اولین کنفرانس مهندسی فناوری اطلاعات مکانی
دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
دانشکده مهندسی نقشه‌برداری
۲۹ و ۳۰ دی ماه ۱۳۹۴

The 1st National Conference on Geospatial Information Technology
K.N.Toosi University of Technology
Faculty of Geomatics Engineering
19 - 20 January 2016

تلفیق داده‌های ابرطیفی و لیدار در طبقه‌بندی کلاس‌مبنای پوشش‌های زمینی در مناطق شهری

بهرام صادقی[1*]، حمید عبادی[2] ، یاسر مقصودی[3]

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد فتوگرامتری، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
۲- دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
۳- استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

چکیده :

طبقه‌بندی پوشش‌های زمینی در مناطق شهری به دلیل کاربردهای آن در برنامه‌ریزی‌های شهری اهمیت فراوانی دارد. تراکم و پیچیدگی در بافت شهری، استفاده از تلفیق ویژگی‌های سنجنده‌های مختلف را به وجود آورده است. از اینرو تلفیق ویژگی‌های حاصل از سنجنده-های ابرطیفی و لیدار که از نظر طیفی و ارتفاعی قابلیت‌های بالایی دارند باعث انفجار ابعاد[1] در فضای ویژگی تولید شده می‌شوند. در این مقاله روشی کارآمد جهت تلفیق و کاهش بعد فضای ویژگی با استفاده از روش گراف‌مبنای LPP[1] ارائه شده‌است. در روش پیشنهادی ابتدا با استفاده از اعمال اپراتورهای مورفولوژی بر روی داده لیدار و ابرطیفی سه فضای ویژگی ارتفاعی، مکانی و طیفی تولید می‌شود. در مرحله بعد گراف مجاورت[1] با استفاده از نمونه‌های آموزشی هر کلاس و تعیین فاصله اطمینان برای میانگین فاصله‌های اقلیدسی در هر کلاس در هر سه فضا ساخته می‌شود و در گام بعد این سه گراف جهت تلفیق فضاهای ویژگی به یک گراف تلفیقی تبدیل می‌شوند. حال ماتریس گراف مجاورت وارد پروسه مینیمم‌سازی تابع هدف LPP جهت محاسبه‌ی ماتریس ترانسفورماسیون بین دو فضا می‌شود. با محاسبه ماتریس ترانسفورماسیون، کل فضای ورودی به فضایی با ابعاد کمتر و با حفظ ساختار محلی داده‌ها تبدیل می‌شوند. در نهایت فضای کاهش بعد داده شده وارد پروسه طبقه‌بندی می‌شود. نتایج به‌دست آمده حاکی از آن است که دقت طبقه‌بندی در روش پیشنهادی در ساخت گراف نسبت به روش‌های قبلی افزایش می‌یابد.

واژه‌های کلیدی : طبقه‌بندی، تلفیق ویژگی، داده ابرطیفی و لیدار، روش گراف‌مبنای LPP

نویسنده مکاتبه کننده : بهرام صادقی
آدرس پستی : تهران، خیابان ولیعصر (عج)، تقاطع میرداماد، پلاک ۱۳۴۶، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده‌ی مهندسی نقشه برداری
تلفن : ۰۹۳۶۶۰۵۷۸۰۳
آدرس پست الکترونیک : Bahram_sadeqi@yahoo.com

۱- مقدمه

علوم فتوگرامتری و سنجش‌ازدور با پیشرفت‌هایی که در سال‌های اخیر درزمینه‌ی شناسایی و استخراج عوارض داشته‌اند، نقش بزرگی درزمینه‌ی تولید داده‌های مکانی و بر روز رسانی پایگاه داده مکانی دارند. طبقه‌بندی و استخراج عوارض شهری از تصاویر رقومی یکی از پیچیده‌ترین و مشکل‌ترین فرایندهایی است که متخصصان علوم ماشینی بینایی[۱] و فتوگرامتری امروزه با آن روبرو هستند. عوارض شهری برای کاربردهای مختلفی ازجمله برنامه‌ریزی شهری، ایجاد و به‌روزرسانی پایگاه داده سیستم اطلاعات جغرافیایی[۲] و تولید مدل شهری موردنیاز می‌باشد. از اینرو برای دستیابی به دقتی قابل قبول در شناسایی عوارض مختلف، استفاده از تلفیق ویژگی سنجنده‌های مختلف پیشنهاد می‌گردد. داده‌هایی مانند ابرطیفی و لیدار به دلیل قابلیت طیفی و ارتفاعی بالایی که دارند مورد توجه بسیاری قرار گرفته‌اند. سنجنده‌های ابرطیفی اطلاعات مفیدی از ویژگی‌های طیفی عوارض مختلف می‌تواند فراهم کند اما زمانی که عوارض از نظر طیفی یکسان ولی از دو نوع مختلف باشند در شناسایی آن عارضه دچار مشکل می‌شود. در این شرایط استفاده از اطلاعات سنجنده لیدار که از نظر ارتفاعی قابلیت بالایی در شناسایی عوارض مختلف دارد، در کنار داده ابرطیفی می‌تواند کمک به‌سزایی در طبقه‌بندی کلاس‌های مختلف داشته‌باشد[۱،۲]. استفاده از ویژگی‌های این دو سنجنده در کنار یکدیگر، فضای ویژگی با ابعاد بالایی تولید می‌کند که ورود این فضا به طبقه‌بندی کننده نه تنها دقت نهایی را بهبود نمی‌بخشد بلکه کاهش نیز می‌دهد.الگوریتم کاهش بعد LPP که از روش‌های کاهش بعد مبتنی بر یادگیری منیفلد و تقریبی خطی از روش غیرخطی LE[۳] می‌باشد، با ساخت یک گراف مجاورت با استفاده از نمونه‌های آموزشی، ساختار محلی نمونه‌ها را در انتقال از یک فضا با ابعاد بالا به فضای کاهش بعد داده شده حفظ می‌کند. در این روش هدف حفظ ساختار محلی نمونه‌هاست[۳]. در این تحقیق از روش گراف مبنای LPP جهت کاهش بعد و تلفیق فضاهای ویژگی استفاده شده است با این تفاوت که ساخت گراف با استفاده از اطلاعات هر کلاس ساخته می‌شود. در بخش‌های بعدی جزئیات روش پیشنهادی و نحوه عملکرد آن بیان می‌شود.

۲- روش پیشنهادی این تحقیق

در روش پیشنهادی ابتدا دو فضای ویژگی با استفاده از اپراتورهای مورفولوژی تولید می‌شود. اپراتورهای مورفولوژی با عملگرهای گشایش[۴] و انسداد[۵] و المان‌های ساختاری دیسک شکل[۶] و امتدادی[۷]، به ترتیب با شعاع‌ها و زوایای مختلف بر روی داده لیدار و دو مولفه اصلی(حاصل از اعمال PCA) تصویر ابرطیفی اعمال می‌شود. پروفایل مورفولوژی تولید شده بر روی داده لیدار و ابرطیفی به ترتیب فضای ویژگی ارتفاعی و مکانی را تولید می‌کنند. این دو فضا به همراه تصویر ابرطیفی که فضای ویژگی طیفی را شامل می‌شود به عنوان ورودی‌های الگوریتم کاهش بعد LPP معرفی می‌شوند. فرض بر این است که مجموعه داده $x_1, x_2, ..., x_n$ متشکل از n داده در فضای R^l وجود دارند. LPP از سه گام زیر تشکیل می‌شود[۳]:

۱) ساخت گراف مجاورت: فرض کنید G گرافی با n نود را نشان دهد که نود iام متناظر با داده x_i است. در صورتی یک یال بین نودهای i و j قرار داده می‌شود که x_i و x_j همسایه باشند. همسایگی به دو روش زیر محاسبه می‌شود.

[1] Machine vision
[2] GIS
[3] Laplacian eigenmap
[4] Opening
[5] Closing
[6] Disk shape
[7] Directional

- ✓ پارامتر همسایگی(ε): زمانی دو نـود x_i و x_j توسـط یـک یـال متصـل خواهنـد شـد کـه رابطـه $\|x_i - x_j\|^2 < \varepsilon$ که نرم اقلیدسی می‌باشد برقرار باشد.

- ✓ پارامتر k نزدیکترین همسایگی: زمانی دو نود x_i و x_j توسط یک یال متصل خواهند شد که نـود i متعلق به k تا از نزدیکترین همسایه‌های j باشد یا برعکس.

۲) انتخاب کردن وزن‌ها: ماتریس W ماتریسی متقارن و $m \times m$ می‌باشد که W_{ij} وزن بین دو یالی می‌باشـد کـه متصل به هم هستند در غیر این صورت وزن بین دو نود صفر می‌باشـد. بـه دو روش مـی‌تـوان وزن یـال‌هـا را محاسبه کرد که عبارتند از:

- ✓ کرنل گرما[پارامتر $t \in R$]:

$$W_{ij} = \begin{cases} \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{t}\right) & x_i \,\&\, x_j \, connected \\ 0 & ow \end{cases}$$

رابطه۱

- ✓ الگوی باینری[بدون پارامتر]:

$$W_{ij} = \begin{cases} 1 & x_i \,\&\, x_j \, connected \\ 0 & ow \end{cases}$$

رابطه۲

با توجه به مراحل ذکر شده، در الگوریتم LPP مهمترین مرحله پیدا کردن نمونه‌های نزدیـک در فضـای بـا بعـد بـالا و ساخت گراف مجاورت می‌باشد زیرا اطلاعاتی از ساختار محلی نمونه‌ها را شامل می‌شود و بـا همـین اطلاعـات و گـراف مجاورت در نهایت ماتریس تبدیل بین دو فضا را مدل می‌کند. در روش پیشنهادی مشخص کردن نمونه‌های همسایه به ترتیب زیر انجام شده است:

- محاسبه فاصله اقلیدسی بین نمونه‌های آموزشی هر کلاس
- با فرض نرمال بودن مجموعه فاصله‌های اقلیدسـی در هـر کـلاس، فاصـله اطمینـان بـرای میـانگین فاصله‌های اقلیدسی در هر کلاس محاسبه می‌شود.

فرمول فاصله اطمینان یک طرفه

$$(0, \mu + Z_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}}) \rightarrow$$

رابطه۳

- ماکزیمم فاصله اطمینان برای میانگین فاصله اقلیدسی در هر کلاس به عنوان حدآسـتانه در سـاخت گراف مجاورت استفاده می‌شود.

مشخص شدن نمونه‌های همسایه با روش پیشنهادی و وزن دار کردن گراف با الگوی باینری در هـر سـه فضـای تولیـد شده انجام می‌شود. سه گراف تولید شده در مرحله بعد به یک گراف تلفیقی تبدیل می‌شوند. به این صورت کـه اگـر دو نمونه i و j در هر سه گراف دارای وزن ۱ باشند در گراف تلفیقی نیز برابر ۱ خواهند بود در غیراین‌صورت وزن بین آنهـا

برابر ۰ خواهد بود[۴]. ماتریس گراف مجاورت تلفیقی وارد مرحله بعد در الگوریتم LPP یعنی محاسبه ماتریس ترانسفورماسیون بین دو فضا می‌شود.

۳) محاسبه‌ی نگاشت‌های با بعد پایین: در مساله نگاشت گراف وزن‌دار G بر روی فضای اقلیدسی m بعدی را در نظر بگیرید به طوری که نقاط همسایه تا حد ممکن نزدیک به یکدیگر باقی بمانند. فرض کنید مجموعه نقاط $Y=[y_1,y_2,...,y_n]$ حاصل نگاشت بین دو فضا باشد. تابع هدف LPP به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود.

$$\sum_i \sum_j \left\| y_i - y_j \right\|^2 w_{ij} = tr(YLY^T)$$

رابطه۴

$L=D-W$ ماتریس لاپلاسین غیر نرمال در تئوری گراف‌ها می‌باشد و $D_{ii}=\sum_j w_{ij}$ می‌باشد. وزن W_{ij} به معنای نزدیک بودن x_i و x_j در فضای R^l است. در صورتی که x_i و x_j نزدیک به یکدیگر باشند و y_i و y_j در فضای R^n دور از یکدیگر قرار گیرند در این صورت وزن W_{ij} جریمه سنگینی را در تابع هزینه ایجاد می‌کند. به علاوه، نقاطی که همسایه نیستند مینیمم‌سازی را تحت تاثیر قرار نمی‌دهند زیرا وزن‌های مربوطه‌شان صفر هستند. برای آنکه نگاشت بر روی تمام داده‌ها تعریف شود، LPP انتقال خطی $y_i=A^T x_i$ را تعریف می‌کند که $A=[A_1,...,A_m]$. با ساده‌سازی‌های جبری، رابطه(۴) به مساله مینیمم‌سازی رابطه زیر با محدودیت‌های مناسب تبدیل می‌شود.

$$\min \ \mathrm{tr}(A^T XLX^T A)$$

رابطه۵

$$s.t.\ A^T XDX^T A = I$$

راه حل مساله بالا از طریق مساله بردار ویژه تعمیم‌یافته طبق رابطه زیر به دست می‌آید.

$$XLX^T A = \lambda XDX^T A$$

رابطه۶

بردارهای ستونی $A_1,...,A_m$ راه حل‌های رابطه قبل می‌باشند که براساس m تا از بزرگترین مقادیر ویژه $\lambda_1 \le ... \le \lambda_m$ مرتب شده‌اند. بنابراین مختصات‌های بعد پایین با رابطه زیر محاسبه می‌شود[۳].

$$x_i \to y_i = A^T x_i$$

رابطه۷

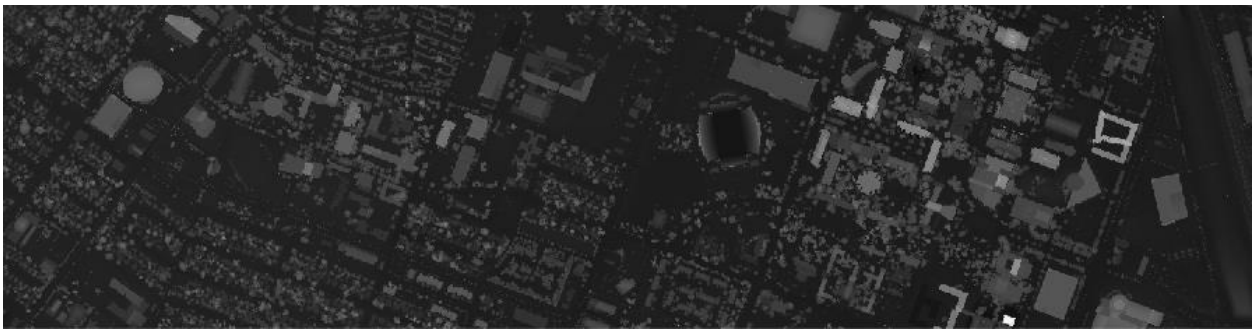
در نهایت پس از تلفیق و کاهش بعد فضای ویژگی، فضای کاهش بعد داده شده وارد طبقه‌بندی کننده SVM[8] می‌شود.

۳- داده‌های مورد استفاده

تصویر ابرطیفی و لیدار مورد استفاده در این الگوریتم مربوط به NCALM[9] در سال ۲۰۱۲، بر فراز دانشگاه هوستون و اطراف آن می‌باشد. تصویر ابرطیفی دارای ۱۴۴ باند طیفی از محدوده ۳۸۰ تا ۱۰۵۰ نانومتر می‌باشد. هر دو داده دارای رزولوشن مکانی ۲/۵ متر می‌باشند.

[8] Support vector machine
[9] NSF-funded Center for Airborne Laser Mapping

(الف)



(ب)

شکل۱: داده‌های مورد استفاده الف) تصویر ابرطیفی ب)تصویر لیدار

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

به منظور پیاده‌سازی روش پیشنهادی در تمامی مراحل از نرم‌افزار MATLAB R2013b استفاده شده‌است. نتایج در پنج حالت مورد مقایسه قرار گرفتند. ۱) تصویر ابرطیفی به تنهایی وارد پروسه طبقه‌بندی شود ۲) تصویر حاصل از اعمال اپراتور مورفولوژی بر روی تصویر لیدار به تنهایی وارد پروسه طبقه‌بندی شود ۳) کاهش بعد با استفاده از روش LPP و استفاده از مفهوم KNN(k بهینه) ۴) کاهش بعد با استفاده از روش LPP و استفاده از مفهوم حدآستانه ۵) کاهش بعد با استفاده از روش LPP و استفاده از روش پیشنهادی در مشخص کردن نمونه‌های همسایه.

تصویر ابرطیفی و لیدار مورد استفاده در این الگوریتم مربوط به NCALM[10] در سال ۲۰۱۲، بر فراز دانشگاه هوستون و اطراف آن می‌باشد. تصویر ابرطیفی دارای ۱۴۴ باند طیفی از محدوده ۳۸۰ تا ۱۰۵۰ نانومتر می‌باشد. هر دو داده دارای رزولوشن مکانی ۲/۵ متر می‌باشند.

۴-۱- معیارهای ارزیابی

در این تحقیق برای ارزیابی الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده از معیارهای دقت کلی[11]، دقت کاربر[12] و ضریب کاپا[13] استفاده شده‌است. تمام معیارهای ذکر شده با استفاده از ماتریس خطا[14] حاصل می‌شوند. بعد از طبقه‌بندی تصویر با استفاده از نمونه‌های آموزشی، ماتریس خطا با استفاده از نمونه‌های تست و مقایسه آن با تصویر طبقه‌بندی شده در هر کلاس حاصل می‌شود. ماتریس خطا میزان انطباق هر کلاس طبقه‌بندی شده را با واقیعت‌های زمینی نشان می‌دهد. در این ماتریس می‌توان میزان قرار گرفتن اشتباه پیکسل‌های یک کلاس در کلاس‌های دیگر را مشاهده کرد.

[10] NSF-funded Center for Airborne Laser Mapping
[11] Overall accuracy
[12] User accuracy
[13] Kappa coefficient
[14] Confusion matrix

- دقت کلی

برابر است با نسبت تعداد پیکسل‌های درست طبقه‌بندی شده(در همه‌ی کلاس‌ها) به تمام پیکسل‌های طبقه‌بندی شده.

- دقت کاربر

نسبت تعداد پیکسل‌هایی که در کلاس مورد نظر درست طبقه‌بندی شده‌اند به پیکسل‌هایی که در عمل در همان کلاس قرار گرفته‌اند.

- ضریب کاپا

از آنجا که معیار دقت کلی معیار مناسب و کاملی از صحت روش نیست، ضریب کاپا برای ارزیابی صحت الگوریتم استفاده می‌شود. این ضریب دقت طبقه‌بندی را نسبت به یک طبقه‌بندی کاملاً تصادفی محاسبه می‌کند. در حقیقت دقت طبقه‌بندی را نسبت به حالتی که یک تصویر کاملاً به صورت تصادفی طبقه‌بندی شده محاسبه می‌کند.

$$Kappa = \frac{p_o - p_c}{1 - p_c}$$

رابطه۸

p_o: مجموع اعداد در قطر اصلی ماتریس خطا تقسیم بر کل پیکسل‌های طبقه‌بندی شده

p_c: توافق مورد انتظار که از رابطه زیر به دست می‌آید.

$$p_c = \sum (\frac{x_i \times x_j}{N^2})$$

رابطه۹

N: تعداد کل پیکسل‌های طبقه‌بندی شده در ماتریس خطا

x_i: مجموع پیکسل‌های ردیف iام ماتریس خطا

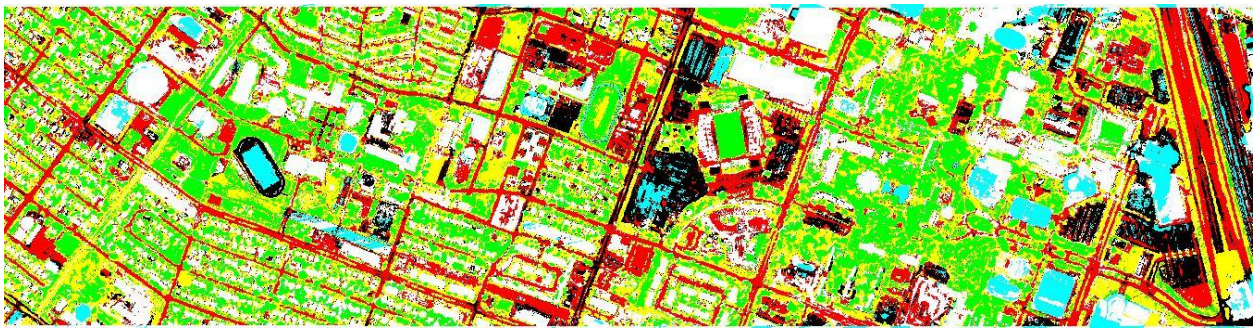
x_j: مجموع پیکسل‌های ستون jام ماتریس خطا

۲-۴ – نتایج ارزیابی

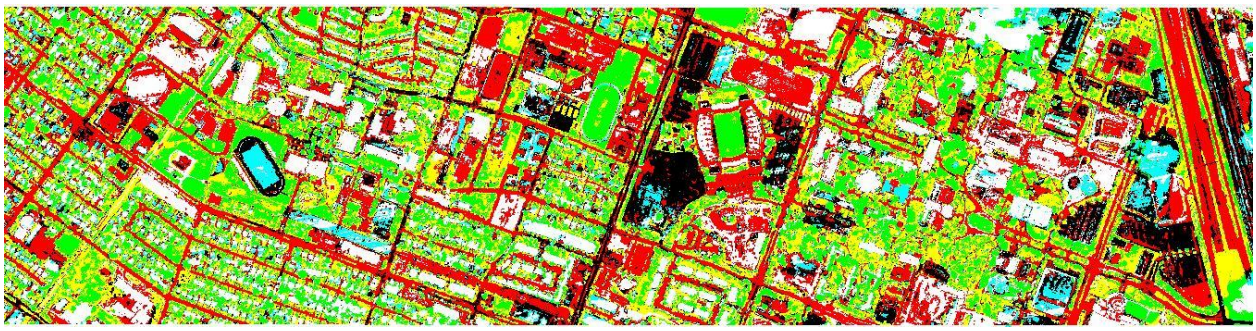
به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، در ۵ حالت مختلف که در قسمت قبل ذکر شد مقایسه صورت گرفته است. منطقه مورد مطالعه دارای ۱۳ کلاس مطابق جدول ۱ می‌باشد. همانطور که از جدول۱ و شکل ۱ پیداست دقت طبقه‌بندی در روش پیشنهادی نسبت ۴ حالت دیگر افزایش یافته است.

جدول ۱: مقایسه نتایج به‌دست آمده

	HSI	MPlidar	LPP(K=180)	LPP(threshold)	Proposed LPP
Number of feature	۱۴۴	۱۶	۲۰	۲۰	۱۰
OA	77,4	29,05	70,69	80,3	83
kappa	0,77	۹۰,۲	0,70	0,80	0,83
Healthy grass	94,51	3,77	94,40	95,65	۹۸,۸۵
Stressed grass	90,42	7,47	66,0046	77,33	۸۵,۵۱
Synthetic grass	94,65	0	98,4059	97,62	۴۰,۹۹
tree	96,36	58,29	84,77	93,52	۵۹,۹۶
soil	73,57	0	64,58	72,916	۵۹,۷۱
water	74,82	29,37	74,12	62,93	۳۲,۷۸
residential	54,71	64,90	49,55	89,81	۹۴,۹۱
commercial	40,48	,8296	35,02	45,34	60,51
road	69,47	25,81	71,38	68,12	۶۲
highway	95,98	80,60	97,99	99,66	۱۰۰
railway	69,93	62,02	99,05	99,36	۴۱,۹۸
Tennis court	92,30	58,29	21,05	38,86	۳۶8,۴
Running track	54,96	15,6	53,27	90,69	۱۷,۹۲



(الف)



(ب)

شکل ۲: نتایج حاصل از طبقه‌بندی، الف) نتایج مربوط به روش پیشنهادی، ب) نتایج مربوط به LPP با استفاده از KNN

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی جهت تلفیق هر چه بهتر ویژگی‌های داده ابرطیفی و لیدار در طبقه‌بندی بافت شهری ارائه شده است. جهت کاهش بعد فضای ویژگی تولید شده از روش گراف‌مبنای LPP استفاده شده است. در حقیقت در روش ارائه شده هم تلفیق ویژگی‌ها و هم کاهش ابعاد فضای ویژگی انجام می‌شود. برای بهبود عملکرد روش LPP، در ساخت

گراف همسایگی به جای استفاده از روش‌های مرسوم، از محاسبه‌ی فاصله اقلیدسی در هر کلاس و محاسبه فاصله اطمینان برای برای میانگین این فاصله‌های اقلیدسی جهت تعیین حد آستانه در ساخت گراف مجاورت استفاده می‌شود. به طور کلی نتایج و پیشنهادات این تحقیق به شرح زیر می‌باشد:

- زمانی که از روش KNN جهت ساخت گراف استفاده شود، پیدا کردن بهترین K کار ساده‌ای نیست، زیرا نمی‌توان به طور قطع گفت که تعداد نقاط نزدیکترین همسایگی برای همه نمونه‌ها تعداد برابری است.
- در روش پیشنهادی با محاسبه فاصله اطمینان برای میانگین فاصله‌های اقلیدسی در هر کلاس، می‌توان گفت که نمونه‌های آن کلاس حداکثر تا آن فاصله می‌توانند به نمونه‌هایی از کلاس خود متصل شوند. زمانی که حدآستانه ماکزیمم فاصله اطمینان تمام کلاس‌ها انتخاب شود، هر نمونه آموزشی به نمونه‌های آموزشی از کلاس‌های دیگر نیز می‌تواند متصل شود.
- در روش LPP حفظ ساختار محلی بین نمونه‌ها اهمیت فراروانی دارد زیرا گراف حاصل از این ساختار محلی منجر به مدلسازی ماتریس تبدیل بین دو فضا می‌گردد.
- از نتایج پیداست که تلفیق داده‌های ابرطیفی و لیدار دقت کلی و همچنین دقت طبقه‌بندی کلاس‌ها را نسبت به زمانی که این دو داده به تنهایی وارد پروسه طبقه‌بندی می‌شوند بهبود می‌بخشد.
- در روش گراف‌مبنای LPP نمونه‌های آموزشی که در فضای با بعد بالا در همسایگی هم قرار دارند باید بعد از تبدیل به یک فضا با بعد پایین نیز نزدیک باقی بمانند.

مراجع

[1].Ghamisi, P., J.A. Benediktsson, and S. Phinn. Fusion of hyperspectral and LiDAR data in classification of urban areas. in Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International. 2014. IEEE.

[2].Weng, Q., Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends. Remote Sensing of Environment, 2012. 117: p. 34-49.

[3].Niyogi, X. Locality preserving projections. in Neural information processing systems. 2004. MIT.

[4].Liao, W., et al., Generalized Graph-Based Fusion of Hyperspectral and LiDAR Data Using Morphological Features. Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE, 2015. 12(3): p. 552-556.

Fusion of hyperspectral and lidar data in class based classification of land covers in urban área

Sadeqi, B. *, Ebadi, H., Maqsudi, Y

1- Master student of photogrammetry, Department of Photogrammetry, Faculty of Geodesy & Geomatics, K.N. Toosi University of Technology

2- Associated Professor, Department of Photogrammetry, Faculty of Geodesy & Geomatics, K.N. Toosi University of Technology

3- Assistant Professor, Department of Photogrammetry, Faculty of Geodesy & Geomatics, K.N. Toosi University of Technology

Abstract

Image Land cover classification in urban areas, Due to its applications in urban planning is very important. Density and complexity of the urban context, makes use of a combination of features is different sensors. Therefore, the combination of features obtained from Hyperspectral and Lidar sensors, That in terms of range and altitude capabilities will increase too high dimension feature space are generated. in this paper presents an efficient way to integrate and reduce the feature space using the LPP graph-based approach. In the proposed method, First, by applying morphological operators on Lidar and hyperspectral data, three feature space of Elevation, spatial and spectral are produced. In the next step, graph of Vicinity is created By using samples of each class And determining the confidence interval for the mean Euclidean distance of each class in each space and then, these three graphs are combined to produce a fusion graph Based on the feature spaces. Now, Vicinity graph matrix is entered to LPP minimization objective function process, for calculating the transformation matrix between two spaces. By calculating the transformation matrix, The entire input space turns to a space with less dimensions and preserving locality structure of data. Finally, the reduction space entered to the classification process. The results obtained showed that the classification accuracy of the proposed method is increases than previous methods.

Keyword: classification, feature fusion, hyperspectral and lidar data, LPP graph based method