

Analisis Kemampuan Algoritma *Random Sample Consensus* (RANSAC) untuk Klasifikasi *Ground* Pada Data *Light Detection and Ranging* (LiDAR)

Analysis of the Random Sample Consensus (RanSaC) Algorithm for Ground Classification on Light Detection and Ranging (LiDAR) Data

Nur Muhammad Ikram¹, Monica Maharani*¹, Dwi Wahyuningrum¹, Maman Rohaman²

¹Program Studi Teknik Geomatika, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Yogyakarta, Yogyakarta, 55281, Indonesia

²Program Studi Teknik Geofisika, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Yogyakarta, Yogyakarta, 55281, Indonesia

*Korespondensi penulis: monica.maharani@upnyk.ac.id

Diterima: 18042023; Diperbaiki: 03072023; Disetujui: 25072023; Dipublikasi: 08092023

Abstrak: Teknologi LiDAR memiliki kemampuan yang mampu digunakan untuk membuat *Digital Terrain Model* (DTM). Tahapan yang penting dalam membuat DTM adalah klasifikasi *ground*, yang bertujuan untuk memisahkan informasi *ground* dengan *non ground* dari data *point cloud*. Berbagai perangkat lunak dan aplikasi untuk klasifikasi *ground* telah berkembang, namun hampir seluruh perangkat lunak maupun aplikasi tersebut menggunakan algoritma *Random Sample Consensus* (RanSaC). Algoritma ini merupakan algoritma yang digunakan untuk mengelompokkan objek *ground* dalam metode segmentasi yang berdasarkan model planar. Meskipun algoritma ini sudah umum untuk digunakan untuk mengelompokkan objek *ground*, namun masih banyak perangkat lunak maupun aplikasi dari algoritma RanSaC yang mengkombinasikan algoritma tersebut dengan algoritma lainnya untuk memperoleh hasil yang akurat. Oleh karena itu, dalam penelitian akan dikaji mengenai algoritma RanSaC dalam melakukan klasifikasi *ground* pada data LiDAR. Penelitian ini dilakukan dengan membuat program yang menggunakan algoritma RanSaC untuk mengolah data LiDAR. *Point cloud ground* yang dihasilkan dari program tersebut akan diuji akurasi menggunakan data pembandingan yang telah diuji kebenarannya. Hasil yang diuji dan analisis berupa *point cloud ground* hasil klasifikasi dan DTM yang dibentuk. Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, diperoleh hasil bahwa algoritma RanSaC mampu digunakan untuk melakukan klasifikasi *ground* pada data *point cloud*. Namun, algoritma RanSaC hanya memberikan hasil yang memadai pada area dengan medan yang relatif datar, yang ditunjukkan dengan nilai akurasi LE90 sebesar 0,123 meter. Kelemahan ini disebabkan karena prinsip pengoperasian algoritma yang lebih cocok untuk medan datar. Saat akurasi LE90 diuji dalam kondisi medan yang beragam, akurasi menurun menjadi 3,296 meter. Temuan ini menegaskan bahwa kesimpulan bahwa algoritma RanSaC secara optimal digunakan untuk mengklasifikasikan *ground* dan membentuk DTM di daerah dengan medan yang relatif rendah.

Copyright © 2023 Geoid. All rights reserved.

Abstract: LiDAR technology can be used to create *Digital Terrain Models* (DTM). An important step in making a DTM is *ground* classification, which aims to separate *ground* and *non-ground* information from *point cloud* data. Various software and applications for *ground* classification have been developed, but almost all of this software and applications use the *Random Sample Consensus* (RanSaC) algorithm. This algorithm is an algorithm used to classify *ground* objects in a segmentation method based on a planar model. Although this algorithm is commonly used to classify *ground* objects, there are still many RanSaC algorithm software and applications that combine this algorithm with other algorithms to obtain accurate results. Therefore, in this research, we will examine the RanSaC algorithm in conducting *ground* classification on LiDAR data. This research was conducted by creating a program that uses the RanSaC algorithm to process LiDAR data. The *point cloud ground* generated from the program will be tested for accuracy using comparative data that has been verified for accuracy. The results tested and analyzed are in the form of a *point cloud ground* resulting from the classification and the formed DTM. The results of the research that has been done, the results show that the RanSaC algorithm can be used to classify the *ground* on *point cloud* data. However, the RanSaC algorithm only provides adequate results in areas with relatively flat terrain, as indicated by the LE90 accuracy value of 0,123 meters. This weakness is due to the principle of operation of the algorithm which is more suitable for flat terrain. When the LE90's accuracy was tested in various terrain conditions, its accuracy decreased to 3,296 meters. This finding confirms the conclusion that the RanSaC algorithm is optimally used to classify *ground* and form DTMs in areas with relatively low terrain.

Kata kunci: Klasifikasi *ground*; Algoritma RanSaC; DTM; LiDAR

Cara untuk sitasi: Ikram, N.M., Maharani, M., Wahyuningrum, D., Rohaman, M. (2023). Analisis Kemampuan Algoritma Random Sample Consensus (RanSaC) untuk Klasifikasi Ground Pada Data Light Detection and Ranging (LiDAR). *Geoid*, 19(1), 58-72.

Pendahuluan

Light Detection and Ranging (LiDAR) merupakan teknologi yang menggunakan jenis sensor aktif yang dapat mengukur jarak antara sensor ke posisi objek di permukaan bumi melalui sinar laser yang dipancarkan ke target di permukaan bumi (Istarno, 2011). Dalam proses akuisisi data, GPS dan IMU dapat merekam posisi dan pergerakan dari wahana terbang, sementara jarak antara wahana terbang dengan objek di permukaan bumi dapat diketahui melalui sensor LiDAR sehingga hasil dari akuisisi tersebut menghasilkan data berupa *point cloud* yang dapat diketahui koordinat posisinya (Pfeifer & Briese, 2007). Data *point cloud* yang dihasilkan dari hasil akuisisi LiDAR dapat menghasilkan data turunan dalam bentuk raster dari suatu wilayah tertentu yang disebut dengan *Digital Surface Model* (DSM) dan *Digital Terrain Model* (DTM) (Wijanarko & Djurdjani, 2022). Dalam membuat *Digital Terrain Model* (DTM) dari data LiDAR, salah satu tahapan yang penting untuk dilakukan adalah klasifikasi *ground* dan *non ground* (You et al., 2021), yakni tahapan yang dilakukan dengan tujuan untuk mengubah *Digital Surface Model* (DSM) menjadi *Digital Terrain Model* (DTM) (Susetyo & Syetiawan, 2016). DSM merupakan model elevasi yang terbentuk dari seluruh objek yang ada di permukaan bumi (Maune, 2007), sedangkan DTM hanya model elevasi dari data *point cloud ground* yang diperoleh (Sari & Cahyono, 2016). Klasifikasi *ground* merupakan teknologi utama untuk memisahkan dan mengekstrak informasi *ground* dari data *point cloud* yang diperoleh (Huang et al., 2020; Zhao et al., 2019). Tahapan ini merupakan tahapan yang berfungsi untuk mengidentifikasi permukaan tanah pada *point cloud* dengan parameter-parameter tertentu (Susetyo & Syetiawan, 2016). *Point cloud* yang dihasilkan dari proses klasifikasi akan diinterpolasi menjadi *Digital Terrain Model* (DTM) (Susetyo & Syetiawan, 2016).

Salah satu algoritma yang umum digunakan dalam klasifikasi *ground* adalah algoritma *Random Sample Consensus* (RanSaC). Algoritma ini merupakan algoritma yang digunakan dalam metode *plane segmentation* atau metode segmentasi yang berbasis model planar (open3d.org, 2020). Menurut Fischler dan Bolles (1981), algoritma *Random Sample Consensus* (RanSaC) adalah sebuah algoritma pendekatan untuk menentukan model matematik dari data pengamatan menggunakan sampel acak, yang kemudian digunakan dalam analisis data tersebut secara otomatis. Cara kerja algoritma RanSaC adalah dengan melakukan perulangan beberapa kali untuk memilih *best inlier* (Solichah, 2016). Algoritma ini efisien dalam melakukan klasifikasi *ground* dengan memisahkan antara *inlier* dan *outlier* (Tarsha-Kurdi et al., 2007). Algoritma RanSaC memiliki beberapa keunggulan, diantaranya mampu mengatasi keberadaan data yang tidak sesuai dengan model secara efektif, relatif efisien dalam memproses data, dan bersifat universalitas (Hartley & Zisserman, 2004). Algoritma ini bekerja dengan memilih beberapa titik secara acak untuk membangun model permukaan dan menghitung jumlah titik yang cocok dengan model tersebut (Hartley & Zisserman, 2004). Jika jumlah titik yang cocok melebihi ambang batas (*threshold*) tertentu, maka model dianggap valid dan titik-titik yang tidak cocok akan dihapus atau dianggap sebagai *noise* (Hartley & Zisserman, 2004).

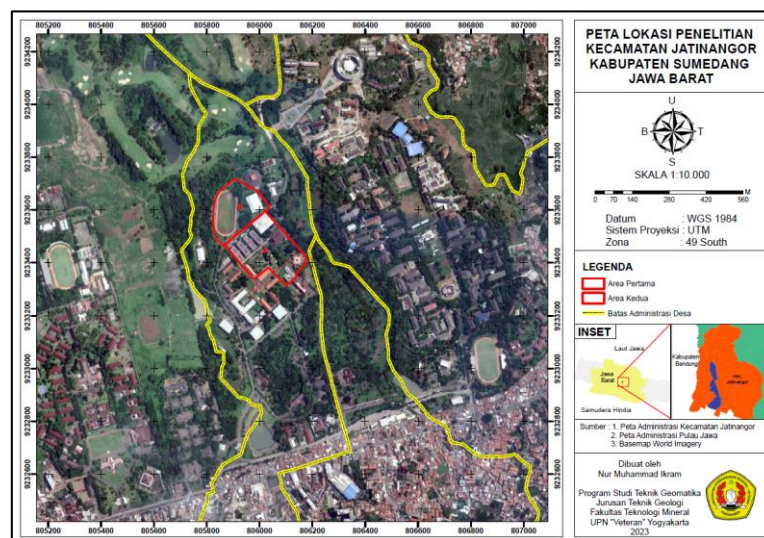
Meskipun algoritma RanSaC telah banyak digunakan dalam membuat DTM dari data LiDAR, namun algoritma tersebut bukan benar-benar algoritma RanSaC yang original. Akan tetapi, algoritma yang digunakan merupakan pengembangan dan modifikasi lebih lanjut dari algoritma RanSaC. Seperti halnya yang dilakukan oleh Torr dan Zisserman (2000), dimana dalam penelitian tersebut algoritma yang digunakan yaitu *M-estimator Sample and Consensus* (MSAC) dan *Maximum Likelihood Estimation Sample and Consensus* (MLESAC). Selain itu, terdapat modifikasi lain dari algoritma RANSAC seperti *Progressive Sample Consensus* (PROSAC) (Chum & Matas, 2005) dan *Randomize Ransac* (R- RanSaC) (Matas & Chum, 2002). Meskipun telah banyak perangkat lunak ataupun pengaplikasian yang memodifikasi algoritma RanSaC, hasil yang diperoleh tentunya sangat dipengaruhi oleh parameter-parameter yang dimasukkan (Mantong, 2021).

Oleh karena itu, pengaturan parameter yang tepat dapat memastikan bahwa proses klasifikasi yang dilakukan dapat berjalan dengan efektif. Dari penelitian-penelitian tersebut, maka dapat dilihat bahwa masih sedikit penelitian ataupun kajian yang membahas kelebihan atau kekurangan algoritma RanSaC secara khusus. Sementara itu, hampir semua perangkat lunak ataupun pengaplikasian dari algoritma RanSaC memodifikasi algoritma ini, padahal algoritma ini efektif digunakan dalam memisahkan *outlier* dalam proses klasifikasi (Fischler & Bolles, 1981).

Berdasarkan hal tersebut, maka dalam penelitian ini akan dianalisis mengenai kemampuan dan cara kerja dari algoritma RanSaC itu sendiri dalam melakukan klasifikasi *ground* dan *non ground*. Dalam penelitian ini diawali dengan pembuatan program klasifikasi *ground* dan *non ground* menggunakan algoritma RanSaC dan dilanjutkan dengan penerapan program tersebut pada sampel data penelitian. Hasil yang diperoleh akan dianalisis dengan membandingkan DTM yang dihasilkan dari algoritma RanSaC terhadap DTM yang telah diolah menggunakan *Software Microstation* oleh lembaga terkait. Analisis ini dilakukan dengan menggunakan data LiDAR yang berlokasi di area Jatinangor dengan tingkat kerapatan titik yang tinggi. Dalam penelitian ini, akan dianalisis kemampuan dan cara kerja algoritma RanSaC dalam melakukan klasifikasi *ground* yang nantinya akan menjadi sumber data dalam proses pembentukan DTM.

Data dan Metode

Dalam penelitian ini, secara garis besar lokasi data penelitian terletak di asrama ITB yang berlokasi di Jatinangor, Kabupaten Sumedang, Jawa Barat. Lokasi geografis area penelitian berada pada $6^{\circ} 55' 25.49'' - 6^{\circ} 55' 48.24''$ LS dan $107^{\circ} 45' 56.29'' - 107^{\circ} 46' 40.86''$ BT. Area penelitian memiliki luas 24, 478 hektar dengan elevasi berada pada ketinggian ± 760 meter di atas permukaan laut. Lokasi penelitian ini memiliki penggunaan lahan yang bervariasi seperti vegetasi yang rapat, area bangunan dan lahan terbuka. Oleh karena itu, maka lokasi ini dapat mewakili kondisi lahan dengan studi kasus area perkotaan. Dari keseluruhan area penelitian, tidak seluruh data tersebut digunakan dalam penelitian ini. Namun, hanya sebagian data saja yang dijadikan sebagai sampel dalam penelitian ini. Hal ini disebabkan karena sampel tersebut hanya digunakan untuk mengidentifikasi kemampuan dari algoritma RanSaC dalam mengelaskan *ground* dan *non ground* pada sampel tersebut. Adapun sampel data yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



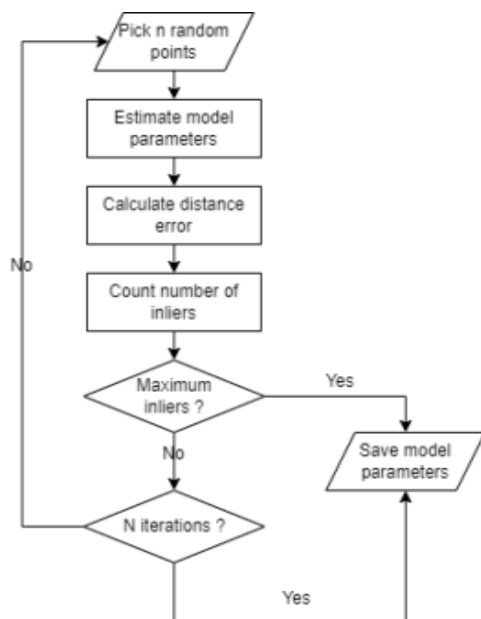
Gambar 1. Lokasi penelitian (Sumber: Orthophoto PT JST)

Keterangan :

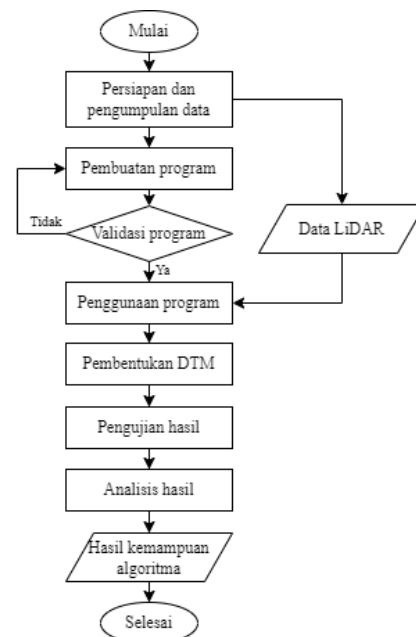
: Area penelitian

Penelitian ini akan dilakukan dengan menguji kemampuan dari algoritma RanSaC dalam mengelaskan *ground point* dan *non ground point*. Algoritma RanSaC merupakan salah satu algoritma estimasi yang paling efisien

dan juga banyak digunakan dalam bidang *computer vision* (Guo et al., 2009). Dalam algoritma RanSac, setiap perulangan yang dilakukan akan menghasilkan *inlier*, dan program akan menyimpannya sebagai *best inlier* (Solichah, 2016). Dalam kondisi tersebut, setiap perulangan akan dibandingkan antara *inlier* dan *best inlier*-nya. Jika *inlier* baru yang didapatkan lebih baik daripada *best inlier* yang terakhir kali disimpan, maka *best inlier* tersebut akan digantikan dengan *inlier* baru. Hal ini dilakukan secara berulang sampai batas penentuan akhir untuk mendapatkan model atau titik-titik yang diinginkan (Flannery et al., 2013). Adapun ilustrasi cara kerja algoritma ini dapat ditunjukkan pada Gambar 2. Sementara itu, secara garis besar tahapan penelitian yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 2. Diagram alir algoritma RanSac (Zeineldin & El-Fishawy, 2017)



Gambar 3. Diagram alir tahapan penelitian

Berdasarkan Gambar 3, penelitian ini diawali dengan membuat program untuk mengelaskan *ground* dan *non ground* terlebih dahulu dengan menggunakan algoritma RanSaC. Program tersebut akan dibuat pada *IDE Pycharm* dengan bahasa pemrograman *Python*. Data yang dijalankan oleh program terdiri dari dua buah data sampel penelitian seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. Hasil pengelasan tersebut kemudian akan dibandingkan dengan data pembanding. Data pembanding yang digunakan merupakan data hasil klasifikasi yang telah teruji kebenarannya oleh perusahaan komersial terkait. Penggunaan data pembanding ini dimaksudkan untuk memastikan keakuratan hasil pemrosesan. Dengan menggunakan data pembanding yang telah terkontrol dan teruji kebenarannya, penelitian ini dapat memberikan hasil yang lebih valid dan *reliable*. Selain itu, data pembanding juga dapat digunakan untuk memperbaiki atau mengevaluasi hasil pengolahan algoritma RanSac yang digunakan dalam penelitian sehingga diperoleh hasil analisis yang lebih akurat. Secara lebih detail, tahapan pelaksanaan dalam penelitian ini meliputi:

1. Persiapan dan pengumpulan data

Tahap persiapan merupakan tahapan awal yang penting untuk dilakukan sebelum memasuki tahapan-tahapan selanjutnya. Tahap ini bertujuan mempersiapkan segala hal yang dibutuhkan dalam penelitian sehingga tahapan selanjutnya dapat dilakukan dengan lebih efektif dan efisien. Dalam penelitian ini, persiapan-persiapan yang dilakukan meliputi studi pustaka untuk mendapatkan referensi-referensi mengenai penelitian yang dilakukan. Selain itu, persiapan lain yang dilakukan yaitu persiapan perangkat keras dan perangkat lunak, dalam hal ini yaitu instalasi perangkat lunak yang dibutuhkan pada perangkat keras yang digunakan. Adapun perangkat lunak yang diinstal meliputi *pycharm*, *CloudCompare*, *Global Mapper*. Selain itu, juga dilakukan proses penginstalan bahasa pemrograman *python* dan *environment conda*.

Pada tahap pengumpulan data, dilakukan pengumpulan data-data utama yang akan digunakan dalam penelitian ini, yaitu data *point cloud* dengan kondisi medan yang bervariasi (terdiri dari vegetasi,

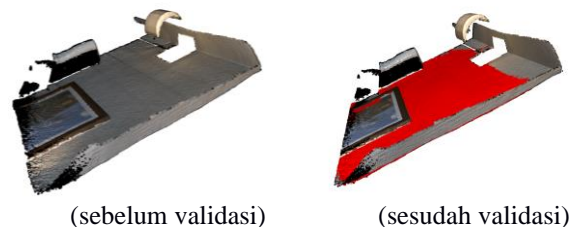
bangunan, dan permukaan tanah). Selain data *point cloud*, pada tahap ini juga dilakukan pengumpulan *library* yang akan digunakan dalam pembuatan program dengan cara instalasi *package library*, dalam hal ini *library* yang dinstal yaitu *package library open3D*, *numpy*, dan *time*.

2. Pembuatan program

Setelah seluruh *package library* yang dibutuhkan terkumpulkan dan terinstalasi, selanjutnya dilakukan pembuatan program klasifikasi *point cloud* yang menggunakan algoritma *Random Sample Consensus* (RanSaC) yang seluruh fungsinya dapat diambil pada *package library Open3D* yang telah terinstalasi. Dalam membuat program algoritma RanSaC, perlu diperhatikan pengaturan parameter-parameter seperti *threshold* dan iterasi agar program dapat menghasilkan hasil klasifikasi yang optimal. Secara umum, program ini terdiri dari tiga tahapan, yaitu input data, pemrosesan data, dan menyimpan serta memvisualisasikan hasil.

Dalam penelitian ini, program yang dibuat menggunakan ekstensi *.pcd*. Ekstensi ini dipilih sebagai input data berdasarkan informasi dari dokumentasi *library* yang menyatakan bahwa ekstensi tersebut dapat memfasilitasi data *point cloud* dengan optimal. Setelah input data, maka dilanjutkan dengan pembuatan program untuk pemrosesan data. Dalam program ini, klasifikasi *ground* dibuat menggunakan algoritma RanSaC dengan memanfaatkan fungsi-fungsi pada *package library Open3D*. Selain *library open3D*, program pemrosesan data ini juga menggunakan *package library numpy* dan *time*. *Library numpy* digunakan untuk memproses data numerik *point cloud*, sementara *library time* digunakan untuk melihat efisiensi waktu pemrosesan yang dibutuhkan oleh program yang dibuat. Tahap ketiga dari program ini adalah menyimpan dan memvisualisasikan hasil pemrosesan. Tujuan dari program ini agar dapat mengetahui bahwa program yang dibuat dapat dijalankan sebagaimana tujuan pembuatannya. Program visualisasi hasil akhir tersebut juga dibuat menggunakan fungsi-fungsi yang tersedia pada *package library Open3D*.

Setelah program dibuat, langkah selanjutnya adalah validasi program. Tahap ini dilakukan untuk memastikan bahwa program yang telah dibuat dapat berjalan dengan baik dan telah sesuai dengan kaidah pembuatan program. Dalam penelitian ini, validasi program dilakukan dengan menggunakan data *training* yang telah tersedia dalam *package library Open3D*. Data tersebut telah dipastikan ideal dan normal untuk dapat dilakukan proses validasi pada program menggunakan data tersebut. Adapun tampilan sebelum dan sesudah validasi program pada data *training* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Tampilan data *training* yang digunakan (Sumber: open3d.org, 2020)

3. Penggunaan program

Setelah program yang dibuat telah melewati tahap validasi, selanjutnya program tersebut dapat digunakan untuk melakukan proses klasifikasi *ground* dan *non ground* pada data sampel penelitian. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah dua sampel data yang dapat dilihat pada Gambar 5. Data-data tersebut kemudian dimasukkan ke dalam program yang telah dibuat. Pada tahapan pelaksanaan program, terdapat dua proses yang harus dilakukan, yaitu proses konversi data dan pemrosesan data menggunakan program yang dibuat. Tahap konversi data dilakukan karena ekstensi data penelitian masih berupa *.las* sehingga perlu dikonversi terlebih dahulu menjadi *.pcd*. Proses konversi tersebut dilakukan pada *software CloudCompare*. Setelah kedua data sampel tersebut telah terkonversi, dilanjutkan dengan eksekusi program yang telah dibuat pada kedua data sampel penelitian.



(Sampel data 1)

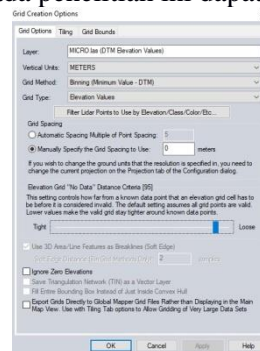


(Sampel data 2)

Gambar 5. Tampilan sampel data penelitian (sumber: pemrosesan data)

4. Pembentukan DTM

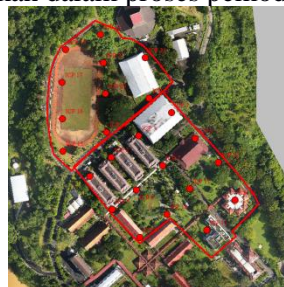
Pada penelitian ini, proses pembentukan *Digital Terrain Model (DTM)* dari *point cloud* hasil klasifikasi *RanSac* dilakukan menggunakan perangkat lunak *Global Mapper*. *Global Mapper* merupakan perangkat lunak yang mampu melakukan berbagai macam analisis dan pengolahan data geospasial, termasuk pembentukan DTM dari *point cloud*. Proses pembentukan DTM pada *Global Mapper* dilakukan menggunakan fitur '*Create Elevation Grid*' yang terdapat pada menu '*Analysis*'. Dalam proses ini, terdapat beberapa parameter yang perlu diatur. Adapun pengaturan parameter yang digunakan dalam membentuk DTM pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Parameter pembentukan DTM pada Global Mapper (Sumber: pemrosesan data)

5. Pengujian hasil

Pada tahap uji akurasi dilakukan dengan menghitung nilai *Root Mean Square Error (RMSE)* dari data DTM hasil pengolahan klasifikasi *point cloud* permukaan tanah menggunakan algoritma *RANSAC*. Nilai *RMSE* dihitung dengan menggunakan *Independent Control Point (ICP)* yang terdiri dari titik-titik yang berasal dari *point cloud* yang diambil secara merata dari hasil klasifikasi *point cloud ground* yang telah teruji oleh PT. Jelajah Semesta Teknologi. *ICP* digunakan untuk mengukur kesalahan atau perbedaan antara elevasi pada DTM hasil klasifikasi dengan nilai elevasi sebenarnya di lapangan. Hasil nilai *RMSE* tersebut dilanjutkan dengan perhitungan *LE90* untuk mendapatkan ketelitian vertikal sesuai dengan *SNI 8202:2019* tentang ketelitian Peta Dasar. Berdasarkan perhitungan tersebut didapatkan skala dan kelas ketelitian yang didapatkan dari perhitungan uji akurasi. Selain itu, uji akurasi juga dapat menunjukkan kemampuan algoritma *RANSAC* dalam klasifikasi *ground* dan membantuk DTM yang dapat diandalkan dalam proses pemodelan relief permukaan bumi.



Gambar 7. Sebaran ICP pada sampel penelitian

Dalam penelitian ini, jumlah keseluruhan rencana ICP yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu 24 ICP seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7. Titik-titik ICP tersebut didesain agar dapat tersebar merata di seluruh area sampel penelitian. Hal ini dimaksudkan agar hasil uji akurasi yang diperoleh dapat merepresentasikan keseluruhan area sampel penelitian yang diuji.

6. Perbandingan dan analisis

Setelah seluruh data terolah, maka tahapan yang selanjutnya dilakukan adalah melakukan perbandingan dan analisis. Tahapan ini dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui performa dan akurasi dari kedua metode tersebut dalam memklasifikasikan data *point cloud* untuk membentuk DTM. Pada tahap ini, akan dianalisis performa dan akurasi kedua metode dalam membentuk DTM. Data hasil klasifikasi dari masing-masing metode akan diproses untuk membentuk DTM, kemudian diuji akurasi menggunakan ICP. Hasil analisis akan digunakan untuk menentukan seberapa besar kemampuan algoritma *Random Sampel Consensus* (RanSaC) dalam melakukan klasifikasi *ground* dan *non ground* untuk membentuk *Digital Terrain Model* (DTM).

Hasil dan Pembahasan

1. Hasil klasifikasi dengan algoritma RanSaC

Proses klasifikasi *ground* dan *non ground* dilakukan dengan menggunakan algoritma *Random Sample Consensus* (RanSaC) pada program yang dibuat. Setelah itu, dilakukan visualisasi hasil klasifikasi untuk memastikan bahwa klasifikasi *ground* telah dilakukan dengan benar. Dari hasil visualisasi tersebut dapat dilihat bahwa program yang telah dibuat dapat melakukan klasifikasi *ground* dengan akurasi yang cukup baik pada kedua sampel data yang digunakan. Namun, hasil visualisasi juga menunjukkan bahwa masih ada beberapa titik *non ground* yang salah diklasifikasikan sebagai *ground* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 8. Hal ini mungkin terjadi karena algoritma RanSaC bekerja berdasarkan bidang datar sehingga medan yang memiliki variasi yang tinggi tidak cocok untuk diklasifikasikan dengan algoritma ini. Kondisi tersebut juga didukung oleh penelitian yang dilakukan Narksri *dkk* (2018) yang menyatakan bahwa algoritma RanSaC memang bekerja dengan membentuk model planar/datar terlebih dahulu sebagai *best inlier* sebagai dasar untuk mengelaskan objek *ground*.



Gambar 8. Tampilan kesalahan dalam pengkelasan

Selain melakukan klasifikasi pada kedua sampel data, juga dilakukan pengukuran waktu yang dibutuhkan oleh program dalam melakukan klasifikasi. Pengukuran ini dilakukan dengan menggunakan *package library time* dalam program. Hasil dari program tersebut menunjukkan bahwa waktu yang dibutuhkan oleh program bervariasi pada masing-masing sampel data. Waktu yang dibutuhkan oleh program untuk memproses masing-masing sampel data dapat dilihat pada Gambar 9. Pada sampel data pertama, program berhasil melakukan klasifikasi dalam waktu 54,2 detik. Kemudian pada sampel data kedua, waktu yang dibutuhkan program lebih cepat lagi, yaitu 5,2 detik.

```
time_taken_Sampel_part1:54.24896502494812
time_taken_Sampel_part2:5.238996267318726
```

Gambar 9. Tampilan waktu pemrosesan tiap sampel

2. Perbandingan dan analisis hasil klasifikasi dengan algoritma RanSaC terhadap data pembanding

Dalam membandingkan antara hasil klasifikasi *ground* dengan algoritma RanSaC terhadap data pembanding, terdapat beberapa parameter yang dapat digunakan sebagai acuan untuk membandingkan hasil klasifikasi. Parameter-parameter tersebut mencakup jumlah dan densitas *point cloud ground* yang terklasifikasi sebagai *ground* dan ukuran (*size*) file setelah terklasifikasi sebagai *ground* antara hasil klasifikasi dengan algoritma RanSaC dengan data pembanding yang dianggap benar. Dari kedua sampel data penelitian, terdapat perbedaan jumlah *point cloud* antara hasil klasifikasi dari program yang dibuat dengan data pembanding.

Pada setiap sampel data penelitian, dilakukan perbandingan antara jumlah *point cloud* yang dihasilkan dari klasifikasi *ground* dengan algoritma RanSaC dan data pembanding. Hasil perbandingan tersebut menunjukkan bahwa dari kedua sampel data penelitian, jumlah *point cloud* pada hasil klasifikasi dari program yang dibuat lebih banyak daripada *point cloud ground* pada data pembanding. Hal ini ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan Jumlah *point cloud*

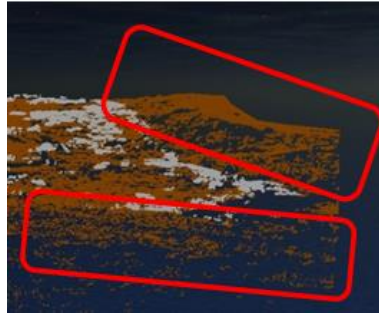
No	ID Sampel	Jumlah <i>point cloud</i>	
		Data pembanding	Hasil algoritma RANSAC
1	Sampel_part1	256.106	4.373.877
2	Sampel_part2	277.908	11.381.560

Dari Tabel 1, dapat dilihat bahwa pada sampel data pertama, jumlah *point cloud* pada hasil klasifikasi dari program yang dibuat sebanyak 4.373.877 titik, sedangkan jumlah *point cloud* dari data pembanding berjumlah 256.106 titik. Untuk sampel data kedua, hasil klasifikasi dari program yang dibuat menghasilkan *point cloud ground* sebanyak 11.381.560 titik, sementara jumlah *point cloud ground* dari data pembanding hanya menghasilkan 277.908 titik. Dengan demikian, maka dapat diketahui bahwa hasil klasifikasi dari program yang telah dibuat memperoleh jumlah *point cloud ground* yang jauh lebih banyak jika dibandingkan terhadap *point cloud ground* pada data pembanding.

Meskipun jumlah *point cloud* pada hasil klasifikasi dari program yang dibuat lebih banyak, namun tidak terdistribusi secara merata dan masih terdapat beberapa area yang tidak terkelaskan objek *ground*-nya seperti yang ditunjukkan pada Gambar 10. Pada gambar tersebut menunjukkan bahwa *point cloud* yang berwarna abu-abu merupakan hasil klasifikasi dari program yang dibuat, sementara *point cloud* yang berwarna cokelat merupakan *point cloud ground* data pembanding. Terlihat bahwa algoritma RanSaC tidak dapat mengelaskan objek *ground* pada area yang berada dalam kotak berwarna merah. Hal ini disebabkan karena keberagaman kondisi medan di setiap sampel data yang diolah. Kondisi medan yang berbeda di setiap sampel data merupakan faktor yang mempengaruhi keberhasilan dari proses klasifikasi objek *ground* pada *point cloud*. Kondisi medan yang berbeda, seperti perbedaan elevasi yang signifikan maupun kondisi topografi dapat mempengaruhi keberhasilan dari hasil klasifikasi saat menggunakan algoritma RanSaC. Seperti yang diketahui bahwa metode ini menggunakan model bidang datar/planar untuk memisahkan antara *point cloud ground* dan *point cloud non ground*.

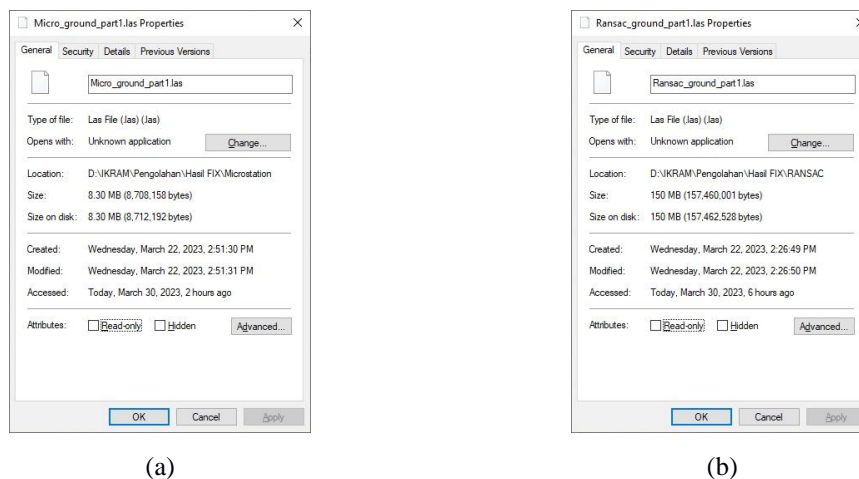
Selain jumlah *point cloud*, dilakukan juga perbandingan terhadap perbedaan densitas antara hasil klasifikasi *ground* dari program yang dibuat dengan data pembanding. Dari hasil penelitian yang dilakukan, hasil klasifikasi *ground* dari program yang telah dibuat juga memiliki tingkat densitas yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan *point cloud ground* pada data pembanding. Kondisi tersebut terjadi pada kedua data sampel yang diolah. Hal ini membuktikan bahwa baik dalam hal jumlah *point cloud ground* maupun densitas *point cloud*, hasil klasifikasi dengan algoritma RanSaC ini lebih tinggi dibandingkan dengan data pembanding yang digunakan. Namun, hal ini tidak dapat menjamin bahwa klasifikasi *ground* menggunakan algoritma RanSaC lebih baik daripada menggunakan perangkat lunak *microstation* atau perangkat lunak lainnya karena

terdapat parameter-parameter lain yang perlu diperhatikan dalam membandingkan kedua hasil klasifikasi tersebut. Salah satunya adalah distribusi *point cloud ground* yang dihasilkan dari hasil klasifikasi.



Gambar 10. Tampilan hasil klasifikasi yang tidak merata

Dalam penelitian ini, selain membandingkan jumlah dan densitas *point cloud ground* yang dihasilkan, juga dilakukan analisis perbandingan ukuran file antara hasil klasifikasi dengan algoritma RanSaC dan hasil klasifikasi pada data pembandingan. Dalam hal ini, hasil klasifikasi dengan algoritma RanSaC menunjukkan ukuran file yang lebih besar dibandingkan dengan ukuran file dari data pembandingan. Hal ini dapat terjadi karena jumlah *point cloud* pada data hasil klasifikasi dengan algoritma RanSaC lebih besar daripada jumlah *point cloud ground* pada data pembandingan. Meskipun demikian, peningkatan ukuran file pada data klasifikasi dengan algoritma RanSaC sebanding dengan peningkatan densitas *point cloud ground* yang dihasilkan. Adapun perbandingan ukuran (*size*) file tersebut dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Tampilan perbedaan ukuran *file* pada sampel data 1

3. Analisis hasil program

Analisis hasil program dilakukan untuk menguji tingkat keandalan dari program yang telah dibuat untuk diterapkan pada sampel-sampel dengan kondisi medan yang bervariasi. Sampel yang diuji terdiri dari dua sampel data penelitian, dimana masing-masing sampel tersebut memiliki karakteristik kondisi medan masing-masing. Dari hasil klasifikasi *ground* pada sampel data pertama terlihat bahwa objek-objek bangunan maupun vegetasi yang sebelumnya terlihat telah berhasil dihilangkan. Selanjutnya, hasil klasifikasi tersebut dianalisis terhadap data pembandingan yang telah diperoleh sebelumnya. Dari hasil perbandingan tersebut, area yang ditandai dengan kotak merah pada Gambar 12 menunjukkan kesamaan elevasi antara hasil klasifikasi oleh program dengan data pembandingan. Selain itu, di sampel yang sama juga terlihat adanya perbedaan elevasi antara hasil klasifikasi dengan algoritma RANSAC dan data pembandingan pada area yang ditandai dengan kotak kuning. Perbedaan ini disebabkan oleh cara kerja algoritma RANSAC yang mengklasifikasikan objek berdasarkan pembentukan model bidang planar sebagai *best inlier*, sehingga titik-titik yang berada di luar

bidang planar tersebut tidak akan terklasifikasi sebagai objek *ground*. Oleh karena itu, perbedaan antara hasil klasifikasi dengan algoritma dengan data pembanding akan terlihat dengan jelas.



Keterangan :

- : *Point cloud ground* data pembanding
- : *Point cloud ground* hasil klasifikasi RANSAC
- : Area dengan *point cloud* yang berimpit
- : Area dengan *point cloud* yang tidak berimpit

Gambar 12. Analisis Program pada Sampel pertama

Dari hasil klasifikasi *ground* pada sampel data kedua terlihat bahwa objek-objek bangunan maupun vegetasi yang termasuk ke dalam kelas *non ground* telah berhasil dihilangkan. Selanjutnya, hasil klasifikasi tersebut dianalisis terhadap data pembanding yang telah diperoleh sebelumnya. Dari hasil perbandingan tersebut, area yang ditandai dengan kotak merah pada Gambar 13 menunjukkan hasil antara klasifikasi *point cloud* yang menggunakan algoritma RanSaC yang berwarna abu-abu terhadap data pembanding yang berwarna coklat memiliki kesamaan elevasi dan terlihat secara visual. Hal ini terjadi pada area lapangan yang secara visual memang merupakan area yang memiliki kondisi medan yang terbuka dan relatif datar. Sementara itu, di sampel yang sama juga terlihat bahwa area yang berada dalam kotak berwarna kuning, antara hasil klasifikasi dengan algoritma RanSaC dan data pembanding memiliki perbedaan elevasi sehingga terlihat titik-titik antara kedua hasil klasifikasi tersebut tidak berimpit. Hal ini disebabkan karena cara kerja dari algoritma RanSaC yang mengelaskan objek berdasarkan model bidang planar yang terbentuk sehingga titik-titik yang berada di area di luar bidang tersebut tidak akan terkelaskan sebagai objek *ground*. Dengan demikian, area yang memiliki perbedaan signifikan terhadap bidang planar akan dianggap sebagai objek *non ground*. Hal ini menyebabkan banyak area pada sampel data kedua mengalami kekosongan data jika dibandingkan dengan data pembanding.



Keterangan :

- : *Point cloud ground* data pembanding
- : *Point cloud ground* hasil klasifikasi RANSAC
- : Area dengan *point cloud* yang berimpit
- : Area dengan *point cloud* yang tidak berimpit

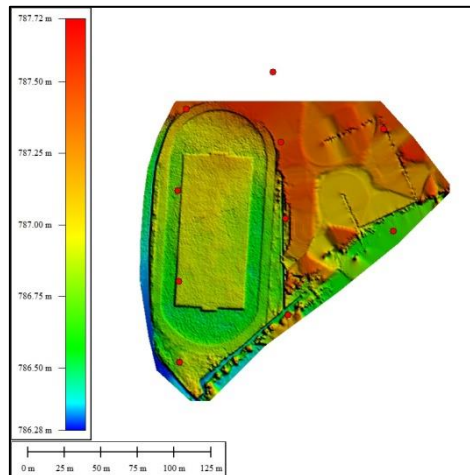
Gambar 13. Analisis Program pada Sampel Kedua

4. Analisis uji akurasi

Dalam penelitian ini, dilakukan uji akurasi hasil klasifikasi *ground* yang menggunakan algoritma RanSaC dengan membandingkannya dengan titik-titik *Independent Control Point* (ICP) yang berasal dari data pembanding. Titik-titik ICP tersebut digunakan sebagai titik kontrol yang terdistribusi secara merata pada seluruh sampel data pembanding untuk memastikan akurasi hasil klasifikasi dari program yang dibuat. Dalam

penelitian ini, jumlah ICP yang awalnya digunakan untuk menguji hasil klasifikasi dari program berjumlah 24 titik ICP yang tersebar merata di kedua sampel data penelitian.

Meskipun kenampakan kedua puluh empat ICP tersebut telah tersebar merata di seluruh area sampel data penelitian. Namun, tidak semua titik ICP tersebut digunakan untuk mengecek hasil klasifikasi dari program yang dibuat. Hal ini disebabkan karena DTM yang diperoleh dari hasil klasifikasi dengan algoritma RanSaC tidak sempurna dan terdapat beberapa area yang tidak dapat terbentuk DTM-nya. Kondisi ini terjadi akibat banyaknya *point cloud ground* yang tidak terkelaskan sebagai kelas *ground* saat menggunakan program yang dibuat seperti yang telah dibahas pada sub bab sebelumnya. Beberapa titik ICP yang tidak digunakan untuk uji akurasi dalam penelitian ini secara visual dapat dilihat pada Gambar 14.



Gambar 14. Contoh kondisi ICP tidak digunakan untuk uji akurasi

Berdasarkan kondisi yang terjadi, maka titik-titik ICP yang digunakan untuk melakukan uji akurasi dalam penelitian ini berjumlah 23 titik. Titik-titik ICP tersebut kemudian digunakan untuk menghitung nilai RMSE dari DTM yang terbentuk pada program yang dibuat. Dari hasil perhitungan menggunakan rumus tersebut, diperoleh nilai RMSE sebesar 1,997 m. Hasil perhitungan tersebut dapat ditunjukkan pada Tabel 2. Berdasarkan nilai RMSE yang diperoleh, maka nilai tersebut dapat digunakan untuk menghitung nilai LE90 yang menunjukkan kesalahan vertikal dari hasil klasifikasi. Nilai LE90 dari yang diperoleh dari hasil klasifikasi ini sebesar 3,296 meter.

Tabel 2 Uji akurasi DTM hasil RanSaC dengan 23 ICP

No	ID	<i>Easting</i> (m)	<i>Northing</i> (m)	Z pembeding (m)	Z program (m)	dZ (m)
1	ICP 1	805896.844	9233451.96	784.315	784.262	0.053
2	ICP 2	805933.163	9233484.374	784.123	784.124	-0.001
3	ICP 3	805979.245	9233520.693	783.722	783.809	-0.087
4	ICP 4	806035.48	9233560.526	784.16	784.181	-0.021
5	ICP 5	805935.115	9233396.115	783.706	782.241	1.465
6	ICP 6	805975.698	9233429.006	783.794	782.414	1.38
7	ICP 7	806020.348	9233470.662	783.532	782.987	0.545
8	ICP 8	806075.412	9233515.963	782.509	782.712	-0.203
9	ICP 9	805981.295	9233348.428	780.208	780.324	-0.116
10	ICP 10	806027.377	9233387.871	778.617	780.885	-2.268
11	ICP 11	806066.039	9233430.829	777.243	781.445	-4.202
12	ICP 12	806114.855	9233475.739	781.919	781.924	-0.005
13	ICP 13	806094.938	9233360.925	774.243	779.67	-5.427
14	ICP 14	806142.972	9233411.693	776.722	780.449	-3.727
15	ICP 15	805850.84	9233494.681	786.801	786.803	-0.002
16	ICP 16	805850.398	9233549.865	786.887	786.884	0.003

17	ICP 17	805849.957	9233611.67	786.806	786.805	0.001
18	ICP 18	805855.696	9233667.295	787.45	787.458	-0.008
19	ICP 19	805925.006	9233526.908	784.719	787.324	-2.605
20	ICP 20	805923.24	9233592.687	787.073	787.11	-0.037
21	ICP 21	805920.15	9233644.78	790.923	787.415	3.508
22	ICP 23	805996.965	9233584.299	785.192	786.659	-1.467
23	ICP 24	805990.343	9233653.609	787.548	787.471	0.077
24	ICP 25	805972.708	9233043.184	755.662	756.876	-1.214
Jumlah						-13.144
Rata-rata						-0.571
RMSE						1.997
LE90						3.296

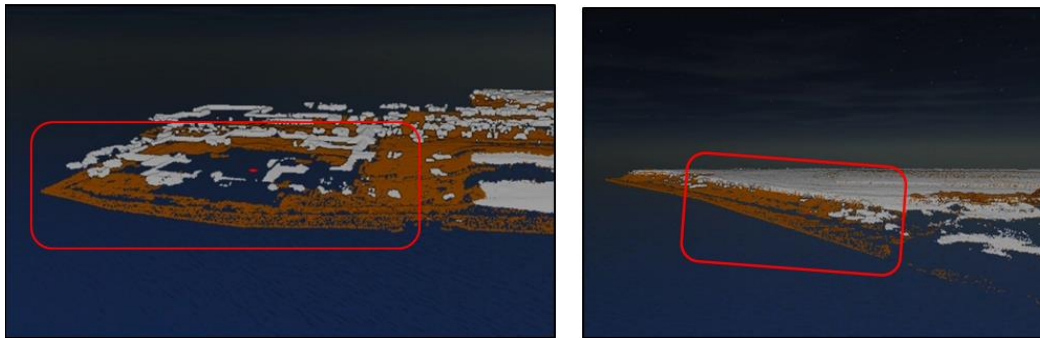
Nilai RMSE dan LE90 yang diperoleh dari hasil perhitungan tersebut masih tergolong sangat besar sehingga perlu dianalisis lebih lanjut mengenai anomali tersebut. Pada sampel data pertama, terlihat bahwa ICP 5, ICP 6, ICP 7, ICP 10, dan ICP 11 tidak memiliki *point cloud ground* yang terkelaskan di sekitarnya. Hal ini menyebabkan DTM yang terbentuk di area tersebut hanya merupakan hasil dari interpolasi *point cloud ground* lainnya. Hal yang sama juga terjadi pada ICP 21 dan ICP 23 yang terdapat pada sampel data kedua. Kenampakan mengenai kondisi tersebut dapat dilihat pada Gambar 15. Selain itu, anomali lainnya juga terlihat pada ICP 13 dan ICP 14 pada sampel data pertama serta ICP 19 pada sampel data kedua. Pada Gambar 16 terlihat bahwa pada area itu *point cloud ground* hasil klasifikasi mengalami kesalahan. Terdapat perbedaan elevasi yang cukup signifikan antara hasil klasifikasi dari program yang dibuat dengan data pembandingan. Hal ini terjadi karena cara kerja dari algoritma RANSAC dalam mengelaskan objek *ground* yaitu berdasarkan model bidang planar yang menjadi *best inlier* yang terbentuk. Dengan demikian, lokasi ICP 13, ICP 14, dan ICP 19 yang jauh dari bidang planar menyebabkan area tersebut memiliki kesalahan dalam mengelaskan objek *ground*. Kesalahan pengelakan tersebut tentunya juga berdampak pada hasil DTM yang terbentuk.



Gambar 15. Tampilan anomali kekurangan *point cloud* pada sampel data pertama (kiri) dan kedua (kanan)

Anomali-anomali yang telah digambarkan, menyebabkan beberapa ICP dari kedua sampel data penelitian memiliki perbedaan elevasi yang cukup tinggi sehingga mengurangi akurasi pengujian yang dilakukan. Kondisi tersebut disebabkan karena cara kerja dari algoritma RanSaC berdasarkan parameter yang dimasukkan (*threshold*, *ransac_n*, *num_iteration*), dimana setelah algoritma ini membaca kumpulan *point cloud ground* yang dianggap sebagai model bidang planar (*best inlier*), maka titik-titik yang masuk ke dalam model tersebut dikelaskan sebagai *ground* dan titik-titik di luar model tersebut dikelaskan sebagai *non ground* (*outlier*). Algoritma ini efektif jika digunakan pada area yang memiliki kondisi medan yang relatif datar. Hal ini dibuktikan dari hasil penelitian yang telah dilakukan, dimana pada gambar di atas, perbedaan elevasi tersebut terjadi pada area yang memiliki kondisi medan yang tidak datar dan memiliki perbedaan yang signifikan terhadap *best inlier* yang telah ditetapkan oleh algoritma RanSaC. Anomali-anomali inilah yang menyebabkan nilai RMSE yang diperoleh juga sangat besar. Oleh karena itu, dalam penelitian ini titik-titik ICP yang berada jauh dari *best inlier* ataupun mengalami kekosongan data *point cloud* akan dihilangkan. Hal ini dilakukan

untuk menghitung keakuratan dari *best inlier* yang terbentuk dari program dengan algoritma RanSaC yang telah dibuat.



Gambar 16. Tampilan anomali perbedaan elevasi *point cloud* pada sampel data pertama (kiri) dan kedua (kanan)

Berdasarkan permasalahan tersebut, maka dilakukan kembali perhitungan nilai RMSE dan LE90. Perhitungan tersebut dilakukan menggunakan data ICP yang berada pada area *best inlier* yang telah dideteksi menggunakan program yang telah dibuat. Jumlah ICP area *best inlier* yang digunakan pada pengujian kedua ini berjumlah 13 titik. Jumlah titik tersebut sudah termasuk ke dalam kategori dapat digunakan sesuai dengan ketentuan SNI 8202:2019 tentang Ketelitian Peta Dasar. Titik-titik ICP tersebut kemudian digunakan untuk menghitung nilai RMSE dari DTM yang terbentuk dari hasil program yang telah dibuat. Dari hasil perhitungan nilai RMSE dapat menghasilkan nilai sebesar 0,074 meter. Dengan menggunakan nilai RMSE yang didapatkan, dapat dihitung juga nilai LE90 yang menunjukkan kesalahan vertikal dari hasil klasifikasi. Nilai LE90 yang diperoleh dari hasil uji akurasi tersebut sebesar 0,123 meter. Adapun tabel hasil perhitungan tersebut dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil uji akurasi elevasi DTM hasil klasifikasi RanSaC dengan 13 ICP

No	ID	Easting (m)	Northing (m)	Z pembeding (m)	Z program (m)	dZ (m)
1	ICP 1	805896.844	9233451.96	784.315	784.262	0.053
2	ICP 2	805933.163	9233484.374	784.123	784.124	-0.001
3	ICP 3	805979.245	9233520.693	783.722	783.809	-0.087
4	ICP 4	806035.48	9233560.526	784.16	784.181	-0.021
5	ICP 8	806075.412	9233515.963	782.509	782.712	-0.203
6	ICP 9	805981.295	9233348.428	780.208	780.324	-0.116
7	ICP 12	806114.855	9233475.739	781.919	781.924	-0.005
8	ICP 15	805850.84	9233494.681	786.801	786.803	-0.002
9	ICP 16	805850.398	9233549.865	786.887	786.884	0.003
10	ICP 17	805849.957	9233611.67	786.806	786.805	0.001
11	ICP 18	805855.696	9233667.295	787.45	787.458	-0.008
12	ICP 20	805923.24	9233592.687	787.073	787.11	-0.037
13	ICP 24	805990.343	9233653.609	787.548	787.471	0.077
Jumlah						0.072
Rata-rata						0.005
RMSE						0.074
LE90						0.123

Berdasarkan hasil uji akurasi yang telah diperoleh, maka didapatkan hasil uji akurasi dengan 23 ICP yaitu nilai RMSE sebesar 1,997-meter dan nilai LE90 sebesar 3,296 meter. Sementara itu, hasil uji akurasi yang dilakukan dengan 13 ICP diperoleh nilai RMSE sebesar 0,074-meter dan nilai LE90 sebesar 0,123 meter. Dari hasil pengujian tersebut, maka DTM yang dihasilkan berdasarkan pengujian dengan 23 ICP dapat digunakan untuk pembuatan peta dasar kelas 1 dengan interval kontur 10 meter. Sementara itu, dari hasil pengujian akurasi dengan 13 ICP terhadap *best inlier* yang dideteksi oleh program yang dibuat. Maka, diketahui bahwa DTM yang terbentuk dapat digunakan untuk membuat peta dasar kelas 1 dengan interval kontur 0,4 meter. Hasil ini

sesuai dengan standar ketentuan yang termuat di dalam SNI 8202:2019 tentang ketelitian peta dasar. Dari hasil tersebut, maka dapat disimpulkan bahwa DTM yang dihasilkan oleh algoritma RanSaC pada area yang memiliki variasi kondisi medan permukaan yang beragam memiliki nilai RMSE yang besar, sementara DTM pada area yang relatif datar menghasilkan nilai RMSE yang kecil. Hal ini membuktikan bahwa cara kerja dari algoritma RanSaC yang mengelaskan *ground* berdasarkan model matematik sederhana berupa model planar sehingga objek dengan variasi yang kompleks tidak dapat terkelaskan dengan akurat.

Kesimpulan

Algoritma *Random Sample Consensus* mampu digunakan untuk melakukan klasifikasi *ground* pada data *point cloud* LiDAR. Hal ini dibuktikan dengan hasil uji coba yang menunjukkan bahwa algoritma RanSaC mampu mengklasifikasikan *point cloud ground* pada beberapa area dengan kondisi medan yang datar/planar. Namun, pada area – area dengan kondisi medan yang bervariasi, *point cloud ground* yang dihasilkan sebagian besar tidak sesuai dengan kondisi asli di lapangan. Hal ini disebabkan karena algoritma RanSaC memerlukan model matematik sederhana dan data yang relatif homogen untuk mengestimasi parameter model. Pada kondisi medan yang bervariasi, model matematik yang sederhana tidak dapat merepresentasikan kondisi asli yang akurat. Dengan demikian, *point cloud ground* yang dihasilkan juga menjadi tidak akurat.

Sementara itu, tingkat kemampuan algoritma *Random Sample Consensus* (RanSaC) dalam proses klasifikasi *ground* pada data *point cloud* LiDAR diketahui melalui perhitungan nilai *root mean square error* (RMSE) dan *linear error 90%* (LE90) pada hasil DTM yang terbentuk. Dari hasil perhitungan yang dilakukan, diperoleh bahwa nilai RMSE dan LE90 yang diperoleh ketika diuji dengan 73 ICP yang tersebar merata di seluruh area DTM berturut-turut adalah 2,229 meter dan 3,678 meter. Hasil tersebut menunjukkan bahwa ketelitian yang dihasilkan masih belum akurat. Hal ini disebabkan karena algoritma RanSaC kurang mampu digunakan pada kondisi medan yang relatif bervariasi. Namun, saat diuji menggunakan 37 ICP pada area yang relatif datar, diperoleh nilai RMSE dan LE90 berturut-turut sebesar 0,112 meter dan 0,184 meter. Dengan demikian, maka dapat disimpulkan bahwa algoritma RanSaC ini mampu menghasilkan ketelitian yang tinggi pada area yang memiliki kondisi medan yang relatif datar/planar.

Ucapan Terimakasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Teknik Geomatika UPN “Veteran” Yogyakarta atas dukungan dan fasilitas yang telah diberikan sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian ini. Selain itu, penulis juga mengucapkan terima kasih kepada PT. Jelajah Semesta Teknologi yang telah menyediakan data berupa data *point cloud* LiDAR sehingga dapat digunakan sebagai bahan uji dalam penelitian ini.

Daftar Pustaka

- Chum, O., & Matas, J. (2005). Matching with PROSAC-progressive sample consensus. *2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05)*, 1, 220–226.
- Fischler, M. A., & Bolles, R. C. (1981). Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24(6), 381–395.
- Flannery, M., Fenn, S., & Budden, D. (2013). RANSAC: identification of higher-order geometric features and applications in humanoid robot soccer. *arXiv preprint arXiv:1310.5781*.
- Guo, J., Wu, X., Zhong, Z., Yu, S., Xu, Y., & Zhang, J. (2009). An intelligent surveillance system based on RANSAC algorithm. *2009 International Conference on Mechatronics and Automation*, 2888–2893.
- Hartley, R., & Zisserman, A. (2004). *Multiple View Geometry in Computer Vision* (2 ed.). Cambridge University Press. <https://doi.org/DOI: 10.1017/CBO9780511811685>
- Huang, S. Y., Liu, L. M., & Dong, J. (2020). Review of ground filtering algorithms for vehicle LiDAR scans point cloud data. *Opto-Electronic Engineering*, 47(12), 190688.
- Istarno. (2011). *Pembentukan model elevasi digital dari data LiDAR dan interpretabilitasnya untuk objek tutupan lahan*

di daerah koridor Nganjul-Kertosono [Universitas Gadjah Mada].
<http://etd.repository.ugm.ac.id/penelitian/detail/50176>

- Mantong, H. I. (2021). Pemanfaatan Digital Terrain Model Hasil Fotogrametri Unmanned Aerial Vehicle untuk Estimasi Ketinggian Genangan Air Banjir Hasil Deteksi Citra Synthetic Aperture Radar. *JURNAL SUMBER DAYA AIR*, 17(1), 39–48.
- Matas, J., & Chum, O. (2002). Randomized RANSAC with T(d,d) test. *Proceedings of the British Machine Vision Conference 2002*, 43.1-43.10. <https://doi.org/10.5244/C.16.43>
- Maune, D. (2007). *Digital elevation model technologies and applications: The DEM users manual*. open3d.org. (2020). *Plane Segmentation*. www.open3d.org.
- Pfeifer, N., & Briese, C. (2007). Laser scanning—principles and applications. *Geosiberia 2007-international exhibition and scientific congress*, cp-59.
- Sari, D. R., & Cahyono, A. B. (2016). *Analisa Geometrik 3D True orthophoto Data LiDAR*.
- Solichah, U. (2016). *Pendeteksian Gawang Menggunakan Algoritma Ransac pada Platform Darwin-op Berbasis Peraturan KRSBI 2016*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Susetyo, D. B., & Syetiawan, A. (2016). Perbandingan Metode Interpolasi Terhadap Hasil Pembentukan Digital Terrain Model (DTM). *Seminar Nasional 3rd CGISE Dan FIT ISI 2016*.
- Tarsha-Kurdi, F., Landes, T., & Grussenmeyer, P. (2007). Hough-transform and extended ransac algorithms for automatic detection of 3d building roof planes from lidar data. *ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007*, 36, 407–412.
- Torr, P. H. S., & Zisserman, A. (2000). MLESAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry. *Computer vision and image understanding*, 78(1), 138–156.
- Wijanarko, B., & Djurdjani, D. (2022). Klasifikasi Digital Tutupan Lahan Berbasis Objek menggunakan Integrasi Data Lidar dan Citra Satelit di Kawasan Tamalanrea Indah, Kota Makassar. *JGISE: Journal of Geospatial Information Science and Engineering*, 5(1), 51. <https://doi.org/10.22146/jgise.68994>
- You, H., Li, S., Xu, Y., He, Z., & Wang, D. (2021). Tree extraction from airborne laser scanning data in urban areas. *Remote Sensing*, 13(17), 3428.
- Zeineldin, R. A., & El-Fishawy, N. A. (2017). A survey of RANSAC enhancements for plane detection in 3D point clouds. *Menoufia J. Electron. Eng. Res*, 26(2), 519–537.
- Zhao, H., Xi, X., Wang, C., & Pan, F. (2019). Ground surface recognition at voxel scale from mobile laser scanning data in urban environment. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(2), 317–321.



This article is licensed under a [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).