

**PENERAPAN K-MEANS DAN ALGORITMA GENETIKA UNTUK
MENYELESAIKAN MTSP**

(Studi Kasus Pada Perjalanan Menuju Seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo)

SKRIPSI



OLEH:

MUHAMMAD FAIZ NAILUN NI'AM

NIM : 1842200034

UNIVERSITAS NURUL JADID
PAITON PROBOLINGGO
FAKULTAS SOSIAL DAN HUMANIORA
PROGRAM STUDI PENDIDIKAN MATEMATIKA

JULI 2022

**PENERAPAN K-MEANS DAN ALGORITMA GENETIKA UNTUK
MENYELESAIKAN MTSP**

(Studi Kasus Pada Perjalanan Menuju Seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo)

SKRIPSI

DIAJUKAN KEPADA UNIVERSITAS NURUL JADID
PAITON PROBOLINGGO UNTUK MENYELESAIKAN
SALAH SATU PERSYARATAN DALAM MENYELESAIKAN
PROGRAM SARJANA PENDIDIKAN MATEMATIKA

OLEH :

MUHAMMAD FAIZ NAILUN NI'AM

NIM : 1842200034

UNIVERSITAS NURUL JADID
PAITON PROBOLINGGO
FAKULTAS SOSIAL DAN HUMANIORA
PROGRAM STUDI PENDIDIKAN MATEMATIKA

JULI 2022

ABSTRAK

Kata Kunci: *MTSP, Algoritma Genetika, K-means,*

KATA PENGANTAR

Segenap puji dan syukur kami panjatkan kepada Allah SWT karena atas rida, berkat, dan karunia yang diberikan oleh-Nya, sehingga peneliti berkesempatan untuk menyelesaikan penelitian skripsi ini dengan judul "Penerapan *K*-means dan Algoritma Genetika untuk Menyelesaikan MTSP (Studi Kasus pada Perjalanan Menuju Seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo)".

Skripsi ini diajukan untuk syarat kelulusan mata kuliah Skripsi di Program Studi Pendidikan Matematika Universitas Nurul Jadid. Tidak dapat disangkal bahwa butuh usaha yang keras dalam penyelesaian penelitian dan penulisan skripsi ini. Namun skripsi ini tidak akan selesai tanpa bantuan, dukungan, bimbingan, serta do'a yang sangat berharga Oleh orang-orang disekeliling kami. Oleh karena itu kami ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada pihak yang telah memberikan dukungan dan membantu selama penyusunan skripsi ini. Terima kasih saya sampaikan kepada:

1. Keluarga terutama kedua orang tua yang telah memberikan semangat dan motivasi dalam menyelesaikan penelitian ini.
2. Bapak K.H. Abd. Hamid Wahid, M.Ag., selaku Rektor Universitas Nurul Jadid
3. Bapak Dr. Tirmidi, selaku Dekan Fakultas Sosial dan Humaniora
4. Bapak Nur Hamid, M.Si., Ph.D., dan Ibu Shofia Hidayah, M.Pd., selaku dosen pembimbing 1 dan 2 yang telah meluangkan waktu dan tenaganya serta memberikan bimbingan, wawasan, dan ilmu yang sangat berharga dalam menyelesaikan penelitian ini.
5. Ibu Olief Ilmandira Ratu Farisi, S.Pd., M.Si., selaku dosen penguji proposal yang telah memberikan masukan, nasehat, dan perbaikan pada proposal penelitian yang sebelumnya telah dibuat.

6. Seluruh teman-teman dari Prodi Matematika angkatan 2018 sebagai teman seperjuangan dalam menyelesaikan skripsi yang juga saling memberikan semangat dan dukungan dalam menyelesaikan skripsi.
7. Semua pihak baik dosen, mahasiswa, teman, ataupun masyarakat sekitar yang secara langsung maupun tidak langsung terlibat dalam membantu peneliti menyelesaikan skripsi ini.

Kami menyadari bahwa dalam penelitian ini masih terdapat kekurangan dan jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu kami menerima dengan baik segala kritik dan masukan yang dapat membangun bagi kami. Kami berharap skripsi ini dapat memberi manfaat bagi banyak pihak.

Probolinggo, 1 Juli 2022

Peneliti

DAFTAR ISI

I	PENDAHULUAN	1
A.	Latar Belakang Masalah	1
B.	Rumusan Masalah	2
C.	Tujuan Penelitian dan Pengembangan	3
D.	Manfaat Penelitian	3
E.	Batasan Masalah Penelitian	4
II	KAJIAN PUSTAKA	5
A.	Penelitian Relevan	5
B.	Dasar Teori	6
1.	<i>Multiple Traveling Salesman Problem</i>	6
2.	Algoritma	7
3.	Algoritma <i>k</i> -means	8
4.	Centroid	9
5.	Algoritma Genetika	9
6.	<i>Fitness</i>	11
7.	<i>Euclidean distance</i>	12
8.	<i>Crossover</i>	13
9.	Mutasi	13
III	METODE PENELITIAN	15
A.	Tahapan Penelitian	15
B.	Prosedur Penelitian	16
1.	Data Penelitian	16
2.	Instrumen Pendukung	16
3.	Langkah-langkah Dalam Tahap Pengolahan Data	18
IV	HASIL	21
A.	Pengambilan Data Lokasi	21

B.	Proses Pengklasteran Data	22
C.	Proses TSP menggunakan Algoritma Genetika	27
D.	Hasil akhir	28
1.	Tanpa pembagian klaster	29
2.	Pembagian 2 klaster	30
3.	Pembagian 3 klaster	31
4.	Pembagian 4 klaster	32
5.	Pembagian 5 klaster	34
6.	Pembagian 6 klaster	35
7.	Pembagian 7 klaster	37
8.	Pembagian 8 klaster	39
9.	Pembagian 9 klaster	40
10.	Pembagian 10 klaster	42
V	PENUTUP	46
A.	Kesimpulan	46
B.	Saran	46
	LAMPIRAN	50
1	DATASET	50
1.1	Nama dan Koordinat SMA di Kabupaten Probolinggo	50
2	HASIL KLASSTER	52
2.1	Pengelompokan 2 klaster	52
2.1.1	Klaster A	52
2.1.2	Klaster B	52
2.2	Pengelompokan 3 klaster	54
2.2.1	Klaster A	54
2.3	Pengelompokan 4 klaster	55
2.4	Pengelompokan 5 klaster	55

2.5	Pengelompokan 6 klaster	55
2.6	Pengelompokan 7 klaster	55
2.7	Pengelompokan 8 klaster	55
2.8	Pengelompokan 9 klaster	55
2.9	Pengelompokan 10 klaster	55

DAFTAR GAMBAR

2.1	Contoh MTSP 6 klaster	7
2.2	Contoh MTSP 5 klaster	7
2.3	Diagram alir tahapan algoritma genetika	11
2.4	Proses <i>crossover</i>	13
2.5	Proses mutasi	14
3.1	Visualisasi data jupyter notebook	17
3.2	Menandai lokasi pada Google Earth	18
3.3	Mengekspor data ke bentuk spreadsheet	18
4.1	Visualisasi lokasi SMA di Kabupaten Probolinggo	21
4.2	Visualisasi klaster sesuai warna	27
4.3	Perjalanan tanpa pembagian klaster	30
4.4	Perjalanan dibagi 2 klaster	31
4.5	Perjalanan dibagi 3 klaster	32
4.6	Perjalanan dibagi 4 klaster	34
4.7	Perjalanan dibagi 5 klaster	35
4.8	Perjalanan dibagi 6 klaster	37
4.9	Perjalanan dibagi 7 klaster	38
4.10	Perjalanan dibagi 8 klaster	40
4.11	Perjalanan dibagi 9 klaster	42
4.12	Perjalanan dibagi 10 klaster	44

DAFTAR TABEL

4.1	Centroid pada 1 klaster	22
4.2	Centroid pada 2 klaster	22
4.3	Centroid pada 3 klaster	23
4.4	Centroid pada 4 klaster	23
4.5	Centroid pada 5 klaster	23
4.6	Centroid pada 6 klaster	24
4.7	Centroid pada 7 klaster	24
4.8	Centroid pada 8 klaster	25
4.9	Centroid pada 9 klaster	25
4.10	Centroid pada 10 klaster	26
4.11	Total jarak dengan jumlah pembagian klaster yang berbeda	45

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang Masalah

Kabupaten Probolinggo adalah salah satu dari beberapa kabupaten yang sedang berkembang di provinsi Jawa Timur. Banyak sekolah tingkat menengah yang tersebar di Kabupaten Probolinggo. Selain itu di Kabupaten Probolinggo terdapat beberapa kampus salah satunya adalah Universitas Nurul Jadid yang terletak di Kecamatan Paiton. Pada tahun-tahun sebelumnya kampus ini sering sekali mengadakan acara-acara besar seperti lomba dan olimpiade. Dalam acara-acara tersebut seringkali melakukan pendistribusian barang seperti undangan acara, pamflet, dan lain-lain kepada beberapa sekolah di Kabupaten Probolinggo. Oleh karena itu diperlukanlah sebuah pencarian rute yang efisien untuk menuju ke sekolah-sekolah tersebut agar dapat menghemat waktu dan tenaga dalam perjalanan. Permasalahan pencarian rute tersebut dalam hal ini dapat disebut dengan *Traveling Salesman Problem* (TSP), sedangkan gabungan dari beberapa permasalahan TSP disebut *Multiple Traveling Salesman Problem* (MTSP).

Selama bertahun-tahun, telah banyak penelitian tentang MTSP. Berbagai metode telah banyak digunakan untuk mencari solusi dari permasalahan MTSP salah satunya adalah algoritma genetika (AG) dan *k*-means. Untuk melakukan proses pencarian solusi MTSP diperlukanlah proses pengklasteran (pengelompokan) terlebih dahulu, ada banyak cara untuk menggunakan AG

dalam pengklasteran, terbukti bahwa metode ini dapat mengklaster data lebih cepat daripada beberapa algoritma lain yang digunakan untuk pengklasteran [10]. Kemampuan pengklasteran dari AG ini dimanfaatkan untuk mencari pusat klaster yang sesuai sehingga kesamaan dari klaster yang dihasilkan dioptimalkan [13]. Ada juga yang menggunakan metode paralel untuk TSP untuk meningkatkan efisiensi seperti pada artikel [11].

Menurut artikel Zhang efisiensi AG akan menurun dengan cepat jika digunakan pada skala kota besar [22]. Berbeda dengan algoritma *k*-means dapat mengklaster terlebih dahulu sebelum melakukan pencarian solusi dari permasalahan TSP dan menghindari persilangan tiap rute *salesman* (pengirim barang) [12]. Penggunaan algoritma genetika dan algoritma *k*-means, algoritma ini merupakan algoritma yang digunakan untuk membagi data MTSP menjadi beberapa klaster, metode ini efektif untuk menyelesaikan MTSP, selain itu juga dapat menghindari persilangan rute antar *salesman* seperti yang dibahas oleh Lu pada artikelnya [12]. Dari gabungan semua perspektif tersebut, dalam penelitian ini, digunakanlah *k*-means dan algoritma genetika untuk menyelesaikan kasus pembagian klaster dan pencarian rute terdekat menuju seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, maka rumusan masalah yang akan dikaji dalam penelitian ini sebagai berikut.

1. Bagaimana cara mencari solusi *multiple traveling salesman problem* dengan

k-means dan algoritma genetika?

2. Bagaimana pembagian klaster dan penentuan rute terdekat menuju seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo?

C. Tujuan Penelitian dan Pengembangan

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah, tujuan dari penelitian ini yaitu untuk.

1. Mengetahui cara menemukan solusi *multiple traveling salesman problem* dengan *k*-means dan algoritma genetika.
2. Menemukan solusi pembagian klaster dan penentuan rute terdekat menuju seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo.

D. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini yaitu:

1. Bagi Peneliti, mengetahui cara menyelesaikan kasus permasalahan *Multiple Traveling Salesman Problem* yang telah dipelajari yaitu dengan menggunakan metode *K-Means Clustering* dan algoritma genetika serta peneliti dapat mengembangkan ilmu pemrograman python pada komputer.
2. Bagi Program Studi Pendidikan Matematika, menambah ilmu mengenai metode optimasi dan pencarian rute terdekat yang dapat diterapkan serta dipelajari kembali oleh mahasiswa pendidikan matematika untuk tahun-tahun

selanjutnya, serta mengetahui rute-rute terdekat untuk menuju ke seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo.

3. Bagi Masyarakat, dapat menggunakan metode tersebut untuk menyelesaikan kasus *Multiple Traveling Salesman Problem*, seperti penyebaran pestisida, pengintaian musuh pada militer, pendistribusian barang, dan lain-lain.

E. Batasan Masalah Penelitian

Berdasarkan latar belakang penelitian dan tujuan penelitian, batasan masalah dalam penelitian ini yaitu:

1. MTSP pada skripsi ini menggunakan 1 titik asal dan setiap *salesman* akan berangkat dan kembali pada simpul kota yang sama.
2. MTSP pada skripsi ini menggunakan k -means untuk pengklasteran dan algoritma genetika untuk menentukan rute terdekatnya.
3. Titik tujuan merupakan seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo baik negeri maupun swasta.
4. Setiap titik tujuan diasumsikan selalu terhubung dan berjalan lurus.
5. Titik kumpul menggunakan koordinat rata-rata dari semua titik-titik centroid karena untuk mengurangi persilangan seperti yang dibahas pada artikel [12]
6. Tidak ada prioritas kota mana saja yang dilalui terlebih dahulu.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

A. Penelitian Relevan

Ada beberapa hasil penelitian sebelumnya yang memiliki keterkaitan dengan penelitian ini. Penelitian berjudul "*Applying K-means and Genetic Algorithm for Solving MTSP*" [12]. Penelitian tersebut membahas tentang persilangan jalur antar tiap *salesman* yang dapat dihindari dengan menggunakan algoritma genetika dan *k-means*. Dari penelitian tersebut dihasilkan bahwa dengan penggunaan algoritma genetika dan *k-means* untuk menyelesaikan MTSP dapat meminimalisir terjadinya tabrakan antar *salesman*.

Penelitian kedua berjudul "*Optimasi Multiple Travelling Salesman Problem (M-TSP) pada Penentuan Rute Optimal Penjemputan Penumpang Travel Menggunakan Algoritme Genetika*" [17]. Penelitian tersebut membahas tentang permasalahan MTSP yaitu beberapa *salesman* yang akan berangkat dari kantor *travel* menuju ke alamat penjemputan masing-masing penumpang. Pada permasalahan tersebut menggunakan representasi permutasi, proses reproduksi *crossover* dengan *one cut point crossover*, proses mutasi dengan *exchange mutation*, dan proses seleksi dengan *elitism selection*.

Mayuliana, dkk., dalam artikelnya yang berjudul "Penyelesaian *Multitraveling Salesman Problem* dengan Algoritma Genetika" [15], mempelajari tentang kinerja algoritma genetika berdasarkan jarak minimum dan waktu

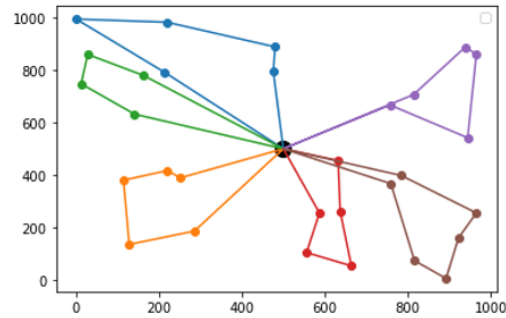
pemrosesan yang diperlukan untuk 10 kali pengulangan untuk setiap kombinasi kota penjual. Artikel karangan Al-Khateeb, B., dan Yousif, M. berjudul "*SOLVING MULTIPLE TRAVELING SALESMAN PROBLEM BY MEERKAT SWARM OPTIMIZATION ALGORITHM*" [2] dalam artikel ini mengusulkan algoritma metaheuristik yang disebut algoritma *Meerkat Swarm Optimization* (MSO) untuk memecahkan MTSP dan menjamin solusi berkualitas baik dalam waktu yang wajar untuk masalah kehidupan nyata.

B. Dasar Teori

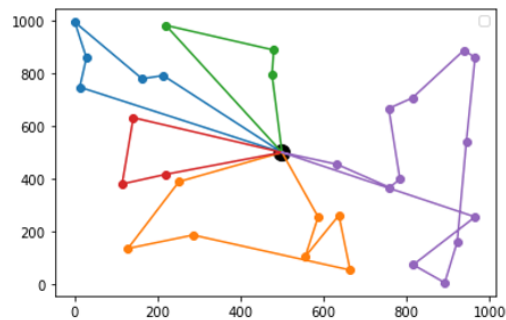
1. *Multiple Traveling Salesman Problem*

Travelling Salesman Problem atau TSP adalah permasalahan pencarian rute paling efisien dalam sebuah perjalanan, sedangkan *Multiple Travelling Salesman Problem* (MTSP) adalah gabungan dari beberapa permasalahan TSP dengan titik kumpul dan titik kembali yang sama. Menurut Al-Omeer dan Ahmed, MTSP adalah salah satu kombinatorial optimasi masalah, yang dapat didefinisikan sebagai berikut: Ada m jumlah *salesman* yang harus melakukan perjalanan ke n sejumlah kota dimulai dengan depot dan berakhir di depot yang sama [3]. Selanjutnya para *salesman* harus melakukan perjalanan dari satu kota ke kota lain secara terus menerus tanpa mengulang kota mana saja yang telah dilintasi oleh para *salesman* dan mempertimbangkan jalur terpendek selama perjalanan tersebut. Metode MTSP sebenarnya banyak sekali, namun yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma genetika dan algoritma k -means. Dalam hal ini data akan dibagi menjadi

beberapa klaster terlebih dahulu sesuai dengan jumlah *salesman* dari perusahaan, seperti pada Gambar 2.1 dan 2.2



Gambar 2.1: Contoh MTSP 6 klaster



Gambar 2.2: Contoh MTSP 5 klaster

2. Algoritma

Maulana menyebutkan dalam artikelnya algoritma adalah kumpulan perintah untuk menyelesaikan suatu masalah dan diselesaikan dengan cara sistematis, terstruktur dan logis [14]. Algoritma digunakan untuk memecahkan permasalahan yang dialami oleh seorang pengguna program.

3. Algoritma *k*-means

K-Means adalah jenis metode klasifikasi tanpa pengawasan yang mempartisi item data menjadi satu atau lebih klaster [1]. *K*-Means mencoba untuk memodelkan suatu dataset ke dalam beberapa klaster sehingga item-item data dalam suatu klaster memiliki karakteristik yang sama dan memiliki karakteristik yang berbeda dengan klaster lainnya.

Menurut S Monalisa [16] tahapan mengklaster menggunakan algoritma *k*-means adalah sebagai berikut.

1. Menentukan banyak klaster
2. Memilih beberapa *centroid* secara acak sesuai banyak klaster
3. Menghitung jarak titik ke centroid dengan rumus *Euclidean distance* seperti Persamaan (2.2).
4. Mengelompokkan titik-titik yang tersebar ke dalam klaster yang sama dengan titik *centroid* paling dekat
5. Memperbarui *centroid* dengan menghitung nilai rata-rata nilai pada masing-masing klaster
6. Melakukan iterasi sebanyak mungkin dengan kembali ke tahapan 3 sampai tidak ada perubahan klaster atau perubahan nilai *centroid*

4. Centroid

Centroid adalah nilai yang dijadikan sebagai titik awal dimulainya sebuah pengelompokan (*clustering*) pada algoritma *k*-means [18]. Untuk melakukan pengelompokan data, dimulai dengan menghitung jarak dari setiap titik tujuan menuju ke setiap titik centroid sebagai awal pembentukan klaster, setelah itu titik-titik tujuan akan dikelompokkan menurut titik klaster terdekatnya. Dalam langkah tersebut akan dihitung titik-titik centroid yang baru menggunakan nilai rata-rata titik dari tiap klaster.

5. Algoritma Genetika

Pada artikel Hermanto disebutkan bahwa algoritma genetika adalah algoritma yang digunakan untuk mencari solusi suatu permasalahan dengan cara yang lebih alami yang terinspirasi dari teori evolusi [7]. Dalam hal ini, algoritma genetika dapat juga digunakan untuk pencarian sebuah rute terpendek dalam sebuah kasus perjalanan.

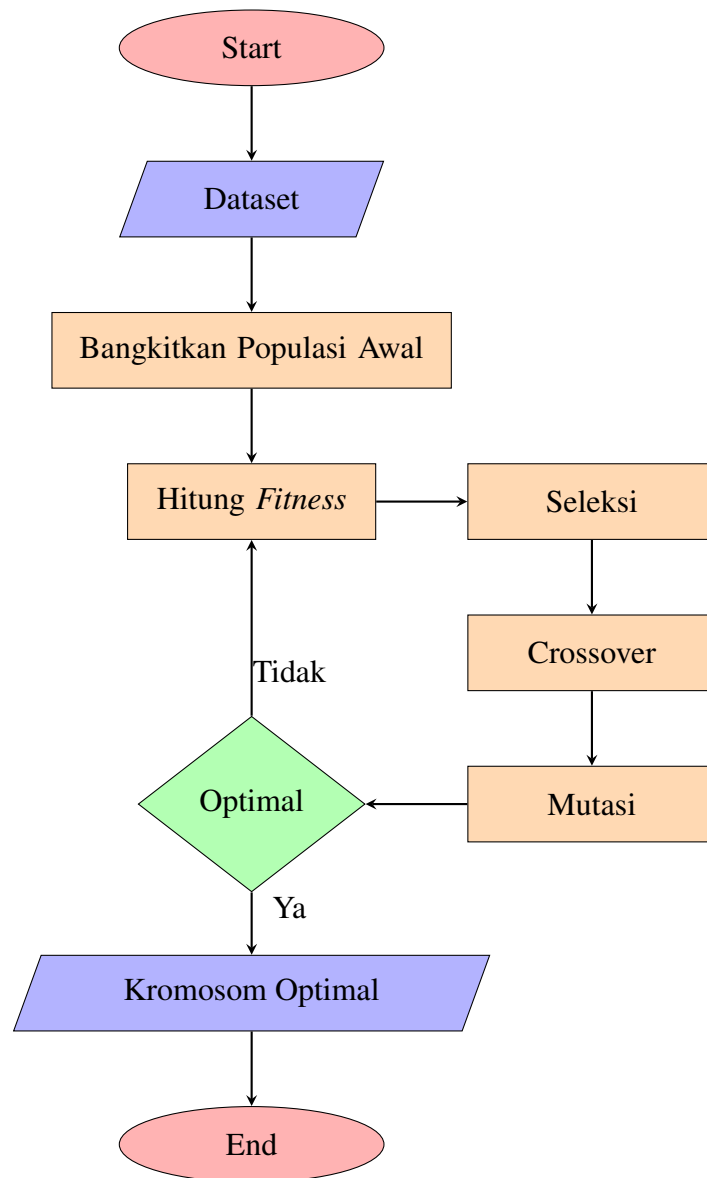
Menurut Armanda RS [4] dalam artikelnya menyampaikan penyelesaian masalah menggunakan algoritma genetika memerlukan beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Bangkitkan populasi, dalam penelitian ini yang digunakan adalah data yang telah diklaster menggunakan algoritma *k*-means
2. Melakukan reproduksi dengan *crossover* dan mutasi pada pembentukan awal

populasi

3. Menyeleksi menggunakan metode *elitism*
4. Menentukan nilai *fitness* agar mendapatkan solusi akhir yang optimal
5. Iterasi dilakukan untuk generasi berikutnya.

Secara garis besar tahapan-tahapan algoritma genetika seperti diagram alir pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3: Diagram alir tahapan algoritma genetika

6. *Fitness*

Fitness adalah suatu ukuran yang dijadikan acuan untuk mengetahui baik atau tidaknya suatu individu atau bisa disebut nilai dari fungsi tujuan [5]. Tujuan dari penggunaan algoritma genetika adalah untuk mengoptimalkan nilai tujuan dengan

cara mencari nilai fitness yang paling maksimal atau minimal. Nilai *fitness* suatu kromosom menggambarkan kualitas kromosom dalam populasi tersebut. Seperti dalam penelitian ini adalah mencari jarak yang paling minimal maka nilai *fitness*nya yang dicari adalah yang paling minimal juga. Untuk menghitung nilai *fitness* dapat menggunakan Persamaan 2.1.

$$fit = \sum(d_{ij}) \quad (2.1)$$

Keterangan:

- d_{ij} adalah jarak *Euclidean Distance* dapat dilihat pada Persamaan 2.2

7. *Euclidean distance*

Euclidean distance pertama kali diperkenalkan oleh ilmuan Yunani. Jarak *Euclidean* merupakan metode yang digunakan untuk menghitung jarak antara dua buah titik pada dua dimensi atau tiga dimensi [21]. Untuk menghitung jarak *Euclidean* dapat dilihat pada Persamaan 2.2.

$$d_{ij} = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (2.2)$$

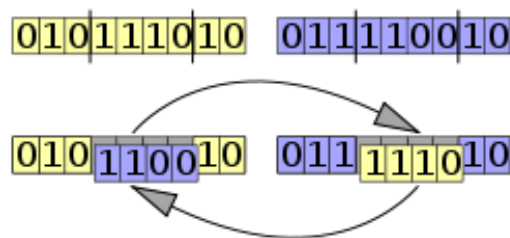
Keterangan:

- d_{ij} adalah nilai jarak pada titik i ke titik j
- x_j adalah nilai koordinat x pada titik i
- y_j adalah nilai koordinat y pada titik i

- x_i adalah nilai koordinat x pada titik j
- y_i adalah nilai koordinat y pada titik j

8. Crossover

Crossover atau persilangan adalah operator dari algoritma genetika yang melibatkan dua induk untuk membentuk kromosom baru menurut artikel [6]. Dalam langkah ini dilakukan dengan cara menukar sebagian gen pada kromosom induk pertama dengan gen pada kromosom induk kedua seperti pada Gambar 2.4. Proses *crossover* tersebut diterapkan pada setiap individu dengan probabilitas *crossover* (p_c) yang telah ditentukan. Jika diterapkan *crossover* keturunan didapatkan dari kromosom-kromosom induk. Jika *crossover* tidak diterapkan, satu induk dipilih secara acak dengan p_c yang sama dan diduplikasi menjadi anak.

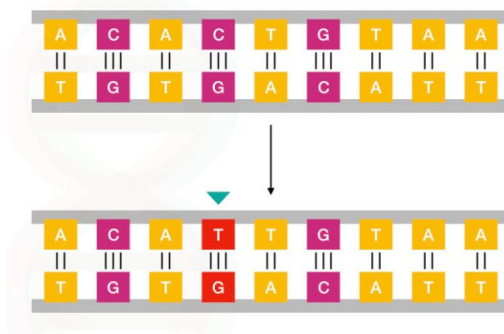


Gambar 2.4: Proses *crossover*

9. Mutasi

Mutasi atau *mutation* adalah operator yang digunakan untuk mengubah gen-gen yang terdapat dalam kromosom. Model dalam proses ini sebagaimana yang terjadi dalam kehidupan alam [19] seperti pada Gambar 2.5. Dalam proses

mutasi akan dibangkitkan sebuah bilangan acak sebagai Probabilitas mutasi (p_m) yang sangat kecil. Mutasi diterapkan dengan tujuan untuk memperoleh nilai *fitness* yang lebih baik dari sebelumnya, dan lama-kelamaan akan menjadi solusi optimum yang diinginkan.



Gambar 2.5: Proses mutasi

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dalam skripsi ini melalui tahapan sebagai berikut.

1. Tahap pengumpulan data, kegiatan yang dilakukan pada tahap pertama adalah peneliti mengumpulkan data. Pada tahap ini peneliti juga mencari informasi data, yaitu membaca artikel penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan MTSP dan juga menyiapkan alat bantu atau aplikasi yang akan digunakan untuk membantu pengolahan data. Dari tahap ini data akan dikumpulkan kemudian dilanjutkan ke tahapan selanjutnya.
2. Tahap pengolahan data, pada tahap ini penulis mulai mengolah data yang telah dikumpulkan sebelumnya untuk di olah dan dari tahap ini akan dilakukan ujicoba untuk mengetahui keefektifan metode yang digunakan.
3. Tahap analisis, setelah mendapatkan hasil uji coba peneliti mulai menganalisis hasil, menjabarkan, serta mengevaluasinya.
4. Tahap implementasi, pada tahap terakhir ini penelitian yang telah dievaluasi dapat digunakan dan diterapkan pada tempat penelitian.

B. Prosedur Penelitian

1. Data Penelitian

Berdasarkan studi kasus dalam skripsi ini, data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data koordinat dari seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo. Data nama-nama sekolah dikumpulkan dari <https://referensi.data.kemdikbud.go.id/> [8], dan data koordinat dikumpulkan melalui aplikasi Google Earth yang dapat diunduh langsung ke dalam bentuk *spreadsheet*, dapat dilihat pada Lampiran 1. Waktu yang diperlukan peneliti untuk mengumpulkan data dari web tersebut kurang lebih sekitar satu bulan.

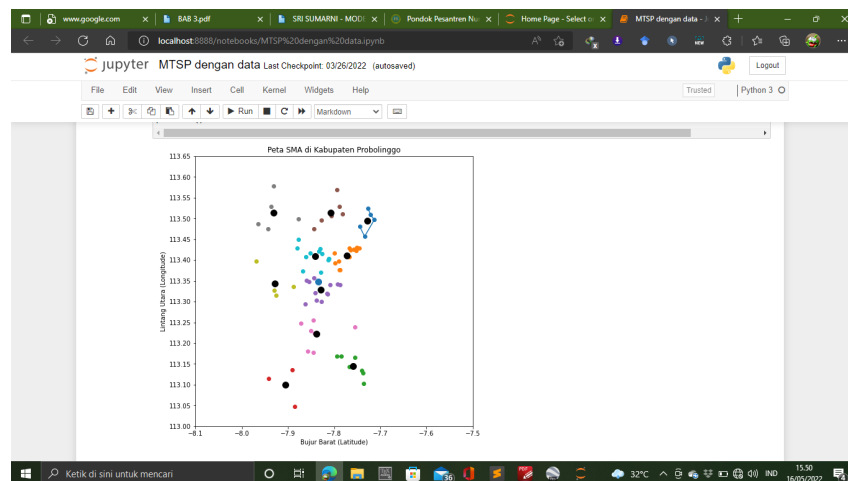
2. Instrumen Pendukung

1. Python

Dalam penelitian ini akan digunakan bahasa pemrograman python untuk mempermudah pengerjaan. Bahasa python adalah bahasa pemrograman baru di masa sekarang, karena dalam bahasa ini lebih simple dan singkat dalam membuat program [20]. Bahasa pemrograman ini merupakan bahasa pemrograman yang paling mudah dipelajari dari pada bahasa pemrograman yang lain. Serta dalam bahasa pemrograman ini dapat menjalankan beberapa rumus matematika di dalamnya. Selain itu bahasa Python telah digunakan secara luas, dan masuk dalam 3 besar bahasa pemrograman yang digunakan dalam beberapa tahun belakangan.

2. Jupyter Notebook

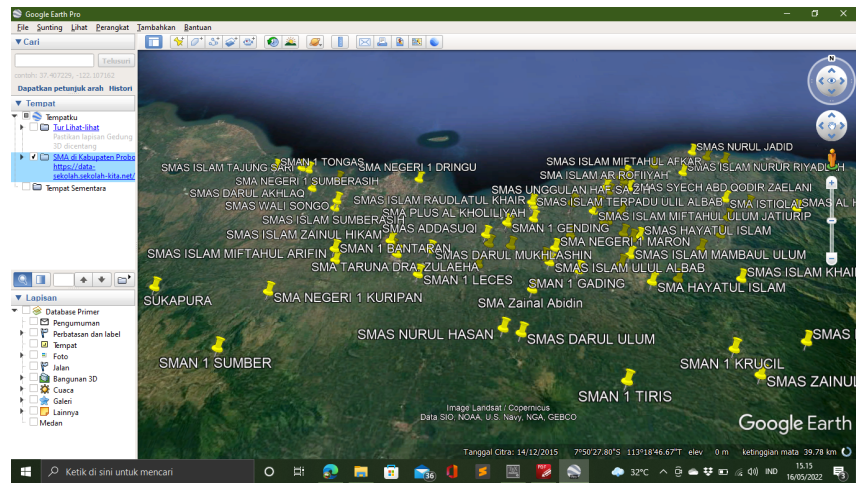
Jupyter Notebook adalah aplikasi web gratis yang digunakan untuk membuat dan membagikan dokumen komputasi, hasil hitungan, visualisasi, dan teks [9]. Notebook ini juga mendukung 3 bahasa pemrograman salah satunya adalah bahasa pemrograman python. Banyak kelebihan yang disajikan dari aplikasi ini salah satunya adalah mendokumentasikan kode, dan menjalankan kode dalam setiap sel, dan visualisasi data seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1: Visualisasi data jupyter notebook

3. Google Earth

Google Earth digunakan dalam penelitian ini untuk mengumpulkan koordinat lokasi seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo. Aplikasi ini dapat menandai beberapa lokasi secara langsung seperti pada Gambar 3.2 dan mengekspor kedalam bentuk spreadsheet seperti pada Gambar 3.3. Data-data lokasi yang telah didownload ke dalam bentuk spreadsheet akan diproses menggunakan jupyter notebook.



Gambar 3.2: Menandai lokasi pada Google Earth

1	Nama Sekolah	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)	Klaster	Urutan
2	SMAN 1 SUMBER	-7,94	113,11	D	
3	SMAN 1 SUKAPURA	-7,89	113,05	D	
4	SMAN 1 BANTARAN	-7,94	113,18	G	
5	SMAS ISLAM MIFTAHUL ARIFIN	-7,86	113,18	G	
6	SMA TARUNA DRA ZULAEHA	-7,85	113,23	G	
7	SMAN 1 LECES	-7,87	113,25	G	
8	SMAS ISLAM ZAINUL HIKAM	-7,84	113,22	G	
9	SMAS IT KYAI SEKAR AL AMRI	-7,84	113,22	G	
10	SMAS DARUL MUKHLASHIN	-7,85	113,26	G	
11	SMAS ISLAM MIFTAHUL ULUM GUNUNG GENI	-7,86	113,29	E	
12	SMA NAZAHATUL THOLUBIN	-7,84	113,30	E	
13	SMAS ADDASUQI	-7,83	113,30	E	
14	SMAS ISLAM RADEN FATAH	-7,84	113,32	E	
15	SMAN 1 TIRIS	-7,97	113,40	I	
16	SMAS DARUL ULUM	-7,93	113,33	I	
17	SMAS NURUL HASAN	-7,93	113,31	I	
18	SMA HAYATUL ISLAM	-7,88	113,43	J	
19	SMAN 1 KRUCIL	-7,94	113,48	H	
20	SMAS ISLAM AR RICHMAN	-7,93	113,58	H	11
21	SMAS ISLAM NURUL HUDA	-7,94	113,53	H	10
22	SMAS ZAINUL HASAN 2 KRUCIL	-7,96	113,49	H	
23	SMA IREVAHATI KEMUTAHAN	-7,83	113,43	I	

Gambar 3.3: Mengekspor data ke bentuk spreadsheet

3. Langkah-langkah Dalam Tahap Pengolahan Data

1. Peneliti menyiapkan data yang telah dikumpulkan sebelumnya.
2. Selanjutnya peneliti melakukan pengelompokkan data sebanyak 1 sampai dengan 10 klaster, untuk menemukan pembagian klaster sekaligus rute yang

paling optimal. Metode yang digunakan adalah algoritma k -means, dengan langkah-langkah sebagai berikut.

- (a) Pilih titik-titik *centroid* sesuai banyak klaster
- (b) Hitung jarak tiap titik tujuan dengan masing-masing *centroid* dengan rumus *Euclidean distance* seperti pada Persamaan (2.2).
- (c) Setelah seluruh titik dimasukkan ke dalam klaster, hitung *centroid* baru dengan cara menghitung rata-rata titik pada klaster tersebut. Lakukan hal yang sama pada klaster yang lain.
- (d) Ulangi langkah 2b sampai tidak ada perubahan pada anggota klaster.

3. Selanjutnya melakukan proses pencarian rute terpendeknya atau TSP pada setiap klaster yang telah dibagi, langkah-langkahnya adalah sebagai berikut.

- (a) Bangkitkan populasi awal yang berisi sejumlah kromosom
- (b) Hitung nilai *fitness* (jarak) tiap kromosom
- (c) Tetapkan probabilitas *crossover* (p_c) dan bangkitkan bilangan acak (0,0000 sampai 1,0000) pada tiap kromosom, jika bilangan acak kurang dari p_c maka dilakukan *crossover*. Jika *fitness* kromosom hasil *crossover* lebih baik dari kromosom awal, maka kromosom awal digantikan dengan kromosom hasil *crossover*.
- (d) Tetapkan probabilitas mutasi (p_m) dan bangkitkan bilangan acak (0,0000 sampai 1,0000) pada setiap kromosom. Jika bilangan acak kurang dari p_m maka akan dilakukan mutasi. Kromosom awal

digantikan dengan kromosom hasil mutasi jika kromosom hasil mutasi memiliki fitness yang lebih baik dari kromosom awal.

(e) Jika hasil kurang optimal, iterasi dilakukan dengan cara kembali ke tahapan 3b untuk generasi berikutnya sampai hasil yang dilakukan optimal atau mendekati optimal.

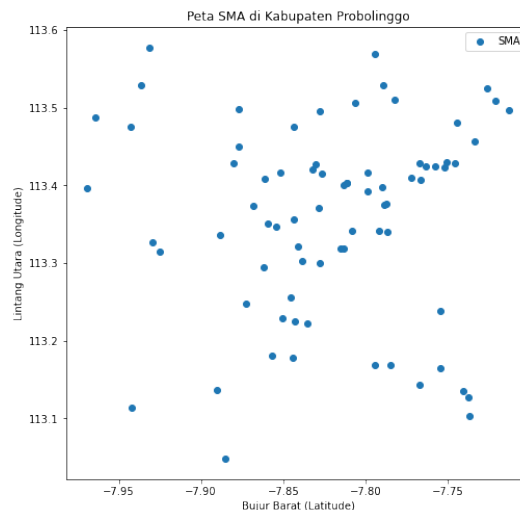
4. Ketika proses diatas selesai dilakukan maka dihasilkanlah pembagian klaster dan rute terdekat tiap klaster menuju seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo
5. Mengevaluasi data yang dihasilkan

BAB IV

HASIL

A. Pengambilan Data Lokasi

Data yang digunakan adalah data koordinat lokasi yang diekspor melalui Google Earth. Lokasi pada Google Earth ditandai satu per satu dan diekspor ke dalam bentuk spreadsheet. Dapat dilihat pada Lampiran 1 seluruh nama-nama SMA di Kabupaten Probolinggo beserta koordinat lokasinya. Data tersebut dikumpulkan sebagai dataset dari penelitian ini. Visualisasi data dari koordinat-koordinat SMA di kabupaten probolinggo dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1: Visualisasi lokasi SMA di Kabupaten Probolinggo

Setelah peneliti mendapatkan lokasi yang akan diproses, selanjutnya diuji menggunakan pembagian dari 1 sampai dengan 10 klaster untuk mengetahui rute dan pembagian klaster yang paling optimal. Berikut ini adalah hasil dari percobaan

tersebut.

B. Proses Pengklasteran Data

Pada tahap ini metode yang digunakan adalah metode k -means untuk mengklaster data. Dengan tahapan sebagai berikut.

1. Tentukan jumlah klaster, dalam hal ini yang digunakan adalah ujicoba dengan pembagian 1 sampai dengan 10 klaster.
2. Selanjutnya pilih titik-titik centroid secara acak sebanyak jumlah klaster. Dari hasil pemilihan acak tersebut terpilihlah titik-titik centroid berikut.

(a) Untuk pembagian 1 klaster terpilih titik-titik centroid pada Tabel 4.1.

Nama Centroid	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
A	-7,77	113,41

Tabel 4.1: Centroid pada 1 klaster

(b) Untuk pembagian 2 klaster terpilih titik-titik centroid pada Tabel 4.2.

Nama Centroid	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
A	-7,75	113,42
B	-7,83	113,30

Tabel 4.2: Centroid pada 2 klaster

(c) Untuk pembagian 3 klaster terpilih titik-titik centroid pada Tabel 4.3.

Nama Centroid	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
A	-7,84	113,22
B	-7,93	113,31
C	-7,79	113,38

Tabel 4.3: Centroid pada 3 klaster

(d) Untuk pembagian 4 klaster terpilih titik-titik centroid pada Tabel 4.4.

Nama Centroid	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
A	-7,77	113,43
B	-7,83	113,42
C	-7,74	113,13
D	-7,75	113,42

Tabel 4.4: Centroid pada 4 klaster

(e) Untuk pembagian 5 klaster terpilih titik-titik centroid pada Tabel 4.5

Nama Centroid	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
A	-7,94	113,11
B	-7,85	113,42
C	-7,80	113,39
D	-7,94	113,53
E	-7,84	113,32

Tabel 4.5: Centroid pada 5 klaster

(f) Untuk pembagian 6 klaster terpilih titik-titik centroid pada Tabel 4.6.

Nama Centroid	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
A	-7,79	113,53
B	-7,86	113,29
C	-7,89	113,14
D	-7,87	113,37
E	-7,94	113,48
F	-7,88	113,50

Tabel 4.6: Centroid pada 6 klaster

(g) Untuk pembagian 7 klaster terpilih titik-titik centroid pada Tabel 4.7.

Nama Centroid	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
A	-7,89	113,34
B	-7,81	113,32
C	-7,84	113,48
D	-7,79	113,17
E	-7,71	113,50
F	-7,77	113,41
G	-7,72	113,51

Tabel 4.7: Centroid pada 7 klaster

(h) Untuk pembagian 8 klaster terpilih titik-titik centroid pada Tabel 4.8.

Nama Centroid	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
A	-7,79	113,38
B	-7,88	113,43
C	-7,78	113,51
D	-7,84	113,30
E	-7,75	113,43
F	-7,75	113,16
G	-7,86	113,18
H	-7,86	113,35

Tabel 4.8: Centroid pada 8 klaster

(i) Untuk pembagian 9 klaster terpilih titik-titik centroid pada Tabel 4.9.

Nama Centroid	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
A	-7,83	113,30
B	-7,74	113,48
C	-7,84	113,22
D	-7,93	113,31
E	-7,79	113,38
F	-7,88	113,43
G	-7,78	113,51
H	-7,84	113,30
I	-7,75	113,43

Tabel 4.9: Centroid pada 9 klaster

(j) Untuk pembagian 10 klaster terpilih titik-titik centroid pada Tabel 4.10.

Nama Centroid	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
A	-7,77	113,41
B	-7,76	113,43
C	-7,84	113,18
D	-7,83	113,50
E	-7,87	113,25
F	-7,94	113,11
G	-7,85	113,42
H	-7,80	113,39
I	-7,94	113,53
J	-7,84	113,32

Tabel 4.10: Centroid pada 10 klaster

3. Hitung jarak tiap titik sekolah yang ada dengan masing-masing titik *centroid*.

Penghitungan jarak menggunakan *Euclidean distance* pada persamaan (2.2).

4. Kelompokkan data ke dalam klaster yang memiliki jarak paling minimum.
5. Setelah seluruh titik sekolah masuk ke dalam klaster-klaster, hitung *centroid* yang baru dengan cara menghitung rata-rata titik sekolah yang ada di dalam klaster tersebut. Lakukan hal yang sama pada klaster yang lain.
6. Jika terdapat perubahan klaster, maka ulangi langkah 3 hingga tidak ada perubahan anggota pada tiap klaster. Jika *centroid* yang baru tidak berubah dari sebelumnya, maka proses berhenti, karena *centroid* yang tidak berubah menyebabkan anggota klaster juga tidak berubah.

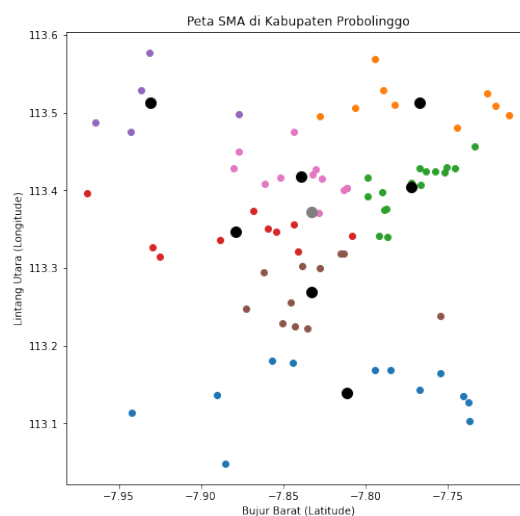
7. Setelah semua data terklasifikasi, selanjutnya adalah menentukan titik kumpul dengan cara menghitung rata-rata dari seluruh titik-titik centroid tersebut.

Dari serangkaian proses *k*-means menghasilkan kluster-kluster pada Lampiran

2. Data-data tersebut telah berhasil dikelompokkan, selanjutnya data tersebut akan diproses untuk ke tahapan selanjutnya.

C. Proses TSP menggunakan Algoritma Genetika

Setelah data terkluster seperti pada Gambar 4.2 selanjutnya adalah mencari rute terdekatnya menggunakan algoritma genetika.



Gambar 4.2: Visualisasi kluster sesuai warna

1. Pada tahap awal, populasi yang berisi sejumlah kromosom yang di dalamnya dibangkitkan.

2. Selanjutnya adalah menghitung nilai *fitness* dari populasi yang dihasilkan, yaitu menghitung nilai total jarak dari masing-masing kromosom.
3. Setelah nilai *fitness* ditemukan, selanjutnya menetapkan probabilitas *crossover* (p_c), dalam hal ini yang digunakan adalah $p_c = 0,95$. Bangkitkan bilangan acak (0,0000 sampai 1,0000) pada setiap kromosom, kromosom dengan bilangan acak kurang dari p_c maka akan dilakukan *crossover*. Jika kromosom hasil *crossover* memiliki *fitness* yang lebih baik dari kromosom awal, maka kromosom awal digantikan oleh kromosom hasil *crossover*.
4. Langkah selanjutnya adalah menentukan probabilitas mutasi (p_m), dalam menentukan probabilitas mutasi yang digunakan adalah $p_m = 0,1$. Bangkitkan bilangan acak (0,0000 sampai 1,0000) pada setiap kromosom, kromosom yang memiliki bilangan acak kurang dari p_m maka akan dilakukan mutasi. Jika kromosom hasil mutasi memiliki *fitness* yang lebih baik dari kromosom awal, maka kromosom awal digantikan oleh kromosom hasil mutasi.
5. Iterasi dilakukan dengan cara kembali ke tahapan 2 untuk generasi berikutnya sampai hasil yang dilakukan optimal atau mendekati optimal.

D. Hasil akhir

Dari serangkaian proses di atas, menghasilkan beberapa rute optimal yang dapat dilalui yang merupakan rute yang didapatkan dari pembagian kluster berbeda.

Salah satunya pada Gambar 4.3 tidak menggunakan pembagian klaster, sehingga titik centroid pada klaster tersebut dijadikan titik kumpul.

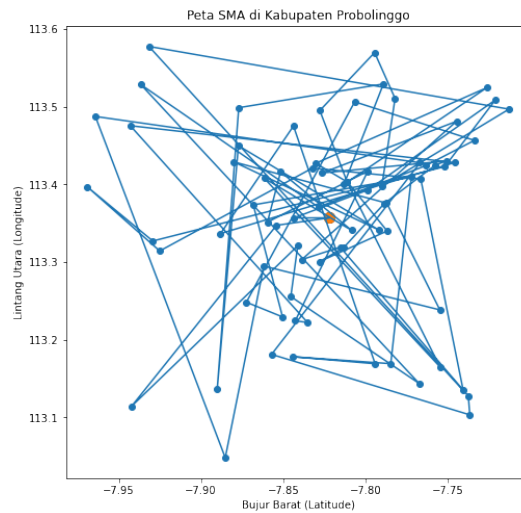
Rute-rute yang dihasilkan sebelumnya diekspor ke bentuk spreadsheet dan telah diurutkan berdasarkan nomor urut yang terdapat pada Lampiran 1 sehingga mempermudah pengguna dalam membaca data.

1. Tanpa pembagian klaster

Urutan perjalanan perjalanan dengan tanpa pembagian klaster menghasilkan urutan titik seperti berikut. *K-means* pada urutan ini tidak digunakan untuk pengklasteran data, namun hanya untuk penentuan titik kumpul.

67 → 30 → 52 → 38 → 37 → 50 → 62 → 25 → 14 → 7 → 27 → 17 → 23 → 69 →
 72 → 21 → 55 → 54 → 20 → 46 → 26 → 59 → 60 → 16 → 58 → 45 → 15 → 65 →
 36 → 18 → 40 → 70 → 75 → 2 → 44 → 11 → 41 → 53 → 3 → 71 → 10 → 6 →
 29 → 74 → 68 → 47 → 32 → 56 → 63 → 9 → 51 → 49 → 35 → 1 → 73 → 24 →
 33 → 57 → 61 → 22 → 34 → 8 → 43 → 66 → 42 → 13 → 5 → 4 → 64 → 31 →
 39 → 19 → 28 → 48 → 12

Dapat dilihat pada Gambar 4.3 urutan perjalanan menuju seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo tanpa pembagian klaster. Terlihat pada urutan gambar tersebut tampaknya masih belum sepenuhnya optimal. Urutan tersebut menghasilkan jarak total yang dilalui oleh *salesman* seperti pada Tabel 4.11 yaitu 11,02 satuan.



Gambar 4.3: Perjalanan tanpa pembagian kluster

2. Pembagian 2 kluster

Pada tahap ini urutan perjalanan dibagi menjadi 2 kluster yaitu kluster A dan B, menghasilkan urutan sebagai berikut.

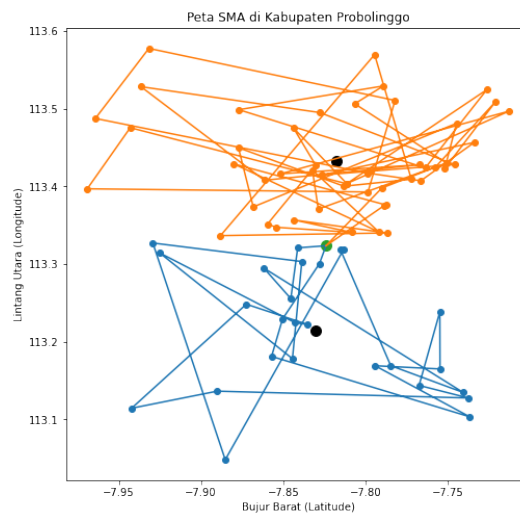
1. Urutan perjalanan pada kluster A:

33 → 17 → 47 → 32 → 55 → 36 → 10 → 37 → 56 → 11 → 30 → 27 → 59 →
60 → 64 → 21 → 9 → 39 → 29 → 24 → 63 → 72 → 13 → 6 → 38 → 52

2. Urutan perjalanan pada kluster B:

43 → 35 → 7 → 2 → 44 → 25 → 70 → 61 → 66 → 45 → 68 → 65 → 50 →
22 → 46 → 49 → 14 → 5 → 16 → 74 → 42 → 8 → 48 → 31 → 26 → 18 →
54 → 40 → 58 → 67 → 15 → 12 → 57 → 20 → 34 → 69 → 75 → 41 → 23 →
51 → 19 → 28 → 1 → 62 → 4 → 53 → 3 → 71 → 73

Dapat dilihat pada Gambar 4.4 perjalanan menuju seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo dengan dibagi menjadi 2 klaster. Terlihat pada urutan tersebut menghasilkan jarak total seperti pada Tabel 4.11 yaitu 7,45 satuan.



Gambar 4.4: Perjalanan dibagi 2 klaster

3. Pembagian 3 klaster

Pada tahap ini urutan perjalanan dibagi menjadi 3 klaster yaitu klaster A, B, dan C, menghasilkan urutan perjalanan sebagai berikut.

1. Urutan perjalanan pada klaster A:

38 → 60 → 56 → 32 → 13 → 21 → 72 → 47 → 59 → 36 → 37 → 55 → 27 →
17 → 29 → 30 → 11 → 10

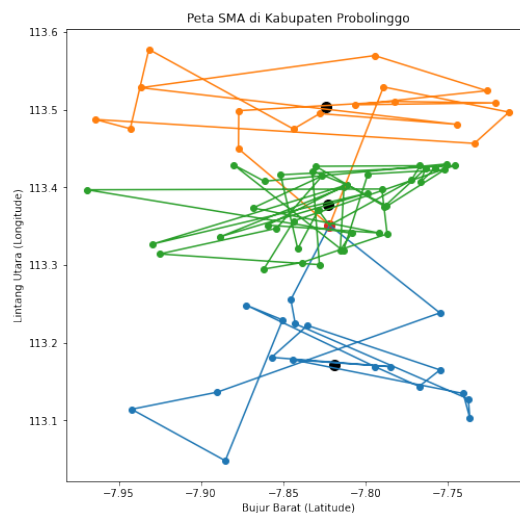
2. Urutan perjalanan pada klaster B:

2 → 66 → 14 → 74 → 26 → 42 → 54 → 22 → 51 → 50 → 34 → 70 → 7 →
28 → 8 → 44 → 41

3. Urutan perjalanan pada klaster C:

69 → 68 → 40 → 73 → 25 → 5 → 1 → 35 → 65 → 3 → 24 → 16 → 19 →
 71 → 61 → 58 → 53 → 23 → 49 → 67 → 64 → 33 → 4 → 18 → 39 → 48 →
 20 → 75 → 63 → 15 → 31 → 43 → 57 → 9 → 6 → 12 → 46 → 45 → 52 → 62

Dapat dilihat pada Gambar 4.5 perjalanan menuju seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo dibagi menjadi 3 klaster. Terlihat pada urutan tersebut menghasilkan jarak total pada Tabel 4.11 yaitu 6,44 satuan.



Gambar 4.5: Perjalanan dibagi 3 klaster

4. Pembagian 4 klaster

Pada tahap ini urutan perjalanan dibagi menjadi 4 klaster yaitu klaster A, B, C, dan D, menghasilkan urutan perjalanan sebagai berikut.

1. Urutan perjalanan pada klaster A:

60 → 36 → 72 → 21 → 11 → 13 → 55 → 56 → 32 → 27 → 38 → 10 → 59 →
30 → 37 → 29 → 47 → 17

2. Urutan perjalanan pada klaster B:

54 → 34 → 2 → 42 → 22 → 50 → 44 → 7 → 28 → 51 → 66 → 8 → 70

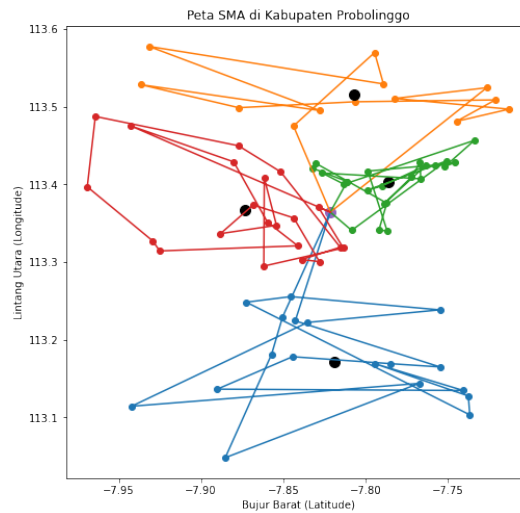
3. Urutan perjalanan pada klaster C:

18 → 61 → 4 → 40 → 71 → 53 → 57 → 16 → 1 → 46 → 19 → 14 → 75 →
49 → 5 → 68 → 69 → 73 → 25 → 43 → 48 → 35 → 15

4. Urutan perjalanan pada klaster D:

62 → 24 → 6 → 65 → 67 → 20 → 23 → 12 → 33 → 9 → 63 → 45 → 41 →
74 → 31 → 39 → 64 → 52 → 58 → 3 → 26

Dapat dilihat pada Gambar 4.6 perjalanan menuju seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo dibagi menjadi 4 klaster. Terlihat pada urutan tersebut menghasilkan jarak total pada Tabel 4.11 yaitu 5,45 satuan.



Gambar 4.6: Perjalanan dibagi 4 klaster

5. Pembagian 5 klaster

Pada tahap ini urutan perjalanan dibagi menjadi 5 klaster yaitu klaster A, B, C, D, dan E, menghasilkan urutan perjalanan sebagai berikut.

1. Urutan perjalanan pada klaster A:

10 → 36 → 13 → 56 → 60 → 37 → 21 → 55 → 59 → 72 → 32 → 29 → 47 →
17 → 11 → 30

2. Urutan perjalanan pada klaster B:

8 → 34 → 7 → 22 → 28 → 66 → 51 → 14 → 70 → 2

3. Urutan perjalanan pada klaster C:

62 → 71 → 43 → 35 → 16 → 61 → 5 → 18 → 75 → 4 → 69 → 1 → 45 →
73 → 49 → 68 → 19 → 25 → 46 → 48 → 65 → 40 → 53 → 57

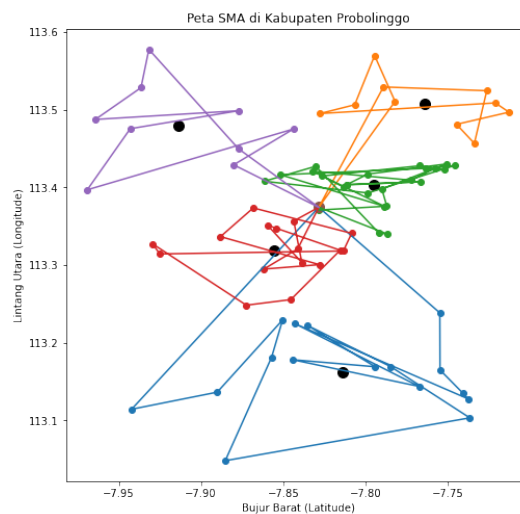
4. Urutan perjalanan pada klaster D:

52 → 6 → 33 → 20 → 23 → 15 → 24 → 64 → 39 → 27 → 38 → 63 → 67 →
58 → 9 → 12

5. Urutan perjalanan pada klaster E:

41 → 42 → 50 → 74 → 44 → 26 → 31 → 54 → 3

Dapat dilihat pada Gambar 4.7 perjalanan menuju seluru SMA di Kabupaten Probolinggo dibagi menjadi 5 klaster. Terlihat pada urutan tersebut menghasilkan jarak total pada Tabel 4.11 yaitu 5,45 satuan.



Gambar 4.7: Perjalanan dibagi 5 klaster

6. Pembagian 6 klaster

Pada tahap ini urutan perjalanan dibagi menjadi 6 klaster yaitu klaster A, B, C, D, E, dan F, menghasilkan urutan perjalanan sebagai berikut.

1. Urutan perjalanan pada klaster A:

30 → 11 → 29 → 37 → 36 → 13 → 32 → 56 → 55 → 72

2. Urutan perjalanan pada klaster B:

14 → 70 → 28 → 34 → 2 → 66 → 22 → 51 → 8 → 7

3. Urutan perjalanan pada klaster C:

69 → 1 → 19 → 75 → 71 → 68 → 48 → 65 → 25 → 16 → 45 → 4 → 18 →
40 → 43 → 73 → 35 → 46 → 5 → 49 → 61

4. Urutan perjalanan pada klaster D:

58 → 53 → 57 → 15 → 39 → 64 → 52 → 20 → 23 → 67 → 24 → 62 → 63 →
12 → 6 → 9 → 33

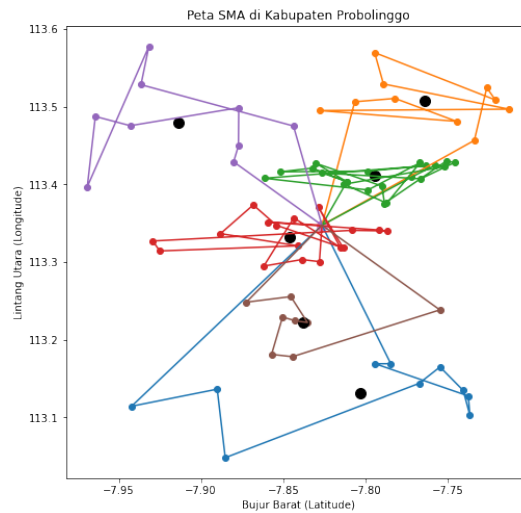
5. Urutan perjalanan pada klaster E:

54 → 50 → 42 → 31 → 74 → 26 → 44 → 41 → 3

6. Urutan perjalanan pada klaster F:

10 → 21 → 47 → 17 → 60 → 59 → 38 → 27

Dapat dilihat pada Gambar 4.8 perjalanan menuju seluru SMA di Kabupaten Probolinggo dibagi menjadi 6 klaster. Terlihat pada urutan tersebut menghasilkan jarak total pada Tabel 4.11 yaitu 4,89 satuan.



Gambar 4.8: Perjalanan dibagi 6 klaster

7. Pembagian 7 klaster

Pada tahap ini urutan perjalanan dibagi menjadi 7 klaster yaitu klaster A, B, C, D, E, F, dan G, menghasilkan urutan perjalanan sebagai berikut.

1. Urutan perjalanan pada klaster A:

13 → 56 → 36 → 37 → 11 → 30 → 21 → 47 → 32 → 29 → 55 → 72

2. Urutan perjalanan pada klaster B:

22 → 7 → 70 → 28 → 66 → 34 → 2 → 8 → 51

3. Urutan perjalanan pada klaster C:

71 → 43 → 5 → 25 → 68 → 48 → 16 → 69 → 57 → 53 → 73 → 35 → 14 →
46 → 1 → 19

4. Urutan perjalanan pada klaster D:

15 → 52 → 31 → 64 → 12 → 23 → 20 → 58 → 67 → 39

5. Urutan perjalanan pada klaster E:

44 → 50 → 42 → 74 → 26

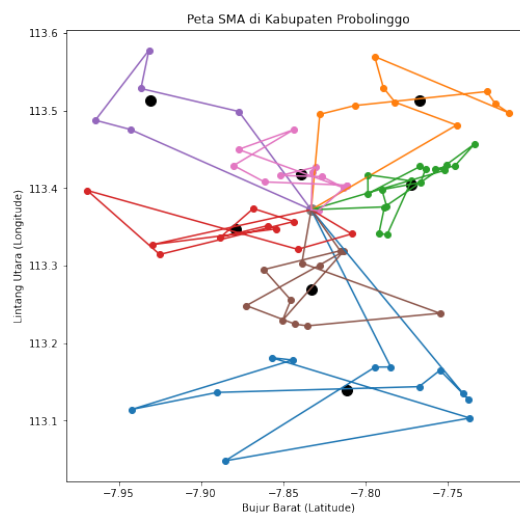
6. Urutan perjalanan pada klaster F:

63 → 6 → 38 → 17 → 24 → 33 → 27 → 60 → 59 → 10 → 9

7. Urutan perjalanan pada klaster G:

4 → 40 → 45 → 49 → 75 → 41 → 54 → 3 → 65 → 61 → 18 → 62

Dapat dilihat pada Gambar 4.9 perjalanan menuju seluru SMA di Kabupaten Probolinggo dibagi menjadi 7 klaster. Terlihat pada urutan tersebut menghasilkan jarak total pada Tabel 4.11 yaitu 4,85 satuan.



Gambar 4.9: Perjalanan dibagi 7 klaster

8. Pembagian 8 klaster

Pada tahap ini urutan perjalanan dibagi menjadi 8 klaster yaitu klaster A, B, C, D, E, F, G, dan H, menghasilkan urutan perjalanan sebagai berikut.

1. Urutan perjalanan pada klaster A:

11 → 21 → 30 → 29 → 37 → 56 → 13 → 55 → 36 → 32 → 72 → 47

2. Urutan perjalanan pada klaster B:

22 → 7 → 70 → 28 → 66 → 34 → 2 → 8 → 51

3. Urutan perjalanan pada klaster C:

43 → 25 → 46 → 35 → 19 → 5 → 69 → 16 → 68 → 14 → 1 → 48

4. Urutan perjalanan pada klaster D:

23 → 31 → 20 → 39 → 64

5. Urutan perjalanan pada klaster E:

44 → 42 → 26 → 50 → 74

6. Urutan perjalanan pada klaster F:

59 → 60 → 27 → 6 → 38 → 10 → 33 → 9 → 17

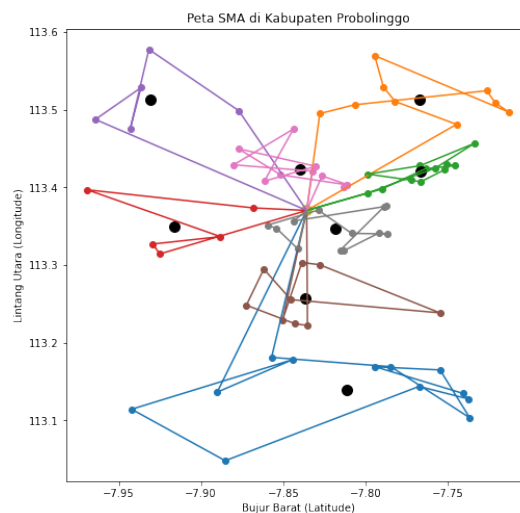
7. Urutan perjalanan pada klaster G:

4 → 3 → 54 → 65 → 40 → 41 → 45 → 18 → 75 → 61 → 49

8. Urutan perjalanan pada klaster H:

52 → 67 → 58 → 62 → 15 → 57 → 53 → 24 → 63 → 73 → 71 → 12

Dapat dilihat pada Gambar 4.10 perjalanan menuju seluru SMA di Kabupaten Probolinggo dibagi menjadi 8 klaster. Terlihat pada urutan tersebut menghasilkan jarak total pada Tabel 4.11 yaitu 4,76 satuan. Nilai jarak total pada pembagian klaster ini merupakan jarak total yang paling rendah diantara yang lain.



Gambar 4.10: Perjalanan dibagi 8 klaster

9. Pembagian 9 klaster

Pada tahap ini urutan perjalanan dibagi menjadi 9 klaster yaitu klaster A, B, C, D, E, F, G, H, dan I, menghasilkan urutan perjalanan sebagai berikut.

1. Urutan perjalanan pada klaster A:

17 → 60 → 21 → 47 → 59 → 10

2. Urutan perjalanan pada klaster B:

$2 \rightarrow 22 \rightarrow 7 \rightarrow 51 \rightarrow 8 \rightarrow 66 \rightarrow 28 \rightarrow 34 \rightarrow 70$

3. Urutan perjalanan pada klaster C:

$69 \rightarrow 1 \rightarrow 68 \rightarrow 19 \rightarrow 35 \rightarrow 14 \rightarrow 5 \rightarrow 46 \rightarrow 25 \rightarrow 43 \rightarrow 16$

4. Urutan perjalanan pada klaster D:

$67 \rightarrow 23 \rightarrow 58 \rightarrow 31 \rightarrow 39 \rightarrow 20 \rightarrow 64$

5. Urutan perjalanan pada klaster E:

$74 \rightarrow 42 \rightarrow 50 \rightarrow 26 \rightarrow 44$

6. Urutan perjalanan pada klaster F:

$52 \rightarrow 6 \rightarrow 27 \rightarrow 38 \rightarrow 33 \rightarrow 9$

7. Urutan perjalanan pada klaster G:

$3 \rightarrow 45 \rightarrow 65 \rightarrow 54 \rightarrow 41 \rightarrow 40 \rightarrow 61 \rightarrow 49 \rightarrow 75 \rightarrow 4 \rightarrow 18$

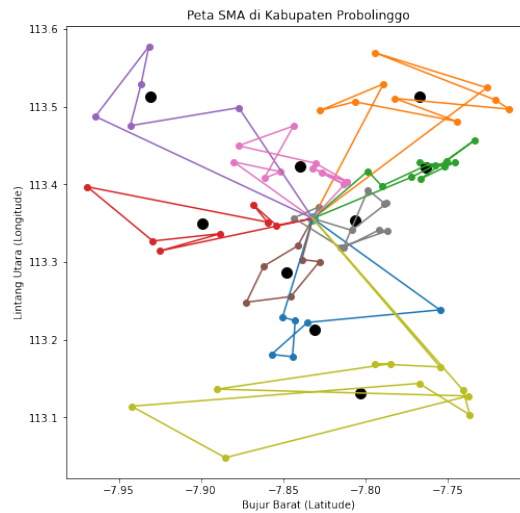
8. Urutan perjalanan pada klaster H:

$62 \rightarrow 12 \rightarrow 63 \rightarrow 57 \rightarrow 53 \rightarrow 24 \rightarrow 48 \rightarrow 73 \rightarrow 71 \rightarrow 15$

9. Urutan perjalanan pada klaster I:

$13 \rightarrow 32 \rightarrow 37 \rightarrow 30 \rightarrow 29 \rightarrow 56 \rightarrow 11 \rightarrow 72 \rightarrow 55 \rightarrow 36$

Dapat dilihat pada Gambar 4.11 perjalanan menuju seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo dibagi menjadi 9 klaster. Terlihat pada urutan tersebut menghasilkan jarak total pada Tabel 4.11 yaitu 5,08 satuan.



Gambar 4.11: Perjalanan dibagi 9 klaster

10. Pembagian 10 klaster

Pada tahap ini urutan perjalanan dibagi menjadi 10 klaster yaitu klaster A, B, C, D, E, F, G, H, I, dan J, menghasilkan urutan perjalanan sebagai berikut.

1. Urutan perjalanan pada klaster A:

$59 \rightarrow 21 \rightarrow 17 \rightarrow 60 \rightarrow 47 \rightarrow 10$

2. Urutan perjalanan pada klaster B:

$2 \rightarrow 22 \rightarrow 7 \rightarrow 51 \rightarrow 8 \rightarrow 66 \rightarrow 28 \rightarrow 34 \rightarrow 70$

3. Urutan perjalanan pada klaster C:

$69 \rightarrow 1 \rightarrow 68 \rightarrow 19 \rightarrow 35 \rightarrow 14 \rightarrow 5 \rightarrow 46 \rightarrow 25 \rightarrow 43 \rightarrow 16$

4. Urutan perjalanan pada klaster D:

$23 \rightarrow 52 \rightarrow 39 \rightarrow 64 \rightarrow 58 \rightarrow 20 \rightarrow 67 \rightarrow 12$

5. Urutan perjalanan pada klaster E:

$26 \rightarrow 74 \rightarrow 31$

6. Urutan perjalanan pada klaster F:

$6 \rightarrow 27 \rightarrow 38 \rightarrow 33 \rightarrow 9$

7. Urutan perjalanan pada klaster G:

$65 \rightarrow 45 \rightarrow 41 \rightarrow 4 \rightarrow 3 \rightarrow 54 \rightarrow 40 \rightarrow 49 \rightarrow 75 \rightarrow 18 \rightarrow 61$

8. Urutan perjalanan pada klaster H:

$62 \rightarrow 48 \rightarrow 53 \rightarrow 73 \rightarrow 71 \rightarrow 24 \rightarrow 57 \rightarrow 15 \rightarrow 63$

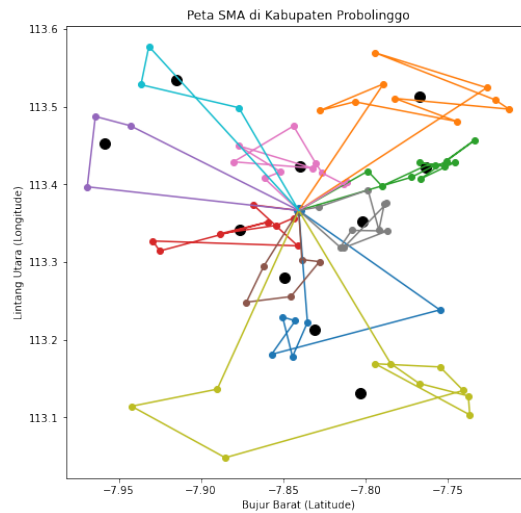
9. Urutan perjalanan pada klaster I:

$11 \rightarrow 30 \rightarrow 29 \rightarrow 13 \rightarrow 36 \rightarrow 55 \rightarrow 32 \rightarrow 56 \rightarrow 37 \rightarrow 72$

10. Urutan perjalanan pada klaster J:

$44 \rightarrow 50 \rightarrow 42$

Dapat dilihat pada Gambar 4.12 perjalanan menuju seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo dibagi menjadi 10 klaster. Terlihat pada urutan tersebut menghasilkan jarak total pada Tabel 4.11 yaitu 5,02 satuan.



Gambar 4.12: Perjalanan dibagi 10 klaster

Pada Tabel 4.11 dapat dilihat bahwa saat dataset dibagi menjadi 8 klaster, dapat menghasilkan jarak yang paling kecil diantara pembagian yang lain. Sedangkan untuk rute yang dihasilkan dapat dilihat pada langkah pembagian 8. klaster diatas.

Banyak Klaster	Total Jarak
1	11,02306125
2	7,454129387
3	6,444054025
4	5,452244797
5	5,152989696
6	4,899631043
7	4,857117163
8	4,763601887
9	5,08663193
10	5,023840617

Tabel 4.11: Total jarak dengan jumlah pembagian klaster yang berbeda

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis peneliti memperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Pembagian klaster yang paling efektif untuk perjalanan menuju seluruh SMA di Kabupaten Probolinggo adalah 8 klaster.
- 2.

B. Saran

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Agusta, Y. (2007). K-means–penerapan, permasalahan dan metode terkait. *Jurnal Sistem dan informatika*, 3(1):47–60.
- [2] Al-Khateeb, B. and Yousif, M. (2019). Solving multiple traveling salesman problem by meerkat swarm optimization algorithm. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 54(3).
- [3] Al-Omeir, M. A. and Ahmed, Z. H. (2019). Comparative study of crossover operators for the mtsp. In *2019 International Conference on Computer and Information Sciences (ICCIS)*, pages 1–6. IEEE.
- [4] Armanda, R. S. and Mahmudy, W. F. (2016). Penerapan algoritma genetika untuk penentuan batasan fungsi kenggotaan fuzzy tsukamoto pada kasus peramalan permintaan barang. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 3(3):169–173.
- [5] Basuki, A. (2003). Strategi menggunakan algoritma genetika. *Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, Surabaya*.
- [6] Hardi, S. M., Zarlis, M., and Budiarti, E. (2014). Analisis mapping pada partially mapped crossover dalam algoritma genetika pada travelling salesman problem. *TECHSI-Jurnal Teknik Informatika*, 6(1).
- [7] Hermawanto, D. (2003). Algoritma genetika dan contoh aplikasinya. *Retrieved*, 10(25):2013.
- [8] Kemendikbud (2022). Data refrensi pendidikan. <https://referensi.data.kemdikbud.go.id/index11.php?kode=052000&level=2>. Accessed: 2022-04-19.
- [9] Kluyver, T., Ragan-Kelley, B., Pérez, F., Granger, B., Bussonnier, M., Frederic, J., Kelley, K., Hamrick, J., Grout, J., Corlay, S., Ivanov, P., Avila, D., Abdalla, S.,

- and Willing, C. (2016). Jupyter notebooks – a publishing format for reproducible computational workflows. In Loizides, F. and Schmidt, B., editors, *Positioning and Power in Academic Publishing: Players, Agents and Agendas*, pages 87 – 90. IOS Press.
- [10] Krishna, K. and Murty, M. N. (1999). Genetic k-means algorithm. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 29(3):433–439.
- [11] Li, L., Zhang, K., Yang, S., and He, J. (2016). Parallel hybrid genetic algorithm for maximum clique problem on opencl. *Journal of Computational and Theoretical Nanoscience*, 13(6):3595–3600.
- [12] Lu, Z., Zhang, K., He, J., and Niu, Y. (2016). Applying k-means clustering and genetic algorithm for solving mtsp. pages 278–284.
- [13] Maii, U. and Bandyopadhyay, S. (2000). Genetic algorithm-based clustering technique. *Pattern Recogn*, 33:1455–1465.
- [14] Maulana, G. G. et al. (2017). Pembelajaran dasar algoritma dan pemrograman menggunakan el-goritma berbasis web. *J. Tek. Mesin*, 6(2):8.
- [15] Mayuliana, N. K., Kencana, E. N., and Harini, L. P. I. (2015). Penyelesaian multi traveling salesman problem dengan algoritma genetika. *E-Jurnal Mat*, 6(1):1–6.
- [16] Monalisa, S. (2018). Klasterisasi customer lifetime value dengan model lrfm menggunakan algoritma k-means. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, 5(2):247–252.
- [17] Raditya, P. M. R. and Dewi, C. (2017). Optimasi multiple travelling salesman problem (m-tsp) pada penentuan rute optimal penjemputan penumpang travel menggunakan algoritme genetika. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548:964X.

- [18] Retno, S. (2019). Peningkatan akurasi algoritma k-means dengan clustering purity sebagai titik pusat cluster awal (centroid).
- [19] Rovie-Ryan, J., Abdullah, M., Sitam, F., Tan, S., Zainuddin, Z., Basir, M., Abidin, Z., Keliang, C., Denel, A., Joeneh, E., et al. (2014). Genetic diversity of macaca fascicularis (cercopithecidae) from penang, malaysia as inferred from mitochondrial control region segment. *Journal of Indonesian Natural History*, 2(1):14–25.
- [20] Syahrudin, A. N. and Kurniawan, T. (2018). Input dan output pada bahasa pemrograman python. *Jurnal Dasar Pemrograman Python Stmik, January*, pages 1–7.
- [21] Widodo, E. et al. (2018). Penerapan euclidean distance pada pengenalan pola citra sidik jari (studi kasus: Pengenalan pola citra sidik jari berdasarkan tujuh tipe acuan).
- [22] Zhang, K., Yang, S., Qiu, M., et al. (2014). Parallel genetic algorithm with opencl for traveling salesman problem. In *Bio-Inspired Computing-Theories and Applications*, pages 585–590. Springer.

LAMPIRAN 1

DATASET

1.1 Nama dan Koordinat SMA di Kabupaten Probolinggo

No.	Nama Sekolah	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
1	SMA DARUL HIKMAH	-7,76	113,43
2	SMA DARUT TAQWA	-7,79	113,53
3	SMA HAYATUL ISLAM	-7,88	113,43
4	SMA IRSYADUL MUBTADIIN	-7,83	113,42
5	SMA ISLAM AR ROFIYAH	-7,77	113,41
6	SMA ISLAM MIFTAHUL ULUM GUNUNG GENI	-7,86	113,29
7	SMA ISLAM SYARIF HIDAYATULLAH	-7,81	113,51
8	SMA ISTIQLAL	-7,78	113,51
9	SMA NAZHATUT THOLIBIN	-7,84	113,30
10	SMA NEGERI 1 DRINGU	-7,75	113,24
11	SMA NEGERI 1 KURIPAN	-7,89	113,14
12	SMA NEGERI 1 MARON	-7,84	113,36
13	SMA NEGERI 1 SUMBERASIH	-7,74	113,13
14	SMA NEGERI 2 KRAKSAAN	-7,73	113,46
15	SMA PLUS AL KHOLILYAH	-7,81	113,34
16	SMA SIROJUL ARIFIN	-7,80	113,42
17	SMA TARUNA DRA. ZULAEHA	-7,85	113,23
18	SMA TERPADU DARUT TAUHID	-7,81	113,40
19	SMA UNGGULAN BADRIDDUJA	-7,75	113,42
20	SMA Zainal Abidin	-7,89	113,34
21	SMAN 1 BANTARAN	-7,84	113,18
22	SMAN 1 BESUK	-7,83	113,50
23	SMAN 1 GADING	-7,87	113,37
24	SMAN 1 GENDING	-7,81	113,32
25	SMAN 1 KRAKSAAN	-7,76	113,42
26	SMAN 1 KRUCIL	-7,94	113,48
27	SMAN 1 LECES	-7,87	113,25
28	SMAN 1 PAITON	-7,72	113,51
29	SMAN 1 SUKAPURA	-7,89	113,05
30	SMAN 1 SUMBER	-7,94	113,11
31	SMAN 1 TIRIS	-7,97	113,40
32	SMAN 1 TONGAS	-7,74	113,10
33	SMAS ADDASUQI	-7,83	113,30
34	SMAS AL HASYIMI	-7,79	113,57
35	SMAS AL KHAIRIYAH	-7,75	113,43

No.	Nama Sekolah	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
36	SMAS ASSUBHAN	-7,75	113,16
37	SMAS DARUL AKHLAQ	-7,77	113,14
38	SMAS DARUL MUKHLASHIN	-7,85	113,26
39	SMAS DARUL ULUM	-7,93	113,33
40	SMAS HAYATUL ISLAM	-7,83	113,43
41	SMAS IHYAUL IMAN	-7,88	113,45
42	SMAS ISLAM AR ROHMAH	-7,93	113,58
43	SMAS ISLAM IRTIQOYAH	-7,79	113,40
44	SMAS ISLAM KHAIRIYAH	-7,88	113,50
45	SMAS ISLAM MAMBAUL ULUM	-7,85	113,42
46	SMAS ISLAM MIFTAHUL AFKAR	-7,75	113,43
47	SMAS ISLAM MIFTAHUL ARIFIN	-7,86	113,18
48	SMAS ISLAM MIFTAHUL ULUM JATIURIP	-7,80	113,39
49	SMAS ISLAM MIFTAHUL ULUM OPO OPO	-7,83	113,41
50	SMAS ISLAM NURUL HUDA	-7,94	113,53
51	SMAS ISLAM NURUR RIYADLAH	-7,74	113,48
52	SMAS ISLAM RADEN FATAH	-7,84	113,32
53	SMAS ISLAM RAUDLATUL KHAIR	-7,79	113,34
54	SMAS ISLAM SIROJUL UMMAH	-7,84	113,48
55	SMAS ISLAM SUMBERASIH	-7,79	113,17
56	SMAS ISLAM TAJUNG SARI	-7,74	113,13
57	SMAS ISLAM TERPADU ULIL ALBAB	-7,79	113,34
58	SMAS ISLAM ULUL ALBAB	-7,86	113,35
59	SMAS ISLAM ZAINUL HIKAM	-7,84	113,22
60	SMAS IT KYAI SEKAR AL AMRI	-7,84	113,22
61	SMAS MIFTAHUL HASANAIN	-7,81	113,40
62	SMAS MUHAMMAD SHODIQ	-7,83	113,37
63	SMAS MUHAMMADIYAH 3 PROBOLINGGO	-7,82	113,32
64	SMAS NURUL HASAN	-7,93	113,31
65	SMAS NURUL IMAN	-7,86	113,41
66	SMAS NURUL JADID	-7,71	113,50
67	SMAS SA ADAH NIZHAMUL ISLAM	-7,85	113,35
68	SMAS SYECH ABD QODIR ZAELANI	-7,77	113,43
69	SMAS TAMAN MADYA	-7,77	113,41
70	SMAS TUNAS LUHUR	-7,73	113,52
71	SMAS UNGGULAN HAF-SA Z H	-7,79	113,38
72	SMAS WALI SONGO	-7,78	113,17
73	SMAS ZAINUL HASAN 1	-7,79	113,38
74	SMAS ZAINUL HASAN 2 KRUCIL	-7,96	113,49
75	SMASI NURUL HIDAYAH	-7,81	113,40

LAMPIRAN 2

HASIL KLASSTER

2.1 Pengelompokan 2 klaster

2.1.1 Klaster A

Nama Sekolah	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
SMA ISLAM MIFTAHUL ULUM GUNUNG GENI	-7,86	113,29
SMA NAZHATUT THOLIBIN	-7,84	113,30
SMA NEGERI 1 DRINGU	-7,75	113,24
SMA NEGERI 1 KURIPAN	-7,89	113,14
SMA NEGERI 1 SUMBERASIH	-7,74	113,13
SMA TARUNA DRA. ZULAEHA	-7,85	113,23
SMAN 1 BANTARAN	-7,84	113,18
SMAN 1 GENDING	-7,81	113,32
SMAN 1 LECES	-7,87	113,25
SMAN 1 SUKAPURA	-7,89	113,05
SMAN 1 SUMBER	-7,94	113,11
SMAN 1 TONGAS	-7,74	113,10
SMAS ADDASUQI	-7,83	113,30
SMAS ASSUBHAN	-7,75	113,16
SMAS DARUL AKHLAQ	-7,77	113,14
SMAS DARUL MUKHLASHIN	-7,85	113,26
SMAS DARUL ULUM	-7,93	113,33
SMAS ISLAM MIFTAHUL ARIFIN	-7,86	113,18
SMAS ISLAM RADEN FATAH	-7,84	113,32
SMAS ISLAM SUMBERASIH	-7,79	113,17
SMAS ISLAM TAJUNG SARI	-7,74	113,13
SMAS ISLAM ZAINUL HIKAM	-7,84	113,22
SMAS IT KYAI SEKAR AL AMRI	-7,84	113,22
SMAS MUHAMMADIYAH 3 PROBOLINGGO	-7,82	113,32
SMAS NURUL HASAN	-7,93	113,31
SMAS WALI SONGO	-7,78	113,17

2.1.2 Klaster B

Nama Sekolah	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
SMA DARUL HIKMAH	-7,76	113,43
SMA DARUT TAQWA	-7,79	113,53

SMA HAYATUL ISLAM	-7,88	113,43
SMA IRSYADUL MUBTADIIN	-7,83	113,42
SMA ISLAM AR ROFIIYAH	-7,77	113,41
SMA ISLAM SYARIF HIDAYATULLAH	-7,81	113,51
SMA ISTIQLAL	-7,78	113,51
SMA NEGERI 1 MARON	-7,84	113,36
SMA NEGERI 2 KRAKSAAN	-7,73	113,46
SMA PLUS AL KHOLILIYAH	-7,81	113,34
SMA SIROJUL ARIFIN	-7,80	113,42
SMA TERPADU DARUT TAUHID	-7,81	113,40
SMA UNGGULAN BADRIDDUJA	-7,75	113,42
SMA Zainal Abidin	-7,89	113,34
SMAN 1 BESUK	-7,83	113,50
SMAN 1 GADING	-7,87	113,37
SMAN 1 KRAKSAAN	-7,76	113,42
SMAN 1 KRUCIL	-7,94	113,48
SMAN 1 PAITON	-7,72	113,51
SMAN 1 TIRIS	-7,97	113,40
SMAS AL HASYIMI	-7,79	113,57
SMAS AL KHAIRIYAH	-7,75	113,43
SMAS HAYATUL ISLAM	-7,83	113,43
SMAS IHYAUL IMAN	-7,88	113,45
SMAS ISLAM AR ROHMAH	-7,93	113,58
SMAS ISLAM IRTIQOIYAH	-7,79	113,40
SMAS ISLAM KHAIRIYAH	-7,88	113,50
SMAS ISLAM MAMBAUL ULUM	-7,85	113,42
SMAS ISLAM MIFTAHUL AFKAR	-7,75	113,43
SMAS ISLAM MIFTAHUL ULUM JATIURIP	-7,80	113,39
SMAS ISLAM MIFTAHUL ULUM OPO OPO	-7,83	113,41
SMAS ISLAM NURUL HUDA	-7,94	113,53
SMAS ISLAM NURUR RIYADLAH	-7,74	113,48
SMAS ISLAM RAUDLATUL KHAIR	-7,79	113,34
SMAS ISLAM SIROJUL UMMAH	-7,84	113,48
SMAS ISLAM TERPADU ULIL ALBAB	-7,79	113,34
SMAS ISLAM ULUL ALBAB	-7,86	113,35
SMAS MIFTAHUL HASANAIN	-7,81	113,40
SMAS MUHAMMAD SHODIQ	-7,83	113,37
SMAS NURUL IMAN	-7,86	113,41
SMAS NURUL JADID	-7,71	113,50
SMAS SA ADAH NIZHAMUL ISLAM	-7,85	113,35
SMAS SYECH ABD QODIR ZAELANI	-7,77	113,43
SMAS TAMAN MADYA	-7,77	113,41
SMAS TUNAS LUHUR	-7,73	113,52
SMAS UNGGULAN HAF-SA Z H	-7,79	113,38
SMAS ZAINUL HASAN I	-7,79	113,38

SMAS ZAINUL HASAN 2 KRUCIL	-7,96	113,49
SMASI NURUL HIDAYAH	-7,81	113,40

2.2 Pengelompokan 3 klaster

2.2.1 Klaster A

Nama Sekolah	Latitude (Sumbu X)	Longitude (Sumbu Y)
SMA DARUL HIKMAH	-7,76	113,43
SMA DARUT TAQWA	-7,79	113,53
SMA HAYATUL ISLAM	-7,88	113,43
SMA IRSYADUL MUBTADIIN	-7,83	113,42
SMA ISLAM AR ROFIIYAH	-7,77	113,41
SMA ISLAM SYARIF HIDAYATULLAH	-7,81	113,51
SMA ISTIQLAL	-7,78	113,51
SMA NEGERI 1 MARON	-7,84	113,36
SMA NEGERI 2 KRAKSAAN	-7,73	113,46
SMA PLUS AL KHOLILIYAH	-7,81	113,34
SMA SIROJUL ARIFIN	-7,80	113,42
SMA TERPADU DARUT TAUHID	-7,81	113,40
SMA UNGGULAN BADRIDDUJA	-7,75	113,42
SMA Zainal Abidin	-7,89	113,34
SMAN 1 BESUK	-7,83	113,50
SMAN 1 GADING	-7,87	113,37
SMAN 1 KRAKSAAN	-7,76	113,42
SMAN 1 KRUCIL	-7,94	113,48
SMAN 1 PAITON	-7,72	113,51
SMAN 1 TIRIS	-7,97	113,40
SMAS AL HASYIMI	-7,79	113,57
SMAS AL KHAIRIYAH	-7,75	113,43
SMAS HAYATUL ISLAM	-7,83	113,43
SMAS IHYAUL IMAN	-7,88	113,45
SMAS ISLAM AR ROHMAH	-7,93	113,58
SMAS ISLAM IRTIQOIYAH	-7,79	113,40
SMAS ISLAM KHAIRIYAH	-7,88	113,50
SMAS ISLAM MAMBAUL ULUM	-7,85	113,42
SMAS ISLAM MIFTAHUL AFKAR	-7,75	113,43
SMAS ISLAM MIFTAHUL ULUM JATIURIP	-7,80	113,39
SMAS ISLAM MIFTAHUL ULUM OPO OPO	-7,83	113,41
SMAS ISLAM NURUL HUDA	-7,94	113,53
SMAS ISLAM NURUR RIYADLAH	-7,74	113,48
SMAS ISLAM RAUDLATUL KHAIR	-7,79	113,34
SMAS ISLAM SIROJUL UMMAH	-7,84	113,48

SMAS ISLAM TERPADU ULIL ALBAB	-7,79	113,34
SMAS ISLAM ULUL ALBAB	-7,86	113,35
SMAS MIFTAHUL HASANAIN	-7,81	113,40
SMAS MUHAMMAD SHODIQ	-7,83	113,37
SMAS NURUL IMAN	-7,86	113,41
SMAS NURUL JADID	-7,71	113,50
SMAS SA ADAH NIZHAMUL ISLAM	-7,85	113,35
SMAS SYECH ABD QODIR ZAELANI	-7,77	113,43
SMAS TAMAN MADYA	-7,77	113,41
SMAS TUNAS LUHUR	-7,73	113,52
SMAS UNGGULAN HAF-SA Z H	-7,79	113,38
SMAS ZAINUL HASAN 1	-7,79	113,38
SMAS ZAINUL HASAN 2 KRUCIL	-7,96	113,49
SMASI NURUL HIDAYAH	-7,81	113,40

2.3 Pengelompokan 4 klaster

2.4 Pengelompokan 5 klaster

2.5 Pengelompokan 6 klaster

2.6 Pengelompokan 7 klaster

2.7 Pengelompokan 8 klaster

2.8 Pengelompokan 9 klaster

2.9 Pengelompokan 10 klaster

RIWAYAT HIDUP