ارزیابی توانایی سیستم های طبقه بندی کننده چندگانه در بهبود طبقه بندی عوارض در داده های لیدار

فرهاد صمدزادگان[1] و بهناز بیگدلی[2]

[1] دانشیار گروه مهندسی نقشه برداری - پردیس دانشکده های فنی - دانشگاه تهران

samadz@ut.ac.ir

[2] دانشجو کارشناسی ارشد گرایش فتوگرامتری گروه مهندسی نقشه برداری

bigdeli@ut.ac.ir

چکیده

طبقه بندی عوارض در داده های لیدار در مناطق پرازدحام شهری همچنان به عنوان یک چالش بنیادی در فتوگرامتری و سنجش از دور مطر ح است. یکی از روشهای مرسوم در این زمینه استفاده از طبقه بندی کننده های مختلف است. تاکنون تلاشهای گسترده ای برای بهبود نتایج حاصل از طبقه بندی صورت پذیرفته که مهمترین آنها در دهه اخیر طراحی سیستم های شامل چند طبقه بندی کننده است. در این سیستم ها هدف تلفیق طبقه بندی کننده های[1] مختلف به منظور دست یابی به نتایجی است که از تک تک طبقه بندی کننده ها بهتر باشد. روش ارائه شده دراین مقاله برای بهبود نتایج طبقه بندی عوارض در داده لیدار از مفهوم تلفیق طبقه بندی کننده ها استفاده کرده است. به این منظور روی داده لیدار از یک منطقه شهری دو روش طبقه بندی انجام شد. نتایج حاصل از این دو طبقه بندی کننده تحت دو روش تلفیق طبقه بندی کننده ها با نام بیز انتخابی[4] و رأی گیری وزندار[5] مورد تلفیق قرار گرفت . نتایج حاصل از تلفیق طبقه بندی کننده ها با نتایج تک طبقه بندی کنند ه ها مورد مقایسه و ارزیابی قرار می گیرد این نتایج بهبود طبقه بندی عوارض با استفاده ازدو روش تلفیق رانشان می دهد.

واژه های کلیدی : طبقه بندی عوارض، تلفیق طبقه بندی کننده ها، تلفیق داده، روش بیز، روش رأی گیری وزندار

۱- مقدمه

Lidar (Light Detection and Ranging) امروزه به عنوان یک تکنولوژی موثر و کارآمد در زمینه های فتوگرامتری و سنجش از دور مورد استفاده قرار می گیرد. حضور تکنولوژی های GPS, INS و لیزر اسکنر در لیدار امکان تولید حجم وسیعی از اطلاعات مناسب و کارآمد را فراهم می کند[۳-۱]. اگرچه در ابتدا توانایی این سیستم در زمینه تولید DTM,DSM بیشتر موردتوجه قرار گرفت ولی امروزه از این سیستم در زمینه مطالعات اتمسفریک، عمق یابی، بررسی یخها و از همه مهمتر در زمینه استخراج و طبقه بندی عوارض در مناطق روستایی، شهری و جنگلی استفاده فراوان می شود. برتری های فراوان این سیستم نسبت به فتوگرامتری کاربرد آن را در کنار فتوگرامتری یا حتی به تنهایی توجیه پذیر جلوه می دهد. لیدار برخلاف فتوگرامتری

توانایی انجام عملیات در روز و شب ودر هر شرایط آب و هوایی را دارد. در فتوگرامتری حضور یک نقطه در دو تصویر شرط اساسی تولید اطلاعات ازتفاعی و سه بعدی بود در صورتی که ماهیت ابر نقاط تولیدی از لیدار سه بعدی است. مجموعه این عوامل به همراه مزایای دیگر بر ارجحیت استفاده از لیدار برای طبقه بندی عوارض نسبت به تصاویر صحه می گذارد.

۲- مروری بر مفهوم طبقه بندی عوارض در داده لیدار

طبقه بندی عوارض در داده لیدار تحت روشهای متنوع تاکنون مورد توجه و بررسی قرار گرفت گرچه اغلب الگوریتم ها به طبقه بندی دو عارضه نسبتاً مهمتر جاده و ساختمان می پردازد ولی عوارض دیگری مانند رودخانه ها نیز مورد توجه بوده است [۵،۴].

طبقه بندی عوارض در مناطق شلوغ و پرازدحام شهری با استفاده از داده لیدار مسئله ای است که طی یکی دو دهه اخیر مورد توجه فراوان بوده است. در این میان طبقه بندی دو عارضه حیاتی جاده و ساختمان بسیار مورد توجه قرار گرفته است. برخلاف مسئله کشف و بازسازی ساختمان با استفاده از داده لیدار که توسط weidner,brunn1997 ارائه شد علم طبقه بندی جاده توسط داده لیدار به سال ۲۰۰۴ برمی گردد[۷-۶]. طبقه بندی جاده در داده لیدار و تخمین پارامترهای جاده توسط[۸] Hatger,Brenner انجام شدکه بوسیله داده های لیدار با دقت بالا(۴نقطه در هرمتر)انجام شد. توسط Rieger طبقه بندی جاده از داده لیدار در مناطق جنگلی مورد مطالعه و بررسی قرار گرفت [۹]. استخراج شبکه جاده ای براساس روش region growing توسط Akel انجام شد[۱۱-۱۰]. در این روش از هر دو داده گرید و مثلث بندی داده های لیدار استفاده شد. مهمترین بررسی های برای طبقه بندی جاده در داده لیدار توسط clode صورت پذیرفت[۷-۶]. در این مقاله برای استخراج جاده از هر دو داده شدت و ارتفاعی لیدار تحت یک سیستم طبقه بندی استفاده شد. در این روش در هر مرحله با حذف داده های ناخواسته در انتها نقاطی که احتمال بیشتری برای جاده بودن را دارا بودند حفظ شدند. استخراج جاده بر مبنای تلفیق منابع داده در ادامه مورد توجه بسیار قرار گرفت در این زمینه طبقه بندی جاده از تلفیق لیزر اسکنر و تصاویرهوایی با دقت بالا توسط Hu ,Tao بررسی شد[۱۲]

طبقه بندی ساختمان از داده لیدار به عنوان یک عارضه مهم شهری و غیر شهری پیشتر از جاده ها مورد توجه قرار گرفت. اساس کار در این زمینه طبقه بندی نقاط مربوط به ساختمان‌ها و مرز آنها می‌باشد. اگر مدل رقومی ارتفاعی منطقه موجود باشد، می‌توان نقاط مربوط به عوارض طبیعی سطح زمین را انتخاب کرده و آنها را حذف نمود. سپس از بین مجموعه نقاط باقیمانده که مربوط به اشیاء مختلف روی سطح زمین هستند، نقاط مربوط به شیء مورد نظر (در اینجا ساختمان) را مشخص نمود. Alharthy, Bethel از این مفهوم برای طبقه بندی ساختمان استفاده کردند[۱۳]. Rottensteiner وjansa ابتدا DTM را از داده لیدار تولید کردند و در ادامه آن را از DSM کم کردند تا ساختمانها را در این داده مورد بررسی و شناخت قرار دهند[۱۵-۱۴]. samadzadegan2002 برای طبقه بندی عوارض در لیدار از یک شیوه براساس مفاهیم فازی و استفاده همزمان از داده های شدت و ارتفاعی استفاده نمود. استفاده از طبقه بندی کننده ها برای استخراج عوارض روی منابع مختلف تاکنون مورد مطالعه قرار گرفته است. تلاشهای فراوانی برای بهبود نتایج حاصل از طبقه بندی کننده ها صورت پذیرفت که در این میان تلفیق طبقه بندی کننده ها بیشتر از بقیه مورد توجه قرار گرفت. وجود طبقه بندی کننده های مختلف با نتایج متفاوت استفاده همزمان از آنها را برای دریافت نتیجه بهتر مطرح نمود. سیستم های شامل طبقه بندی کننده های مختلف که در اختصار MCS نامیده می

شود، یکی از روشهای مطرح شده برای بهبود دقت طبقه بندی و تولید نتایج مطمئن تر است[۲۱-۲۰] روشی که اینک برای طبقه بندی عوارض مورد بررسی قرار می گیرد استفاده از تلفیق داده وطبقه بندی کننده هایی است که روی داده لیدار تعریف می شود.

۳- تلفیق طبقه بندی کننده ها

یکی از شیوه های رایج برای بهبود نتایج طبقه بندی کننده ها استفاده از سیستم های شامل چند طبقه بندی کننده[۶] است [۱۷-۱۶]. هر طبقه بندی کننده یک تابع است که براساس یکسری ویژگی هاداده را طبقه بندی می کندو در انتها برای هر ورودی یا پیکسل یک یا مجموعه ای از برچسب های کلاس را مشخص می کند. استفاده از طبقه بندی کننده های متعدد بصورت همزمان پیچیدگی های فراوانی را تولید می کند. مفهوم نسبتاً جدید تلفیق طبقه بندی کننده ها سعی می کند خروجی های طبقه بندی کنندها را با هم تلفیق کند و در انتها با استفاده از همه آنها یک برچسب را برای داده ورودی تولید می‌کند. این نتیجه تحت شرایط مختلفی می‌تواند بهتر یا بدتر از تک طبقه‌بندی کننده‌ها باشد. شیوه‌های متفاوتی برای ترکیب طبقه‌بندی کننده‌ها و برچسبهای خروجی آنها موجود است. بطور کلی شیوه های مختلف مورد استفاده برای تلفیق، براساس نوع خروجی تولید شده توسط طبقه بندی کننده های اولیه می‌تواند تقسیم بندی شود که عموما طبقه بندی کننده های مورد استفاده دو نوع خروجی را تولید می کنند. خروجیcrisp که هر طبقه بندی کننده یک برچسب کلاس را برای هر ورودی مشخص می کند. نتیجه حاصل از همه طبقه بندی کننده ها در اینجا یک برداراست و خروجیsoft که هر طبقه بندی کننده یک بردار را تولید می کند نتیجه حاصل از همه طبقه بندی کننده ها یک ماتریس خواهد بود. خروجی مورد استفاده در این مقاله خروجی نوع اول است که هر طبقه بندی کننده یک شماره کلاس را برای هر ورودی تولید می کند. از روشهایی که در این دسته قرار می گیرند دو روش برای طبقه بندی عوارض انتخاب شدند که در زیر بیشتر مورد بررسی قرار می گیرند.

۳-۱- روش اول: رأی گیری وزندار

یکی از روشهای مهم و پرکاربرد در تلفیق طبقه بندی کننده های با خروجی از نوع اول که نمونه ورودی را تنها به یک کلاس متعلق می دانند[۱۷]. شیوه ای براساس رأی گیری است. در این روش با تصمیم هر طبقه بندی کننده بصورت یک رأی برخورد می شود. اگر همه طبقه بندی کننده ها دارای وزن و دقت یکسانی باشند، با تصمیم تمام طبقه بندی کننده ها برای یک نمونه ورودی بطور مساوی برخوردمی شود و تصمیم با بیشترین رأی به عنوان کلاس برنده در نظرگرفته می شود و نمونه ورودی را به آن کلاس متعلق می دانند. این شیوه را در اصطلاح رأی گیری ساده می نامند. با فرض داشتن $D_j, j = 1,..,M$ طبقه بندی کننده و $w_i, i = 1,...,c$ تعداد کلاسهای موجود باشد، برای هر طبقه بندی کننده یک بردار cبعدی $[d_{i1}, d_{i2}, ..., d_{i3}]$ در نظر رفته می شود. این d_{ij} می تواند مقادیر ۱ یا ۰ را بگیرد به این ترتیب که اگر طبقه بندی کننده مورد نظر نمونه ورودی را متعلق به کلاس خاص مورد نظر دانست به آن مقدار ۱ واگر متعلق ندانست مقدار ۰ را می دهیم. در حالت رأی گیری ساده که وزن همه طبقه بندی کننده ها برابر می باشد کلاس با حداکثر رأی برنده خواهد بود.

(۱)

هنگامی که طبقه بندی کننده های دارای وزنهای مختلف باشند حالت وزندار این روش بکار برده می شود که اصطلاحاً رأی گیری وزندار نامیده می شود. به این ترتیب نقش طبقه بندی کننده هایی که دقت بیشتری داشتند در رأی گیری بیشتر می شود و وزن بیشتری به آنها تعلق می گیرد. در عوض طبقه بندی کننده هایی که دقت کمتری دارند وزن کمتری را در تصمیم گیری نهایی تولید می کنند. b_j در این رابطه وزن مربوط به هر طبقه بندی کننده است.

$$\sum_{k=1}^{L} d_{i,k} = \max_{j=1} d_{i,j}$$

$$g_j(x) = \sum_{j=1}^{M} d_{ij} * b_j$$

(۲)

۲-۳- روش دوم:Selective Naïve Bays

یکی از شیوه های رایج برای تلفیق طبقه بندی کنند هایی که یک کلاس را به هر ورودی متعلق می دانند شیوه ای با نام بیزانتخابی است که براساس مفاهیم آماری و احتمال مطرح می شود[۱۷].

فرض کنید که $p(s_j)$ احتمال این است که طبقه بندی کننده D_j داده ورودی x را در کلاس $s_j \in \Omega$ برچسب کند.طبق استقلال شرطی داریم:

$$p(s/w_k) = p(s_1, s_2, ..., s_L / w_k) = \prod_{i=1}^{L} p(s_i / w_k) \quad (۳)$$

و posterior probability برا ی برچسب زدن x

$$p(w_k / s) = \frac{p(w_k)p(s/w_k)}{p(s)} = \frac{p(w_k)\prod_{i=1}^{L} p(s_i / w_k)}{p(s)} \quad (۴)$$

وچون مخرج به کلاس w_k وابسته نیست می توان از آن صرف نظر کرد و در انتها میزان حمایت برای کلاس مورد نظر به فرم زیر بیان می شود:

$$\mu_k \propto p(w_k)\prod_{i=1}^{L} p(s_i / w_k) \quad (۵)$$

برای هر طبقه بندی کننده D_i می توان یک ماتریس c*c با نام ماتریس ابهام[۷] را محاسبه کرد. برای دانستن اینکه خطاها چگونه در طول کلاسها توزیع می شود می توان این ماتریس را بوسیله داده های آموزشی[۸] تولید کرد. هر المان a_{ij} این ماتریس نمایش دهنده تعداد داده های آموزشی ایی است که کلاس درست آنها w_i است و بوسیله D طبقه بندی کننده برای کلاس w_j مشخص شده اند. درواقع به اشتباه تعیین کلاس شده اند. این ماتریس حتی مکان این داده اشتباه را نیز مشخص می کند. اگر برای طبقه بندی کننده D_i که روی مجموعه داده آموزش داده می شود CM^i ماتریس مورد نظر باشد. (k,s) امین ورودی این ماتریس $CM^i_{k,s}$ تعداد المانهای مجموعه داده است که کلاس برچسب درست آنها w_k است و بوسیله طبقه بندی کننده i برای کلاس w_s مشخص شده است. با استفاده از مفاهیم موجود در این ماتریس می توان $CM^i_{k,s} / N_k$ را به عنوان تخمینی از احتمال $p(s_i / w_k)$ و N_k / N را به عنوان prior probability برای کلاس w_s در نظر بگیرید. در اینصورت برای هر کلاس می توان یک درجه عضویت را برای داده مورد نظر به شکل زیر محاسبه نمود و در انتها کلاسی که بزرگترین درجه عضویت را داشته باشد کلاس برنده خواهد بود.

(۶)

$$\mu_k(x) \propto \frac{1}{N_k^{L-1}} \prod_{i=1}^{L} Cm^i_{k,s_i}$$

۴- ارزیابی روش های تلفیق

در اکثر مقالاتی که طبقه بندی عوارض مورد بررسی قرار می گیرد سه پارامتر عددی محاسبه می شود که می تواند کارایی هر روش را در طبقه بندی درست عوارض مورد بررسی قرار دهد. این سه پارامتر توسط heipke ارائه شد[۱۹] .تعریف سه پارامتر مورد اشاره با معرفی سه کمیت زیر صورت پذیرفته است.

TP[9]: پدیده ای که در داده ورودی موجود است ودر نتایج خروجی نیز تشخیص داده شده است. به عنوان مثال نمونه هایی است که در داده واقعی جاده هستند و الگوریتم نیز آنها را در انتها جاده تشخیص داده است.

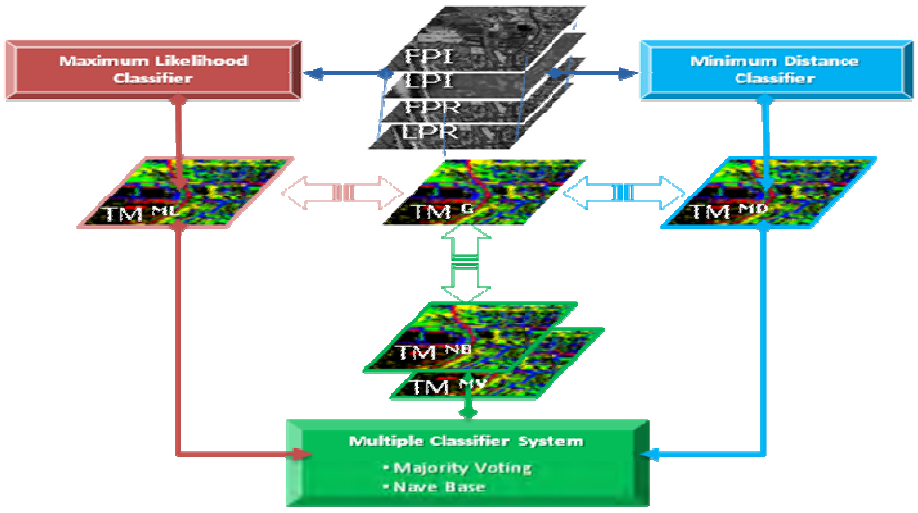
FP[10]: پدیده ای که در داده ورودی موجود نیست ولی به اشتباه الگوریتم آن را یافته است و به عنوان داده خروجی تولید کرده است. به عنوان مثال نمونه ای که در داده واقعی جاده نبوده است و توسط الگوریتم به اشتباه جاده در نظر گرفته شده است.

FN[11]: پدیده ای که در داده ورودی موجود است اما بوسیله الگوریتم شناخته نشده است و در داده خروجی موجود نیست. به عنوان مثال نمونه هایی که در داده ورودی جاده بودند ولی الگوریتم آنها را اشتباه تشخیص داده و جاده در نظر نگرفته است. سه پارامتر به شرح زیر هستند.

$$\text{Completeness} = \frac{TP}{TP + FN} \qquad \text{Correctness} = \frac{TP}{TP + FP} \qquad (۷)$$

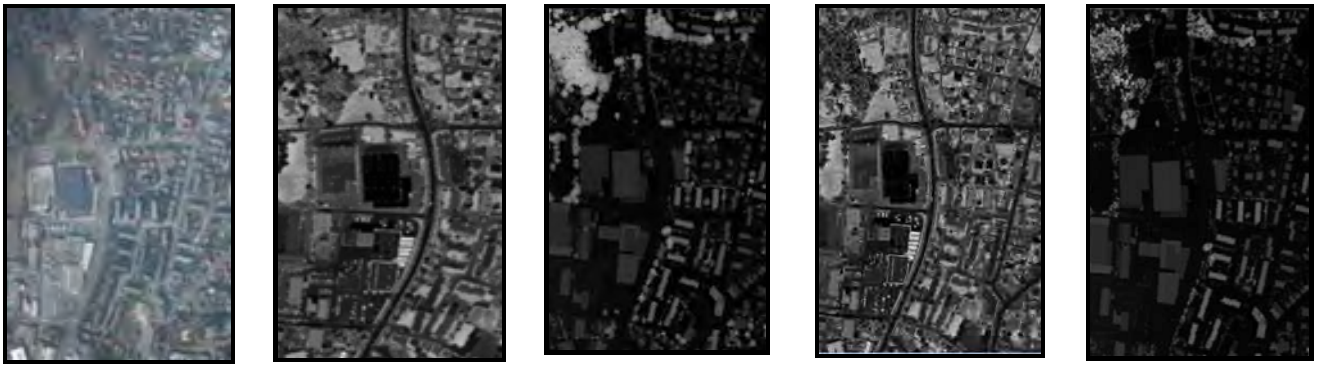
$$\text{Quality} = \frac{TP}{TP + FN + FP}$$

روش پیشنهادی برای طبقه بندی عوارض از داده لیدار و از هر چهار داده اولین و آخرین بازگشت شدت و اولین و آخرین بازگشت فاصله استفاده می کند(شکل۱). دو روش طبقه بندیMaximum Likelihood ,Minimum distance روی داده مورد نظر استفاده می شوند. نتایج حاصل از دو طبقه بندی کننده مذکور در ادامه تحت دو روش تلفیق طبقه بندی کننده که پیشتر مورد بررسی قرار گرفت، تلفیق می شود. در انتها نتایج اولیه حاصل از تک طبقه بندی کننده ها و تلفیق طبقه بندی کننده ها تحت دو روش مذکور برای عوارض مختلف تحت بررسی ،مورد مقایسه و ارزیابی قرارگرفت.



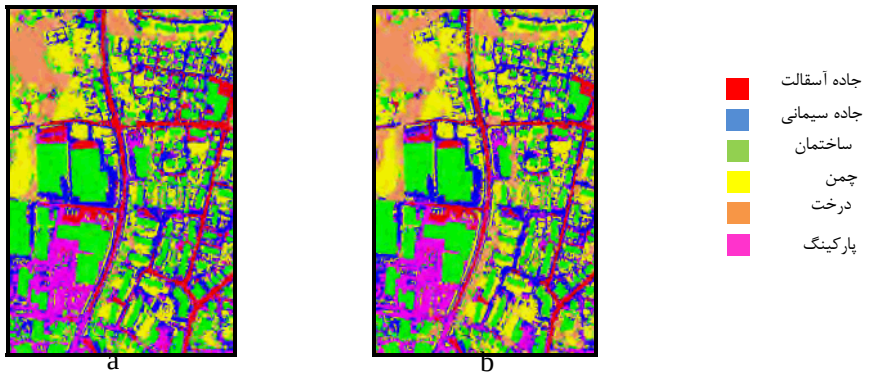
شکل ۱: روش پیشنهادی برای طبقه بندی عوارض در داده لیدار تحت دو روش تلفیق طبقه بندی کننده ها

به منظور بررسی روشهای ارائه شده ، این روشها روی داده های لیدار از یک منطقه شهری در آلمان به اجرا درآمد. اندازه پیکسل در داده مورد استفاده ۱ متر است . داده مورد اشاره یک منطقه شهری را نمایش می دهد که پیچیدگی های مورد نظر وتنوع عوارض را دارا می باشد. برای منطقه مورد استفاده از چهار داده اولین بازگشت شدت و آخرین بازگشت شدت، اولین بازگشت فاصله و آخرین بازگشت فاصله استفاده شد تصویر دیجیتال این منطقه نیز قابل مشاهده می باشد (شکل۱). بخشی از این داده با ابعاد ۴۶۰*۶۸۱ به این منظور از داده اصلی جدا شد.



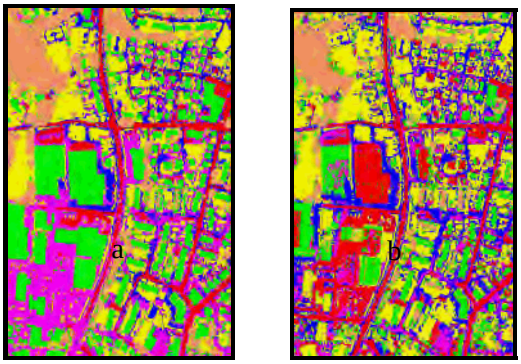
شکل۲: داده مورد استفاده شاملa)تصویر دیجیتال، b)اولین بازگشت شدت، c)اولین بازگشت فاصله، d)آخرین بازگشت شدت، وe)آخرین بازگشت

اولین مرحله از پیاده سازی تولید طبقه بندی کننده های اولیه است تا در مرحله بعد روشهای تلفیق روی آنها مورد استفاده قرار گیرد. برای این منظور داده نمایش داده شده در شکل ۲ مورد طبقه بندی قرار گرفت. دو روش maximum likelihoodوminimum distance برای انجام طبقه بندی استفاده شد (شکل۱). داده مورد نظر تحت ۶ کلاس مورد طبقه بندی قرار گرفت شش کلاس مذکور به شرح زیر است: درخت، ساختمان، چمن و دو نوع جاده که شامل جاده های آسفالت و جاده های سیمانی وپارکینگ است. دو روش طبقه بندی نام برده شده که روی داده ها انجام شد به صورت نظارت شده می باشدبه این منظور برای هر کلاس نیاز به معرفی تعدادی نمونه آموزشی می باشد در این مرحله جمع۲۵۵۳۱۹ نمونه آموزشی در نظر گرفته شد که از این تعداد۱۴۷۶۶در کلاس جاده آسفالت،۳۴۶۷۷جاده سیمانی، ۶۸۳۷۵ ساختمان، ۵۵۳۸۰ درخت، ۳۴۶۷۷ در کلاس چمن و ۲۶۵۳۰در کلاس پارکینگ قرار داشته است. نتایج حاصل از طبقه بندی در شکل۳ نمایش داده شده است.



شکل۳: نتایج حاصل از طبقه بندی شامل Maximum Likelihood(a و Minimum Distance(b

اینک طبقه بندی کننده های تولید شده در قسمت قبل تلفیق می شود ونتایج این تلفیق مورد بررسی قرار می گیرد. در روش رأی گیری وزندار برای هر طبقه بندی کننده براساس نتایج حاصل ، دو پارامتر دقت با نامهای دقت تولید کننده و دقت کاربر محاسبه می شود وبراساس این دو دقت برای هر طبقه بندی کننده یک وزن محاسبه می شود. این دودقت برای هر کلاس در هر طبقه بندی کننده محاسبه می شود. دقت تولید کننده درصد نمونه های هر کلاس است که درست طبقه بندی شده است و دقت کاربر نشانگر میزان وجود نمونه های معلوم یا واقعیت زمینی در کلاس خاص می باشد. برای هر طبقه بندی کننده ماتریس ابهام نیز محاسبه می شود. نتایج حاصل از دو روش تلفیق طبقه بندی کننده ها را می توان در شکل۴ مشاهده نمود.



شکل٤: نتایج حاصل از دو روش تلفیق طبقه بندی کننده ها(a Weighted Voting و(b Naïve Bays

۵- ارزیابی نتایج

نتایج حاصل از تک طبقه بندی کننده ها و دو روش تلفیق مورد استفاده در این قسمت مورد ارزیابی و مقایسه قرار می گیرد. به این منظور از روابط ۷ استفاده می شود. این نتایج در جداول زیر ارائه شده است.

جدول۱: نتایج معیارهای ارزیابی روی دو طبقه بندی کننده Minimum distance, Maximum Likelihood

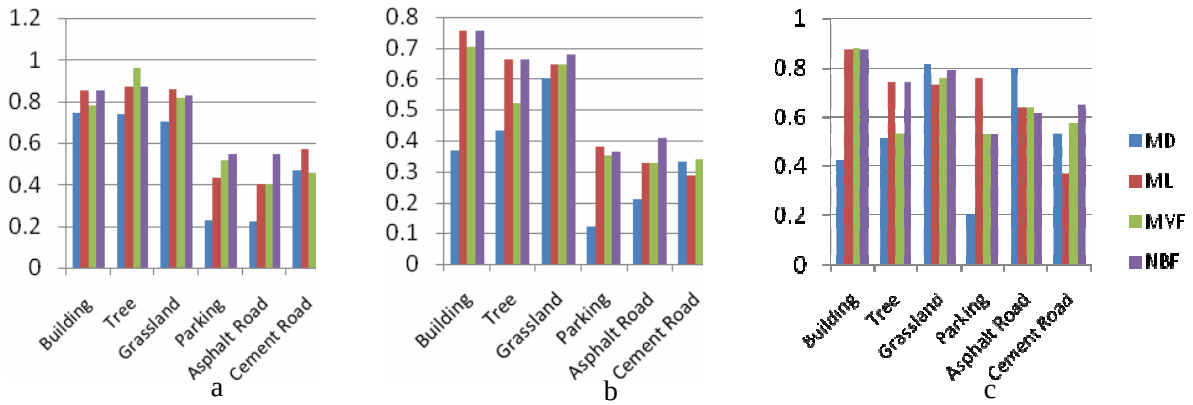
Method / Class Type	Minimum Distance			Maximum Likelihood		
	Completeness	Quality	correctness	Completeness	Quality	correctness
Building	74.2627	36.8351	42.2256	85.119	75.6614	87.1951
Tree	73.9645	43.3276	51.1247	86.747	66.1765	73.6196
Grassland	69.9213	60.1626	81.17	85.5603	64.658	72.5777
Parking	22.6087	11.9266	20.155	43.1416	37.8641	75.5814
Asphalt Road	21.9731	20.8068	79.6748	40.3061	32.9167	64.2276
Cement Road	46.5517	33.042	53.2394	56.7686	28.6344	36.6197

جدول۲: نتایج معیارهای ارزیابی روی دو روش تلفیق طبقه بندی کننده Majority Voting, Selective

Method / Class Type	Majority Voting			Selective Naïve Bays		
	Completeness	Quality	Correctness	Completeness	Quality	correctness
Building	77.8976	70.4878	88.1098	85.119	75.6614	87.1951
Tree	95.941	52	53.1697	86.747	66.1765	73.6196
Grassland	81.5324	64.7426	75.8684	83.0443	67.874	78.7934
Parking	51.5152	35.2332	52.7132	54.6559	36.4865	52.3256
Asphalt Road	40.3061	32.9167	64.2276	54.6763	40.8602	61.7886
Cement Road	45.5157	33.9465	57.1831	53.211	41.5027	65.3521

نتایج حاصل از تک طبقه بندی کننده ها نشان می دهد که maximum Likelihood نتایج قابل قبول تری را نسبت به طبقه بندی کننده دیگر یعنی Minimum Distance تولید کرده است. این موضوع را با مقایسه معیارهای ,completeness correctness, quality حاصل از دو روش طبقه بندی در جدول۱ و بصورت بصری نیز می توان از شکل۳ مشاهده کرد.

نتایج ارزیابی حاصل از دو روش تلفیق در جدول ۲ ارائه شده است. با مقایسه جداول ۱و۲ مشاهده می شود با تلیفق طبقه بندی کننده ها در اکثر کلاسهای موجود بهبود نسبتاً قابل توجهی در معیارهای ارزیابی نسبت به حالت تک طبقه بندی کننده قابل مشاهده است. از آنجا که معیار کیفیت نسبت به دو معیار دیگر نمود بارزتری را از نتایج بیان می کند توجه به آن ضروری به نظر می رسد.معیار کیفیت در همه کلاسها در دو روش تلفیق نسبت به معیارهای حاصل از طبقه بندی کننده minimum Distance بهبود قابل توجهی یافته است ولی همین معیار در دو روش تلفیق نسبت به طبقه بندی کننده Maximum Likelihood در بعضی کلاسها کاهش داشته است در میان دو روش تلفیق مورد استفاده روش بیز انتخابی نتایج بهتری را تولید کرده ودر اکثر موارد باعث بهبود نتایج نسبت به تک طبقه بندی کننده ها شده است. برای مشاهده بهتر نتایج چارتهای موجود در شکل ۵ بصورت بصری می تواند بهبود نتایج را بعد از تلفیق طبقه بندی کننده ها برای کلاسهای مختلف نمایش دهد.



شکل۵: چارتهای حاصل از مقایسه معیارهای ارزیابی دو روش طبقه بندی و دو روش تلفیق طبقه بندی کننده ها برای ٦ کلاس موجود شامل a) completeness ، b) quality ، c) correctness

جدول۳و۴ تغییر نتایج پارامترهای معادله ۷ را برای کلیه کلاسهای موجود و برای دو روش تلفیق نشان می دهد.

جدول۳: تغییر پارامترهای معادله ۷ بوسیله روش رأی گیری نسبت به دو تک طبقه بندی کننده مورد استفاده برای تلفیق

Method / Class Type	Minimum Distance			Maximum Likelihood		
	Completeness	Quality	Correctness	Completeness	Quality	correctness
Building	3.6349	33.6527	45.8842	-7.2214	-5.1736	0.9147
Tree	21.9765	8.6724	2.045	9.194	-14.1763	-20.4499
Grassland	11.6111	4.58	-5.3016	-4.0279	0.0846	3.2907
Parking	28.9065	23.3066	32.5582	11.5143	-2.6309	-22.8682
Asphalt Road	18.333	12.1099	-15.4472	14.3702	0	۰
Cement Road	-1.036	0.9045	3.9437	-11.2529	5.3121	20.5634

جدول٤: تغییرپارامترهای معادله ۷ بوسیله روش بیز انتخابی نسبت به دو تک طبقه بندی کننده مورد استفاده برای تلفیق

Method / Class Type	Minimum Distance			Maximum Likelihood		
	Completeness	Quality	Correctness	Completeness	Quality	correctness
Building	۱۰,۸۵٦۳	۳۸,۸۲٦۳	٤٤,۹٦۹٥	۰	۰	۰
Tree	۱۲,۷۸۲٥	۲۲,۸٤۸۷	۲۲,٤۹٤۹	۰	۰	۰
Grassland	۱۳,۱۲۳	۷,۷۱۱٤	-۲,۳۷٦٦	-۲,٥۱٦	۳,۲۱٦	٦,۲۱٥۷
Parking	۳۲,۰٤۷۲	۲٤,٥٥۹۹	۳۲,۱۷۰٦	11.5143	-۱,۳۷۷٦	-۲۳,۲٥٥۸
Asphalt Road	۳۲,۷۰۳۲	۲۰,۰٥۳٤	-۱۷,۸۸٦۲	14.3702	۷,۹٤۳٥	-۲,٤۳۹
Cement Road	-٦,٦٥۹۳	۸,٤٦۰۷	۱۲,۱۱۲۸	-۳,٥٥۷٦	۱۲,۸٦۸۳	۲۸,۷۳۲٤

بررسی نتایج جداول ۳و۴ نشان می دهد که روشهای تلفیق مورد استفاده روی کلاسهای مختلف باعث تغییرات متفاوت می شوند. در برخی از این کلاسها بهبود نتایج به مقدار زیادی مشهود است در صورتی که در همین زمان برای کلاس دیگر نتایج تلفیق نسبت به تک طبقه بندی کننده ها بدتر شده است به عنوان مثال برای کلاس ساختمان روش بیز بهبود نتایج را بصورت مشهود نسبت به دوتک طبقه بندی مورد استفاده نشان می دهد .با توجه به جداول ۳و۴ به نظر می رسد روش بیز انتخابی نسبت به رأی گیری وزندار نتایج بهتری را تولید می کند. بیشتر موارد بهبود نتایج، روی طبقه بندی کننده minimum distance مشاهده می شود در صورتی که طبقه بندی کننده maximum likelihood به تنهایی نتایج خوبی تولید کرده است و در اغلب موارد نتایج تلفیق باعث کاهش دقت و کیفیت نتایج آن شده است.

۶- نتیجه گیری

طبقه بندی عوارض در مناطق پرازدحام شهری بوسیله داده لیزر اسکنر موضوع مهمی است که طی دو دهه اخیر توسط فتوگرامتریستها و کارشناسان سنجش از دور بیشتر مورد توجه قرار گرفته است. بررسی روشهایی که بتواند به طبقه بندی عوارض از این داده کمک کند و نتایج رابهبود دهد بسیار مورد توجه قرار گرفته است. معرفی سیستم های شامل چند طبقه بندی کننده در همین راستا صورت پذیرفت. تلفیق نتایج حاصل از چند طبقه بندی کننده به شرطی صورت می پذیرد که بتواند نتیجه ای تولید کند که از تک تک طبقه بندی کننده ها قابل بدست آوردن نبوده و نتایج آنها را بهبود دهد. شیوه پیشنهادی در این مقاله به طبقه بندی اتوماتیک عوارض از داده لیدار در منطقه شهری می پردازد. دو روش مورد استفاده برای تلفیق این نوع طبقه بندی کننده ها مورد استفاده قرار گرفت. روش رأی گیری وزندار که با نتایج حاصل از هر طبقه بندی کننده بصورت رأی برخورد می کند و روش بیز که برمبنای مفاهیم آمار و احتمال می باشد.

نتایج حاصل از دو طبقه بندی کننده مورد استفاده نشان می دهد که روش max likelihood نتایج بهتری را نسبت به روش min distance تولید می کند. در میان دو روش تلفیق طبقه بندی کننده مورد استفاده روش بیز نتایج بهتری را نسبت به روش

رأی گیری وزندار تولید می کند و میزان خطای طبقه بندی نسبت به تک طبقه بندی کننده ها کاهش می یابد اگرچه دوروش مورد نظر برای کلاسهای مختلف نتایج متفاوتی را تولید می کنند. تلفیق طبقه بندی کننده ها به عنوان یک روش منا سب می تواند برای بهبود نتایج طبقه بندی عوارض از داده لیدار بکار برود. اگرچه در این میان بررسی روابط بین طبقه بندی کننده هایی که مورد ترکیب قرار می گیرد و تأثیر آنها در نتایج حاصل، موضوعی است که می تواند در آینده مورد بررسی بیشتر قرار گیرد.

استخراج عوارض ار داده های پیچیده لیدار در مناطق پرازدحام شهری همچنان به عنوان مسئله ای قابل ملاحظه و بررسی مطرح می باشد. ارائه روشهای مناسب برای بهبود نتایج حاصل در استخراج عوارض از لیدار همچنان می تواند مورد بررسی قرار گیرد.آنچه در این مقاله مورد نظر بود استفاده از مفاهیم عمیق تلفیق طبقه بندی کننده ها به منظور بهبود نتایج استخراج عوارض روی داده لیدار است.

مراجع

1-Schenk, T., (1999). “Photogrammetry and Laser Altimetry”, Proceedings of the Workshop on Mapping Surface Structure and Topography by Airborne and Spaceborne Lasers, La Jolla, CA, November 9-11.

2-Wehr, A. and U. Lohr, (1999). “Airborne Laser Scanning – An Introduction and Overview”,ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, V.54, pp 68-82.

3-Sizgoric, S., (2002). “Laser Altimetry Systems”, Lecture notes from the 2nd Duane Brown International Summer School in Geomatics, Columbus, OH, October 3-5.

4-David, J., (2006). Extraction of tidal channel networks from airborne scanning laser altimetry. *ISPRS J. of Photogrammetry& Remote Sensing*, 61, pp. 67-83.

5-Lin, Y, And Yan, L and Tong. (2008)”Automatic Recognition of Rivers from Lidar Data by Profile Factor”. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol, XXXVII, partB1, Beijing, China.

6-Clode,S. And Rottensteiner, F.andKootsookos, P.2005".Improving city model determination by using road extraction from Lidar data“ IAPRS.vol.XXVI,part3/W24-Vienna,Austria,August29-30.

7-Clode, S. P., Zelniker, E. E., Kootsookos, P. J., & Clarkson, I. V. L. (2004). "A phase coded disk approach to thick curvilinear line detection ". In *Proceedings of the 12th European Signal Processing Conference*, (pp. 1147–1150)., Vienna, Austria. The European Association for Signal, Speech and Image Processing

8- Hatger, C. And Brenner, C., (2003). "Extraction of Road Geometry Parameters form Laser Scanning and Existing Databases" , *Proc. Workshop 3-D reconstruction from airborne laser scanner and InSAR data*, *IAPRSIS*, Vol. XXXIV, Part 3/W13, Dresden, Germany.

9-Rieger, W., Kerschner, M., Reiter, T. and Rottensteiner, F., (1999). Roads and Buildings from Laser Scanner Data within a Forest Enterprise. In: *IAPRS*, Vol. XXXII, La Jolla, California, pp. 185 – 191.

10- Akel, N. A., Zilberstein, O., & Doytsher, Y. (2003). Automatic DTM extraction from dense raw lidar data in urban areas. In de Sciences G´eographiques (ENSG), E. N. & IGN (Eds.), *FIG Working Week*, (pp. 1–10)., Paris, France. International Federation of Surveyors.

و*International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XXXV-B3, (pp. 234–239)., Istanbul, Turkey. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing.
12- Hu, X.and Tao, C. And Hu, Y. (2004), "Automatic road extraction from dense urban area by integrated processing of high resolution imagery and Lidar data" .Geospatial Information and Communication &Technology lab. Department of earth &space science &engineering, York University, Canada.
13- Alharthy, A. & Bethel, J. (2003). Automated road extraction from lidar data. In *ASPRS Annual Conference Proceedings*, (pp. 1–8). Unpaginated CDROM.
14- F. Rottensteiner, Ch. Briese, (2002)"A new method for building extraction in urban areas from high-resolution lidar data" IAPRS International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing and Spatial Information Sciences Vol.34, Part 3A, pp.295-301, 2002.
15- Rottensteiner, F. [2001] Semi-automatic extraction of buildings based on hybrid adjustment using 3D surface models and management of building data in a TIS. PhD. thesis TU Wien.
16-Ruta, D.and Gabrys,B.(2000) ".An overview of classifier fusion methods, computing and information system", university of Paisley.
١7-Kuncheva, L.(2004) "Combining Pattern Classifiers methods and algorithms" .A john Wiley&sons, INC.publication, Hoboken, New jersey.canada.
١8-Whitaker,C.and ,Kuncheva,L.and ,Shipp,C.(2003). "Limits on the Majority Vote Accuracy in Classifier Fusion" . Published in pattern analysis and application, University of Wales, Bangor.
19- Heipke, C., Mayr, H., Wiedemann, C., & Jame, O. (1997). "Evaluation of automatic road Extraction ."In *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XXXII-2-3W3, (pp. 47–56)., Haifa, Israel. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing.
٢٠- Biggio, B., Roli, F., Fumera, G.(2007). Bayesian Analysis of Linear Combiner.7th International Workshop on Multiple Classifier Systems(MCS2007),vol.4472, Parague .pp. 292-301.

٢١-Biggio, B., Roli, F., Fumera, G.(2008). Adversarial Pattern Classifier Using Multiple Classifier System and Randomisation. 12th Joint IAPR International Workshop on Stractural and Syntatic Pattern Recognition(SSPR2008), Orlando, USA.

واژه های انگلیسی به ترتیب بکار رفته در متن

1. Classifier Fusion
2. Range Data
3. Intensity Data
4. Selective Naïve Bayes
5. Weighted Majority Voting

6. Multiple Classifier Systems
7. Confusion Matrix
8. Training Data
9. True Positive
10. False Positive
11. False Negative