نشریه علمی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال نهم، شماره چهارم، زمستان ۱۴۰۰

Vol.9, No.4, Winter 2022

۱ -۱۸

مقاله پژوهشی

DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]

[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]

[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

ارائه روشی نوین به منظور حذف نویز از ابر نقطه سه‌بعدی، به‌کمک خوشه‌بندی به روش انتقال میانگین

سحر کمالو[۱]، محمدجواد ولدان زوج[۲*]، علی حسینی نوه[۳]، فهیمه یوسفی[۴]

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲- استاد، گروه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۳- استادیار، گروه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۴- دانشجوی دکتری، گروه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۷/۰۹/۱۷ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۱۱/۲۷

چکیده

ابرنقطه خام معمولا شامل نویز و نقاط پرت است، بنابراین چالش‌هایی برای مدل‌سازی و شبکه‌بندی سطوح با استفاده از این داده‌های سه‌بعدی وجود خواهد داشت. همچنین حفظ جزئیات، در حین حذف نویز ضروری است. روش‌های زیادی بمنظور حذف نویز از ابر نقطه، توسعه یافته‌اند اما تنها تعداد کمی از آنها برای حفظ جزئیات در حین حذف نویز مناسب‌اند. این مقاله، سعی بر ارائه یک روش حذف نویز آماری نوین، با قابلیت حفظ جزئیات را دارد. در روش پیشنهادی ارائه شده، ابتدا ابرنقطه با بکارگیری روش انتقال‌میانگین خوشه‌بندی می‌شود و ازآنجایی‌که نتیجه خوشه‌بندی به اندازه پنجره جستجو بستگی دارد، اندازه بهینه این پنجره از طریق روش بهینه‌سازی تپه‌نوردی، محاسبه می‌گردد. سپس در هر خوشه، فاصله بین هر نقطه با میانگین سایر نقاط آن خوشه محاسبه و با حدآستانه گذاری روی این فواصل و تعداد اعضای هر خوشه، نقاط نویز شناسایی و با حفظ جزئیات مانند لبه‌ها، حذف می‌شوند. نتایج تجربی حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی بر روی سه دسته داده سه‌بعدی تهیه شده توسط لیزراسکنر، نشان می‌دهد که این روش نسبت به روش مشابه مطرح شده در پیشینه تحقیق از بهبود دقتی بالغ بر ۱ درصد در ضریب صحیح بودن، ۱۳ درصد در ضریب کامل بودن و ۱۲٫۵ درصد در ضریب کیفیت، برخوردار بوده است.

کلید واژه‌ها : ابرنقطه، حذف نویز، جزئیات، خوشه‌بندی، بهینه‌سازی، حدآستانه‌گذاری.

* نویسنده مکاتبه کننده: خیابان ولیعصر، بالاتر از میدان ونک، تقاطع میرداماد، دانشکده مهندسی نقشه برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.

تلفن: ۰۲۱۸۸۸۷۷۰۷۱

Email: valadanzouj@kntu.ac.ir

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر ابرنقطه سه‌بعدی به عنوان یک روش نمایش جدید از اشیا، به شدت مورد توجه واقع شده‌است. اسکنرهای لیزری از جمله ابزارهایی هستند که به‌عنوان تکنولوژی جدید، می‌توانند به سرعت و دقت مختصات سه‌بعدی نقاط سطح اشیاء را تهیه کنند *[۱۰]*. پیش‌پردازش‌های مربوط به ابرنقطه در استفاده از این‌تکنولوژی، بسیار مهم و قابل‌توجه می‌باشند که از مهمترین این پیش‌پردازش‌ها می‌توان به حذف نویز[۱] اشاره کرد، زیرا ابر نقطه خام بسته به روش تهیه آن، معمولا شامل نویز و نقاط پرت[۲] است. پس متعاقبا چالش‌هایی برای مدل‌سازی و شبکه‌بندی[۳] با استفاده از این داده‌های سه‌بعدی وجود خواهد داشت. همانطور که در شکل (۱) نشان داده شده‌است، کیفیت یک سطح مدل‌سازی شده بستگی به کیفیت ابر نقطه ورودی به مدل‌سازی دارد؛ بنابراین پردازش ابرنقطه خام قبل از استفاده در کاربردهای مختلف، ضروری خواهد بود.

کاربرد مدل‌های سه‌بعدی شهری در برنامه‌ریزی شهری، کارتوگرافی، معماری و ... می‌باشد؛ همچنین مدل‌سازی سه‌بعدی اشیا در کاربردهایی نظیر مهندسی معکوس، مرمت آثار باستانی، پزشکی و ... مورد استفاده قرار می‌گیرد. بنابراین حفظ جزئیات[۴] مانند گوشه‌ها و لبه‌های مدل‌های سه‌بعدی در حین حذف نویز ضروری است و از اهمیت بالایی برخوردار می‌باشد *[۴]*. حذف نویز از مجموعه نقاطی که شامل جزئیات است پر چالش‌تر می‌باشد، مخصوصا در نمایش ابر نقاط بزرگ، زیرا تمایز این ویژگی‌ها از نویز دشوارتر است. روش‌های زیادی به منظور مقابله با خروجی‌های نویزی از سنجنده‌های تهیه داده، وجود دارد اماتنها تعداد کمی از آنها برای حفظ جزئیات سطح در هنگام کاهش نویز مناسب‌اند *[۶]*. اغلب الگوریتم‌های موجود، اقدام به حذف نویز با استفاده از شبکه‌بندی ابرنقاط می‌نمایند *[۲۵]*؛ اما شبکه‌بندی خود به‌تنهایی نسبت به نویز حساس می‌باشد؛ پس لازم است ابر نقطه قبل از شبکه‌بندی حذف نویز گردد. همچنین ابرنقطه برخلاف سطح شبکه‌بندی شده نیاز به حفظ اتصالات پلیگونی یا استحکام توپولوژیکی ندارد. بنابراین کارکردن روی ابرنقطه ساده تر و نیازمند پردازش‌های کمتر و دارای عملکرد بهتر است *[۲۵]*.

هان و همکاران (۲۰۱۷) از جنبه های مختلف به دسته‌بندی و معرفی روش‌هایی که از سال ۱۹۹۵ تاکنون توسط محققین مختلف برای حذف نویز ارائه شده، پرداخته و دیدگاه‌های موجود برای دسته‌بندی روش‌های حذف نویز را به‌ترتیب آماری، تصویرکردن، همسایگی و پردازش موجک مطرح کرده است *[۶]*. الگوریتم کلی هریک از این دیدگاه‌ها در ادامه به اختصار بیان می‌گردند. شکل (۲) دسته‌بندی روش‌ها در حذف نویز را نشان می‌دهد.

الگوریتم کلی روش‌های بر مبنای همسایگی به این صورت است که موقعیت فیلتر شده نقاط با استفاده از میزان شباهت نقاط با همسایه‌های آنها مشخص می‌شود. شباهت، به وسیله موقعیت نقاط، نرمال‌ها یا ناحیه تعریف می‌شود *[۶]*. از جمله این روش‌ها می‌توان به فیلتر بایلترال[۵] اشاره کرد *[۲]*. این روش بر مبنای شباهت نرمال هر نقطه با نرمال‌های نقاط همسایه‌اش می‌باشد.

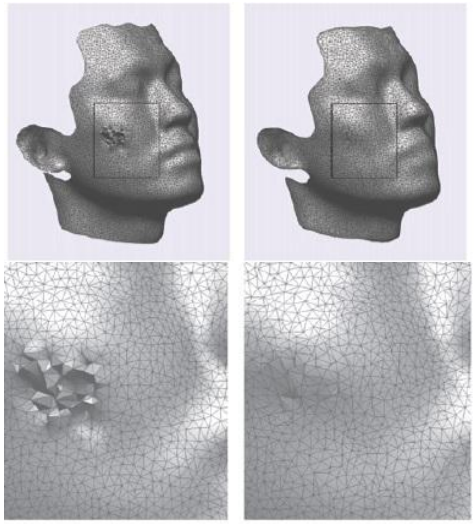
در روش‌های بر مبنای تصویر کردن یک سطح به ابر نقطه برازش داده می‌شود؛ مانند سطحی که توسط لوین (۱۹۹۸) به منظور پیدا کردن یک تقریب محلی از سطح حذف نویز شده به وسیله روش کمترین مربعات، پیشنهاد شده است *[۱]*. می‌توان این سطح را به عنوان یک توصیف‌گر محلی هندسی در نظر گرفت و حذف

---

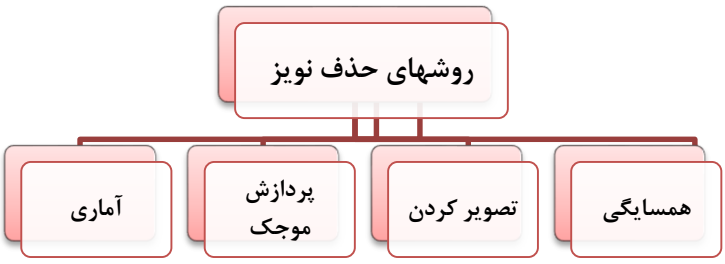
[۱] *noise*
[۲] *outlier*
[۳] *meshing*
[۴] *Sharp features*
[۵] *bilateral*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

نویز را بر اساس شباهت این توصیف‌گرهای محلی انجام داد [۷]. محدودیت این روش در محل‌هایی می‌باشد که پراکندگی نقاط کم است [۷].



شکل۱: تاثیر وجود نویز در مدلسازی سه‌بعدی



شکل۲: دسته‌بندی روش‌های حذف نویز از دیدگاه‌های مختلف [۶و۷]

روش‌های پردازش موجک می‌توانند برای پردازش داده‌های سه‌بعدی نیز توسعه داده‌شوند، مانند روش تاوبین (۱۹۹۵) که از عملگر لاپلاسین برای نرم‌کردن سطح شبکه‌بندی شده استفاده می‌کند [۳۷]. این روش‌ها بر این اساس تعریف می‌شوند که همواره مولفه‌های فرکانس بالا برای داشتن نویز مستعدتر از مولفه‌های فرکانس پایین هستند[۴۱]. برای پیاده سازی در گام نخست با اعمال موجک گسسته تابع پراکنش نقاط وارد فضای فرکانس شده و می‌توان با حدآستانه گذاری، فرکانس‌های بالا را حذف کرد. حدآستانه گذاری در این روش به دو صورت نرم و سخت انجام می‌شود[۴۲]. پس از انجام حدآستانه گذاری، از طریق بازسازی موجک (اعمال موجک معکوس) می‌توان به داده حذف‌نویز شده دست‌یافت. در حالتی که عمده خطاهای سیستماتیک حذف شده باشند و تنها نویز با توزیع گوسی در داده باقی مانده باشد، استفاده از این روش نتایج مطلوبی خواهد داشت.

یک فرآیند کلی در روش‌های آماری‌خوشه‌بندی (*clustering*) ابر نقطه و انتساب نقاط به خوشه‌ای که بیشترین احتمال واقع شدن در آن را دارد، می‌باشد؛ که

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

این ایده توسط اسکال و همکاران (۲۰۰۵) مطرح شده است [۳]. در دیدگاه آماری تفاوت روش‌ها در وزن‌دار درنظر گرفتن تابع چگالی احتمال و تعیین نوع و اندازه پنجره جستجو[۱]، به منظور منسوب کردن نقطه به خوشه مربوطه می‌باشد. در ادامه الگوریتم کلی سه مورد از پرکاربردترین روش‌های حذف نویز آماری بیان می‌گردد. ایده اصلی در روش آماری پیشنهاد شده توسط اسکال و همکاران برای حذف نویز به این صورت است که توزیع نقاط نرمال فرض شده و احتمال هرنقطه توسط تابع بیشترین شباهت[۲] تخمین زده‌می‌شود. بمنظور برآورد تابع بیشترین شباهت، یک صفحه کمترین مربعات به نقاط همسایگی هر نقطه برازش داده می‌شود . فاصله نقطه موردنظر تا این صفحه بیانگر احتمال تعلق نقطه به صفحه برازش داده‌شده می‌باشد؛ از طریق مجموع این احتمالات برای تمامی نقاط، تابع بیشترین شباهت برآورد می‌شود. حال جهت تعیین مراکز خوشه‌ها لازم است اکسترمم‌های محلی تابع بیشترین‌شباهت برآوردشده، تعیین گردد. به این منظور از تابع بیشترین‌شباهت تخمین زده شده گرادیان گرفته می‌شود و نقاطی که منطبق بر گرادیان صفر تابع بیشترین‌شباهت هستند، مراکز خوشه‌ها را مشخص می‌کنند. به این‌ترتیب هر نقطه به خوشه‌ای که بیشترین احتمال وقوع در آن را دارد، تعلق می‌گیرد. سپس خوشه نویزی از طریق حدآستانه گذاری، شناسایی و حذف می‌شود. اندازه پنجره برای تعیین همسایگی هر نقطه، در این روش مقداری در فاصله یک تا ده برابر میانگین چگالی نمونه‌های ورودی، انتخاب می‌گردد و نوع پنجره تابع گوسین است. از محدودیت‌های روش مطرح شده توسط اسکال و همکاران عدم حفظ جزئیات در حین حذف نویز و انتخاب اندازه پنجره به صورت تجربی، است [۳].

اندازه‌گیری‌های اشتباه توسط لیزر اسکنر منجر به ایجاد نقاط پرت با تراکم کم می‌گردد؛ که باعث پیچیده شدن فرآیند تخمین ویژگی‌های محلی ابر نقطه از جمله تغییرات انحنا و تخمین نرمال نقاط، است. بعضی ازاین نقاط پرت و نویز می‌توانند توسط بکارگیری روش‌های آماری در همسایگی هر نقطه شناسایی و در صورت عدم برآورد یک معیار مشخص، حذف شوند. به این منظور نرم افزار کلودکامپر[۳] از یک روش آماری توسعه‌یافته جهت حذف نقاط پرت و نویز بهره می‌گیرد[۳۹]. روش حذف نویز آماری بکارگرفته شده در نرم‌افزار کلودکامپر بسیار به روش حذف نویز کتابخانه پردازش نقاط[۴] (*PCL*) شباهت دارد. این روش ابتدا فاصله هر نقطه از نزدیکترین نقاط همسایه‌اش را محاسبه می‌کند، سپس میان فواصل محاسبه شده برای هر نقطه، میانگین گرفته می‌شود. پارامتر تعداد نقاط همسایه در این الگوریتم توسط کاربر تعیین می‌گردد. سپس نقاطی که دورتر از میانگین فاصله به علاوه‌ی ضریبی از انحراف معیار استاندارد نقاط هستند را حذف می‌کند. ضریب انحراف معیار استاندارد نیز پارامتری است که توسط کاربر تنظیم می‌شود. لیزر اسکنرها عموما ابرنقاط با تراکم‌های مختلف تولید می‌کنند، اندازه‌گیری‌های اشتباه توسط لیزر اسکنر منجر به تولید نقاط اشتباه پراکنده می‌شود که وجود این نقاط پرت نتایج مدل‌سازی سه‌بعدی را تخریب می‌کند. الگوریتم حذف نویز ارائه شده توسط روسو و همکاران که در کتابخانه پردازش ابرنقاط متلب[۵] نیز پیاده‌سازی گردیده به این ترتیب می‌باشد که میانگین فواصل هر نقطه از نقاط همسایه‌اش و انحراف معیار استاندارد فواصل نزدیکترین همسایه محاسبه می‌گردد. سپس نقاطی که فاصله آنها بیشتر از مجموع متوسط کل میانگین فواصل و ضریبی از انحراف معیار استاندار باشد، حذف می‌گردند. الگوریتم حذف نویز ارائه شده توسط روسو و همکاران

[۱] *Kernel size*
[۲] *Likelihood Function*
[۳] *Cloud Compare v2.8.1[64bit]-[3D view1]*
[۴] *Point cloud Library*
[۵] *MATLAB*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

مقدار ضریب انحراف معیار استاندار را ۱ و تعداد نقاط همسایگی هر نقطه را ۳۰ در نظر می‌گیرد؛ زیرا آزمایش روی مجموعه داده‌های مختلف با فرض اینکه ۱ درصد از نقاط نویز باشند، نشان می‌دهد که این مقادیر نتایج مطلوبی در حذف نویز خواهندداشت[۴۳]. از مزایای روش‌های مطرح شده در دیدگاه آماری به این مهم می‌توان اشاره کرد که در این روش‌ها برخلاف روش‌های تصویرکردن، بکارگیری الگوریتم برازش شونده محلی درجه بالا و تعیین پارامترهای چندجمله‌ای توسط اپراتور، ضرورتی ندارند. همچنین این روش‌ها مستقیما روی ابر نقطه انجام می‌شوند و نیازی به شبکه‌بندی ابرنقطه نیست [۳، ۵، ۸، ۲۶ و ۳۹]. در این مقاله روشی آماری جهت حذف‌نویز ابرنقطه ارائه شده‌است. در این روش نتیجه خوشه‌بندی ابر نقطه از طریق تعیین اندازه بهینه برای پنجره جستجو به صورت خودکار، بهبود می‌یابد و با حدآستانه‌گذاری روی تعداد اعضا و فواصل داخل هر خوشه، حذف نویز انجام می‌شود؛ که قادر به حفظ جزئیات از جمله جزئیات مانند لبه و گوشه‌ها است.

پس از بیان مقدمات فوق؛ در بخش دوم این مقاله مراحل پیاده‌سازی روش پیشنهادی مطرح شده‌است، بخش سوم نیز به ترتیب به ارائه داده‌های مورد استفاده، جدول نتایج و بحث درباره ارزیابی نتایج می‌پردازد، بخش چهارم شامل نتیجه گیری نهایی و در نهایت ذکر منابع مورد استفاده در این مقاله است.

۲- روش پیشنهادی

باتوجه به مزایای روش‌های آماری حذف نویز ذکر شده در پیشینه تحقیق، در این مقاله یک روش پیشنهادی آماری برمبنای خوشه‌بندی وحدآستانه‌گذاری به همراه روابط آنها، ارائه شده‌است. از آنجاییکه تعداد خوشه‌ها در یک داده ابرنقطه مشخص نیست در روش ارائه شده، ابتدا ابر نقطه با روش انتقال میانگین که روشی نظارت نشده برای خوشه‌بندی ابر نقطه بوده، خوشه‌بندی می‌شود [۲۷]. روش انتقال میانگین از یک تابع تخمین زننده چگالی احتمال غیرپارامتریک برمبنای پنجره پارزن[۱] استفاده می‌کند[۲۷]. نتیجه روش خوشه‌بندی مذکور به اندازه پنجره جستجو وابستگی مستقیم دارد، بطوری‌که اگر پنجره بیش از حد بزرگ انتخاب شود جزئیات داده اصلی نیز در حین حذف نویز حذف می‌گردند و اگر بیش از حدکوچک انتخاب شود نویزها نیز باقی مانده و حذف نمی‌شوند. بنابراین انتخاب اندازه‌ی بهینه برای این پنجره منجر به حذف‌نویز ابرنقطه با قابلیت حفظ جزئیات می‌گردد. به‌این منظور در این پژوهش اندازه بهینه برای ابعاد پنجره توسط الگوریتم بهینه‌سازی تپه‌نوردی[۲] [۲۸] به‌طور خودکار تخمین زده می‌شود. الگوریتم بهینه‌سازی تپه‌نوردی بعنوان یک الگوریتم بهینه‌سازی تک‌جوابه نسبت به الگوریتم‌های بهینه‌سازی برمبنای جمعیت[۳]، از سرعت پردازش بیشتری برخوردار است[۲۶]. بعد از اتمام خوشه‌بندی، در هر خوشه فاصله هر نقطه از میانگین سایر نقاط آن خوشه محاسبه و با حدآستانه‌گذاری روی این فواصل و تعداد اعضای هر خوشه، نقاط پرت و نویز شناسایی و حذف می‌گردد. روند کلی روش پیشنهادی در شکل(۳) ارائه شده است. ابر نقطه نویزی، ورودی فرآیند است. در اولین مرحله چگالی ابرنقطه بر مبنای پنجره محاسبه می‌شود. سپس با تعریف یک تابع هزینه اندازه بهینه پنجره با روش بهینه‌سازی تپه‌نوردی محاسبه می‌گردد. در مرحله بعد ابرنقطه به روش انتقال میانگین خوشه‌بندی می‌شود. سپس تعداد نقاط در هر خوشه بررسی می‌گردد؛ اگر این تعداد بیشتر از سه باشد، در هر خوشه فاصله هر نقطه از میانگین سایر نقاط آن خوشه محاسبه می‌شود. در اخرین مرحله اگر هریک از فواصل محاسبه شده از حدآستانه بیشتر باشد نقطه مربوط به آن فاصله حذف و در غیر اینصورت نقطه در ابر نقاط باقی می‌ماند. خروجی، ابر نقطه حذف نویز شده می‌باشد.

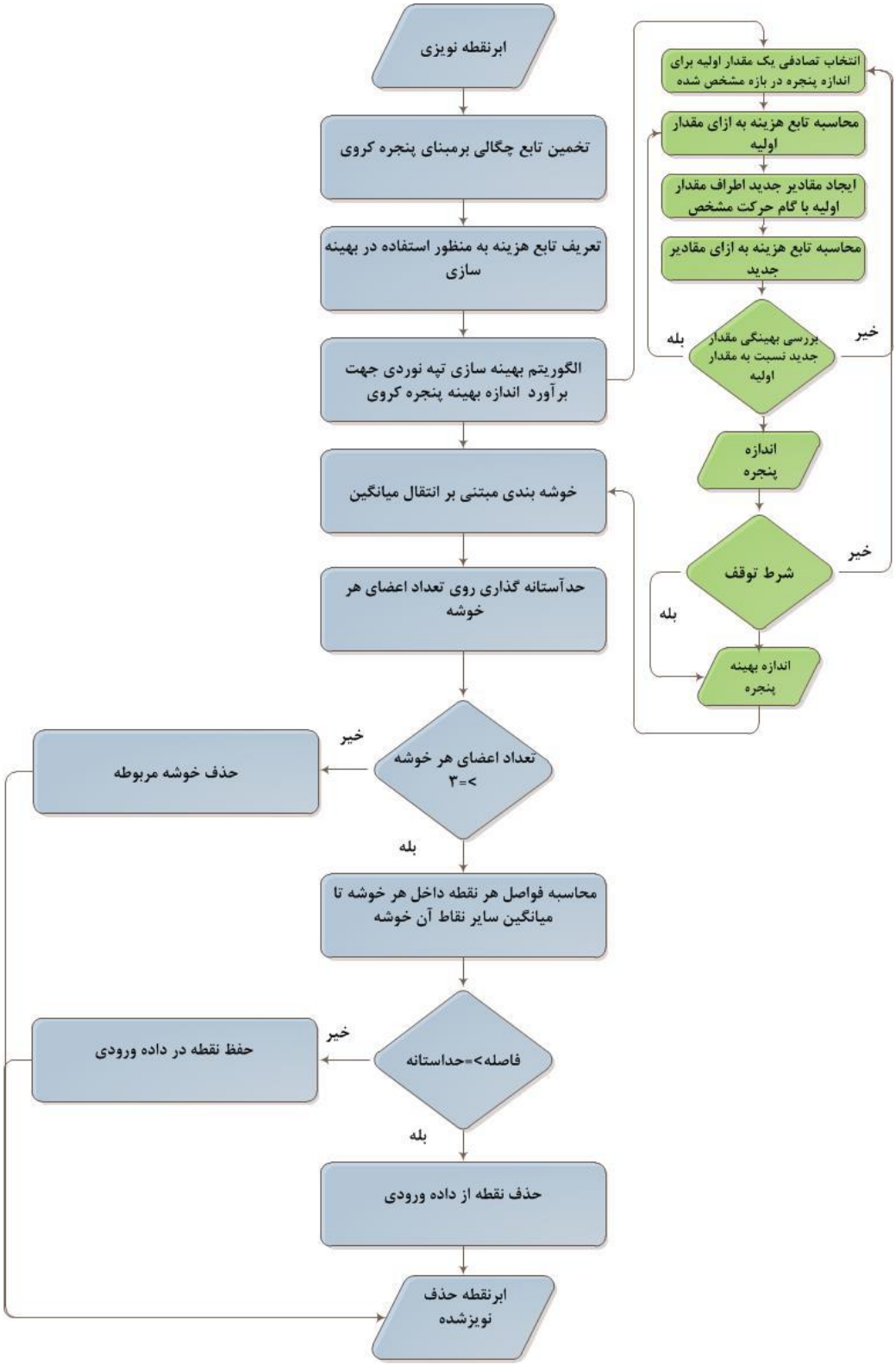
---

[۱] *Parzen window*

[۲] *Hill climbing*

[۳] *PSO(particle-swarm optimization)*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]



شکل۳: روند کلی روش پیشنهادی

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

۲-۱- تخمین تابع چگالی احتمال

اگر هیچ اطلاعی راجع به شکل تابع توزیع نقاط وجود نداشته باشد یا تابع توزیع نرمال مانند گوسین به خوبی بر داده‌ها منطبق نباشد، از روش‌های غیر پارامتریک که برای هر توزیعی به خوبی جواب می‌دهند استفاده می‌شود[۲۶]. روش تخمین چگالی برمبنای پنجره که به عنوان روش پنجره پارزن نیز شناخته شده است یک روش غیر پارامتریک برای محاسبه تابع چگالی داده‌های ورودی طبق رابطه (۱) می‌باشد[۲۶].

$$f_H^{\wedge}(x)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}K_H(x-x_i) \qquad \text{رابطه(۱)}$$

در رابطه (۱) ، $f_H^{\wedge}(x)$ تابع تخمین زننده چگالی نقاط، n تعداد نقاط ابر نقطه ورودی، x بردار سه‌بعدی نقاط ابر نقطه، K_H تابع پنجره و H اندازه پنجره یا پارامتر نرم کردن می‌باشد[۲۶]. همچنین می‌توان از توابع پنجره مختلفی مانند گوسین، کروی، استوانه ای و... استفاده کرد؛ پنجره مورد استفاده در این مقاله پنجره گوسین سه‌بعدی می‌باشد که از طریق رابطه (۲) تعریف می‌شود [۲۷].

$$K_H(x)=\mathrm{H}^{-1/2}\ exp\left(-\frac{1}{2}h^{-1/2}x^2\right) \qquad \text{رابطه(۲)}$$

ابعاد پنجره گوسین سه‌بعدی، یک ماتریس قطری ۳ × ۳ به‌نام h را تشکیل می‌دهند و H در رابطه (۲) دترمینان این ماتریس است؛ و از طریق ضرب مقادیر روی قطر اصلی، که ابعاد پنجره گوسین سه‌بعدی هستند، حاصل می‌گردد.

در نتیجه تابع تخمین زننده چگالی رابطه (۱) با پنجره گوسین حاصل از رابطه (۲) به صورت رابطه (۳) تعریف خواهد شد که در آن، $c_{k,d}$ ثابت نرمالیزاسیون است.

$$f_{h,K}^{\wedge}(x)=\frac{c_{k,d}}{nH}\sum_{i=1}^{n}K\left(\frac{x-x_i}{h}^2\right) \qquad \text{رابطه(۳)}$$

۲-۲- محاسبه اندازه بهینه پنجره تابع تخمین چگالی با بکارگیری روش بهینه‌سازی تپه‌نوردی

نتیجه خوشه‌بندی با روش انتقال میانگین وابستگی مستقیم به اندازه پنجره تابع تخمین چگالی دارد؛ بنابراین انتخاب اندازه بهینه برای پنجره از اهمیت بالایی برخوردار است. به‌این منظور تاکنون روش‌هایی از جمله بازه همگرایی، بایاس، روش ژانگ (۲۰۰۶) و روش هایندمن (۲۰۰۴) جهت انتخاب اندازه بهینه پنجره بکار گرفته‌شده‌اند [۲۹، ۳۰، ۳۱ و ۳۲]؛ که این روش‌ها شامل محاسبات سنگین و پیچیده می‌باشند؛ بنابراین این مقاله سعی بر تعریف یک تابع هزینه ساده و استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی تپه‌نوردی دارد.

۲-۲-۱-تعریف تابع هزینه

اندازه بهینه پنجره با کمینه کردن اختلاف بین تابع چگالی تخمین زده شده و تابع چگالی حقیقی محاسبه می‌شود؛ اما از آنجایی‌که تابع چگالی حقیقی مشخص نیست، از روش اعتبارسنجی یکطرفه[۱] (*LOOCV*) به‌منظور تعریف تابع هزینه با رابطه (۴)، استفاده می‌گردد[۳۳].

$$L(H)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\log f_{H,-i}^{\wedge}(x_i) \qquad \text{رابطه(۴)}$$

$$f_{-i}^{\wedge}(x_i)=\frac{1}{(n-1)}\sum_{j=1,\ j\neq i}^{n}K_H(x_i-x_j) \qquad \text{رابطه(۵)}$$

در رابطه (۴) ، $L(H)$ تابع هزینه و $f_{H,i}^{\wedge}(x_i)$ تخمین زننده روش اعتبارسنجی یکطرفه می‌باشد که از طریق رابطه (۵) محاسبه می‌شود. در رابطه(۵)، $f_{-i}^{\wedge}(x_i)$ بیان‌گر تخمین چگالی x_i با استفاده از سایر $(n-1)$ نقطه مشاهده شده از داده ابرنقطه و n تعداد تمامی نقاط ابرنقطه، می‌باشد. حال اندازه بهینه پنجره (H) با کمینه کردن تابع هزینه از طریق الگوریتم بهینه سازی تپه‌نوردی محاسبه می‌گردد.

۲-۲-۲-روش بهینه سازی تپه‌نوردی

پس از تعریف تابع هزینه، اندازه بهینه برای پنجره از روش بهینه‌سازی تپه نوردی محاسبه می‌گردد. روش بهینه سازی فرااکتشافی تپه‌نوردی یک روش ساده در تعیین مقدار بهینه محلی، است. در این روش نیازی به مقدار مشتق و جهت آن نیست. این روش بهینه‌سازی

[۱] *leave-one-out cross-validation*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

طی یک جستجوی سراسری مقادیری به صورت تصادفی انتخاب می‌نماید و بهینه محلی اطراف آن مقادیر را پیدا می‌کند[۲۸]. در حالت تک متغیره تعیین گام حرکت و نیز تکرار آن ما را به سمت بهینه محلی هدایت می‌کند. در این پژوهش یک مقدار اولیه برای اندازه پنجره جستجو در بازه کمینه فاصله نمونه برداری تا ده برابر این فاصله، به‌صورت تصادفی انتخاب می‌گردد. در این مقاله فواصل هر نقطه با ۲۰ تا از نزدیکترین نقطه همسایه‌اش محاسبه می‌گردد سپس مقدار کمینه بین این فواصل، برای هرنقطه محاسبه می‌شود و کمینه این کمینه فواصل به‌عنوان کمینه فاصله نمونه برداری در نظر گرفته می‌شود. سپس تابع هزینه به ازای انتخاب این مقدار برای اندازه پنجره، محاسبه می‌گردد. در مرحله بعد طی یک فرایند تکراری یک مقدار تصادفی اطراف متغیر اولیه ایجاد کرده و این بار تابع هزینه به ازای مقدار جدید برای اندازه پنجره، محاسبه می‌گردد و میزان بهینگی آن نسبت به متغیر اولیه سنجیده می‌شود؛ اگر مقدار بهینگی بهتر بود، مقدار جدید با مقدار اولیه جایگزین می‌گردد و سپس روند قبل با ایجاد یک مقدار جدید در همسایگی متغیر جدید جایگزین شده، تکرار می‌شود. بررسی میزان بهینگی پاسخ‌ها وابسته به تابع هزینه و نوع معیار انتخابی بوده و به نوع مسئله بستگی دارد[۲۸]؛ که در این مقاله کمینه شدن تابع هزینه مطرح شده معیار بهینگی اندازه پنجره می‌باشد.

۲-۳- خوشه‌بندی به روش انتقال میانگین، شناسایی وحذف نویز و نقاط پرت

با درنظر گرفتن مزایای مطرح شده در بخش قبل برای خوشه‌بندی از طریق روش‌های چگالی مبنا، در این پژوهش از خوشه‌بندی به روش انتقال‌میانگین که یک روش غیر پارامتریک نظارت نشده است و نیازی به دانش قبلی درباره تعداد خوشه‌ها ندارد، استفاده شده‌است. مراحل این الگوریتم به این ترتیب است که ابتدا مرکز پنجره جستجو روی نقطه مورد نظر قرار می‌گیرد، سپس بررسی می‌شود که آیا این نقطه اکسترمم محلی هست یا خیر، شرط اکسترمم بودن نقطه این است که به‌ازای آن نقطه گرادیان تابع تخمین زننده چگالی مطرح شده در رابطه (۴)، صفر باشد. اگر اکسترمم محلی نباشد مرکز پنجره جستجو به میانگین نقاط درون پنجره انتقال میابد و شرط اکسترمم محلی بودن در نقطه جدید بررسی می‌گردد، فرآیند انتقال مرکز پنجره تا زمان پیدا شدن اکسترمم محلی ادامه خواهد داشت. به‌این ترتیب مراکز خوشه‌ها مشخص می‌گردند و هر نقطه متناسب با اینکه به کدامیک از مراکز خوشه همگرا شده باشد، به آن خوشه تعلق میگیرد بعبارت دیگر همانطور که در شکل (۴) نشان داده شده میانگین محلی به مناطق با تراکم بیشتر انتقال میابد.

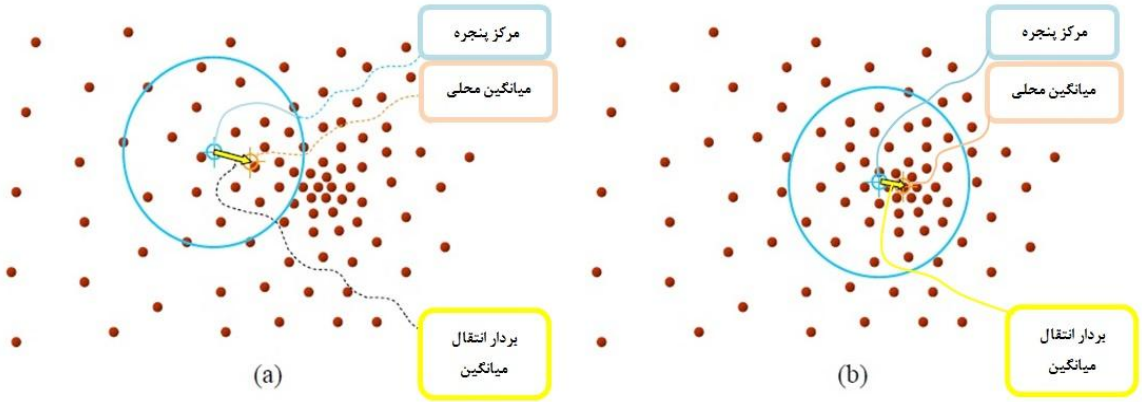
۲-۴-حدآستانه گذاری و حذف نقاط پرت و نویز

بعد از انجام خوشه‌بندی لازم است نقاط پرت و نویز شناسایی و حذف شوند. به این‌منظور برای هر نقطه داخل هر خوشه با حداقل سه عضو، فاصله آن نقطه تا میانگین سایر نقاط آن خوشه محاسبه می‌شود و از طریق حد آستانه‌گذاری روی این فواصل بدست آمده، نقاط پرت و نویزها شناسایی و از داده اصلی حذف می‌گردند. به طوری که اگر فاصله بیشتر از حدآستانه باشد، نقطه مربوط به این فاصله به عنوان نویز شناسایی می‌شود. حدآستانه از طریق رابطه (۶) محاسبه می‌گردد. در هر خوشه با تعداد اعضای بیشتر از سه، فواصل تک به تک نقاط واقع در آن خوشه با میانگین سایر نقاط آن خوشه (d) محاسبه می‌شود.

$$T = \mu_d + \alpha(\sigma_d) \qquad \text{رابطه(۶)}$$

در رابطه (۶)، T حدآستانه مورد نظر، μ_d متوسط کل فواصل، σ_d انحراف معیار استاندارد و α ضریب انحراف می‌باشد که به‌صورت تجربی تعیین می‌گردد.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]



شکل۴: توصیف فرآیند انتقال میانگین.الف)توزیع همسان نقاط.ب) انتقال میانگین به متراکم‌ترین ناحیه

۳- پیاده سازی روش، ارزیابی و بررسی نتایج

این بخش شامل معرفی داده‌ها، پیاده‌سازی روش پیشنهادی و بیان سایر روش‌ها جهت مقایسه با روش پیشنهادی، معیارهای ارزیابی و بررسی نتایج حاصل می‌باشد. نتایج خروجی درقالب جدول و تصویر ارائه شده است.

۳-۱- داده‌های مورد استفاده

در این پژوهش از داده‌های سه‌بعدی متراکم بانی استفورد[۱]، سرالهه ونوس[۲] و آرمادیلو[۳] که در شکل (۵) نمایش داده می‌شوند، استفاده می‌گردد *[۴۰]*.

داده‌های مذکور درآزمایشگاه گرافیک کامپیوتری دانشگاه استفورد در سال ۱۹۹۶ و با دستگاه لیزر اسکنر سه‌بعدی[۴] برداشت شده‌اند *[۴۰]*.

در این مقاله نویز بدون تابع توزیع مشخصی و به‌صورت تصادفی و پراکنده به ابرنقاط اضافه شده و روش پیشنهادی روی آن‌ها پیاده‌سازی گردیده‌است. سپس میزان موثر بودن عملکرد روش پیشنهادی در حذف نویز با قابلیت حفظ جزئیات بررسی خواهد شد.

۳-۲- پیاده‌سازی روش

روش پیشنهادی ارائه شده در این پژوهش در محیط متلب پیاده‌سازی شده و نتایج از طریق تست برنامه روی سیستم *intel(R)core(TM)i7-6700K CPU@4.00GHz* بدست آمده است. جهت بررسی عملکرد روش پیشنهادی این روش روی سه دسته داده آزمایش می‌گردد؛ سپس با روش‌های حذف نویزآماری مطرح شده توسط اسکال و همکاران، روسو و همکاران و نرم افزار کلودکامپر با در نظر گرفتن بهترین حدآستانه و تعداد نقاط برای همسایگی، که در بخش-یک الگوریتم کلی آنها بیان گردیده است، مقایسه می-شود.

---

[۱] *Stanford bunny*
[۲] *Venus de Milo Head*
[۳] *Armadillo*
[۴] *Cyberearw3030MS*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

شکل۵: عوارض اسکن شده جهت تهیه داده سه‌بعدی

۳-۳- نحوه ارزیابی نتایج

بمنظور ارزیابی نتایج حاصل از روش‌های پیشنهادی و روش‌های مذکور جهت مقایسه، سه معیار ضریب صحیح بودن[۱]، ضریب کامل بودن[۲] و ضریب کیفیت[۳] درنظر گرفته شده‌اند؛ که معیار کامل بودن بیان‌گر عملکرد روش در حفظ جزئیات و معیار صحیح بودن بیان‌گر صحت حذف نویز می‌باشد. برای محاسبه این معیارها ابتدا ابر نقطه اصلی با ابر نقطه‌ای که نویز تصادفی به آن اضافه شده مقایسه می‌شود تا نقاط نویز جدا شوند، سپس ابر نقطه حذف نویز شده توسط روش پیشنهادی با نقاط نویز و ابرنقطه اصلی بدون نویز، مقایسه می‌گردد. با بکارگیری مقادیر حاصل از این مقایسه‌ها می‌توان از طریق روابط (۷)، (۸) و (۹) به ترتیب معیارهای ضریب کامل بودن، صحیح بودن و ضریب کیفیت را محاسبه کرد.

رابطه(۷) $$\textbf{completeness} = 100 \times \left(\frac{TP}{TP + FN} \right)$$

رابطه(۸) $$\textbf{Correctness} = 100 \times \left(\frac{TP}{TP + FP} \right)$$

رابطه(۹) $$\textbf{Quality prercentage} = 100 \times \left(\frac{TP}{TP + FP + FN} \right)$$

باتوجه به روابط (۷)، (۸) و (۹)؛ FP تعداد نقاط نویزی است که باید حذف می‌شدند اما به اشتباه باقی ماندند، FN تعداد نقاطی از ابر نقطه اصلی می‌باشد که نباید حذف می‌شدند و به اشتباه حذف شدند، TP تعداد نقاطی از ابر نقطه اصلی است که باید حفظ می‌شدند و به درستی حفظ گردیده‌اند.

۳-۴- نتایج پیاده‌سازی

موثر بودن عملکرد روش پیشنهادی از طریق آزمایش روی داده‌های ذکر شده، در جدول (۱) ارائه شده‌است. این ارزیابی شامل مدت زمان انجام حذف نویز، اندازه بهینه پنجره گوسین سه‌بعدی، تعداد نقاط ورودی و تعداد نقاط بعد از فیلتر با توجه به مقدار انتخاب شده برای حدآستانه، می‌باشد. اندازه ابعاد بهینه پنجره گوسین سه‌بعدی حاصل از روش بهینه‌سازی تپه‌نوردی برای هر داده در جدول زیر بیان گردیده‌است. حدآستانه با انتخاب مقادیر تجربی برای ضریب انحراف معیار استاندارد، از طریق رابطه (۶) برای هر داده محاسبه و در جدول (۱) مشخص شده‌است.

---

[۱] *correctness*

[۲] *completeness*

[۳] *Quality percentage*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]

[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

جدول۱: ارزیابی روش پیشنهادی اول روی داده‌های بانی‌استنفورد، سر الهه‌ونوس و آرمادیلو

داده	زمان اجرای برنامه (ثانیه)	ابعاد پنجره گوسین	حدآستانه	تعداد نقاط ورودی	تعداد نقاط بعد از فیلتر
بانی استنفورد	۲۲٫۶۷	۰٫۰۰۵	۰٫۰۹	۳۶۴۴۳	۳۰۷۷۲
			۰٫۰۷	۳۶۴۴۳	۳۰۷۰۳
			۰/۰۵	۳۶۴۴۳	۲۶۲۶۰
سر الهه‌ونوس	۱۰۸٫۷۶	۰٫۰۰۴۸	۰٫۰۱۳	۸۱۰۸۹	۷۷۴۰۰
			۰٫۰۲۰	۸۱۰۸۹	۸۰۵۴۵
			۰٫۰۰۹	۸۱۰۸۹	۶۸۰۴۶
آرمادیلو	۲۵۰۰٫۵۶	۰٫۰۰۳	۰٫۱	۱۷۲۹۷۴	۱۶۹۱۷۷
			۰٫۰۷۵	۱۷۲۹۷۴	۱۵۳۰۵۸
			۰٫۰۹	۱۷۲۹۷۴	۱۶۴۸۵۰

همانطور که در جدول (۱) مشاهده می‌شود بـا در نظـر گرفتن مقدار بهینه برای اندازه پنجره، تعداد نقاط فیلتر شده به ازای مقادیر مختلف حدآستانه متفاوت می‌باشد. انتخاب مقدار حدآستانه مطلوب بـه تـراکم، نـوع داده و کاربرد مورد نظر کاربر بستگی دارد و نمـی‌تـوان مقـدار ثـابتی بـرای آن در نظـر گرفـت. از آن جـایی‌کـه روش پیشنهادی بر حفظ جزئیات تاکید دارد، در این پژوهش حدآستانه مطلوب مقادیری در نظر گرفته می‌شوند کـه به ازای آنها علاوه بر حذف نویز، تعداد کمتری نقطـه از ابرنقطه ورودی حذف شده باشد. به‌ایـن منظـور ضـریب کامل بودن، صحیح بودن و ضریب کیفیت بـرای هرسـه داده به ازای مقادیر مختلف حدآستانه محاسبه گردیـده و در نمودارهای شکل(۶) ارائه شده است.

با توجه به نمودارهای شکل (۶) حدآسـتانه مطلـوب در این پژوهش مقداری درنظر گرفته شده‌است که به ازای آن، هر سه معیار ضریب کامـل بـودن، صـحیح بـودن و ضریب کیفیت، نسبت به سـایر مقـادیر بیشـینه باشـد. بنابراین در شکل (۶) برای هر داده، مقداری که با رنـگ آبی مشخص شده‌است حدآستانه مطلوب می‌باشد. ایـن مقادیر در جدول (۲) نیز با رنگ آبی نشان داده شده‌اند. در ادامه، روش پیشنهادی با در نظر گرفتن ابعاد بهینـه پنجـره و مقـدار مطلـوب انتخـاب شـده حدآسـتانه در جدول (۱)، با روش‌های حذف نویز آماری مطـرح شـده توسط اسکال و همکاران، روسو و همکـاران و نـرم‌افـزار کلودکامپر مقایسه می‌گردد. نرم افزار کلودکامپر از نـرم افزارهای پرکـاربرد در فتـوگرامتری و پـردازش ابرنقـاط می‌باشد؛ و در این پژوهش بـا در نظـر گـرفتن بهتـرین حدآستانه و تعداد نقاط همسایگی، بکارگرفته مـی‌شـود. الگوریتم کلی حـذف‌نـویز ارائـه شـده توسـط اسـکال و همکاران، روسو و همکـاران و نـرم افـزار کلودکـامپر در بخش اول پژوهش حاضر بیان گردیده‌است. جهـت ایـن مقایسه از معیارهای ضریب کامل بودن، صحیح بـودن و ضریب کیفیت که در این بخش روابط آنها بیان گردیـد، استفاده می‌شود. نتایج ایـن مقایسـه در جـداول (۲) تـا (۴) برای سه داده مذکور ارائه شده‌است.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

شکل۶: بررسی تاثیر حدآستانه در معیارهای کامل بودن، صحیح بودن و ضریب کیفیت روش پیشنهادی برای داده‌های بانی-استنفورد، سر الهه‌ونوس و آرمادیلو آرمادیلو

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

جدول۲: ارزیابی روش پیشنهادی اول وسایر روش‌ها برای داده بانی استنفورد

روش‌ها	ضریب کامل بودن	ضریب صحیح بودن	ضریب کیفیت
روش پیشنهادی	٪۹۵/۱۱	٪۹۹/۸۹	٪۹۵/۰۲
روسو و همکاران	٪۸۹/۱۰	٪۹۹/۷۷	٪۸۸/۹۲
نرم‌افزار کلودکامپر	٪۹۰/۹۲	٪۹۹/۹۸	٪۹۰/۹۰
اسکال و همکاران	٪۷۳/۰۳	٪۹۹/۹۵	٪۷۳/۱۰

جدول۳: ارزیابی روش پیشنهادی اول وسایر روش‌ها برای داده سر الهه‌ونوس

روش‌ها	ضریب کامل بودن	ضریب صحیح بودن	ضریب کیفیت
روش پیشنهادی	٪۱۰۰	٪۹۹/۹۴	٪۹۹/۹۴
روسو و همکاران	٪۱۰۰	٪۹۹/۹۰	٪۹۹/۹۰
نرم‌افزار کلودکامپر	٪۹۹/۱۲	٪۱۰۰	٪۹۹/۱۲
اسکال و همکاران	٪۹۵/۹۴	٪۹۸/۵۰	٪۹۵/۷۰

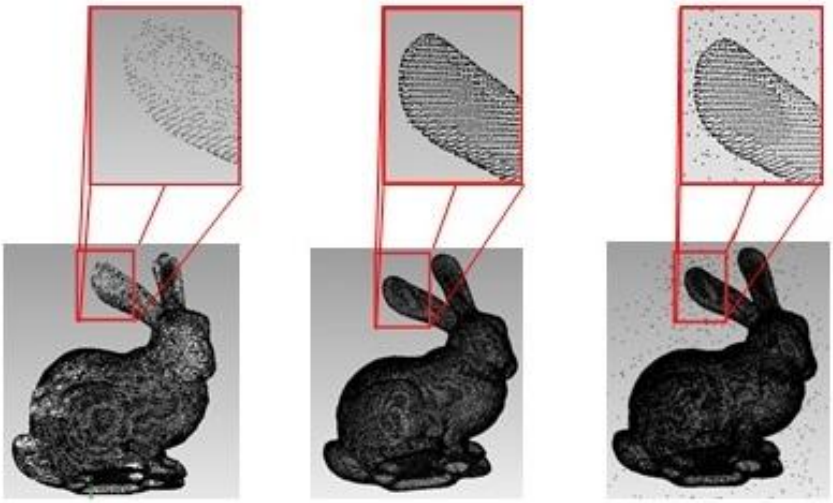
جدول۴: ارزیابی روش پیشنهادی اول وسایر روش‌ها برای داده آرمادیلو

روش‌ها	ضریب کامل بودن	ضریب صحیح بودن	ضریب کیفیت
روش پیشنهادی	٪۹۶/۱۰	٪۹۸/۵۳	٪۹۶/۰۷
روسو و همکاران	٪۱۰۰	٪۹۹/۹۷	٪۹۹/۹۷
نرم‌افزار کلودکامپر	٪۹۸/۰۱	٪۱۰۰	٪۹۸/۰۱
اسکال و همکاران	٪۸۲/۱۰	٪۹۸/۲۰	٪۸۲/۱۰

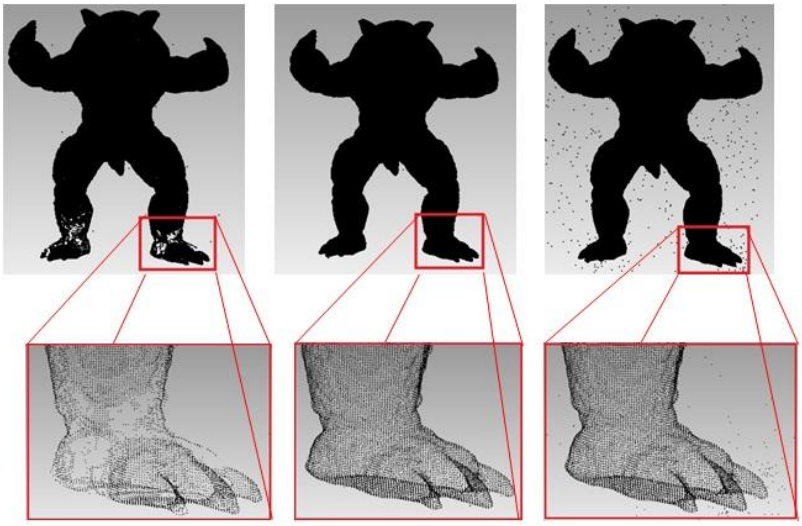
با بررسی درصدهای ضریب صحیح بودن و کامل بـودن برای داده‌های مـذکور در جـداول (۲) تـا (۴) مـی‌تـوان نتیجه گیری کرد که، اگرچـه روش اسـکال و همکـاران نیـز در حـذف نـویز عملکـرد خـوبی دارد؛ امـا روش پیشنهادی به دلیل استفاده از انـدازه بهینـه پنجـره در خوشه‌بندی و بکارگیری تابع تخمین چگـالی بجـای در نظر گرفتن تابع توزیع نرمال برای نقاط، عملکرد بهتری در حفظ جزئیات مانند لبه‌ها و گوشه‌ها نسبت بـه روش ارائه شده توسط اسـکال و همکـاران دارد. بهبـود دقـت ۲۲٫۰۸ درصدی در داده بانی‌اسـتنفورد، ۴٫۰۶ درصـدی در داده سر الهه‌ونوس و ۱۴ درصـدی در داده آرمـادیلو نسبت به روش مطرح شـده توسـط اسـکال و همکـاران برای ضریب کامل بودن، صحت این ادعا را اثبـات مـی-کند. همچنین همانگونه که از بررسی معیارهای ضـریب کامل و صحیح بودن و ضریب کیفیـت مشـخص اسـت، عملکرد روش پیشنهادی در حذف نویز و حفظ جزئیات در بعضی موارد بهتر و یا بخـوبی عملکـرد روش حـذف-نویز آماری ارائه شده توسط نرم افزار کلودکامپر و روسو و همکاران می‌باشد. بنابراین با توجه به نتایج جداول(۲) تا (۴)، در این مقاله روشی قدرتمند برای حذف نویز ابر

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

نقطه ارائه شده‌است که در حین حذف نویز قادر به حفظ جزئیات از جمله لبه‌ها و گوشه‌ها می‌باشد. مقایسه داده‌های حذف نویز شده توسط روش پیشنهادی اسکال و همکاران و روش پیشنهادی مقاله در تصاویر شکل (۷) نیز بیانگر این نتایج می‌باشد. به علت تشابه ماهیت نقاط نویزی با نقاط متعلق به گوشه و لبه‌ها تمایز این دو در حذف نویز امری مهم و مورد توجه می‌باشد. همانطور که در شکل (۷) نیز قابل مشاهده است، با وجود دامنه وسیع نویز و حذف مقداری از نقاط ابرنقطه در حین حذف نویز توسط روش پیشنهادی، جزئیات از جمله گوش خرگوش و پای آرمادیلو، نوک بینی، لب‌ها و چانه در سر الهه ونوس برخلاف حذف نویز ارائه شده توسط اسکال و همکاران کاملا حفظ گردیده‌اند.

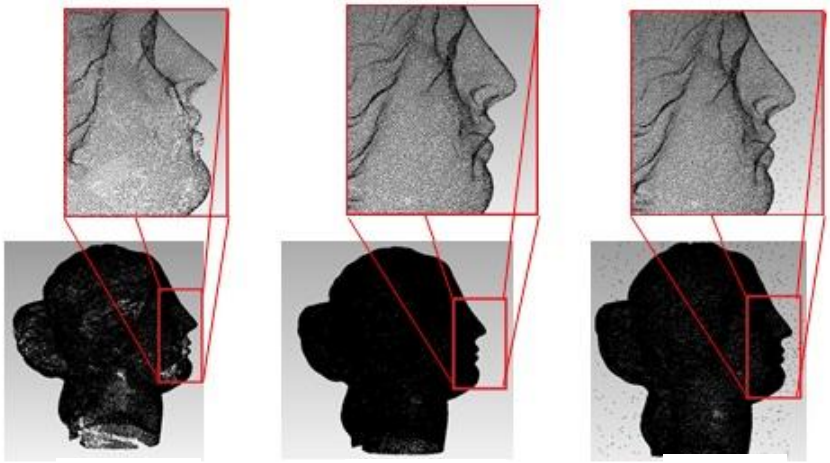


(الف) (ب) (ج)



(د) (ه) (و)

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]



(ط) (ح) (ز)

شکل۷: حفظ جزئیات از جمله گوش در داده بانی‌استنفورد، پا در داده آرمادیلو و بینی،لب و چانه در داده سر الهه‌ونوس حین حذف نویز از طریق روش پیشنهادی در مقایسه با روش حذف نویز ارائه شده توسط اسکال و همکاران. (الف)، (د) و(ز) داده شامل نویز. (ب)، (ه) و (ح) داده حذف نویز شده توسط روش پیشنهادی مقاله. (ج)، (و) و (ط) داده حذف نویز شده توسط روش پیشنهادی اسکال و همکاران.

۴- نتیجه گیری و پیشنهادات

یکی از پرکاربردترین دیدگاه‌های حذف نویز ابرنقطه دیدگاه آماری می‌باشد. این مقاله به ارائه روشی نوین و موثر در این دیدگاه، می‌پردازد. در روش پیشنهادی مقاله اندازه بهینه پنجره جستجو از طریق الگوریتم بهینه‌سازی تپه‌نوردی، بمنظور خوشه‌بندی ابرنقطه توسط روش انتقال میانگین، به‌صورت خودکار تعیین می‌گردد. سپس در هر خوشه فواصل هر نقطه تا میانگین سایر نقاط آن خوشه محاسبه می‌شود. با حدآستانه گذاری روی این فواصل نقاط پرت و نویز شناسایی و حذف می‌گردند. بمنظور ارزیابی روش پیشنهادی روی سه دسته داده آزمایش گردیده است. نتایج ارزیابی‌ها نشان می‌دهد که بدلیل استفاده از اندازه بهینه برای پنجره جستجو که بر چگالی ابرنقطه منطبق است، جزئیات از جمله گوشه و لبه‌ها در حین حذف نویز بخوبی حفظ شده‌اند. بهبود دقت ۲۲٫۰۸، ۴٫۰۶ و ۱۴ درصدی برای معیار ضریب کامل بودن در داده‌های بانی‌استنفورد، سرالهه ونوس و آرمادیلو نسبت به روش ارائه‌شده توسط اسکال و همکاران با پارامترهای مشخص، که تاکیدی بر حفظ جزئیات ندارد، صحت این ادعا را اثبات می‌کند. محدودیت اصلی روش پیشنهادی در بکارگیری ابرنقاط تصویرمبنا، نظیر ابرنقاط اخذ شده از مناطق شهری، می‌باشد. زیرا به‌دلیل حجم بالای این نوع از ابرنقاط، روش پیشنهادی در محاسبات مربوط به بهینه‌سازی و فاصله دچار فرآیندی زمان‌بر و پیچیده می‌گردد. همچنین ابرنقاط تصویرمبنای تولیدشده از تصاویر پرنده‌های بدون سرنشین، به‌دلیل تغییرات سرعت پرنده، زاویه دید باریک و تغییرات روشنایی، ممکن است شامل نویزهایی با ماهیت متفاوت از نویز تولید شده توسط لیزراسکنر و نویز تصادفی ایجادشده در این مقاله باشند؛ که شناسایی آنها از طریق روش پیشنهادی ممکن نباشد. این موضوع می‌تواند در تحقیقات آتی مورد بررسی قرار گیرد. از آنجایی‌که در این مقاله مقدار ضریب انحراف معیار در محاسبه حدآستانه به صورت تجربی تعیین شده‌است، تعیین این مقدار به‌صورت خودکار، بررسی انواع پنجره، بکارگیری سایر روش‌های خوشه‌بندی ابرنقطه، سایر آماره‌ها برای تخمین تابع چگالی و بهینه-

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

سازی پارامترهای تنظمی مانند تعداد نزدیک‌ترین نقاط همسایه هرنقطه نیز می‌توانند زمینه خوبی برای تحقیقات آینده باشند.

مراجع

[1] Levin, D, "The approximation power of moving least-squares", Mathematics of Computation of the American Mathematical Society, 67(224), pp.1517-1531, 1998.

[2] Tomasi, C, and Manduchi, R. January, "Bilateral filtering for gray and color images", In Computer Vision, Sixth International Conference on (pp. 839-846), IEEE, 1998.

[3] Schall, O., Belyaev, A, and Seidel, H.P. June, "Robust filtering of noisy scattered point data", In Point-Based Graphics, Eurographics/IEEE VGTC Symposium Proceedings (pp. 71-144), 2005.

[4] Narváez, E.A.L. and Narváez, N.E.L., "Point cloud denoising using robust principal component analysis", In GRAPP (pp. 51-58), 2005 February.

[5] Sun, Y., Schaefer, S. and Wang, W., "Denoising point sets via L0 minimization", Computer Aided Geometric Design, 35, pp.2-15, 2015.

[6] Han, X.F., Jin, J.S., Wang, M.J., Jiang, W., Gao, L. and Xiao, L, "A review of algorithms for filtering the 3D point cloud", Signal Processing: Image Communication, 57, pp.103-112, 2017.

[7] Deschaud, Jean-Emmanuel, and François Goulette, "Point cloud non local denoising using local surface descriptor similarity", IAPRS 38, no. 3A 109-114, 2010.

[8] Rosli, N.A.I.M. and Ramli, A., July, "Mapping bootstrap error for bilateral smoothing on point set", In AIP Conference Proceedings (Vol. 1605, No. 1, pp. 149-154). AIP, 2014.

[9] Miropolsky, A. and Fischer, A., June, "Reconstruction with 3D geometric bilateral filter", In Proceedings of the ninth ACM symposium on Solid modeling and applications (pp. 225-229). Eurographics Association., 2004.

[10] Wolff, Katja, et al, "Point cloud noise and outlier removal for image-based 3D reconstruction", 3D Vision (3DV), Fourth International Conference on. IEEE, 2016.

[11] Xu, Li, Cewu Lu, Yi Xu, and Jiaya Jia, "Image smoothing via L 0 gradient minimization", In ACM Transactions on Graphics (TOG), vol. 30, no. 6, p. 174. ACM, 2011.

[12] Orts-Escolano, Sergio, Jose Garcia-Rodriguez, Vicente Morell, Miguel Cazorla, Jose Antonio Serra Perez, and Alberto Garcia-Garcia, "3D surface reconstruction of noisy point clouds using growing neural gas: 3D object/scene reconstruction", Neural Processing Letters 43, no. 2 : 401-423, 2016.

[13] Choudhury, Prasun, and J. Tumbilin, "The trilateral filterfor high contrast images and meshes", In Proceedings of theEurographics Symposium on Rendering, 2003.

[14] Wang, Ren-fang, Wen-zhi Chen, San-yuan Zhang, Yin Zhang, and Xiu-zi Ye, "Similarity-based denoising of point-sampled surfaces", Journal of Zhejiang University-Science A 9, no. 6 : 807-815, 2008.

[15] Yoshizawa, Shin, Alexander Belyaev, and H-P. Seidel, "Smoothing by example: Mesh denoising by averaging with similarity-based weights", In Shape Modeling and Applications, 2006. SMI 2006. IEEE International Conference on, pp. 9-9. IEEE, 2006.

[16] Fleishman, Shachar, Daniel Cohen-Or, and Cláudio T. Silva, "Robust moving least-squares fitting with sharp features", In ACM transactions on graphics (TOG), vol. 24, no. 3, pp. 544-552. ACM, 2005.

[17] Taubin, Gabriel, "A signal processing

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

approach to fair surface design", In Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, pp. 351-358. ACM, 1995.

[18] Pauly, Mark, and Markus Gross, "Spectral processing of point-sampled geometry", In Proceedings of the 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, pp. 379-386. ACM, 2001.

[19] Rosman, Guy, Anastasia Dubrovina, and Ron Kimmel, "Patch-Collaborative Spectral Point-Cloud Denoising", In Computer Graphics Forum, vol. 32, no. 8, pp. 1-12, 2013.

[20] Chen, H. and Bhanu, B, "3D free-form object recognition in range images using local surface patches", Pattern Recognition Letters, 28(10), pp.1252-1262, 2007.

[21] Sun, J., Ovsjanikov, M. and Guibas, L. July, "A concise and provably informative multi-scale signature based on heat diffusion", In Computer graphics forum (Vol. 28, No. 5, pp. 1383-1392). Blackwell Publishing Ltd, 2009.

[22] Thibault, W.C. and Naylor, B.F. August, "Set operations on polyhedra using binary space partitioning trees", In ACM SIGGRAPH computer graphics (Vol. 21, No. 4, pp. 153-162). ACM, 1987.

[23] Foley, T. and Sugerman, J, July, "KD-tree acceleration structures for a GPU raytracer", In Proceedings of the ACM SIGGRAPH/EUROGRAPHICS conference on Graphics hardware (pp. 15-22). ACM, 2005.

[24] Samet, H, "The quadtree and related hierarchical data structures", ACM Computing Surveys (CSUR), 16(2), pp.187-260, 1984.

[25] Digne, Julie, "Similarity based filtering of point clouds", Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2012 IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 2012.

[26] Zaman, Faisal, Ya Ping Wong, and Boon Yian Ng, "Density-Based Denoising of Point Cloud", 9th International Conference on Robotic, Vision, Signal Processing and Power Applications. Springer, Singapore, 2017.

[27] Comaniciu, Dorin, and Peter Meer, "Mean shift: A robust approach toward feature space analysis", IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence 24.5 : 603-619, 2002.

[28] Renders, J-M., and Hugues Bersini, "Hybridizing genetic algorithms with hill-climbing methods for global optimization: two possible ways", Evolutionary Computation, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., Proceedings of the First IEEE Conference on. IEEE, 1994.

[29] Duong, T., Hazelton, M.L, "Convergence rates for unconstrained bandwidth matrix selectors in multivariate kernel density estimation", Journal of Multivariate Analysis 93(2), 417{433, 2005.

[30] Guidoum, A.C, "Kernel estimator and bandwidth selection for density and its derivatives", 2013.

[31] Hyndman, R.L., Zhang, X., King, M.L, "Bandwidth selection for multivariate kernel density estimation using mcmc", In: Econometric Society 2004 Australasian Meetings. No. 120, Econometric Society, 2004.

[32] Zhang, X., King, M.L., Hyndman, R.J, "A bayesian approach to bandwidth selection for multivariate kernel density estimation", Computational Statistics & Data Analysis 50(11), 3009{3031, 2006.

[33] Cawley, Gavin C., and Nicola LC Talbot, "Efficient leave-one-out cross-validation of kernel fisher discriminant classifiers", Pattern Recognition 36.11 : 2585-2592, 2003.

[34] Weinmann, Martin, Boris Jutzi, and Clément Mallet, "Semantic 3D scene interpretation: a framework combining optimal neighborhood size selection with relevant features", ISPRS Annals of the

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 2.3: 181, 2014.

[35] Demantk´e, J., Mallet, C., David, N. and Vallet, B, "Dimensionality based scale selection in 3D lidar point clouds", The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. XXXVIII, Part 5/W12, pp. 97–102, 2011.

[36] Keller, James M., Michael R. Gray, and James A. Givens, "A fuzzy k-nearest neighbor algorithm", IEEE transactions on systems, man, and cybernetics 4 : 580-585, 1985.

[37] Taubin G, "A signal processing approach to fair surface design", Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, New York, USA, pp. 351–358, 1995.

[38] Clarenz U, Rumpf M, Telea A, "Fairing of point based surfaces", Proceedings of Computer Graphics International, Crete, pp. 600–603. June, 2004.

[39] http://pointclouds.org/documentation/tutorials/statistical_outlier.php.

[40] http://graphics.stanford.edu/data/3dscanrep/.

[41] Akyay, T.O.L.G.A, "Wavelet-based outlier detection and denoising of airborne laser scanning data", Middle East Technical University, Master thesis, Ankara, Turkey, 2008.

[42] Khoshelham, K. and Altundag, D, "Wavelet de-noising of terrestrial laser scanner data for the characterization of rock surface roughness", Optical and Laser Remote Sensing. Retrieved from http://www. isprs. Org, 2010.

[43] Rusu, R.B., Marton, Z.C., Blodow, N., Dolha, M. and Beetz, M, "Towards 3D point cloud based object maps for household environments", Robotics and Autonomous Systems, 56(11), pp.927-941, 2008.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]

K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.9, No.4, Winter 2022

Research Paper

A novel approach to de-noising 3D point clouds using mean-shift based clustering algorithm

Sahar kamalou[1], Mohammad Javad Valadan Zoej [2]*, Ali Hosseini Naveh [3], Fahimeh Youssefi [4]

1- Ms.c Student in Photogrammetry, Department of Geomatics, Faculty of Geomatics Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran
2- Professor in Remote Sensing and Photogrammetry, Department of Geomatics, Faculty of Geomatics Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran.
3- Assistant Professor in Remote Sensing and Photogrammetry, Department of Geomatics, Faculty of Geomatics Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran.
4- Ph.D Student in Remote Sensing, Department of Geomatics, Faculty of Geomatics Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran.

Abstract

Raw point clouds usually include noise and outliers. Also, the point clouds generated by photogrammetry methods are noisier than the point clouds that are derived from active methods such as laser scanners, hence many challenges for reconstructing and meshing surface using these three-dimensional data would be possible. Also, maintaining sharp features is essential during the process of noise removal. Many techniques have been developed to remove noise from the point cloud, but only a few of them are suitable for maintaining Sharp features during the noise removal process. This paper tries to provide a new statistical method with the ability to maintain sharp features, to remove noise. In the proposed method, first, the point cloud is clustered using the mean-shift clustering algorithm. As the clustering accuracy depends on the kernel size, the optimal size of the window is achieved through the hill climbing optimization. Then, in each cluster, the distance between each point and the mean of the other points of that cluster is calculated; next, appropriate thresholds are used to detect and remove noise from point cloud by applying them on the number of members of each cluster and computed distances. So the sharp features, such as the edges, are preserved. The experimental results obtained from the implementation of the proposed method on the three sets of 3D data ,provided by the laser scanner, illustrate that this method ,compared with the other methods presented in the literature review, increases the accuracy about 4% in noise removing and 5.19 percent in maintaining sharp features.

Key words: *point cloud, noise removal, sharp feature, clustering, Optimization, threshold.*

Correspondence Address *: Photogrammetry and Remote Sensing Group, Faculty of Geomatics Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran.*
Tel *: +98 21 88877071.*
Email*: valadanzouj@kntu.ac.ir*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-02-01]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.1.4]
[DOI: 10.52547/jgit.9.4.1]