

تعیین توصیفگرهای بهینه در خوشه‌بندی داده‌های لیدار با استفاده از الگوریتم ژنتیک

حیدر راستی‌ویس^{۱*}، فرهاد صمدزادگان^۲

^۱استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
hrasti@ut.ac.ir

^۲استاد دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
samadz@ut.ac.ir

تاریخ دریافت دی ۱۳۹۳، تاریخ تصویب آذر ۱۳۹۴

چکیده

در سال‌های اخیر، تکنولوژی لیدار به عنوان یک تکنولوژی کارآمد در کسب اطلاعات سه‌بعدی از زمین شناخته شده و هر روز بیش از پیش مورد توجه مهندسين و متخصصان مهندسی ژئوماتیک قرار می‌گیرد. استخراج عوارض از داده‌های لیدار به عنوان یکی از مسائل مهم در پردازش این اطلاعات به شمار می‌آید. یکی از راه‌های استخراج اتوماتیک عوارض از این داده‌ها استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی می‌باشد. تعیین روش بهینه خوشه‌بندی، تعداد خوشه بهینه و همچنین توصیفگرهای بهینه از جمله مسائل مهم در خوشه‌بندی این داده‌ها می‌باشند که تاکنون یک جواب ثابت و جهانی برای آنها ارائه نشده است. هدف از این تحقیق، تعیین توصیفگرهای بهینه در خوشه‌بندی داده‌های لیدار می‌باشد. برای این منظور، از یک نمونه داده لیدار ۱۴۷ توصیفگر بافتی استخراج شده و با مینیمم کردن معیار NCE با کمک الگوریتم ژنتیک، که به عنوان یکی از الگوریتم‌های قوی در حل مسائل بهینه‌سازی مطرح می‌باشد، توصیفگرهای بهینه استخراج شدند. نتایج بدست آمده کارایی الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی و نیز بهینه بودن توصیفگرهای انتخاب‌شده را نشان می‌دهند.

واژگان کلیدی: لیدار، استخراج عوارض، خوشه‌بندی، توصیفگرهای بافتی، بهینه‌سازی، الگوریتم ژنتیک

* نویسنده‌ی رابط

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر، تکنولوژی لیزر اسکن، باتوجه به توانایی و سرعت بالای آنها در جمع‌آوری اطلاعات سه‌بعدی از عوارض، بیش از پیش مورد توجه متخصصان ژئوماتیک قرار گرفته‌است. حجم بالای داده‌ها و پیچیدگی‌های مطرح در این داده‌ها، منجر به توسعه روش‌ها و الگوریتم‌هایی از مرحله جمع‌آوری داده تا بازسازی اشیاء^۱ شده‌است.

داده لیدار معمولاً شامل دو نوع داده پالس اولیه^۲ و پالس ثانویه^۳ می‌باشد که هر کدام شامل اطلاعات range و intensity می‌باشند. این داده‌ها در ابتدا بصورت یک سری نقاط نامنظم در فضا (ابر نقطه) می‌باشند که به منظور آسانی کار با داده‌های لیدار معمولاً در یک مرحله پیش-پردازش و با استفاده از تکنیک‌های درونیایی^۴، داده‌ها را به داده‌های منظم تبدیل می‌کنند. حسن انجام این کار، آسان شدن پردازش‌ها و امکان انجام الگوریتم‌های رایج و معمول پردازش تصاویر بر روی این داده‌ها می‌باشد.

رسیدن به یک سطح اتوماتیک ایده‌آل در استخراج عوارض از داده‌های لیدار یکی از مسائل مهم در دنیای فتوگرامتری می‌باشد که بسیار مورد توجه متخصصان قرار گرفته‌است. کاربردهای مختلف داده‌های لیدار اعم از تهیه DEM و غیره و در کنار آن کاربردهای مهم از جمله استخراج عوارض به منظور تهیه نقشه و مدلسازی سه‌بعدی شهر^۵ و نیز مباحث مربوط به واقع‌گرایی مجازی^۶ نیاز به یک روش اتوماتیک و کارا به منظور استخراج عوارض از داده‌های لیدار را بیش از پیش مطرح ساخته‌است.

تکنیک‌های مختلفی برای استخراج عوارض از داده‌های لیدار پیشنهاد شده‌است که در بین آنها کلاسه‌بندی^۷ و خوشه‌بندی^۸ داده‌های لیدار از جمله این روش‌ها می‌باشند. غالباً، دقت کلاسه‌بندی و خوشه‌بندی، به تعداد کلاس‌ها یا خوشه‌ها، نوع توصیفگرهای استفاده شده و نیز روش خوشه‌بندی بستگی دارد. تاکنون گزارشی از بررسی تمامی توصیفگرها و معرفی توصیفگرهای بهینه در خوشه‌بندی داده‌های لیدار مطرح نشده‌است. توصیفگر بهینه،

توصیفگری است که بتواند تفاوت بیشتری بین خوشه‌های مختلف قائل شود. در این تحقیق، سعی بر آن است تا با استفاده از الگوریتم ژنتیک^۹ که از روش‌های توانمند بهینه‌سازی می‌باشد، توصیفگرهای بهینه در خوشه‌بندی این داده‌ها، تعیین و معرفی شوند. در این راستا، این مقاله در شش بخش ارائه شده‌است که در ادامه، پس از مروری بر تحقیقات انجام گرفته، انواع مختلف توصیفگرها در خوشه‌بندی داده‌های لیدار مورد بررسی قرار گرفته و سپس در بخش چهارم، مراحل روش پیشنهادی برای تعیین توصیفگرهای بهینه مطرح شده‌است. در دو بخش پایانی، پس از تست و بررسی روش پیشنهادی بر روی یک منطقه تست، نتیجه‌گیری‌های بدست آمده ارائه شده‌است.

۲- مروری بر تحقیقات انجام گرفته

در خوشه‌بندی داده‌های لیدار، توصیفگرهای زیادی مطرح شده‌اند و بسیاری دیگر می‌توانند قابل مطرح باشند که عمده آنها توصیفگرهای بافتی می‌باشند. با توجه به اینکه از کاربردهای مهم استفاده از تکنولوژی لیدار استخراج سریع مدل رقومی زمین (DTM)^{۱۰} بوده و می‌باشد، بیشتر کارهای اولیه پردازش داده‌های لیدار، به منظور جداسازی نقاط سطح زمین از غیر زمین بوده که از اولین کارها می‌توان به کار Krous و همکاران [۱] اشاره کرد. آنها با دادن وزن به هر نقطه بر مبنای اختلاف ارتفاع نقاط از میانگین منطقه استفاده کردند. Zhang و همکاران از فیلترهای مورفولوژیک تصاعدی برای جداسازی نقاط زمین از غیر زمین استفاده کردند [۲]. آنها از فیلترهای مورفولوژیک با اندازه‌های مختلف برای تخمین حد آستانه مناسب به صورت محلی برای ساخت مدل رقومی زمین استفاده کردند. Li و همکاران نیز از تابع مورفولوژیک کلاه-بالا^{۱۱} بهبود یافته برای استخراج سطح زمین از داده‌های لیدار استفاده کردند [۳].

Vosselman از یک روش بر مبنای گرادیان محلی برای فیلتر نقاط زمین از غیر زمین استفاده کرد [۴]. در روش ارائه شده فرض بر این بوده که تغییر ناگهانی در شیب نشانه‌ای از نقاط غیر زمین بوده‌است. مهمترین مشکل این روش داشتن یک حد آستانه مناسب می‌باشد

^۱ Object Reconstruction

^۲ First Pulse

^۳ Last Pulse

^۴ Interpolation

^۵ 3D City Modeling

^۶ Virtual Reality

^۷ Classification

^۸ Clustering

^۹ Genetic Algorithm

^{۱۰} DTM = Digital Terrain Model

^{۱۱} Top-Hat

نیز پیاده‌سازی و مطرح شده است. توصیفگرهای قابل استفاده در خوشه‌بندی داده‌ها را می‌توان به دو دسته توصیفگرهای تک-اپراتوری و توصیفگرهای ترکیبی تقسیم‌بندی نمود که در ادامه، هر کدام از آنها به طور مفصل شرح داده شده‌است.

۳-۱- توصیفگرهای تک‌اپراتوری

هر کدام از توصیفگرهای تک-اپراتوری با اعمال یک اپراتور استخراج توصیفگر بر روی هر کدام از چهار داده لیدار (RF^۱، IF^۲، RL^۳، IL^۴) چهار توصیفگر ارائه داده و همچنین با توجه به اهمیت اختلاف پالس‌های اولیه و ثانویه دو توصیفگر اختلافات نرمال‌شده نیز از این چهار توصیفگر ارائه شده و در مجموع برای هر نوع توصیفگر، می‌توان ۶ توصیفگر تک-اپراتوری بدست آورد. مثلاً اگر اپراتور Δ به عنوان یک اپراتور استخراج توصیفگر در نظر باشد، توصیفگرهای بدست آمده از اعمال اپراتور Δ بر روی داده‌های لیدار را می‌توان به صورت زیر مطرح کرد:

$$\begin{aligned} Feature_{RF} &= \Delta(RF) \\ Feature_{IF} &= \Delta(IF) \\ Feature_{RL} &= \Delta(RL) \\ Feature_{IL} &= \Delta(IL) \\ NDIR &= \frac{\Delta(RF) - \Delta(RL)}{\Delta(RF) + \Delta(RL)} \\ NDII &= \frac{\Delta(IF) - \Delta(IL)}{\Delta(IF) + \Delta(IL)} \end{aligned} \quad (1)$$

۳-۱-۱- داده‌های خام به عنوان توصیفگر

اولین توصیفگری که می‌تواند مطرح شود، خود داده-های خام لیدار می‌باشد. داده لیدار شامل چهار نوع داده RF، IF، RL و IL می‌باشد که هرکدام از آنها (بدون اعمال هیچ اپراتوری) می‌توانند به عنوان توصیفگر در نظر گرفته شوند. بنابراین اولین دسته از توصیفگرهای تک-اپراتوری داده‌های خام لیدار می‌باشند که شامل شش توصیفگر RF، IF، RL، IL، NDIR و NDII می‌باشند.

که Vosselman بیان کرده این مشکل را می‌توان با داشتن یک سری داده آموزشی حل کرد.

در زمینه طبقه‌بندی مناطق با پوشش گیاهی و عوارض مصنوعی (ساخت دست بشر) نیز تحقیقات بسیاری انجام شده است. Filin از یک روش خوشه‌بندی برای جداسازی نواحی در داده لیدار پیشنهاد داده است [۵]. در این روش، از یک بردار توصیفگر هفت‌تایی شامل موقعیت، بردار نرمال و تغییرات ارتفاعاتی در یک فضای توصیفگر هفت‌بعدی اقدام به خوشه‌بندی داده‌های لیدار در چهار کلاس نمود. این روش برای جداسازی منطقه با پوشش گیاهی از زمین مناسب می‌باشد.

Haala و Brenner [۶] یک روش برای طبقه‌بندی ساختمان‌ها، درختان و مناطق با پوشش گیاهی کم ارتفاع را پیشنهاد دادند. آنها از اطلاعات تصویر نیز در کنار داده لیدار استفاده کردند. طبقه‌بندی آنها بر مبنای خوشه‌بندی در یک فضای فیچر شامل اطلاعات ارتفاع و طیف انجام گرفت.

Hong Wei و همکاران از توصیفگرهای مرتبه اول و دوم فیلتر گبور برای جداسازی نقاط زمین از غیر زمین استفاده کردند [۷] و در تحقیق دیگر از توصیفگرهای آماری مرتبه سوم و چهارم جهت جداسازی نقاط زمین از غیر زمین استفاده کردند [۸].

همانطور که از نظر گذشت تنوع استفاده از توصیفگرهای متنوعی در خوشه‌بندی داده‌های لیدار قابل توجه می‌باشد. توصیفگرهای مختلف دیگری برای این منظور در تحقیقات مختلف گزارش شده است. بردار نرمال سطح (۹-۱۱)، اپراتورهای مورفولوژیک (۲، ۱۲، ۱۳) و سایر توصیفگرهای دیگر [۱۴] استفاده شده است که در ادامه هر کدام به تفصیل بیان شده‌است.

۳- توصیفگرهای موجود در خوشه‌بندی داده‌های لیدار

در برخی تحقیقات انجام شده در زمینه خوشه‌بندی داده‌های لیدار، از داده منظم استفاده شده است. با فرض استفاده از داده‌های منظم، می‌توان انواع مختلف توصیفگرهایی که در پردازش تصاویر وجود دارند را در مورد داده‌های لیدار نیز استفاده کرد. در این تحقیق، علاوه بر توصیفگرهای اشاره شده در مقالات مختلف که برای خوشه-بندی داده لیدار استفاده شده است، سایر توصیفگرهای دیگر

۱ Range First
۲ Intensity First
۳ Range Last
۴ Intensity Last

۳-۱-۲- توصیفگرهای نسبت به کل

این دسته از توصیفگرها به هر کدام از پیکسل‌های موجود بر اساس تقسیم مقدار هر پیکسل به یک اپراتور آماری کل تصویر بدست می‌آید که در اینجا از دو اپراتور آماری گشتاور درجه اول (میانگین) و درجه دوم (واریانس) استفاده شده است.

$$SceneRatio_{\mu}(i, j) = \frac{I(i, j)}{\mu_{scene}} \quad (2)$$

$$SceneRatio_{\sigma}(i, j) = \frac{I(i, j)}{\sigma_{scene}}$$

در نهایت این دو توصیفگر برای هر کدام از داده‌های خام لیدار و همچنین NDII و NDIR محاسبه شده و در مجموع ۱۲ توصیفگر نسبت به کل بدست می‌آید.

۳-۱-۳- توصیفگرهای گشتاور

توصیفگرهای آماری میزان شباهت یک درجه خاکستری که به صورت تصادفی در تصویر انتخاب شده است را نشان می‌دهد. توصیفگرهای آماری مرتبه اول را می‌توان با استفاده از هیستوگرام شدت روشنایی استخراج کرد. این توصیفگرها تنها به درجات خاکستری پیکسل‌های مستقل از هم بستگی دارند. گشتاورها به صورت زیر محاسبه می‌شوند.

$$\mu = \frac{\sum_{ij=0}^n I(i, j)}{n}$$

$$\mu_2 = \frac{\sum_{i,j=0}^n (I(i, j) - \mu)^2}{n - 1} \quad (3)$$

$$\mu_3 = \frac{\sum_{i,j=0}^n (I(i, j) - \mu)^3}{n\sigma^3}$$

$$\mu_4 = \frac{\sum_{i,j=0}^n (I(i, j) - \mu)^4}{n\sigma^4}$$

که $I(i, j)$ بزرگی درجات خاکستری می‌باشد.

۳-۱-۴- توصیفگرهای وریوگرام

توصیفگرهای وریوگرام با استفاده از خصوصیات آماری تصویر به استخراج بافت در تصویر می‌پردازد. اصول این

روش بر محاسبه واریانس نواحی همجوار استوار است. در این روش با استفاده از یک پنجره متحرک و محاسبه پارامترهای آماری در چهار جهت مختلف به استخراج بافت پرداخته می‌شود. این عمل با محاسبه تفاضل مقدار درجه خاکستری هر پیکسل درون پنجره از مقدار میانگین یا مقدار پیکسل مرکزی صورت می‌گیرد. Chica-Olmo و همکاران [۱۵] مجموعه‌ای از عملگرهای آماری بافت (GTO) را بر مبنای استفاده از وریوگرام پیشنهاد داده‌اند. این توابع در جدول (۱) نشان داده شده است.

جدول ۱- توصیفگرهای بافتی استخراج شده از ماتریس هم‌اتفاق

فرمول	توصیفگر
$\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} \{DN_k(x_i) - DN_k(x_i + h)\}^2$	وریوگرام ساده (Simple Variogram)
$\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} DN_k(x_i) - DN_k(x_i + h) $	مادوگرام (Madogram)
$\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} \sqrt{ DN_k(x_i) - DN_k(x_i + h) }$	رادوگرام (Radogram)

۳-۱-۵- توصیفگرهای فرکتال

اغلب سطوح طبیعی دارای خصوصیت آماری زبری^۲ و خودشبهاهتی در مقیاس‌های مختلف می‌باشند. فرکتال‌ها از مدل‌های کارا جهت نشان دادن این سطوح بوده و استفاده از آنها در پردازش تصویر متداول می‌باشد. Mandelbrot هندسه فرکتال را برای اولین بار مطرح کرد [۱۶] و اولین کسی بود که به وجود آن در جهان طبیعی توجه کرد. خودشبهاهتی در مقیاس‌های مختلف یک مفهوم تعیین‌کننده فرکتال‌ها می‌باشد. یک فرکتال با استفاده از مفهوم خودشبهاهتی به صورت زیر تعریف می‌شود.

مجموعه کراندار A در فضای اقلیدسی n را خود متشابه گویند، هرگاه مجموعه A را بتوان به N مجموعه افراز نمود، بطوریکه هر کدام از این مجموعه‌ها کاملاً شبیه به A بوده و با ضریب مقیاس r نسبت به A کوچک شده‌اند. بعد فرکتال D نسبت به تعداد N و ضریب r به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$D = \frac{\log(N)}{\log(\frac{2}{r})} \quad (4)$$

بعد فرکتال میزان زبری یک سطح را می‌دهد. بطوریکه، بعد فرکتال بزرگتر، به منزله زبرتر بودن سطح

^۱ Geostatistical texture operators

^۲ Roughness

۳-۱-۷- توصیفگرهای مورفولوژیک

استفاده از اپراتورهای مورفولوژیک و استفاده از آنها در استخراج توصیفگر، به مراتب در تحقیقات مختلف استفاده شده است. گشایش^۲ و کلاهبالا^۳ از مشهورترین اپراتورهای مورفولوژیک هستند که در خوشه‌بندی عوارض استفاده شده‌اند. با در نظر گرفتن یک المان ساختاری و اعمال آن بر روی داده‌های لیدار، می‌توان توصیفگرهای مناسبی به منظور خوشه‌بندی داده‌های لیدار استخراج نمود. در این تحقیق از المان ساختاری ۳×۳ که تمامی درایه‌های آن ۱ می‌باشد استفاده شده است.

۳-۱-۸- توصیفگرهای گابور

هر فیلتر گابور یک فیلتر خطی است که خروجی آن با ضرب یک تابع هارمونیک در یک تابع گاوسی تعریف می‌شود [۱۹]. هر چند تعریف ثابت و استاندارد برای تعریف این فیلتر خصوصا در دو بعد وجود ندارد، ولی در اینجا از روش ارائه شده توسط Manjunath و همکاران [۲۰] که عمومیت بیشتری در آنالیز بافت دارد، استفاده می‌گردد. طبق این تعریف یک تابع گابور دو بعدی و تبدیل فوریه متناظر آن می‌تواند به صورت زیر نوشته شود.

$$g(x, y) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \right) e^{(-\frac{1}{2}(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}) + 2\pi jwx)} \quad (5)$$

$$G(u, v) = e^{(-\frac{1}{2}[\frac{(u-w)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}])} \quad (6)$$

که در آن $\sigma_u = \frac{1}{2\pi\sigma_x}$ و $\sigma_v = \frac{1}{2\pi\sigma_y}$ به ترتیب انحراف معیار تابع گاوسی در امتداد هر دو محور می‌باشند. با استفاده از تعریف فوق مجموعه‌ای از فیلترها به صورت زیر طراحی می‌گردند:

$$\left\{ \begin{array}{l} g_{m,n}(x, y) = a^{-m}g(x', y') \quad , a > 1 \\ x' = a^{-m}(x\cos\theta + y\sin\theta) \\ y' = a^{-m}(-x\sin\theta + y\cos\theta) \end{array} \right\} \quad \theta = \frac{(n-1)\pi}{k} \quad (7)$$

در رابطه بالا k تعداد کل جهت‌های مورد نظر و m, n نیز اعداد طبیعی می‌باشند.

می‌باشد. با توجه به اینکه فرکتال‌ها خصوصیات سطح را می‌توانند نشان دهند، می‌توان توصیفگرهای بافتی مناسبی را بوسیله آنها استخراج کرد [۱۷].

در اینجا بسته به تعداد حد‌آستانه‌های در نظر گرفته شده (t) برای باینری‌سازی، می‌توان بعد فرکتال محاسبه کرد. معمولا تعداد ده حد آستانه بصورت $t = 25i$ ($i = 1, 2, \dots, 10$) در نظر گرفته شده که در نتیجه، ده توصیفگر به عنوان مجموعه توصیفگرهای فرکتالی بدست می‌آید [۱۴]. معمولا امید ریاضی و انحراف معیار مجموعه توصیفگرهای بدست‌آمده برای هر پیکسل را، به عنوان توصیفگرهای نهایی در نظر می‌گیرند. در نهایت دو توصیفگر فرکتال برای هر کدام از داده‌های لیدار بدست آمده و توصیفگرهای NDIR و NDII نیز برای این توصیفگرها محاسبه شده و در مجموع ۱۲ توصیفگر بدست می‌آید.

۳-۱-۶- توصیفگرهای هارالیک

ماتریس هم‌اتفاق درجه خاکستری^۱ برای اولین بار توسط Haralick در سال ۱۹۷۳ پیشنهاد شد [۱۸]. بدلیل توانایی زیاد این ماتریس در نشان دادن وابستگی‌های مکانی درجات خاکستری در یک تصویر، از این ماتریس بطور وسیع در آنالیز بافت استفاده می‌شود. ماتریس هم‌اتفاق درجه خاکستری دو بعدی، P، یک ماتریس با ابعاد n*n می‌باشد که n تعداد درجات خاکستری در تصویر می‌باشد هر درایه $P[i, j]$ از ماتریس هم‌اتفاق تعداد جفت پیکسل‌های با درجات خاکستری i و j را نشان می‌دهد. جفت پیکسل‌ها، با یک فاصله و یک جهت که به صورت یک بردار جابجایی $d = (dx, dy)$ نشان داده می‌شود، تعریف می‌گردد. پس از محاسبه ماتریس هم‌اتفاق، می‌توان توصیفگرهای بافتی هارالیک را محاسبه کرد. جدول (۲) توصیفگرهای بافتی استخراج شده از ماتریس هم‌اتفاق را بطور مختصر نشان می‌دهد.

جدول ۲- توصیفگرهای بافتی استخراج شده از ماتریس هم‌اتفاق

فرمول	توصیفگر
$-\sum_i \sum_j P[i, j] \log P[i, j]$	انتروپی (Entropy)
$\sum_i \sum_j (i-j)^2 P[i, j]$	کنتراست (Contrast)
$\frac{\sum_i \sum_j P[i, j]}{\sum_i \sum_j 1 + i-j }$	هموزنیتی (Homogeneity)
$\frac{\sum_i \sum_j (i-\mu)(j-\mu)P[i, j]}{\sigma^2}$	وابستگی (Correlation)

^۱ Co-occurrence Gray Level Matrices

^۲ Opening
^۳ Tophat

نظر گرفت [۲۲, ۲۳]. بردار نرمال هر نقطه را با در نظر گرفتن یک سری نقطه در همسایگی هر نقطه و برازش یک صفحه به آن نقاط بدست می‌آید. پس از برازش صفحه مذکور، توصیفگرهای مختلفی می‌توان برای بردار نرمال در نظر گرفت. از جمله این توصیفگرها، می‌توان به مؤلفه‌های x , y و z بردار نرمال، اندازه بردار نرمال با استفاده از دو مؤلفه x و y و نیز میانگین و انحراف معیار را نام برد. در مجموع از توصیفگرهای بردار نرمال و اعمال بر روی چهار داده لیدار، می‌توان $۶ \times ۶ = ۳۶$ توصیفگر بدست آورد.

۳-۲- توصیفگرهای ترکیبی

اعمال یک اپراتور برای ایجاد یک توصیفگر اگر چه باعث تمایز بین دو کلاس متفاوت می‌شود، ولی ممکن است برای سایر کلاس‌ها نتیجه معکوس دهد. در این مورد، استفاده همزمان چندین اپراتور می‌تواند برای حل مشکل مفید باشد و در نتیجه آن می‌توان توصیفگرهایی را انتظار داشت که نقاط قوت توصیفگرهای مختلف را شامل می‌باشند. لازم بذکر است که اعمال اپراتورهای ذکر شده بر روی $NDI(I)$ و $NDI(R)$ را می‌توان به نوعی در این گروه قرار داد. در این تحقیق، ترکیب‌های متفاوتی از اپراتورهای مختلف ارائه گردیده است که در جدول (۳) به آنها اشاره شده است.

جدول ۳- توصیفگرهای ترکیبی استخراج شده

open(roughness(RF))
open(roughness(RL))
open(NDI(roughness Range))
open(NDI(Range))
open(RF,se) - open(RL,se) - madogramVariogramRL
open(rf,se) - open(RL,se) - secondMomentsRL
firstMomentsRF - dilate(firstMomentsRL)
open(RoughnessFeature(RF)) - xyNormRL
NDI(stdGaborRange) - secondMomentsRL

همانطور که مشاهده شد، توصیفگرهای مختلفی وجود دارند که می‌توانند در خوشه‌بندی داده‌های لیدار قابل استفاده باشند. این توصیفگرها در شکل ۵ نشان داده شده‌اند. در ادامه مقاله، در بخش بعد، روش ارائه شده به منظور تعیین توصیفگرهای بهینه از میان توصیفگرهای استخراج شده از نظر خواهد گذشت.

فیلتر طراحی شده از اعداد مختلط تشکیل شده است و لذا در عمل هر فیلتر به دو فیلتر مجزا تفکیک می‌شود؛ که یکی تنها از قسمت حقیقی $g_{m,n}$ و دیگری از قسمت موهومی آن استفاده می‌نماید. در حقیقت، با تغییر $m, n \in \{1, 2, \dots, K\}$ می‌تواند $m \in \{1, 2, \dots, S\}$ ، که به ترتیب نشان‌دهنده یک مقیاس و یک جهت خاص می‌باشند، به تعداد $2 \times S \times K$ فیلتر جدید طراحی می‌شود. بدیهی است که با توجه به خاصیت ضرب کانولوشن، تبدیل فوری فیلتر گابور، برابر با حاصلضرب کانولوشن تبدیل فوری تابع هارمونیک در تبدیل فوری تابع گاوسی است. توصیفگرهای بدست آمده از روال بالا افزونگی زیادی دارند؛ برای کاهش افزونگی پیشنهاد می‌گردد که پارامترهای σ_u و σ_v روابط زیر استفاده شود [۱۹, ۲۰].

$$a = \left(\frac{U_h}{U_l}\right)^{\left(\frac{1}{s-1}\right)} \quad (8)$$

$$\sigma_u = \frac{(a-1)u_h}{(a+1)\sqrt{2 \ln 2}} \quad (9)$$

$$\sigma_v = \tan\left(\frac{\pi}{2k}\right)(u_h - 2 \ln 2 \left(\frac{\sigma_u^2}{u_h^2}\right)) \times \left(2 \ln 2 - \frac{(2 \ln 2)^2 \sigma_u^2}{u_h^2}\right)^{-1/2} \quad (10)$$

که در روابط فوق u_h , u_l به ترتیب حد بالایی و حد پایینی فرکانس مرکزی می‌باشند.

پس از فیلتر کردن تصویر با فیلترها و تشکیل زیرباندها، نوبت به استخراج توصیفگرها می‌رسد.

روش‌های گوناگونی برای محاسبه توصیفگرها پیشنهاد شده است. Nezamodini و همکاران توصیه می‌نمایند که انحراف معیار مقادیر در تصویر فیلتر شده در یک پنجره اطراف پیکسل، بعنوان توصیفگر نهایی انتخاب گردند [۲۱]. در این تحقیق، علاوه بر انحراف معیار از مقدار میانگین نیز به عنوان توصیفگر استفاده شده است. در بسیاری موارد تنها قسمت حقیقی خروجی فیلتر برای محاسبه توصیفگرها استفاده می‌شود. در برخی مواقع و در این تحقیق نیز هر دو قسمت حقیقی و موهومی به طور توأم، به صورت انرژی کانال (مجموع مربعات تصاویر حقیقی و موهومی)، بکار رفته است.

۳-۱-۹- توصیفگرهای بردار نرمال

بردار نرمال در هر نقطه را می‌توان به عنوان یک توصیفگر جهت استفاده در خوشه‌بندی داده‌های لیدار در

۴- تعیین توصیفگرهای بهینه

در خوشه‌بندی داده‌های لیدار، وجود توصیفگرهای تکراری و غیرمرتبط، علاوه بر کاهش دقت و افزایش حجم اطلاعات، زمان لازم برای انجام محاسبات را نیز افزایش می‌دهند. در برخی موارد، حتی وجود توصیفگرهای غیر مفید، باعث بوجود آمدن مشکلات عدیده‌ای در حل مساله طبقه‌بندی نیز می‌گردد.

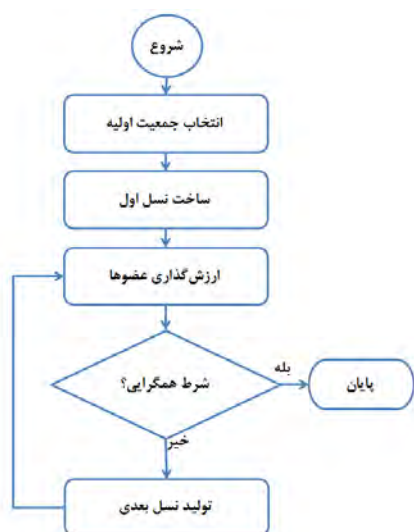
با توجه به اینکه مسئله تعیین توصیفگرهای بهینه از پیچیدگی‌های زیادی برخوردار می‌باشد، با وجود مشکلات روش‌های پارامتریک در حل مسائل بهینه‌سازی، روش‌های غیرپارامتریک در حل این مسئله می‌تواند بسیار کارا باشد. در این تحقیق، از الگوریتم ژنتیک که از روش‌های غیرپارامتریک موفق در حل مسائل بهینه‌سازی می‌باشند، جهت تعیین توصیفگرهای بهینه استفاده شده است. الگوریتم ژنتیک در مقایسه با سایر الگوریتم‌های جستجو، دارای سرعت همگرایی زیاد و درجه اطمینان بالا در تعیین جواب بهینه سراسری می‌باشد [۲۴]. در ادامه پس از توضیح مختصری در مورد الگوریتم ژنتیک، قسمت‌های مختلف الگوریتم استفاده‌شده در تعیین توصیفگرهای بهینه تشریح گردیده است.

۴-۱- مبانی الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی

الگوریتم ژنتیک یکی از پر استفاده‌ترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی عددی می‌باشد. این الگوریتم ملهم از نظریه تکامل داروین می‌باشد که بر اساس آن، افراد قوی‌تر شانس زنده ماندن و تولید مثل بیشتری نسبت به افراد ضعیف‌تر جامعه دارند. الگوریتم‌های ژنتیک نسبت به سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی، مزایایی دارد که عبارتند از:

- الگوریتم به صورت همزمان به جستجو در چند نقطه از فضای تمام حالات ممکن می‌پردازد.
 - این الگوریتم به داده‌های کمکی احتیاج ندارد. مقدار تابع ارزش بیانگر جهت جستجو می‌باشد و برخلاف بسیاری از روش‌ها مشتق جهت حرکت را مشخص نمی‌کند.
 - می‌توان به همگرا شدن جواب در بیشینه‌های مطلق امیدوار بود.
 - قابلیت بهینه کردن همزمان چند پارامتر را دارا می‌باشد.
- نحوه عمل در الگوریتم ژنتیک به این صورت می‌باشد که ابتدا در فضای جواب‌ها، تعدادی جواب به عنوان

جمعیت اولیه^۱ در نظر گرفته می‌شوند. در ادامه با استفاده از تابع برازندگی^۲ از میان اعضای جمعیت اولیه، تعدادی محدود به عنوان نسل اول در نظر گرفته می‌شوند. در ادامه از میان اعضای نسل اول، تعدادی عضو قوی انتخاب شده و با استفاده از عملگرهای لقاح، جهش و عبور نخبه، فرزندان (افراد نسل بعد) ساخته می‌شوند. از میان افراد نسل بعد نیز دوباره با انتخاب افراد قوی، نسل بعدی ساخته شده و به همین ترتیب تا رسیدن به جواب نهایی ادامه می‌یابد. در نسل آخر تمامی اعضا یکی می‌شوند که نشان‌دهنده جواب بهینه نهایی می‌باشد. فلوجارت مراحل کار در الگوریتم ژنتیک در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل ۱- فلوجارت نحوه عمل در الگوریتم ژنتیک

در روش پیشنهادی، انتخاب توصیفگرهای بهینه به گونه‌ای انجام می‌شود که میزان خطای کلی خوشه‌بندی ساختمان‌های نمونه، به حداقل مقدار ممکن برسد.

۴-۲- پارامترهای الگوریتم ژنتیک استفاده

شده

در این قسمت، پارامترهای در نظر گرفته شده در الگوریتم ژنتیک استفاده شده، ارائه می‌گردد.

۴-۲-۱- جمعیت اولیه و تولید نسل اول

جمعیت اولیه در بین ماکزیمم توصیفگرهای استخراج شده انتخاب می‌گردد و در اینجا تعداد ۱۰۰ بردار

^۱ Initial Population

^۲ Fitness Function

توصیفگر به عنوان جمعیت اولیه در نظر گرفته شده است. از بین ۱۰۰ بردار در نظر گرفته شده، ۳۰ عضو برتر آن به عنوان نسل اول به کار برده شده است.

۴-۲-۲- تابع معیار

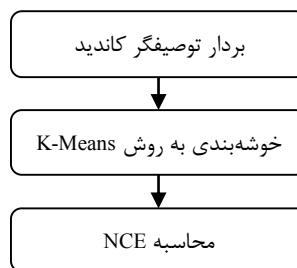
در روش پیشنهادی تابع معیار بر اساس شاخص NCE پس از خوشه‌بندی ارزشیابی می‌شوند. لازم بذکر است در این مرحله بهتر است از روش‌های خوشه‌بندی با سرعت بالا مانند k-means استفاده شود. معیار NCE بر اساس میزان عضویت هر الگو به هر خوشه بدست می‌آید. مقدار NCE کم، به منزله نتیجه بهتر در خوشه‌بندی می‌باشد. معیار NCE از رابطه زیر بدست آمده است.

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_j - c_i\|}{\|x_j - c_k\|} \right)^{2/(m-1)}} \quad (11)$$

$$Y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N u_{ij} \times \log(u_{ij}) \quad (12)$$

$$u_{NCE} = \frac{Y}{\log K} \quad (13)$$

پس از ارزش‌گذاری تمامی اعضا در هر نسل، با انتخاب افراد قوی (اعضای دارای NCE کوچکتر)، نسبت به تولید نسل بعدی اقدام می‌گردد. در شکل (۲) نحوه ارزش‌گذاری بردار توصیفگرها نشان داده شده است. پس از برقراری شرط همگرایی بردار توصیفگر نهایی در نسل آخر بدست می‌آید که همان بردار توصیفگر بهینه می‌باشد.



شکل ۲- نحوه ارزش‌گذاری بردار توصیفگرها

۴-۲-۳- کدگذاری

در این روش از ساختار باینری برای کدگذاری استفاده شده و کروموزومها توسط یک رشته از بیت‌ها ساخته

می‌شوند. هر بردار توصیفگر توسط نمایش باینری بصورت یک کروموزوم با ژنهای ۰ یا ۱ در نظر گرفت؛ بطوریکه هر توصیفگر در قالب یک ژن نمایش داده شده و وجود یا عدم وجود آن توصیفگر به عنوان توصیفگر بهینه به منزله ۱ و ۰ بودن بیت (ژن) مربوطه می‌باشد.

۴-۲-۴- تولید نسل بعد

روند بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم ژنتیک، روندی تکراری می‌باشد و در نسل‌های متوالی به جواب بهینه می‌رسد. در روش پیشنهادی، برای ساخت نسل بعدی با استفاده از والدین انتخاب شده، که در اینجا از تابع انتخاب چرخشی استفاده شده است، با بکارگیری عملگرهای لقاح، جهش و عبور نخبه، نسبت به ساخت نسل بعد اقدام شده است. تابع لقاح استفاده شده از نوع لقاح تک‌نقطه‌ای می‌باشد. استفاده از عملگر جهش اعتمادپذیری به کلی بودن جواب بهینه را افزایش و احتمال جواب در بهینه محلی را کاهش می‌دهد. تابع جهش استفاده شده در این الگوریتم از نوع گاوسین با پارامترهای واریانس ۰/۰۵ و میانگین ۰ در نظر گرفته شده است.

استفاده از نخبه‌گرایی در الگوریتم ژنتیک سرعت همگرایی را بالا می‌برد. بنابراین در این تحقیق در هر نسل، بهترین عضو به عنوان نخبه بدون تغییر به نسل بعد نیز راه پیدا می‌کند.

۵- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

به منظور ارزیابی توانایی روش پیشنهادی در این تحقیق، نسبت به پیاده‌سازی روش فوق در محیط نرم‌افزاری MATLAB اقدام گردید. در این قسمت پس از معرفی منطقه تست، نتایج بدست آمده ارائه و مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفته‌اند.

۵-۱- منطقه تست

در این تحقیق از داده‌های لیدار مربوط به شهر اشتوتگارت آلمان استفاده شده است. این داده‌ها از نوع داده‌های منظم بوده و هر چهار نوع داده LR، FR، LI و FI موجود بودند. از مجموعه داده سعی شده است که منطقه تست طوری در نظر گرفته شود که انواع مختلف عوارض را شامل باشد. در این راستا، منطقه‌ای با وسعت ۶۷۰×۸۸۰

پیکسل (حدود ۳۳۵×۴۴۰ متر مربع) در نظر گرفته شد. در شکل (۳) منطقه تست استفاده شده، نشان داده شده است.



شکل ۳- منطقه تست استفاده شده

برخی از توصیفگرهای استخراجی که توانایی زیادی در تفکیک بین عوارض مختلف را نداشتند، از لیست توصیفگرها حذف شدند. در این بین، تعداد ۷۷ توصیفگر از لیست توصیفگرها حذف شدند و ۷۱ توصیفگر باقیمانده به عنوان ورودی الگوریتم ژنتیک در نظر گرفته شدند. توصیفگرهای در نظر گرفته شده در شکل (۴) نشان داده شده‌اند.

پس از اعمال الگوریتم ژنتیک با استفاده از توصیفگرهای انتخابی بر روی منطقه تست، از نسل ۱۵۱ام تا نسل ۱۸۱ بدون تغییر در مقدار NCE تکرار انجام شد و شرط همگرایی الگوریتم ژنتیک پس از ۱۸۱ تکرار انجام شد. در نتیجه الگوریتم ژنتیک، تعداد پنج توصیفگر به عنوان توصیفگرهای بهینه انتخاب شدند. این توصیفگرها در شکل (۴) با علامت (*) نشان داده شده‌اند. نمودار همگرایی الگوریتم که در آن مینیمم مقدار NCE از ۰/۰۸۷ رسیده است، در شکل (۵) نشان داده شده است.

نتیجه خوشه‌بندی منطقه تست در تکرار آخر در شکل (۶-b) نشان داده شده است. جهت نشان دادن کارایی توصیفگرهای انتخاب شده، خوشه‌بندی این منطقه با استفاده از این توصیفگرها و با روش FCM نیز انجام شده و نتیجه در شکل (۶-c) ارائه گردیده است. همانطور که مشاهده می‌شود از نتایج بدست آمده کارایی توصیفگرهای انتخاب شده نسبت به کل توصیفگرها و یا هر ترکیب دیگری از توصیفگرها مشخص است.

۵-۲- نتایج بدست آمده

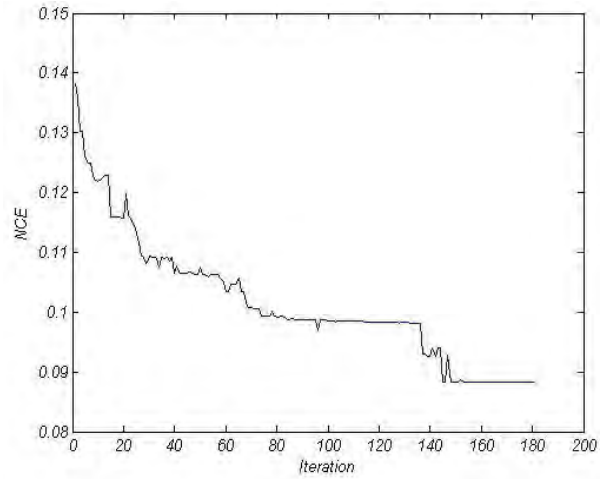
در این تحقیق، با در نظر گرفتن کلیه توصیفگرها، در مجموع، تعداد ۱۴۸ توصیفگر بدست آمد. پس از بررسی چشمی توصیفگرهای استخراجی، جهت کاهش حجم داده‌ها،

features	Raw data	Scene ratio		fractal		Gabor		Haralick				Moments				Semi-Variogram			Morphologic (se = ones(3))		Normal Vector				Roughness		
		μ	σ	μ	σ	μ	σ	Con.	Corr.	En.	Homo.	1 st	2 nd	3 rd	4 th	SV	Ma	Ra	Open	Top-Hat	x	y	z	$\sqrt{(N_x^2 + N_y^2)}$	μ	σ	
RF																			*								
RL																											
IF																											
IL							*																				
NDI(R)												*						*									
NDI(I)																											
Composite features	open(roughness(rF))																										
	open(roughness(rL))																										
	open(NDI(roughness Range)) *																										
	open(NDI(Range))																										
	open(rF,se) - open(rL,se) - madogramVariogramRL																										
	open(rF,se) - open(rL,se) - secondMomentsRL																										
	firstMomentsRF - dilate(firstMomentsRL)																										
open(RoughnessFeature(rF)) - xyNormRL																											
NDI(stdGaborRange) - secondMomentsRL																											
Total Number: 71																											

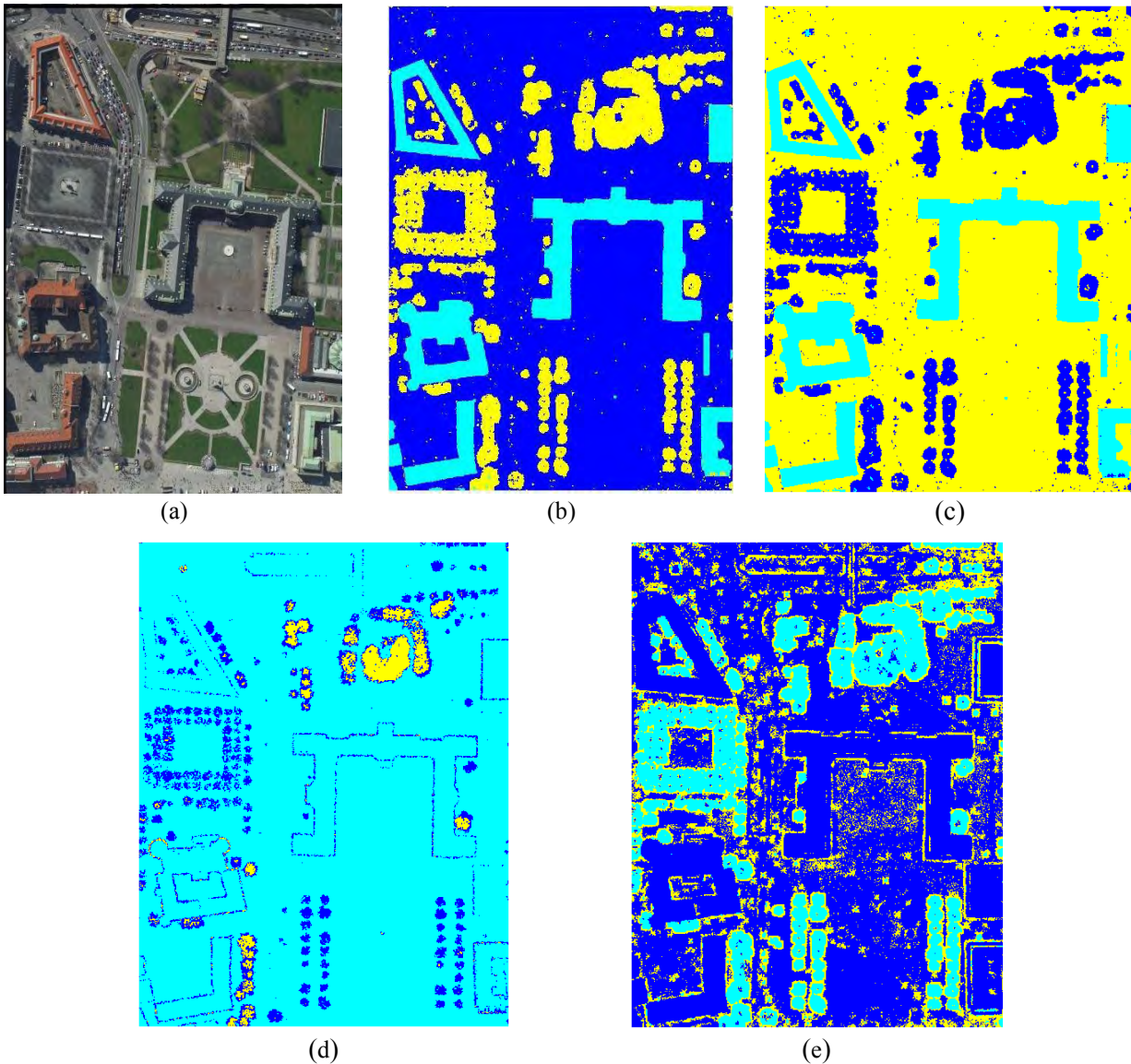
شکل ۴- توصیفگرهای انتخاب شده در مرحله انتخاب چشمی برای ورودی الگوریتم ژنتیک

۵-۳- بحث بر روی نتایج

پس از بررسی نتایج بدست آمده می‌توان گفت که الگوریتم ژنتیک در تعیین توصیفگرهای بهینه در خوشه-بندی داده‌های لیدار توانمند بوده است. یکی از مشکلات خوشه‌بندی به روش k-means انتخاب مرکز خوشه‌ها به صورت رندم می‌باشد. این امر باعث می‌شود که در برخی از نسل‌ها، چند عضو جواب منطقی نداشته باشند. این مسئله در شکل (۵) به صورت جهش‌هایی در نمودار همگرایی دیده می‌شود. انتخاب مرکز خوشه‌ها به صورت تصادفی را می‌توان یکی از دلایل همگرایی کند مسئله دانست.



شکل ۵- نمودار همگرایی NCE در تکرارهای متوالی



شکل ۶- نتایج خوشه‌بندی a: منطقه تست. b: خوشه‌بندی منطقه تست با استفاده از توصیفگرهای بهینه از روش K-Means. c: خوشه‌بندی منطقه تست با استفاده از توصیفگرهای بهینه از روش FCM. d: خوشه‌بندی منطقه تست با استفاده از توصیفگر NDI(R) از روش K-Means. e: خوشه‌بندی منطقه تست با استفاده از تمامی توصیفگرها از روش K-Means

۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این تحقیق، توصیفگرهای بهینه در خوشه‌بندی داده‌های لیدار از میان انواع مختلف توصیفگرها با استفاده از الگوریتم ژنتیک برای حالت ۳ خوشه انتخاب شدند. با توجه به نتایج بدست آمده از الگوریتم ژنتیک، و نیز همگرایی NCE می‌توان این الگوریتم را به عنوان یکی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی کارآمد در حل تعیین توصیفگرهای بهینه برای سایر داده‌ها یا مسائلی مانند کلاسه‌بندی تصاویر بکار برد. بررسی و تست مسئله با استفاده از این معیار و یا معیارهای دیگر در تحقیقات آتی پیشنهاد می‌شود.

در این تحقیق، تنها سه خوشه در خوشه‌بندی داده‌ها در نظر گرفته شده است. با توجه به تاثیر زیاد تعداد خوشه‌ها در نتیجه خوشه‌بندی، نمی‌توان گفت برای تعداد خوشه‌های بیشتر، بازهم این توصیفگرها بهینه می‌باشند و در صورت افزایش تعداد خوشه‌ها، باید الگوریتم تعیین توصیفگرهای بهینه دوباره اجرا گردیده و ممکن است با این توصیفگرها متفاوت باشد. ولی با اطمینان می‌توان گفت که پنج توصیفگر بدست آمده در این تحقیق، برای خوشه‌بندی داده‌های لیدار در سه خوشه بهترین لیست توصیفگرها می‌باشد.

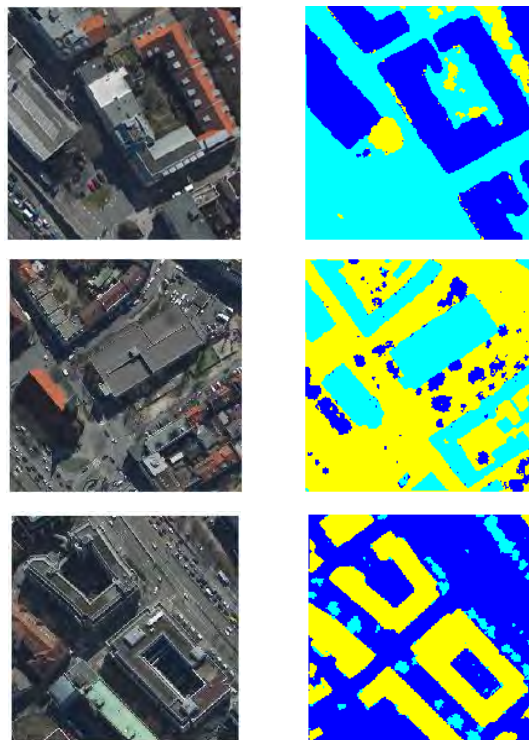
با توجه به وجود معیارهای دیگر مانند صحت کلی با استفاده از داده‌های مرجع جهت ارزش دهی به اعضای هر نسل می‌توان انتظار نتیجه بهتر و اعتمادپذیری بالاتر داشت و پیشنهاد می‌گردد الگوریتم استفاده شده، با استفاده از این معیار نیز تست گردد.

در پایان باید گفت که پیچیدگی‌های موجود در پردازش داده‌های لیدار از یک رو و نیاز بیش از حد به این داده‌ها در مسائل مختلف ژئوماتیک از سوی دیگر، تلاش‌های بیشتر و ایده‌های جدیدتری را در تحقیقات آتی جهت استفاده از این داده‌ها می‌طلبد.

در این تحقیق از الگوریتم K-Means برای خوشه‌بندی اعضای هر نسل استفاده شده است. دلیل انتخاب این روش، رابطه مستقیم جواب‌ها با توصیفگرهای انتخابی می‌باشد. با توجه به اینکه مسئله تعیین توصیفگرهای بهینه می‌باشد، باید توصیفگرهای تعیین شده برای ساده‌ترین روش‌ها، از جمله روش K-Means، نیز بهینه باشند.

نتیجه خوشه‌بندی با روش FCM (شکل (۶-۶))، مستقل بودن توصیفگرهای تعیین شده از روش خوشه‌بندی و کارایی آنها را نشان می‌دهد. در خوشه‌بندی منطقه تست، با استفاده از هر دو روش K-Means و FCM یک مقداری نویز فلفل-نمکی وجود دارد که با اعمال الگوریتم‌های پس-پردازش به راحتی قابل حذف می‌باشند.

جهت بهتر نشان دادن کارایی توصیفگرهای بهینه تعیین شده نسبت به سایر توصیفگرها، خوشه‌بندی منطقه تست در دو حالت با استفاده تنها یک توصیفگر (NDI(R) و استفاده همزمان تمامی توصیفگرها انجام شده و نتایج مقایسه شدند. در شکل (۶-۶ و ۶-۷) عدم توانایی استفاده از یک توصیفگر و یا همه توصیفگرها به خوبی نشان داده شده است. همچنین خوشه‌بندی برخی مناطق دیگر با استفاده از توصیفگرهای بهینه صورت گرفت که نتایج آن در شکل ۷ نشان داده شده است.



شکل ۷- نتایج بدست آمده از خوشه‌بندی مناطق دیگر با استفاده از توصیفگرهای بهینه انتخاب شده.

مراجع

- [1] Kraus, K., and Pfeifer, N., (1998) 'Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data', *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 53, pp. 193–203
- [2] Zhang, K., Cheng, S.-C., Whitman, D., Shyu, M.-L., Yan, J., and Zhang, C., (2002) 'A progressive morphological filter for removing non-ground measurements from airborne LIDAR data', *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41, (4), pp. 872–882
- [3] Li, Y., Yong, B., Wu, H., An, R., Xu, H., Xu, J., and He, Q., (2014) 'Filtering Airborne Lidar Data by Modified White Top-Hat Transform with Directional Edge Constraints', *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 80, (2), pp. 133-141
- [4] Vosselman, G.: 'Slope based filtering of laser altimetry data', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book Slope based filtering of laser altimetry data' (2000, edn.), pp.
- [5] Filin, S.: 'Surface clustering from airborne laser scanning data', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book Surface clustering from airborne laser scanning data' (2002, edn.), pp. A-119 ff (116 pages)
- [6] Haala, N., and Brenner, C., (1999) 'Extraction of Building and Trees in Urban Environments', *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 54, pp. 130-137
- [7] Wei, H., and Bartels, M.: 'Unsupervised segmentation using Gabor wavelets and statistical features in LIDAR data analysis', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book Unsupervised segmentation using Gabor wavelets and statistical features in LIDAR data analysis' (IEEE, 2006, edn.), pp. 667-670
- [8] Bartels, M., and Wei, H., (2006) 'Segmentation of LIDAR data using measures of distribution', *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36, (7), pp. 426-431
- [9] Filin, S., and Pfeifer, N., (2006) 'Segmentation of airborne laser scanning data using a slope adaptive neighborhood', *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 60 pp. 71–80
- [10] Wang, M., and Tseng, Y.-H., (2004) 'Lidar data segmentation and classification based on octree structure', *parameters*, 1, pp. 5
- [11] Chauhan, I., Brenner, C., Garg, R., and Parida, M., (2014) 'A New Approach to 3D Dense LiDAR Data Classification in Urban Environment', *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, pp. 1-6
- [12] Cheng, L., Zhao, W., Han, P., Zhang, W., Shan, J., Liu, Y., and Li, M., (2013) 'Building region derivation from LiDAR data using a reversed iterative mathematic morphological algorithm', *Optics Communications*, 286, pp. 244-250
- [13] Liqiang, Z., Hao, D., Dong, C., and Zhen, W., (2013) 'A spatial cognition-based urban building clustering approach and its applications', *International Journal of Geographical Information Science*, 27, (4), pp. 721-740
- [14] Xu, S., Vosselman, G., and Oude Elberink, S., (2014) 'Multiple-entity based classification of airborne laser scanning data in urban areas', *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 88, (0), pp. 1-15
- [15] Chica-Olmo, M., and Abarca-Hernández, F.: 'Variogram derived image texture for classifying remotely sensed images': 'Remote Sensing Image Analysis: Including the Spatial Domain' (Springer, 2004), pp. 93-111
- [16] Mandelbrot, B., (1990) 'Fractals: a geometry of nature: fractal geometry is the key to understanding chaos. It is also the geometry of mountains, clouds and galaxies', *New Scientist*, 127, (1734), pp. 38-43
- [17] Jähne, B., Haussecker, H., and Geissler, P.: 'Handbook of Computer Vision and Applications: Systems and applications' (Academic Press, 1999. 1999)
- [18] Haralick, R.M., Shanmugam, K., and Dinstein, I.H., (1973) 'Textural features for image classification', *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, (6), pp. 610-621
- [19] Wu, P., Manjunath, B., Newsam, S., and Shin, H., (2000) 'A texture descriptor for browsing and similarity retrieval', *Signal Processing: Image Communication*, 16, (1), pp. 33-43
- [20] Manjunath, B., Shekhar, C., and Chellappa, R., (1996) 'A new approach to image feature detection with applications', *Pattern Recognition*, 29, (4), pp. 627-640

- [21] Nezamoddini-Kachouie, N., and Alirezaie, J.: 'Satellite image classification by narrowband Gabor filters and artificial neural networks', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book Satellite image classification by narrowband Gabor filters and artificial neural networks' (International Society for Optics and Photonics, 2004, edn.), pp. 297-308
- [22] Wang, M., and Tseng, Y.-H., (2010) 'Automatic segmentation of LiDAR data into coplanar point clusters using an octree-based split-and-merge algorithm', Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 76, (4), pp. 407-420
- [23] Sampath, A., and Shan, J., (2010) 'Segmentation and reconstruction of polyhedral building roofs from aerial lidar point clouds', Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 48, (3), pp. 1554-1567
- [24] Golberg, D.E.: 'Genetic algorithm in search, optimization and machine learning (p. 119)', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book Genetic algorithm in search, optimization and machine learning (p. 119)' (Reading, MA: Addison-Wesley, 1994, edn.), pp.