



سنجش از دور

GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران سال هشتم، شماره سوم، پاییز ۱۳۹۵
Iranian Remote Sensing & GIS Vol.8, No. 3, Autumn 2016

۱۱-۲۴

شناسایی و استخراج اتوماتیک عارضه ساختمانی با ساختار هندسی پیچیده از تصاویر هوایی و داده لیدار به صورت پیکسل مینا و شیء مینا

یاسر انصاری^{۱*}، علی محمدزاده^۲، محمودرضا صاحبی^۳، کوروش خوش‌الهام

۱. کارشناسی ارشد فتوگرامتری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲ و ۳. دانشیار گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۴. استادیار گروه مهندسی زیرساخت، دانشگاه ملبورن، استرالیا

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۷/۱۰

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۴/۱۱/۱۲

چکیده

روش‌های اتوماتیک شناسایی و استخراج عارضه ساختمانی از منابع گوناگون اطلاعاتی همچون تصاویر هوایی و ماهواره‌ای و داده‌های لیدار دارای کاربردهای بسیار وسیع و مهم مانند به‌روزرسانی نقشه‌ها، مدل‌سازی و آنالیز رشد و پیشرفت در مناطق شهری و نیمه‌شهری به دست می‌آید. هدف اصلی مقاله طرح روش جدید اتوماتیک استخراج ساختمان با تلفیق داده‌های لیدار و تصویر هوایی است. برای این منظور در مرحله اول، انواع روش‌های شناسایی ساختمان (SVM، MD^۲ و ANN^۳) در دو سطح پیکسل پایه و شیء مینا بررسی و ارزیابی شد. نتایج حاصل از شناسایی حاکی از توانایی بالای روش SVM، در مقایسه با دیگر روش‌ها، در دو سطح پیکسل پایه و شیء مینا است که دقت کلی ۹۵.۹٪ و خطای نوع اول ۶.۲٪ و خطای نوع دوم ۳.۲٪ را نشان می‌دهد که در حالت پیکسل مینا به‌منزله روش منتخب شناسایی است. در مرحله دوم، براساس روش منتخب شناسایی مرز دقیق ساختمان بازسازی می‌شود. بنابراین با استفاده از قطعه‌بندی برمبنای طیفی و هندسی، لبه هر ساختمان به‌صورت قطعات مجزا تفکیک شد. سپس لبه‌های هر ساختمان براساس معادلات کمترین مربعات بازسازی می‌شود. نتایج روش پیشنهادی استخراج ساختمان با دقت کلی ۹۶.۸۵٪، خطای نوع اول ۵.۹٪ و خطای نوع دوم ۲.۵٪ برای الگوریتم پیشنهادی استخراج است.

کلید واژه‌ها: شناسایی ساختمان، استخراج ساختمان، لیدار، طبقه‌بندی، قطعه‌بندی.

1. Support Vector Machine
2. Minimum Distance
3. Artificial Neural Network

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: تهران، خیابان ولیعصر، تقاطع میرداماد، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری.

۱- مقدمه

امروزه استفاده از مدل‌های سه‌بعدی شهر با توجه به قابلیت‌هایشان در حال گسترش است که اطلاعات جامعی در مورد هندسه و موقعیت عوارض شهری دربر دارد و به این مدل مدلی عوارض شهری (ULM) نیز گفته می‌شود (Hongjiana, 2006). اطلاعات در مورد ساختمان‌ها در این مدل‌ها و در بسیاری از کاربردها همچون برنامه‌ریزی‌های شهری و منطقه‌ای، برنامه‌ریزی‌های حمل‌ونقل، تخمین جمعیت و آنالیز آلودگی نقش عمده‌ای دارد. با توجه به رشد و توسعه بالای مناطق شهری، به منظور به‌هنگام‌سازی اطلاعات برای مدل عوارضی شهری و استخراج اطلاعات در مورد ساختمان‌ها، به روشی اتوماتیک نیاز می‌شود. در فتوگرامتری سنتی، برای استخراج ساختمان‌ها از تصاویر استریو هوایی و به صورت دستی استفاده می‌شود که این روش نیازمند زمان و هزینه بسیاری است. استفاده از داده‌های لیدار در مدل‌سازی عوارض شهری مستلزم فیلترگذاری داده‌های لیدار است و در این زمینه الگوریتم‌های بسیاری مطرح شده است (هانجیان، ۲۰۰۶). مسئله و مشکل مهم در مورد داده‌های لیدار تفکیک‌سازی عوارض به‌شمار می‌آید. برای نمونه، تفکیک‌سازی گیاهان و ساختمان‌ها در محل‌هایی که این دو عارضه به هم نزدیک‌اند شناسایی ساختمان‌ها را با مشکل روبه‌رو می‌کند. برای این منظور راه‌کارهای گوناگونی عرضه شده؛ مثلاً از تلفیق داده‌های لیدار با تصاویر استفاده شده است. نخستین بار شناسایی اتوماتیک ساختمان با تلفیق داده لیدار و تصویر تک‌باندی را هوئرتاس^۲ (۱۹۹۳)، لین^۳ (۱۹۹۴) و نواتیا^۴ (۱۹۹۷) مطرح کردند. استفاده از تصویر تک‌باندی با مشکلات چندی مانند انسداد، پیچیدگی ساختمان‌ها و حضور گیاهان در مجاورت ساختمان روبه‌رو شد. فیشر^۵ (۱۹۹۸)، فرادکین^۶ (۲۰۰۱) و زاوم و همکاران^۷ (۲۰۰۵) برای حل مشکلات یادشده از تلفیق تصاویر استریو و DSM^۸ حاصل از داده لیدار استفاده کردند و

بدین ترتیب، بسیاری از ساختمان‌هایی که نواتیا (۱۹۹۷) شناسایی نکرده بود شناسایی شد. در سال ۱۹۹۵، وایندر^۹ روش ساده‌تری برای شناسایی ساختمان مطرح کرد؛ بدین صورت که با قراردادن حد آستانه ارتفاعی برای DSM، nDSM^{۱۰} تولید کرد و از این راه ساختمان‌ها را شناسایی کرد. به‌تازگی با گسترش داده‌های لیدار و تصاویر چندباندی، تلاش‌های گسترده‌ای برای شناسایی دقیق عوارض، به‌ویژه ساختمان‌ها، صورت گرفته است؛ برای نمونه بران^{۱۱} (۲۰۰۱)، با تلفیق داده لیدار و تصاویر چندباندی از طریق روش‌های آماری، عوارض را شناسایی کرد. خوش‌الهام (۲۰۰۵) با توسعه روش برآزش‌کردن صفحات روی داده‌های ارتفاعی در محدوده قطعات ساختمان‌ها، از تصاویر هوایی برای شناسایی سقف ساختمان‌ها کمک گرفت. سون‌داون^{۱۲} (۲۰۰۷) با تولید DTM از داده لیدار و با تفاضل DSM از DTM^{۱۳}، مدل رقومی نرمال‌شده سطح (nDSM) را تولید و ساختمان‌ها را شناسایی کرد. او برای حذف گیاهانی که به‌اشتباه در کلاس ساختمان قرار گرفته بود شاخص تفاضل نرمال‌شده پوشش گیاهان (NDVI^{۱۴}) را به‌کار برد. برای بازسازی لبه ساختمان در این روش، ابتدا خطوط لبه از تصویر ماهواره‌ای استخراج می‌شود و سپس با توجه به چگونگی قرارگرفتن نقاط ساختمان و غیرساختمان در طرفین هر خط، خطوط لبه ساختمان‌ها شناسایی و خطوط دیگر حذف می‌شوند.

1. Urban Landscape Model
2. Huertas
3. Lin
4. Nevatia
5. Fischer
6. Fradkin
7. Zaum et al.
8. Digital Surface Model
9. Weinder
10. normalize Digital Surface Model
11. Brunn
12. Sohn Down
13. Digital Terrain Model
14. Normalized Difference Vegetation Index

استفاده شده که مبنای قطعه‌بندی به‌کاررفته فقط ویژگی طیفی تصویر هوایی در مراحل شناسایی و استخراج ساختمان به‌صورت شیء مبناست.

۲- مواد و روش

هدف از این تحقیق ارزیابی روش‌های شناسایی ساختمان براساس پارامترهای ارزیابی است که سون‌داون در سال ۲۰۰۷ مطرح کرد. سپس روش منتخب بر مبنای روش پیشنهادی برای استخراج ساختمان به‌کار می‌رود.

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

داده استفاده‌شده برای این تحقیق تصویر هوایی و داده لیدار برای منطقه‌ای شهری در آلمان به نام منهیم است. تصویر هوایی شامل چهار باند قرمز (R)، سبز (G)، آبی (B) و مادون قرمز (NIR) است که با دوربین به فاصله کانونی ۷۵ mm، در ارتفاع پرواز ۷۰۰ متر از سطح زمین گرفته شده و حد تفکیک این تصویر ۰.۲۵ متر است (شکل ۱). مجموعه داده دوم داده لیدار در دو پالس اولیه و ثانویه است که با لیزر اسکن Falcon II sensor of Topo sys با فاصله نقاط ۰/۵ متر گرفته شده و شکل ۲ بیانگر DSM حاصل از پالس اولیه است. برای ارزیابی نتایج، داده مرجع به‌صورت دستی و با ترکیب تصویر و داده لیدار تولید شده است. در شکل ۳، نمایی از داده مرجع منطقه مورد نظر را به‌صورت تصویر باینری مشاهده می‌کنید. ساختمان‌ها در این منطقه مساحتی ۱۵ تا ۳۰ مترمربع با ارتفاع حداقل ۲/۵ متر دارند و ۳۷٪ کل منطقه را تشکیل می‌دهند. جدول ۱ تعداد داده‌های آموزشی برای طبقه‌بندی نظارت‌شده را نشان می‌دهد.

سپس یک مدل مستطیلی به هریک از خطوط باقی‌مانده برازش داده می‌شود؛ به‌نحوی که مستطیل حاصل کوچک‌ترین مستطیلی باشد که بیشتر نقاط ساختمان را دربر گرفته است. سه ضلع جدید را خطوط مدل می‌نامند. در نهایت، پلی‌گون هر ساختمان با تعریف مفهوم شکل واحد ساختمان از بین خطوط مدل به‌دست می‌آید. سامپت^۱ (۲۰۰۷) روشی برای بازسازی مرز ساختمان مطرح کرد؛ به‌صورتی که ابتدا نقاط مربوط به ساختمان و غیرساختمان را با فیلترکردن داده‌های لیدار و تولید DTM انجام داد، سپس هر ساختمان را به‌صورت قطعه‌های مجزا قطعه‌بندی کرد و با استفاده از الگوریتم محدب بدنه^۲ نقاط مربوط به لبه‌های ساختمان را شناسایی کرد. پس از آن، برای هر ساختمان نقطه‌های براساس کمترین x و y برای شناسایی لبه‌های تفکیکی انتخاب شد و براساس کمترین آزیموت هر نقطه به‌نسبت نقطه پیشین، لبه‌های تفکیک‌شده شناسایی شد و در مرحله آخر با استفاده از روش کمترین مربعات وزن‌دار بر مبنای طول هر قطعه لبه برای بازسازی لبه، با شرط اینکه لبه‌ها در دو کلاس موازی و متعامد طبقه‌بندی شده باشند، سرشکنی شد. خوش‌الهام^۳ (۲۰۱۰) سه روش شناسایی عارضه ساختمان را در سطح پیکسل مبنا و شیء مبنا مقایسه کرد. عارفی^۳ (۲۰۰۹) مدل اتوماتیک برای مدل‌سازی سه‌بعدی ساختمان را عرضه کرد؛ بدین ترتیب که در مرحله اول، نقاط غیرزمینی را از نقاط زمینی جداسازی کرد و سپس کلاس نقاط غیرزمینی را بر مبنای شاخص‌های گیاهان، ویژگی‌های هندسی را بر مبنای بردار نرمال بر سطوح، و تغییرات محلی ارتفاع را به سه کلاس ساختمان، درختان و دیگر عوارض طبقه‌بندی کرد.

هدف مطالعه بررسی سه روش شناسایی ساختمان در دو سطح پیکسل و شیء مبنا و عرضه روش نوین استخراج ساختمان است که قابلیت شناسایی و استخراج ساختمان با ساختار هندسی پیچیده را داشته باشد. در تحقیق پیش رو، از تلفیق داده لیدار و تصویر

1. Sampath
2. convex hull
3. Arefi

۲-۲- شناسایی ساختمان

در این مرحله، هدف شناسایی پیکسل‌های ساختمانی است. برای این منظور، ابتدا بردار ویژگی از تصویر و لیدار استخراج شد و با استفاده از سه الگوریتم طبقه‌بندی MD، ANN و SVM در دو حالت پیکسل مبنا و شیء مبنا بررسی شد. در حالت شیء مبنا، ابتدا با استفاده از الگوریتم قطعه‌بندی آب‌پخشانی که وینسنت^۱ (۱۹۹۳) مطرح کرده قطعه‌بندی ساختمان صورت می‌گیرد. مقادیر میانگین، ماکسیمم و مینیمم برای هر قطعه براساس پیکسل‌های هر قطعه، به‌منزله ویژگی‌های هر قطعه، مبنای طبقه‌بندی قرار می‌گیرد. همچنین از nDSM نیز در جایگاه یکی از روش‌های شناسایی ساختمان و نیز ویژگی‌ای برای دیگر الگوریتم‌های طبقه‌بندی استفاده می‌شود. برای تولید nDSM براساس روش سیتوله^۲ (۲۰۰۵) ابتدا DTM از پالس ثانویه داده لیدار استخراج می‌شود. سپس براساس تفاضل DSM از DTM، nDSM تولید می‌شود و با در نظر گرفتن حد آستانه ارتفاعی عوارض دارای ارتفاع بیشتر از حد آستانه به‌صورت پیکسل‌های ساختمانی طبقه‌بندی می‌شوند. در مرحله پایانی شناسایی ساختمان، با استفاده از عملگرهای مورفولوژی مانند گشایش و بازسازی تصویر، نتایج شناسایی ساختمان بهبود داده می‌شود. برای حذف مناطقی که به‌اشتباه در کلاس ساختمان قرار گرفته می‌توان از عملگر مورفولوژی گشایش استفاده کرد (Zhang, 2003; Gonzales, 1993). از آنجا که مورفولوژی گشایش باعث نرم‌سازی لبه‌ها می‌شود، عملگر بازسازی تصویر برای بازسازی لبه‌های از بین رفته استفاده شده است.

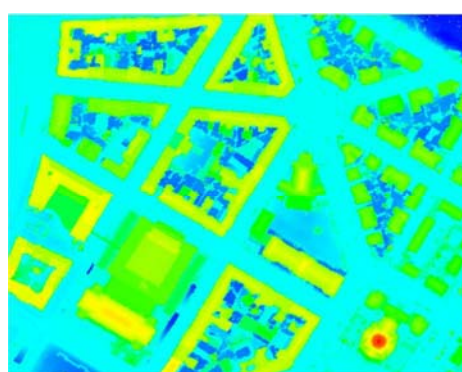
۲-۳- استخراج ساختمان (بازسازی لبه‌های

ساختمان)

هدف از استخراج ساختمان بازسازی پلی‌گون یا مرز



شکل ۱. انتخاب داده‌های آموزشی برای طبقه‌بندی



شکل ۲. نمایی از DSM منطقه حاصل از داده لیدار

جدول ۱. تعداد داده‌های آموزشی برای کلاس‌های مورد نظر

تعداد پیکسل	رنگ کلاس	نام کلاس
۱۳۶۰	قرمز	ساختمان
۸۳۱	سبز	درخت
۱۰۴۲	آبی	زمین بدون پوشش
۹۹۱	زرد	گیاهان بدون پوشش



شکل ۳. نمایی از داده مرجع

1. Vincent
2. Sithole

۳. برای این n نقطه، خطی براساس متد کمترین مربعات برازش داده می‌شود. در رابطه (۱) معادلات سرشکنی برای نقاط را مشاهده می‌کنید (شکل ۷).

رابطه (۱)

$$\begin{cases} y = \hat{a}x + \hat{b} \\ \begin{bmatrix} x_1 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \\ AX = L ; \quad \hat{X} = (A^T A)^{-1} A^T L \end{cases}$$

۴. فاصله تمامی نقاط از خط برازش داده شده طبق رابطه

(۲) محاسبه می‌شود و نقاطی که فاصله آنها از خط برازشی کمتر از مقدار حد آستانه باشد به مجموعه نقاط اضافه می‌شود و دوباره براساس مجموعه جدید خط برازش داده می‌شود (شکل ۸).

رابطه (۲)

$$d(j) = \left(x_j - \frac{y_j \hat{a} + x_j \hat{a} + \hat{b}}{\hat{a}^2 + 1} \right)^2 + \left(y_j - \frac{y_j \hat{a}^2 + x_j \hat{a} + 2\hat{a}^2 \hat{b} + \hat{b}}{\hat{a}^2 + 1} \right)^2$$

۵. مرحله چهارم تکرار می‌شود؛ با این تفاوت که مقدار حد آستانه را کمتر از مقدار قبلی انتخاب می‌کنیم. شکل ۹ روند تولید لبه‌های تفکیک شده را براساس الگوریتم مورد نظر نشان می‌دهد.

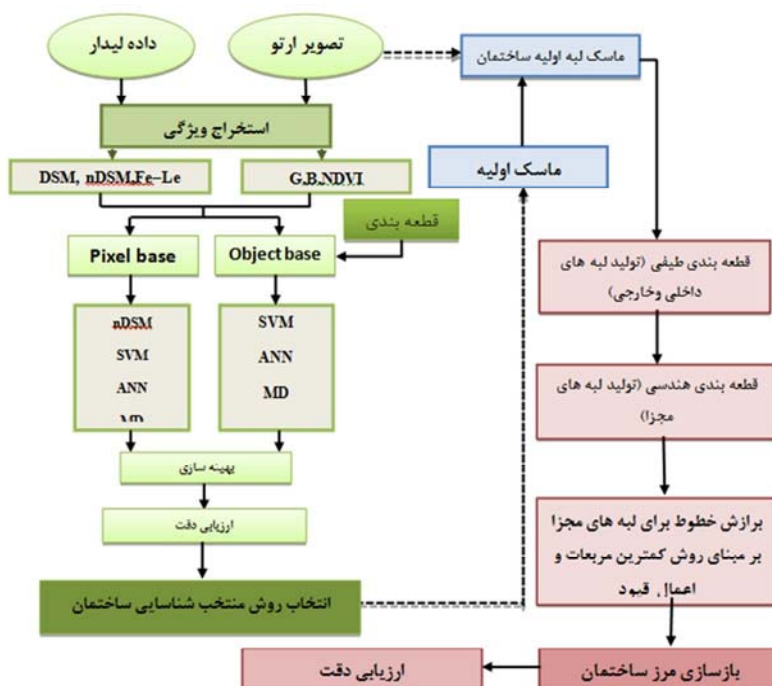
ساختمان است. در دهه‌های اخیر الگوریتم و روش‌های بسیار متعددی برای بازسازی مرز ساختمان براساس منابع اطلاعاتی گوناگون مطرح شده که هدف اصلی آنها دستیابی به مرزی دقیق و اتوماتیک است. شکل ۴ روند اجرای شناسایی و استخراج ساختمان را نشان داده است.

۲-۳-۱- قطعه‌بندی هندسی

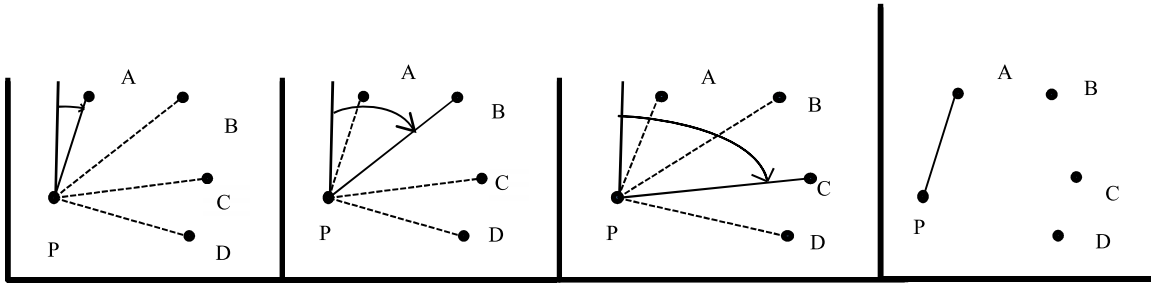
در این مرحله، لبه‌هایی که در مرحله قبل قطعه‌بندی شده‌اند به لبه‌های تفکیک شده قطعه‌بندی می‌شود. روند اجرای الگوریتم پیشنهادی به شرح زیر است:

۱. تمامی لبه‌ها را به حالت برداری تبدیل می‌کنیم. سپس برنامه به‌طور خودکار نقطه (P) را انتخاب می‌کند. (شکل ۶ الف)

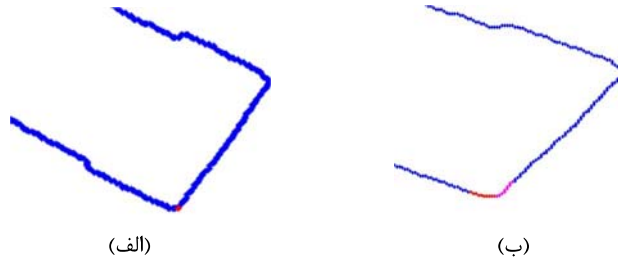
۲. m نقطه که کمترین فاصله با نقطه P را دارد و از میان این m نقطه، n نقطه که دارای کمترین زاویه با محور Y است انتخاب می‌شود؛ همان‌طور که در شکل ۵ روند اجرای الگوریتم نقاط اولیه را مشاهده می‌کنید (شکل ۶ ب).



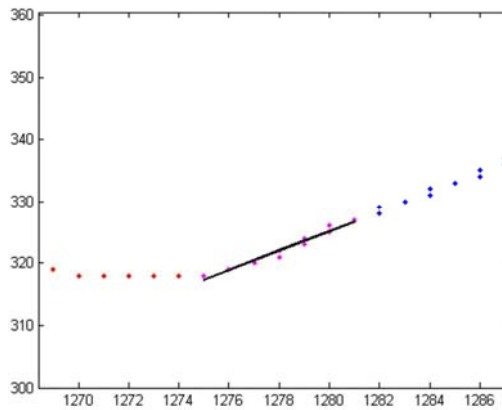
شکل ۴. روند کلی اجرای الگوریتم شناسایی و استخراج ساختمان



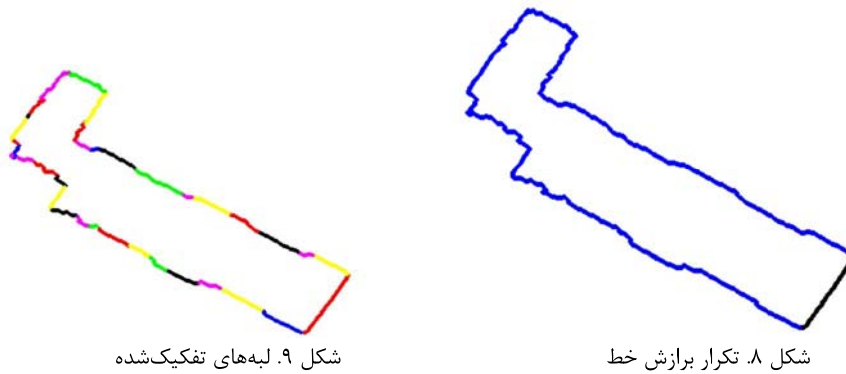
شکل ۵. انتخاب نقطه با کمترین زاویه با محور y



شکل ۶. انتخاب نقاط اولیه برای قطعه‌بندی تفکیکی. حالت (الف) انتخاب نقطه شروع، حالت (ب) نقاط قرمز نزدیک‌ترین نقاط به نقطه شروع و نقاط صورتی تعدادی از نقاط قرمز دارای کمترین آزیموت‌اند.



شکل ۷. برازش خط برای نقاط منتخب



شکل ۹. لبه‌های تفکیک‌شده

شکل ۸. تکرار برازش خط

۲-۳-۲- تولید گوشه‌های ساختمان

در مراحل قبل، ابتدا لبه‌های داخلی و خارجی ساختمان با الگوریتم بیان شده به لبه‌های مجزا تفکیک شد. اکنون در این مرحله براساس الگوریتم پیشنهادی، گوشه‌های ساختمان استخراج می‌شود که در ادامه به‌طور کامل توضیح داده شده است. یکی از مشکلات اساسی که در این منطقه با آن مواجه بودیم ناشی از متفاوت بودن ساختمان‌ها از لحاظ ساختار هندسی بود؛ برخی از ساختمان‌ها لبه‌های مجاور متعامد و برخی دیگر لبه‌های مجاور غیرمتعامد داشتند. برای حل این مشکل، ابتدا کاربر تعیین می‌کند که آیا ساختمان دارای لبه‌های موازی و متعامد است یا نه.

۲-۳-۱- ساختمان دارای لبه‌های موازی و متعامد

در این حالت، روند اجرای الگوریتم به‌صورت زیر است: خوشه‌بندی لبه‌ها بر مبنای شیب هر قطعه لبه تفکیک شده با استفاده از روش طبقه‌بندی k-means به دو خوشه موازی و تشکیل (M_H) و متعامد (M_V) . معادلات سرشکنی برای همه لبه‌های تفکیکی ساختمان k-آم:

برای تشکیل معادلات، دو شرط زیر را اعمال می‌کنیم.
الف) لبه‌ها در یک خوشه دارای شیب یکسان باشند.
ب) لبه‌های دو خوشه با هم متعامد باشند.

ابتدا طبق رابطه (۳) معادله خط را برای تمامی نقاط لحاظ می‌کنیم، سپس معادلات مربوط به قیود ذکر شده را طبق رابطه (۴) و (۵) در نقش معادلات شرطی به مسئله وارد می‌کنیم.

رابطه (۳)

$$y_j = a_i^{(p)}x_j + b_i^{(p)}; \quad i = 1, 2, \dots, n; \quad j = j(i) = 1, 2, \dots, m_i; \quad p = 1, 2$$

n بیانگر تعداد لبه‌ها در خوشه p-آم و z نقاط مربوط به لبه آم از خوشه p-آم است.

اعمال قیود مسئله:

قیود اول: موازی بودن خطوط

رابطه (۴)

$$a_k^{(p)} - a_l^{(p)} = 0; \quad k = 1, 2, \dots, i; \quad l = 1, 2, \dots, i; \quad l \neq k; \quad p = 1, 2$$

k و l بیانگر لبه‌های خوشه p-آم هستند.

قیود دوم: متعامد بودن

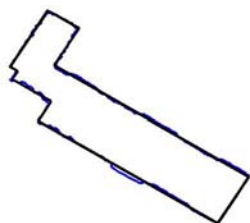
$$a_{h_v} \cdot a_{v_v} + 1 = 0, \quad \text{رابطه (۵)}$$

اکنون برای تمامی نقاط و لبه‌ها معادلات را طبق

رابطه (۶) به‌طور یکجا سرشکنی می‌کنیم (شکل ۱۰

و (۱۱)

$$\begin{cases} F(\hat{a}, \hat{b}) = 0 \\ G(\hat{a}) = 0 \end{cases} \quad \text{رابطه (۶)}$$



شکل ۱۰. تقاطع خطوط برازشی شکل



۱۱. نمونه‌ای از ساختمان استخراج شده

۲-۳-۲- ساختمان با اضلاع مجاور غیرمتعامد

۱. لبه‌های تفکیکی را بر مبنای شیبشان با الگوریتم سلسله‌مراتبی درختی^۱ خوشه‌بندی می‌کنیم. علت این کار این است که لبه‌های دارای پتانسیل موازی بودن را شناسایی و معادله موازی را برای آنها اعمال کنیم.

۲. در این حالت معادلات سرشکنی را برای هر خوشه لحاظ می‌کنیم.

۳. در این حالت نیز اگر طبق رابطه (۵) خوشه یا

1. hierarchical cluster tree

متعلق به ساختمان است؛ در حالی که پیکسلی که در کلاس TN قرار گیرد نه در نقشه استخراج شده است و نه در داده میدانی مرجع متعلق به ساختمان. اگر پیکسلی در نقشه استخراج شده متعلق به ساختمان باشد اما در داده میدانی متعلق به ساختمان نباشد، در کلاس FP جای می گیرد. در نهایت، اگر پیکسلی در نقشه استخراج شده متعلق به ساختمان نباشد اما در داده میدانی متعلق به ساختمان باشد، در کلاس FN طبقه بندی می شود. نه معیار برای ارزیابی عملکرد یک الگوریتم استخراج ساختمان بر پایه طبقه بندی بالا تعریف می شود. این معیارها را در رابطه (۷) مشاهده می کنید.

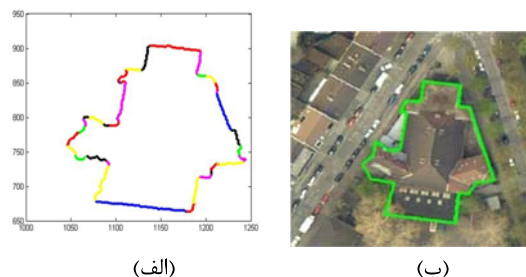
رابطه (۷)

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Branch Factor} = \frac{FP}{TP} \quad ; \quad \text{Miss Factor} = \frac{FN}{TP} \\ \text{Correctness} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \\ \text{Completeness} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \\ \text{Quality Percentage} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \times 100 \\ \text{Omission} = \frac{FN}{TP + FN} \times 100 \\ \text{Commission} = \frac{FP}{TP + FP} \times 100 \\ \text{Overall Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} \times 100 \end{array} \right.$$

در میان این معیارها، دو معیار اول دقت طراحی مرز ساختمان را در سیستم استخراج ساختمان ارزیابی می کنند و هرچه این دو معیار کوچک تر باشند، دقت تعیین ساختمان بالاتر است. معیار correctness نسبت تعداد پیکسل های ساختمان که با الگوریتم طبقه بندی شده اند، به تعداد کل پیکسل ها که الگوریتم آنها را ساختمان تشخیص داده است، ساخته می شود. معیار completeness که به آن معیار آشکار سازی ساختمان نیز گویند از نسبت تعداد پیکسل های ساختمان که با الگوریتم به طور صحیح طبقه بندی شده اند، به تعداد کل پیکسل هایی که در داده مرجع متعلق به ساختمان اند ساخته می شود. در جدول ۳

خوشه های با قید تعامد که میزان حد آستانه لحاظ شده کمتر باشد در آن صورت معادله قید مربوط به تعامد را نیز وارد معادلات سرشکنی می کنیم.

۴. روند کار را برای تمامی لبه ها اعمال می کنیم (شکل ۱۲).



شکل ۱۲. لبه های تفکیکی (الف) و مرز بازسازی شده برای حالت دوم (ب)

۲-۴- پارامترهای ارزیابی دقت

در این تحقیق، روش های یاد شده بر مبنای پارامترهای ارزیابی سون داون در دو سطح پیکسل و شیء مبنا با ابعاد بردار مشخص گوناگون ارزیابی شده است. می توان نقشه تولید شده از منطقه را که از تلفیق داده لیدار و تصویر با حد تشخیص بالا ایجاد شده، به صورت پیکسل به پیکسل، با نقشه ای که با روش های میدانی تهیه شده مقایسه کرد و سپس هریک از پیکسل های این دو نقشه را در یکی از کلاس های چهارگانه (جدول ۲) طبقه بندی کرد.

جدول ۲. ارزیابی عملکرد سیستم استخراج ساختمان با مقایسه پیکسل به پیکسل خروجی کار و داده مرجع

Pixel Class	داده میدانی	نقشه استخراج شده
True Positive	TP	ساختمان
True Negative	TN	غیرساختمان
False Positive	FP	ساختمان
False Negative	FN	غیرساختمان

پیکسلی که در کلاس TP قرار گیرد پیکسلی است که هم در نقشه استخراج شده و هم در داده میدانی

مقادیر پارامترهای ارزیابی برای حالت‌های متفاوت را مشاهده می‌کنید و شکل ۱۷ نمایی از ارزیابی کیفی الگوریتم‌های طبقه‌بندی با ابعاد ویژگی را نشان می‌دهد. از دیگر پارامترهای ارزیابی نتایج ضریب کاپا^۱ است که طبق رابطه (۸) به دست می‌آید.

رابطه (۸)

$$K = \frac{(N * (TN + TP)) - ((CN * RN) + (RP * CP))}{(N * N) - ((CN * RN) + (RP * CP))}$$

که در رابطه بالا پارامترهای استفاده شده طبق رابطه (۹) براساس جدول ۲ به دست می‌آید.

رابطه (۹)

$$\begin{cases} CN = TN + FP \\ CP = FN + TP \\ RN = TN + FN \\ RP = FP + TP \\ N = CN + CP = RN + RP \end{cases}$$

چون دقت کلی معیار مناسب و کاملی از صحت

روش نیست، ضریب کاپا برای ارزیابی صحت روش محاسبه می‌شود. این ضریب دقت طبقه‌بندی را در مقایسه با یک طبقه‌بندی کاملاً تصادفی محاسبه می‌کند. ضریب کاپا این مزیت را بر دقت کلی دارد که نقش شانس در طبقه‌بندی را در نظر می‌گیرد و عملکرد به نسبت دقیق تری دارد. مقادیر بالای صفر تا یک سطحی از دقت را نشان می‌دهند. مقادیر منفی کاپا به معنای ضعف طبقه‌بندی و نتایج بسیار بد تفسیر می‌شوند. ضریب کاپا این مزیت را بر دقت کلی دارد که از مقادیر غیرقطری ماتریس خطا نیز برای محاسبه دقت استفاده می‌کند و بنابراین به دقت بهتری می‌رسد. معمولاً این گونه عنوان می‌شود که دقت کلی برآوردی خوشبینانه است که همیشه دقت را بالاتر از مقدار واقعی بیان می‌کند و ضریب کاپا برآوردی بدبینانه است که دقت را کمتر از مقدار واقعی بیان می‌کند.

۳- نتایج

در این تحقیق، پس از مطالعه چند روش نوین شناسایی و استخراج ساختمان با استفاده از داده‌های گوناگون و با بررسی نقاط قوت و ضعف آنها، روشی

برای استخراج ساختمان با استفاده از داده لیدار و تصویر پیشنهاد شد. این روش از دو مرحله اصلی شناسایی و استخراج تشکیل شده است. در بخش نخست، ابتدا بردار ویژگی از تصویر و لیدار استخراج شد که با استفاده از سه الگوریتم طبقه‌بندی MD، ANN و SVM در دو حالت پیکسل مبنا و شیء مبنا مورد بررسی قرار گرفت و نتایج در قسمت قبل آورده شده است. در مرحله بعد، با استفاده از الگوریتم قطعه‌بندی آب‌پخشان لبه‌های بیرونی و درونی ساختمان قطعه‌بندی شد که در ادامه براساس آزمون و برازش خط به صورت متوالی، لبه داخلی و خارجی به لبه‌های تفکیک شده قطعه‌بندی شد. سپس براساس ساختار هندسی ساختمان، دو روش سرشکنی با روش کمترین مربعات، با اعمال دو شرط موازی بودن و متعام بودن، خطوط برازشی را سرشکنی می‌کند و گوشه‌های ساختمان مشخص می‌شود. نتایج تحقیق در جدول ۳ و شکل‌های ۱۳، ۱۴ و ۱۵ ارائه شده است.

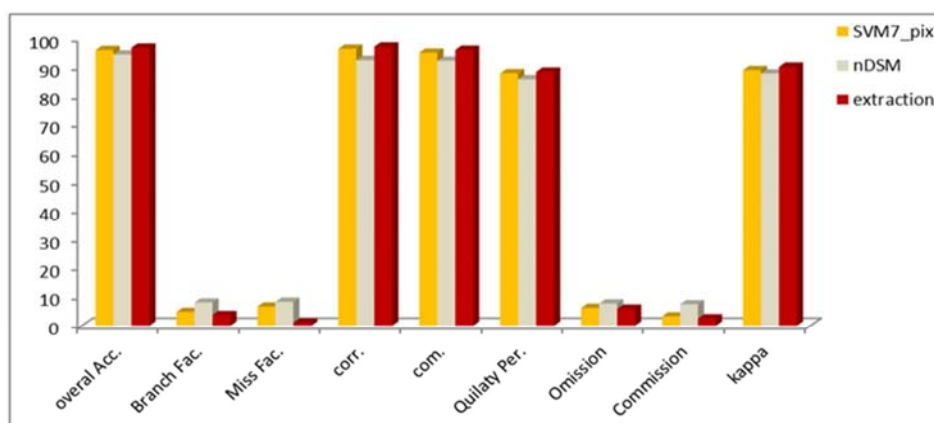
همان‌طور که از پارامترهای ارزیابی جدول بالا مشخص می‌شود، دقت شناسایی ساختمان در سطح پیکسل مبنا بالاتر از سطح شیء مبناست. دلایل پایین تر بودن دقت شیء مبنا از پیکسل مبنا این موارد است:

۱. یکی از مهم‌ترین دلایل ضعف روش قطعه‌بندی است که فقط از ویژگی‌های طیفی برای قطعه‌بندی تصویر استفاده می‌کند؛ در صورتی که استفاده از ویژگی‌های دیگر، همچون بافت و خصوصیات هندسی، چه بسا باعث بهبود نتایج طبقه‌بندی شود.
۲. استفاده از تصویر تنها برای قطعه‌بندی باعث کاهش دقت می‌شود؛ به‌ویژه در الگوریتم به‌کاررفته برای قطعه‌بندی که فقط از خصوصیت طیفی برای قطعه‌بندی استفاده شده است. در صورتی که فقط استفاده از ویژگی طیفی باعث شده است که الگوریتم قطعه‌بندی در مجاورت ساختمان‌های مرتفع به‌علت سایه آنها امکان تفکیک قطعات مربوط به ساختمان را از قطعات عوارض دیگر نداشته باشد.

1. Kappa coefficient

جدول ۳. مقادیر پارامترهای ارزیابی برای حالت‌های گوناگون شناسایی و استخراج

الگوریتم	Overall Acc. (%)	Branch Fac. (%)	Miss Fac. (%)	Corr. (%)	Com. (%)	Quality Per. (%)	Omi. (%)	Com. (%)	Kappa. (%)
ANN3_obj	93.6441	10.34	10.21	90.6	89.95	84.34	12.5	9.37	86.01
ANN5_obj	94.12	7.47	9.17	91.92	92.4	85.007	10.04	6.07	87.01
ANN7_obj	94.61	6.82	8.62	93.05	92.032	86.391	9.96	5.94	87.41
ANN3_pix	94.08	6.05	9.66	92.741	90.4596	84.556	10.962	5.32	87.2
ANN5_pix	94.36	5.83	9.06	92.25	91.2402	86.7489	9.91	5.45	87.32
ANN7_pix	95.008	5.81	8.7	94.5	94.9601	87.2963	7.54	4.89	88.1
MD3_obj	91.2989	11.2	16.8	89.5653	86.811	84.47	14.94	10.87	84.23
MD5_obj	92.7542	8.58	12.49	90.03	88.6627	84.8805	12.75	8.84	86.12
MD7_obj	93.2118	10.2	10.45	91.2498	91.445	85.1051	11.67	8.001	86.76
MD3_pix	92.7851	10.4	13.2	90.65	89.3115	84.9082	12.43	8.21	86.46
MD5_pix	92.7642	9.58	11.49	91.03	89.6627	85.1805	11.75	7.84	87.62
MD7_pix	93.2118	9.2	10.45	91.2498	91.445	85.7051	10.67	7.001	87.76
SVM3_obj	94.1302	7.8	8.59	93.5	90.4	84.09	9.51	6.42	87.01
SVM5_obj	94.7526	7.12	8.09	94.25	93.4	85.69	8.91	5.31	87.61
SVM7_obj	94.9745	6.29	7.95	94.9709	95.3626	85.9522	8.01	4.93	88.01
SVM3_pix	95.047	7.8	8.59	93.5	90.4	84.09	9.51	6.42	87.01
SVM5_pix	95.36	5.23	8.26	94.65	92.2402	87.7489	9.61	5.35	87.812
SVM7_pix	95.918	4.81	6.69	96.37	95.016	87.913	6.24	3.29	89.02
nDSM	94.3584	8.13	8.37	92.4826	92.2761	85.8375	7.7808	7.5174	87.85
Extraction	96.81	3.735	1.11	97.1499	96.0093	88.443	5.91	2.56	90.21



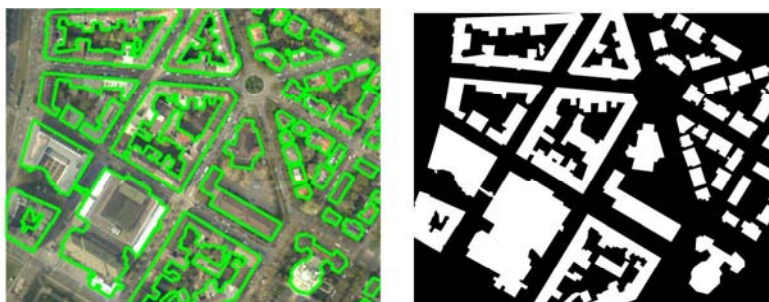
شکل ۱۳. مقایسه پارامترهای ارزیابی برای سه مرحله فیلترکردن، شناسایی و استخراج

دیگر روش‌های طبقه‌بندی دارد. با مقایسه نتایج شناسایی و استخراج مشخص می‌شود الگوریتم پیشنهادی نتایج مرحله شناسایی را بهبود می‌دهد که این ناشی از استفاده از ساختار هندسی در کنار ویژگی‌های طیفی است. همان‌طور که از ارزیابی بصری استخراج ساختمان می‌شود توانایی این الگوریتم را در بازسازی لبه‌های ساختمان‌ها با ساختارهای هندسی پیچیده دریافت، به شرطی که در مرحله شناسایی به صورت عارضه ساختمان شناسایی شده باشد، با مقایسه پارامترهای ارزیابی می‌شود استنباط کرد تراکم نقاط لیدار نقش بسزایی در بازسازی لبه ساختمان دارد؛

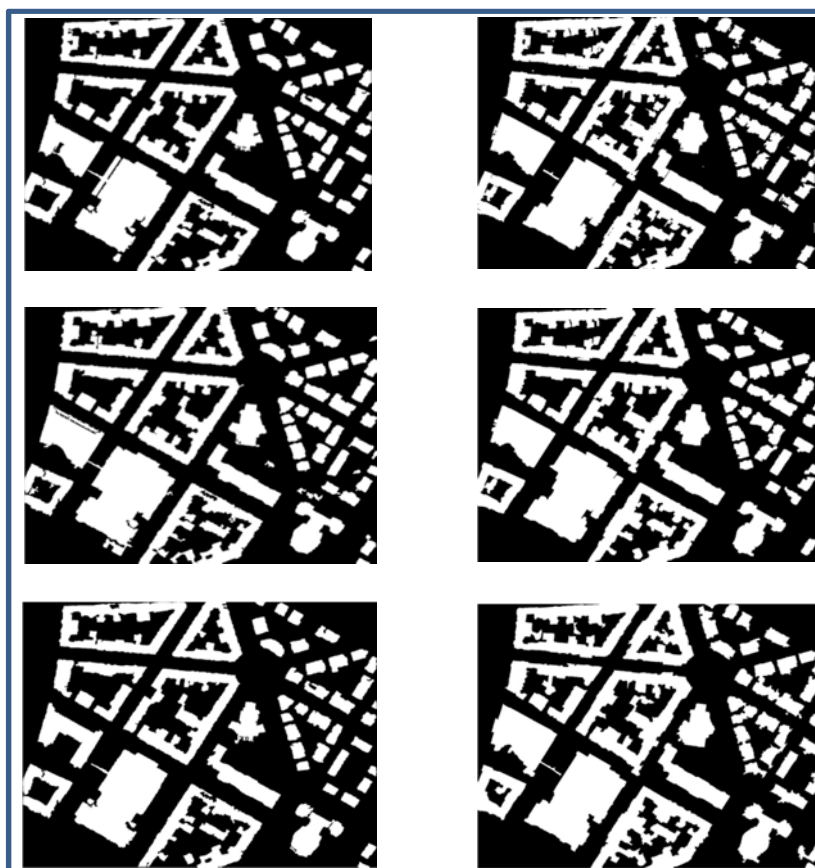
همچنین استفاده از تلفیق داده‌های لیدار در کنار تصویر باعث افزایش دقت در مقایسه با کاربرد فقط یک منبع داده است. دلیل این کار جبران نقص‌های هر یک از منابع اطلاعاتی است. در این زمینه، نقص داده لیدار نبود ویژگی طیفی است که باعث کاهش دقت تشخیص عوارض در مجاورت سایر عوارض دارای ارتفاع یکسان می‌شود و نقص داده تصویر وجود سایه و انسداد، به‌ویژه در مجاورت عوارض مرتفع است که می‌شود با تلفیق داده‌های لیدار و تصویر نتایج شناسایی را بهبود بخشید. با مقایسه پارامترهای ارزیابی، مشخص می‌شود SVM، با هفت ویژگی در سطح پیکسل پایه، دقتی بیشتر از

لبه از تصویر می‌شود که برای جبران این نقص از داده‌ی لیدر در محدوده‌ی لبه‌ی مورد نظر با توجه به ماسک اولیه استفاده شد. استفاده از قطعه‌بندی طیفی و هندسی امکان استخراج ساختمان‌ها با ساختارهای پیچیده را ایجاد می‌کند.

هرچقدر تراکم نقاط بالا باشد بازسازی دقیق‌تر می‌شود. استفاده از اطلاعات لبه‌ی تصویر هوایی در بازسازی مرز دقیق ساختمان سبب افزایش دقت می‌شود اما باید به این نکته هم اشاره کرد که در برخی از لبه‌های تصویر بنا، پایین بودن حد تشخیص طیفی و هم‌رنگ بودن سطح بام با عارضه‌ی کنار ساختمان باعث استخراج نشدن



شکل ۱۴. نتیجه‌ی مرحله‌ی بازسازی مرز



شکل ۱۵. طبقه‌بندی براساس بردار ویژگی مولفه‌ای: ستون سمت چپ برای حالت پیکسل مبنا و از بالا به پایین به ترتیب برای ANN، SVM و MD برای ستون سمت راست همین ترتیب با این تفاوت که برای حالت شی مبنا می‌باشد.

- Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. XXXVII, Part B4.
- Fraser, C.S., Baltsavias, E. & Gruen, A., 2002, **Processing of IKONOS Imagery for Submetre 3D Positioning and Building Extraction**, ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 56, PP. 177–94.
- Gonzalez, R.C. & Woods, R., 1993, **Digital Image Processing**, Addison-Wesley Publishing.
- Gorte, B., 2002, **Segmentation of Tin-Structured Surface Models**, ISPRS WG IV/6, Joint Conference on Geo-spatial Theory, Processing and Applications, July 8–12, Ottawa, Canada, 5 pages.
- Haala, N. & Brenner, C., 1999, **Extraction of Buildings and Trees in Urban Environments**, ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 54(2), PP.130–37.
- Hassoun, M.H., 1995, **Fundamentals of Artificial Neural Networks**, MIT Press.
- Hongjiana, Y. & Shiqiang, Z., 2006, **3D Building Reconstruction from Aerial CCD Image and Sparse Laser Sample Data**, Journal of Optics and Lasers in Engineering, 44, PP. 555–566.
- Hu, H., 2003, **Automated Extraction of Digital Terrain Models, Roads and Buildings Using Airborne Lidar Data**, in Department of Geomatics Engineering, the University of Calgary: Calgary, Alberta, P. 206.
- Izadi, M. & Saedi, P., 2010, **Automatic Building Detection in Aerial Images Using a Hierarchical Feature Based Image Segmentation**, in ICPR (2010), PP. 472–475.
- Katzenbeisser, R., 2003, **Technical Note on Echo Detection of Laser Data**, <http://www.Topscan.de/> (Accessed: March, 2005).
- Khoshelham, K. & Li, Z., 2004, **A Model-based Approach to Semi-automated Reconstruction of Buildings from Aerial Images**, The Photogrammetric Record, 19(108), P. 342–59.
- رضایی، ی.، فاطمی، م.ب.، ۱۳۸۵، **مبانی سنجش از دور**.
- Anderson, J.A. & Rosenfeld, E., 1980, **Neurocomputing: Foudation of Research**, Cambridge, MA: MIT Press.
- Aparajithan, Sampath and Jie Shan, 2007, **Building Boundary Tracing and Regularization from Airborne Lidar Point Clouds**, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 73(7), July, PP. 805–812.
- Arefi, H., 2008, **Levels of Detail in 3D Building Reconstruction from Lidar Data**, The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. XXXVII, Part B3b, Beijing.
- Awrangje, M., 2010, **Automatic Detection of Residential Buildings Using Lidar Data Multispectral Imagery**, ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 65, PP. 457–467.
- Baligh Jahromi, A., Valadan Zoej, M.J., Hammadzadeh, A. & Sadeghian, S., 2011, **A Novel Filtering Algorithm for Bare-Earth Extraction from Airborne Laser Scanning Data Using an Artificial Neural Network**, IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, February 09.
- Canny, J., 1986, **A Computational Approach to Edge Detection**, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-8(No. 6), PP. 679–98.
- Duda, T., Canty, M. & Klaus, D., 1999, **Unsupervised Land-use Classification of Multispectral Satellite Images: A Comparison of Conventional and Fuzzy-logic Based Clustering Algorithms**, IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS, Vol. 2, PP. 1256–1258.
- Ekhtari, N., Sahebi, M.R., Valadan Zoej, M.J. & Mohammadzadeh, A., 2008, **Automatic Building Detection from Lidar Point Cloud Data**, The International Archives of the

- Khoshelham, K. & Nardinocchi, C., 2010, **Performance Evaluation of Automated Approaches to Building Detection in Multi-source Aerial Data**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 65(1), PP. 123–133.
- Maas, H.G. & Vosselman, G., 1999, **Two Algorithms for Extracting Building Models from Raw Laser Altimetry Data**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 54(2–3), PP. 153–63.
- Mohammadzadeh, A., Valadan Zoej, M.J., Tavakoli, A. & Mohammadzadeh, N., 2006, **An Overview to the Applications of Airborne Lidar Systems**, in The 13th Australian Remote Sensing and Photogrammetry Conference, Canberra, Australia.
- Pakizeh, E., & Palhang, M., 2010, **Building Detection from Aerial Images using Hough Transform and Intensity Information**, in Proceedings of the 18th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE).
- Sithole, G. and Vosselman, G., 2003, **Isprs Comparison of Filters**, P. 62, <http://www.geo.tudelft.nl/frs/isprs/filtertest/AppendixB05082003.pdf>, Last accessed: November 2004.
- Saedi, P. & Zwick, H., 2008, **Automatic Building Detection in Aerial and Satellite Images**, IEEE International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV 2008), Hanoi, Vietnam.
- Sohn, G. & Dowman, I., 2002, **Terrain Surface Reconstruction by the Use of Tetrahedron Model with the MDL Criterion**, In ISPRS Commission III, Symposium, Photogrammetric Computer Vision, Graz, Austria: International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences.
- Sohn, H., Park, C., Kim, H. & Heo, J., 2005, **3D Building Extraction Using IKONOS Multispectral Images**, in Geoscience and Remote Sensing Symposium.
- Suveg, I. & Vosselman, G., 2004, **Reconstruction of 3D Building Models from Aerial Images and Maps**, ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 58, PP. 202–24.
- Vincent, L., 1993, **Morphological Gray Scale Reconstruction in Image Analysis: Applications and Efficient Algorithms**, IEEE Transactions on Image Processing, 2(2), PP. 176–201.
- Vincent, L. & Soille, P., 1991, **Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations**, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 13(6), PP. 583–598.
- Zhang, K., Yan, J. & Chen, S., 2006, **Automatic Construction of Building Footprints from Airborne LIDAR Data**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 44(9), PP. 2523–33.
- Zingaretti, P., Frontoni, E., Forlani, G. & Nardinocchi, C., 2007, **Automatic Extraction of Lidar Data Classification Rules**. In: Proc., 14th International Conference on Image Analysis and Processing, ICIAP, Modena, 10–13 September, IEEE Computer Society, PP. 273–278.
- Gunho Sohn, Ian Dowman, 2007, **Data Fusion of High-Resolution Satellite Imagery and Lidar Data for Automatic Building Extraction**, ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 62, 15 February, PP. 43–63.
- Aparajithan Sampath & Jie Shan, 2010, **Segmentation and Reconstruction of Polyhedral Building Roofs from Aerial Lidar Point Clouds**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 48, No. 3, March.

