹۳	۰/۷۴

جدول ۳- ماتریس خطای طبقه‌بندی تصویر ۲۰۱۲

مجموع	شهر	خاک	باغ	مزرعه	برچسب‌های تخمین زده شده
					برچسب‌های واقعی
۵۵۸۹	۰	۶۸	۱۹۷	۵۳۲۴	مزرعه
۲۸۰۸	۰	۰	۲۶۹۶	۱۱۲	باغ
۳۲۷۵	۸۷	۳۱۸۶	۲	۰	خاک
۱۲۳۷	۹۶۸	۲۶۷	۲	۰	شهر
۱۲۹۰۹	۹۸۵	۳۵۹۱	۲۹۹۷	۵۳۳۶	مجموع

جدول ۴- نتایج معیارهای ارزیابی صحت برای طبقه‌بندی تصویر ۲۰۱۲

نام کلاس	صحت مولد	صحت کاربر
مزرعه	۰/۹۷	۰/۹۵
باغ	۰/۹۳	۰/۹۶
خاک	۰/۹۰	۰/۹۷
شهر	۰/۹۱	۰/۷۸

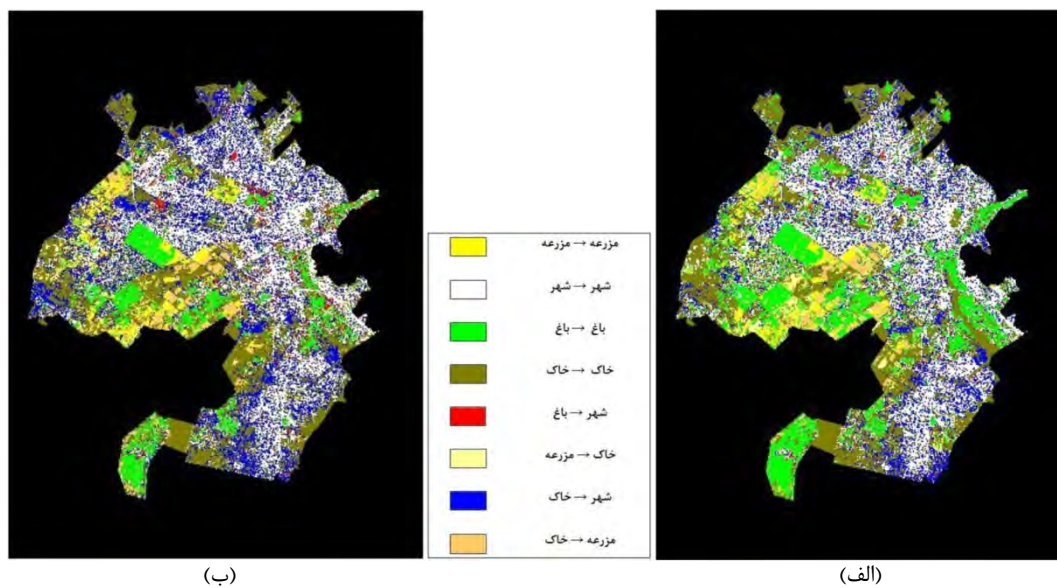
فازی، fuzzy measure-ها برای هر یک از کلاس‌ها بر اساس صحت مولد ساخته شدند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، اپراتورهای انتگرال فازی به خصوص انتگرال فازی Sugeno صحت بالاتری در آشکارسازی تغییرات را نشان دادند.

دو کلاس تغییر شهر→باغ و شهر→خاک کلاس‌های تشکیل‌دهنده‌ی رشد شهر می‌باشند. نتایج حاکی از رشد ۱۰/۷۴ درصدی شهر کرج در بازه‌ی زمانی مذکور است که در درجه‌ی اول به میزان ۸/۷۷ درصد مربوط به کلاس شهر→خاک است که ناشی از رشد ساختمان‌سازی و احداث جاده‌ها و خیابان‌های جدید در داخل شهر و شهرک‌سازی‌هایی است که عمدتاً در حواشی شهر اتفاق افتاده‌اند و بعد به میزان ۱/۹۷ درصد مربوط به کلاس شهر→باغ که عمدتاً ناشی از تبدیل باغ‌ها به پارک‌ها و احداث ساختمان و خیابان بجای باغ‌ها می‌باشد.

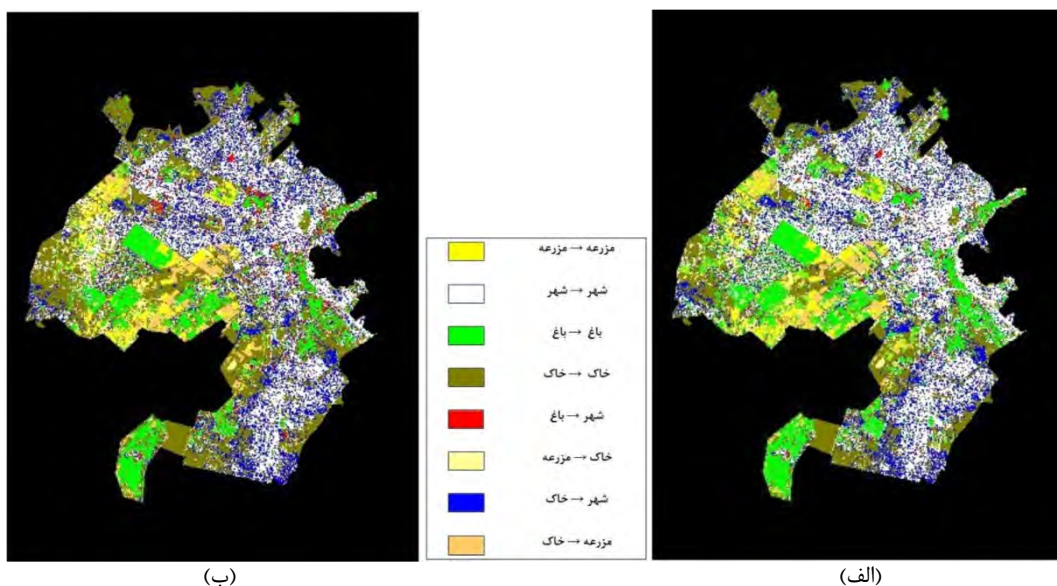
رزکان نو، شهرک آسمان، شهرک شهید احسانی‌نژاد، شهرک بنفشه، شهرک بهاران، شهرک وحدت از جمله شهرک‌هایی هستند که در بازه‌ی زمانی مذکور در شهر کرج ایجاد شده‌اند و خروجی نقشه‌ی تغییرات به خوبی آنها را نشان می‌دهد. اشکال ۵ و ۶ یک نمونه از آنها و یک نمونه از خروجی‌های کلاس شهر→باغ را نشان می‌دهند.

این امر باعث شده که خروجی‌های آنها متفاوت و مکمل باشد و تلفیق آنها منجر به دستیابی به صحت بالاتر شود. روش‌های میانگین‌گیری حسابی و OWA-AND و OWA-OR عمل تلفیق آشکارسازهای تغییر را بدون هیچ دانش قبلی نسبت به عملکرد منفرد آنها انجام می‌دهند و به همین سبب بجز در مورد اپراتور OWA-OR صحت عملکردشان نسبت به سایر اپراتورهای تلفیقی که در این مطالعه با در نظر گرفتن دانش قبلی نسبت به عملکرد منفرد هر یک از آشکارسازهای تغییرات، تلفیق را انجام داده‌اند کمتر است.

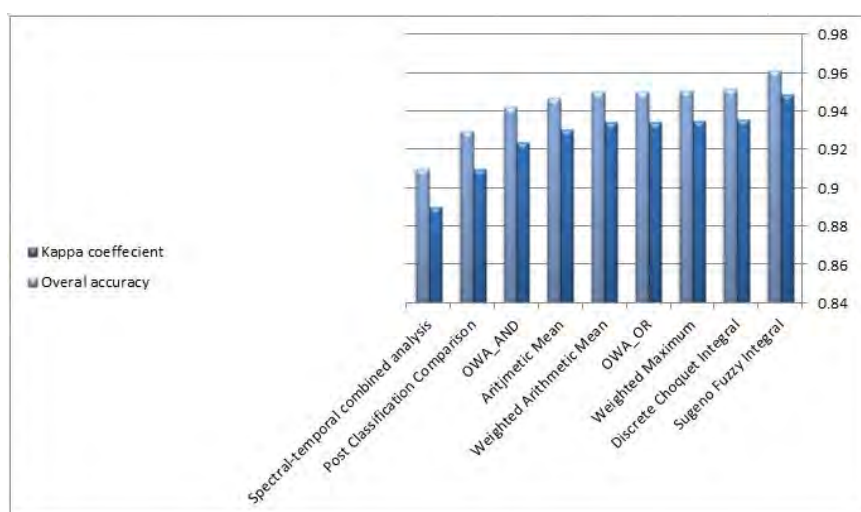
همان‌طور که مشاهده می‌شود صحت عملکرد روش میانگین‌گیری حسابی وزن‌دار از روش‌های میانگین‌گیری حسابی و OWA-AND بالاتر است و صحت روش ماکسیمم وزن‌دار از تمامی روش‌های میانگین‌گیری مذکور بالاتر است. این به این دلیل است که در روش‌های میانگین‌گیری، تصمیم، متوسطی از درجه عضویت به دست آمده از دو روش است اما در روش ماکسیمم وزن‌دار، تصمیم نهایی را روشی که دارای عملکرد بهتری در آن کلاس است می‌گیرد. در روش میانگین‌گیری حسابی وزن‌دار و ماکسیمم وزن‌دار، صحت مولد هر یک از آشکارسازهای تغییر در هر یک از کلاس‌ها به عنوان پارامتر وزن در نظر گرفته شده است. در روش‌های انتگرال



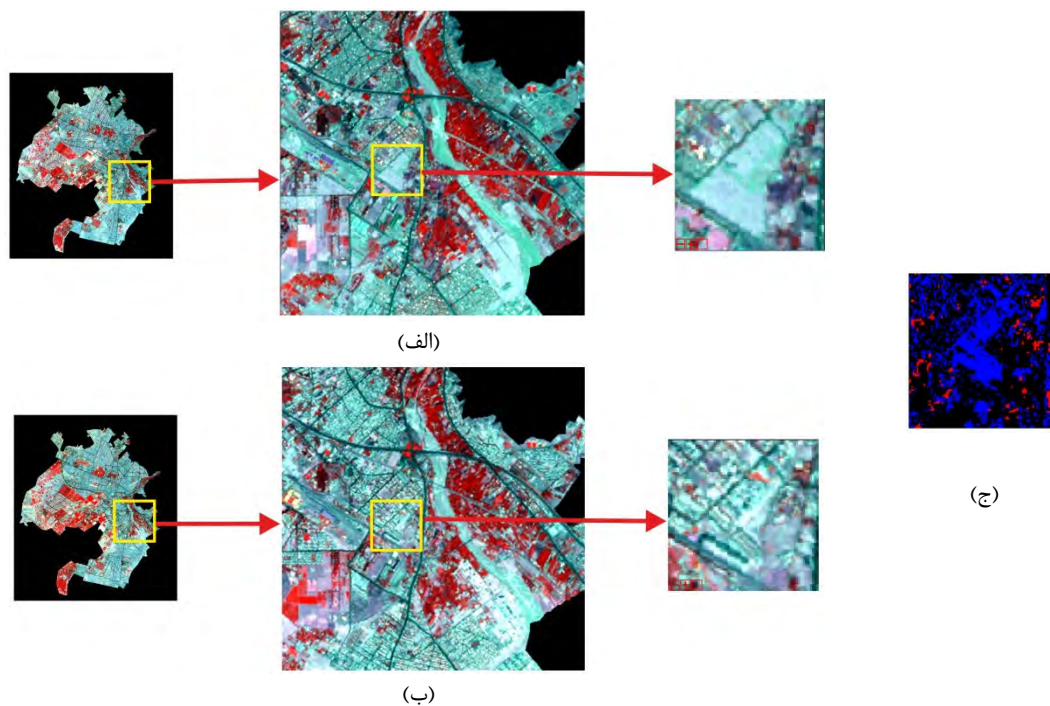
شکل ۳- نتیجه‌ی مرحله‌ی غیرفازی‌سازی (الف: روش مقایسه پس از طبقه‌بندی فازي، ب: روش آنالیز ترکیبی طیفی-زمانی)



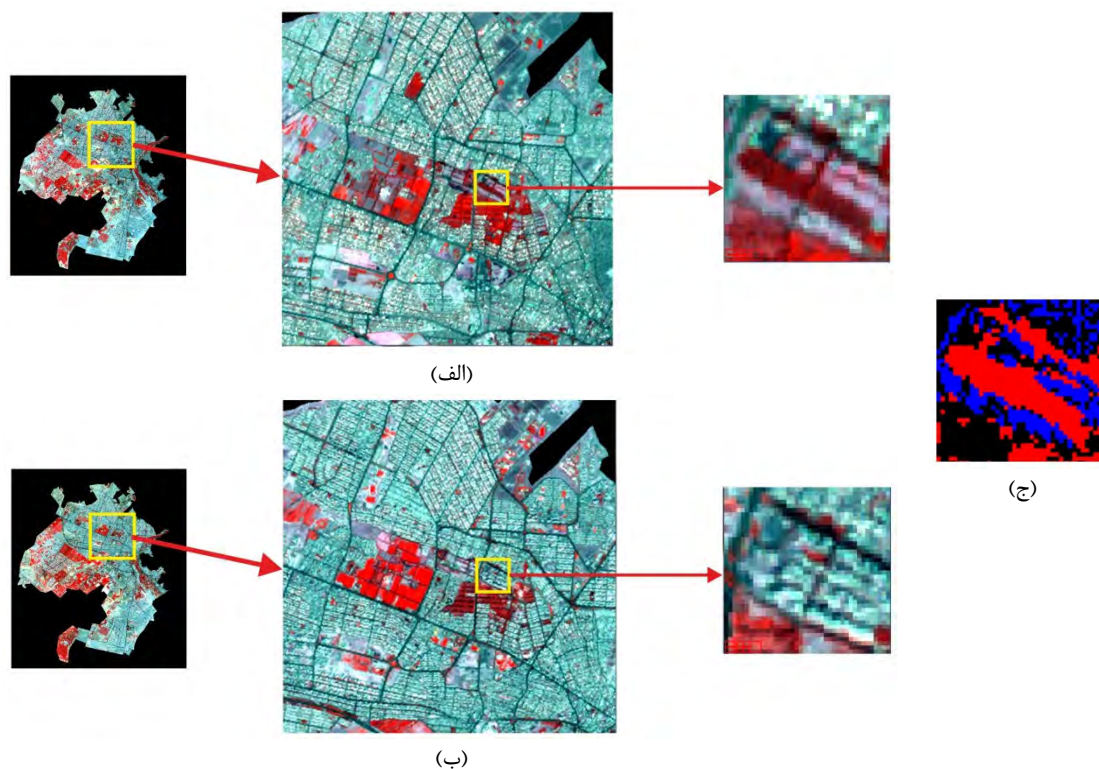
شکل ۴- نتیجه‌ی مرحله‌ی غیرفازی‌سازی روش‌های تلفیق (الف: OWA-AND, ب: انتگرال فازي Sugeno)



نمودار ۲- نمودار ضریب کاپا و صحت کلی روش‌های مختلف



شکل ۵- نمونه ای از خروجی آشکارسازی تغییرات در شهر کرج مربوط به کلاس تغییر شهر → خاک، الف: شهرک بنفشه- سال ۲۰۰۱، ب: شهرک بنفشه- سال ۲۰۱۲، ج: خروجی آشکارسازی تغییرات



شکل ۶- نمونه ای از خروجی آشکارسازی تغییرات در شهر کرج مربوط به کلاس تغییر شهر → باغ، الف: شهید کلهر- سال ۲۰۰۱، ب: شهید کلهر- سال ۲۰۱۲، ج: خروجی آشکارسازی تغییرات

۶- نتیجه‌گیری

در این مطالعه، یک روش تلفیقی برای آشکارسازی تغییرات در منطقه‌ی شهری کرج با استفاده از تصاویر سنجنده‌ی ASTER بکار گرفته شد. ابتدا بصورت فازي آشکارسازی تغییرات مستقلاً به دو روش مقایسه پس از طبقه‌بندی و آنالیز ترکیبی طیفی-زمانی انجام شد و سپس با استفاده از سه دسته اپراتور تلفیق شامل (۱) اپراتورهای میانگین‌گیری (۲) اپراتور ماکسیمم (۳) اپراتورهای انتگرال فازي خروجی‌های بدست آمده از روش‌های منفرد به صورت فازي با هم تلفیق شدند. نتایج آشکارسازی تغییرات نشان داد که تغییرات شهر کرج در بازه‌ی زمانی مذکور در درجه‌ی اول مربوط به کلاس شهر → خاک که ناشی از رشد ساختمان‌سازی و احداث خیابان‌های جدید در داخل شهر و شهرک‌سازی‌هایی است که عمدتاً در حواشی شهر

انجام شده‌اند و بعد مربوط به کلاس شهر → باغ که عمدتاً ناشی از تبدیل باغ‌ها به پارک‌ها و احداث ساختمان و خیابان می‌باشد. نتایج ارزیابی صحت اولاً حاکی از بهبود صحت آشکارسازی تغییرات با تلفیق آشکارسازها بود به خصوص در حالاتی که اپراتور تلفیق، یک دانش قبلی را در مورد نحوه‌ی عملکرد هر یک از آشکارسازهای تغییر انفرادی بکار می‌گرفت و ثانیاً برتری اپراتورهای انتگرال فازي را نسبت به دو دسته روش دیگر اثبات می‌کند.

سپاسگزاری

نویسندگان مراتب سپاسگزاری را از آقای دکتر برات مجردی به جهت در اختیار گذاشتن بخشی از داده‌ها برای انجام این پژوهش به عمل می‌آورند.

مراجع

- [1] Abdulhafiz W., Khamis A., (2013),. Handling Data Uncertainty and Inconsistency Using Multisensor Data Fusion. Advances in Artiicial Intelligence, Volume 2013, Article ID 241260, 11 pages.
- [2] Ahmad F.,(2012), A review of remote sensing data change detection: Comparison of Faisalabad and Multan Districts, Punjab Province, Pakistan,Journal of Geography and Regional Planning Vol. 5(9), pp. 236-251, 4.
- [3] Bovolo F., Bruzzone L., Capobianco L., Garzelli A., Marchesi S., Nencini F., (2010), Analysis of the effects of pansharpening in change detection on VHR images,IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 7, 53–57.
- [4] Canty MJ (2007). Image analysis, classification and change detection in remote sensing, Taylor & Francis, Boca Raton, USA, pp. 233-257.
- [5] Castanedo F., (2013). A Review of Data Fusion Techniques. The Scientiic World Journal, Volume 2013, Article ID 704504, 19 pages.
- [6] Cho, S. B. (1995). Fuzzy Aggregation of Modular Neural Networks With Ordered Weighted Averaging Operators. International journal of approximate reasoning ,13, 359-375.
- [7] Colditz R.R., Schmidt M., Dech S.,(2008), A Methodology for Advanced Change Detection with Fuzzy Image Classification, 5th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control.
- [8] Deer P .,(1998), Digital Change Detection in Remotely Sensed Imagery Using Fuzzy Set Theory. PHD thesis Department of Geography and Department of Computer Science, University of Adelaide, Australia.
- [9] Du P., Liu S., Xia J., Zhao Y., (2013), Information fusion techniques for change detection from multi-temporal remote sensing images.Information Fusion ,14 ,19–27.
- [10] Ghosh A. , Shekhar Mishra N. , Ghosh S.,(2011), Fuzzy clustering algorithms for unsupervised change detection in remote sensing images,Information Sciences 181, 699–715.
- [11] Hegde S.,(2003), Modelling Land Cover Change: A Fuzzy Approach,MSc thesis International institute for Geo-Information science and earth observation enschede, the Netherlands.

- [12] Jianya G., Haigang S., Guorui Ma., Qiming Z., (2008). A review of multi-temporal remote sensing data change detection algorithms, *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 37, no. B7, pp. 757-762, 2008.
- [13] Lee S., (2010), Change Detection in Land-Cover Pattern Using Region Growing Segmentation and Fuzzy Classification, Department of Industrial Engineering, Kyungwon University Seongnam-shi, Kyunggi-do, Korea.
- [14] Le Hegarat -Mascle S., Seltz R., (2004), Automatic change detection by evidential fusion of change indices, *Remote Sens. Environ.* 91, 390-404.
- [15] Leonardo P, Francisco G, Jose A, Sobrino JC, Jimenez M, Haydee K (2006). Radiometric correction effects in Landsat multi-date/multi-sensor change detection studies, *Int. J. Remote Sens.*, 2: 685-704.
- [16] Leszcyński K., Penczek P., Grochulski W., (1985), Sugeno's fuzzy measures and fuzzy clustering, *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 15, pp. 147-158.
- [17] Liu H., Zhou Q., (2004). Accuracy analysis of remote sensing change detection by rule-based rationality evaluation with post-classification comparison, *Int. J. Remote Sens.*, 25(5): 1037-1050.
- [18] Lu D., Mausel P., Brondizio E., Moran E., (2004), Change detection techniques, *International Journal of Remote Sensing*, 25, 2365-2407.
- [19] Mishra N. S., Ghosh S., Ghosh A., (2012), Fuzzy clustering algorithms incorporating local information for change detection in remotely sensed images. *Appl. Soft Comput.*, vol. 12, no. 8, pp. 2683-2692.
- [20] Nemmour H. and Chibani Y., (2005), Change Detector Combination in Remotely Sensed Images Using fuzzy integral, *International Journal of Information and Communication Engineering* 1:4.
- [21] Nemmour H., Chibani Y., (2006), Multiple support vector machines for land cover change detection: An application for mapping urban extensions, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 61, 125-133.
- [22] Pohl C. (1998), Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications. *Int. J. Remote Sensing*, 1998, vol. 19, no. 5, 823-854.
- [23] Sugeno M., (1977), Fuzzy measures and integrals: A survey, "Fuzzy Automata and Decision Processes. Amsterdam: North Holland, pp. 89-102.
- [24] Tahani H., Keller M., (1990), Information fusion in computer vision using fuzzy integral, *IEEE Trans. Syst. Cybern.*, vol. 20, pp. 733-741.
- [25] Torra V., Narukawa Y., (2006), The interpretation of fuzzy integrals and their application to fuzzy systems, *International Journal of Approximate Reasoning* 41, 43-58.
- [26] Yager R. R., (1993), Element selection from a fuzzy subset using the fuzzy integral, *IEEE Trans. Syst. Cybern.*, vol. 23, pp. 467-477.

[۲۷] ارگانی، م.، ۱۳۸۵، نظارت بر توسعه‌ی مناطق شهری با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای به روش آنالیز ترکیب طیفی و مقایسه پس از طبقه‌بندی (مطالعه‌ی موردی: شهر کرج)، پایان نامه‌ی کارشناسی ارشد، دانشکده فنی، دانشگاه تهران.

[۲۸] جباری، ش.، ۱۳۷۸، بررسی الگوریتم‌های هوشمند در تصاویر ماهواره‌ای جهت تشخیص تغییرات ناشی از زلزله، پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد، دانشکده فنی، دانشگاه تهران.

[۲۹] صمدزادگان، ف.، طبیب محمودی، ف.، بیگدلی، ب.، (۱۳۹۱)، " ادغام داده‌ها در سنجش از دور، مفاهیم و روش‌ها "، انتشارات دانشگاه تهران، تهران.