PEMETAAN DAERAH KERAWANAN KRIMINALITAS MENGGUNAKAN *K-MEANS CLUSTERING* DI WILAYAH HUKUM POLRESTA SIDOARJO

SKRIPSI

Disusun Oleh

MOCHAMMAD ADITIYA PRADANA

H72215030

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL

SURABAYA

2019

PERNYATAAN KEASLIAN

Siapa yang bertanda tangan dibawah ini.

Nama	: Mochammad Aditiya Pradana
NIM	: H72215030
Program Studi	: Matematika
Angkatan	: 2015

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul: "PEMETAAN DAERAH KERAWANAN KRIMINALITAS MENGGUNAKAN *K-MEANS CLUSTERING*DI WILAYAH HUKUM POLRESTA SIDOARJO". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 9 Juli 2019

Yang menyatakan

METERAI TEMPEL

A085DAFF869248250

6000

ENAM RIBU RUPIAH

(Mochammad Aditiya Pradana)

NIM H72215030

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

NAMA : Mochammad Aditiya Pradana

NIM : H72215030

JUDUL : Pemetaan Daerah Kerawanan Kriminalitas Menggunakan *K-Means Clustering* di Wilayah Hukum Polresta Sidoarjo

Ini telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan

Surabaya, 9 Juli 2019

Dosen Pembimbing 1	Dosen Pembimbing 2
(Dian C. Rini Novitasari M.Kom)	(Putroe Keumala Intan, M.Si)
NIP. 198511242014032001	NIP. 198805282018012001

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

NAMA : Mochammad Aditiya Pradana

NIM : H72215030

JUDUL : Pemetaan Daerah Kerawanan Kriminalitas Menggunakan *K-Means Clustering* di Wilayah Hukum Polresta Sidoarjo

Telah dipertahankan di depan tim penguji skripsi

Pada hari Selasa Tanggal, 16 Juli 2019

Mengesahkan.
Tim Penguji

Penguji I	Penguji II
(Dian C. Rini Novitasari M.Kom)	(Putroe Keumala Intan, M.Si)
NIP. 198511242014032001	NIP. 198805282018012001
Penguji III	**Penguji IV**
(Dr. Moh. Hafiyusholeh, M.Si)	(Nurissaidah Ulmuha, M.Kom)
NIP. 198002042014031001	NIP. 199011022014032004

Mengetahui,
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya

Dr. Eni Purwati, M.Ag.
NIP. 196512211990022001

KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN
Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : MOCHAMMAD ADITIYA PRADANA
NIM : H72215030
Fakultas/Jurusan : SAINS DAN TEKNOLOGI / MATEMATIKA
E-mail address : adityajunior@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :
☑ Sekripsi ☐ Tesis ☐ Desertasi ☐ Lain-lain (.....)
yang berjudul :

PEMETAAN DAERAH KERAWANAN KRIMINALITAS MENGGUNAKAN K-MEANS CLUSTERING DI WILAYAH HUKUM POLRESTA SIDOARJO

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara ***fulltext*** untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 1 AGUSTUS 2019

Penulis

(Mochammad Aditiya Pradana)

ABSTRAK

PEMETAAN DAERAH KERAWANAN KRIMINALITAS MENGGUNAKAN *K-MEANS CLUSTERING* DI WILAYAH HUKUM POLRESTA SIDOARJO

Kriminalitas memang merupakan masalah yang umum sering terjadi di kehidupan sehari-hari dimana saja termasuk di Kabupaten Sidoarjo. Berbagai tindakan kriminalitas yang telah terjadi di Kabupaten Sidoarjo dengan waktu dan tempat serta jenis kejadian yang berbeda-beda, sulit bagi masyarakat dalam menentukan lokasi daerah rawan kejahatan dan lokasi daerah aman. Sebagai solusi dari permasalahan diperlukan Sistem Informasi Geografis (SIG). SIG adalah salah satu sistem informasi secara khusus digunakan untuk mengelolah data berisi informasi spasial. SIG juga biasa dikombinasikan dengan metode *clustering.Clustering* merupakan suatu metode untuk mengelompokkan data. Salah satu metode di dalam *clustering* adalah metode *K-Means. K-Means* adalah bagian dari analisis *cluster* non hirarki yang berupaya mempartisi data menjadi beberapa *cluster* atau kelompok. Hasil *clustering* menggunakan *K-Means* menghasilkan 3 set *cluster* yang memiliki hasil analisis keakuratan terkecil menggunakan *Davies-Bouldin Index* yaitu sebesar 0,191 dan nilai *Silhouette Coefficient* terbaik sebesar 0,397 dengan varian terkecil 0,020. Dari hasil *clustering* yang telah diperoleh menunjukkan bahwa terdapat 8 Kecamatan yang masuk dalam *cluster* (C1) cukup rawan yaitu Kecamatan Balongbendo, Jabon, Krembung, Prambon, Porong, Tarik, Tulangan, dan Wonoayu. Dalam *cluster* (C2) rawan ada 8 Kecamatan yaitu Kecamatan Buduran, Candi, Gedangan, Krian, Sedati, Sukodono, Tanggulangin dan Waru. Sedangkan dalam *cluster* (C3) sangat rawan ada 2 Kecamatan yaitu Kecamatan Kota Sidoarjo dan Taman. SIG yang diperoleh dari penggabungan semua data spasial berdasarkan hasil *clustering* dan analisis faktor dapat menginformasikan kepada masyarakat di Kabupaten Sidoarjo dimana tempat-tempat yang mempengaruhi terjadinya kriminalitas.

Kata Kunci: Kriminalitas, *K-Means, Davies-Bouldin Index, Silhouette Coefficient*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ABSTRACT

RAGIONAL OF MAPPING PRONE TO CRIME USED K-MEANS CLUSTERING IN JURISDICTION POLRESTA SIDOARJO

Crime is general problems that often occur in everyday life, anywhere including Sidoarjo. Crime that has been happened in Sidoarjo with different time, place and types of events, difficult to decide whether the location is prone or safe from crime for the surrounding community. Geographic Information System (GIS) is needed to solve this problem. GIS is one of information system specifically used to process data contains spatial information. GIS can also be combined with the clustering method. Clustering is a method for grouping data. One of method in clustering is K-Means method. K-Means method is part of non-hierarchical cluster analysis for partition data into severel cluster or groups Results of clustering using K-Means is 3 sets of clusters which has the results of the smallest accuracy analysis using Davies-Bouldin Index that equal to 0,191 and the best Silhouette Coefficient value the equal 0,397 with smallest variant 0,020. The results of clustering consist of 8 sub-districts included in the quite vulnerable cluster (C1) that is Balongbendo District, Jabon District, Krembung District, Prambon District, Porong District, Tarik District, Tulangan District, and Wonoayu District. The vulnerable cluster (C2) consist of 8 sub-districts that is Buduran District, Candi District, Gedangan District, Krian District, Sedati District, Sukodono District, Tanggulangin District and Waru District. While in the very vulnerable cluster (C3) consist of 2 sub-districts that is Sidoarjo District and Taman District.GIS results from combined all spatial data based on clustering results and factor analysis can give information for the surrounding community in Sidoarjo about places that influence crime.

Keywords: Crime, K-Means, Davies-Bouldin Index, Silhouette Coefficient

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR ISI

Halaman Judul i
Lembar Persetujuan Pembimbing ii
Lembar Persetujuan Pengesahan Tim Penguji Skripsi iii
Halaman Pernyataan Keaslian Karya Ilmiah iv
Halaman Motto v
Halaman Persembahan iv
Kata Pengantar vii
Abstrak ix
Abstract x
Daftar Isi xi
Daftar Tabel xiii
Daftar Gambar xv
BAB I PENDAHULUAN 1
A. Latar Belakang 1
B. Rumusan Masalah 5
C. Tujuan Penelitian 6
D. Manfaat Penelitian 6
E. Batasan Masalah 6
BAB II KAJIAN PUSTAKA 7
A. Kondisi Umum Kabupaten Sidoarjo 7
B. Kriminalitas 8
C. Sistem Informasi Geografis (SIG) 12
D. *Clustering* 16
E. *K-Means* 19
F. *Davies-Bouldin Index* 20
G. *Silhouette Coefficient* 23
H. Analisis Faktor 25
BAB III METODE PENELITIAN 28
A. Jenis Penelitian 28

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

B. Sumber Data 28
C. Tahapan Penelitian 28
BAB IV PEMBAHASAN 32
A. *Clustering* Data 32
B. Hasil Pembentukan *Cluster* 38
C. Perbandingan Analisis Keakuratan *Clustering* Berdasarkan Jumlah *Cluster* 42
D. Analisis Faktor 50
E. Perancangan Sistem Informasi Geografis 54
BAB V PENUTUP 65
A. Simpulan 66
B. Saran 66
DAFTAR PUSTAKA 67

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Nilai *Kaufman* 24
Tabel 2.2 Syarat kesesuaian analisis faktor menggunakan nilai KMO 26
Tabel 4.1 Data jumlah kasus kriminalitas tahun 2018 di wilayah Kabupaten Sidoarjo 32
Tabel 4.2 *Centroid* awal 33
Tabel 4.3 Jarak *euclidean* dan hasil *cluster* iterasi ke-1 34
Tabel 4.4 *Centroid* untuk iterasi ke-2 35
Tabel 4.5 Jarak *euclidean* dan hasil *cluster* iterasi ke-2 36
Tabel 4.6 *Centroid* untuk iterasi ke-3 36
Tabel 4.7 Jarak *euclidean* dan hasil *cluster* iterasi ke-3 37
Tabel 4.8 Hasil pembulatan ke atas *centroid* untuk iterasi ke-3 37
Tabel 4.9 Hasil *centroid* untuk 2 *cluster* 38
Tabel 4.10 Anggota tiap *cluster* dari hasil pembentukan 2 *cluster* 39
Tabel 4.11 Hasil *centroid* untuk 3 *cluster* 39
Tabel 4.12 Anggota tiap *cluster* dari hasil pembentukan 3 *cluster* 40
Tabel 4.13 Hasil *centroid* untuk 4 *cluster* 40
Tabel 4.14 Anggota tiap *cluster* dari hasil pembentukan 4 *cluster* 41
Tabel 4.15 Hasil *centroid* untuk 5 *cluster* 41
Tabel 4.16 Anggota tiap *cluster* dari hasil pembentukan 5 *cluster* 42
Tabel 4.17 Jarak *euclidean* iterasi terakhir 43
Tabel 4.18 *Centroid* untuk iterasi terakhir 44
Tabel 4.19 Rasio Maksimum 45
Tabel 4.20 Nilai *Davies-Bouldin Index* masing-masing percobaan *cluster* 46
Tabel 4.21 Nilai *Silhouette Coefficient* masing-masing percobaan *cluster* 47
Tabel 4.22 Nilai varian dari *Silhouette Coefficient* 49
Tabel 4.23 Jenis TKP kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo 50

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.24 Jumlah kasus kriminalitas berdasarkan jenis TKP 51
Tabel 4.25 Hasil uji KMO 51
Tabel 4.26 Matriks kovarian 52
Tabel 4.27 Nilai Eigen Variabel 52
Tabel 4.28 Rotasi faktor menggunakan metode *varimax* 53
Tabel 4.29 Hasil pemetaan berdasarkan jenis kasus kriminalitas 60
Tabel 4.30 Hasil pemetaan berdasarkan jenis TKP kriminalitas 62

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Peta Administrasi Kabupaten Sidoarjo 7
Gambar 3.1 Desain Sistem Penelitian 29
Gambar 4.1 Grafik *Silhouette* Percobaan 2 *cluster* 47
Gambar 4.2 Grafik *Silhouette* Percobaan 3 *cluster* 48
Gambar 4.3 Grafik *Silhouette* Percobaan 4 *cluster* 48
Gambar 4.4 Grafik *Silhouette* Percobaan 5 *cluster* 49
Gambar 4.5 Batas wilayah kecamatan di Kabupaten Sidoarjo 55
Gambar 4.6 Jaringan jalan raya di Kabupaten Sidoarjo 55
Gambar 4.7 Hasil proses *clustering* 56
Gambar 4.8 Hasil *input* data spasial TKP kriminalitas 56
Gambar 4.9 Atribut TKP kriminalitas 57
Gambar 4.10 Peta daerah kerawana kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 berdasarkan jenis kasus 58
Gambar 4.11 Peta daerah kerawana kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 berdasarkan jenis kasus 59

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Kriminalitas merupakan masalah umum yang sering terjadi di kehidupan sehari-hari, termasuk di Kabupaten Sidoarjo. Berbagai tindakan kriminalitas yang telah terjadi di Kabupaten Sidoarjo dengan waktu dan tempat serta jenis kejadian yang berbeda-beda, sulit bagi masyarakat dalam menentukan lokasi daerah rawan kejahatan dan lokasi daerah aman. Masyarakat dan pihak kepolisian sangat membutuhkan informasi tentang banyaknya tindak kejahatan untuk mengetahui intensitas kejahatan. Menurut Kombes Pol Muh Anwar (2016) mencatat sepanjang tahun 2015 samapai 2016 kasus kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo terus meningkat dengan presentase kenaikan sebesar 3%.

Kriminalitas yang terjadi meliputi pencurian, pemerkosaan, penculikan, dan pembunuhan. Kasus-kasus tersebut merupakan perbuatan tercela yang dibenci Allah SWT. Sebagaimana firman Allah dalam surah An-Nisa ayat 29-30 yang menjelaskan hukum dan larangan membunuh yang artinya. "*Hai orang-orang beriman, janganlah kamu saling memakan harta sesamamu dengan jalan yang batil, kecuali dengan jalan perniagaan yang berlaku dengan suka sama suka di antara kamu. Dan janganlah kamu membunuh dirimu. Sesungguhnya Allah adalah Maha Penyayang kepadamu. Dan barang siapa berbuat demikian*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dengan melanggar hak dan aniaya, maka kelak akan dimasukksan dalam neraka. Yang demikian itu adalah mudah bagi Allah". (QS. An-Nisa : 29-30).

Kriminalitas adalah suatu tindakan yang merugikan orang lain, disamping itu tindakan ini ditetapkan sebagai bentuk pelanggaran Undang-undang. Tindakan kriminalitas dapat dilakukan oleh semua orang, tanpa memandang tingkatan usia, jenis kelamin atau status sosial (Hapsari & Widodo, 2017). Banyak faktor yang memepengaruhi tindak kejahatan, seperti faktor kesejahteraan, pendidikan, ekonomi, lingkungan hidup dan pekerjaan (Hidayatunnismah, 2003). Kriminalitas memang menjadi masalah sosial yang membuat semua orang resah, oleh karenanya diperlukan suatu informasi tempat kerawanan yang akurat untuk membantu mereka agar lebih berhati-hati. Informasi tindak kejahatan juga penting bagi kepolisian dalam rangka untuk mengantisipasi terjadinya tindak kejahatan.

Sebagai solusi atas pemenuhan informasi tindak kejahatan yang akurat, salah satu metode yang dapat dilakukan adalah melakukan pemetaan daerah yang rawan terjadinya tindak kriminalitas melalui Sistem Informasi Geografis (SIG) (Hilman, Sasmito, & Wijaya, 2015). Untuk medapatak data SIG, diperlukan proses pengelompokkan (*clustering*) agar diketahui daerah mana saja yang aman, cukup rawan, rawan dan sangat rawan.

SIG adalah salah satu sistem informasi secara khusus digunakan untuk mengelolah data berisi informasi spasial. Dengan kata lain SIG juga salah satu sistem komputer yang mempunyai keahlian untuk menyusun, menyimpan, mengolah juga menampilkan informasi bersifat geografis. SIG juga biasa

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dikombinasikan dengan metode *clustering*. *Clustering* merupakan suatu metode untuk mengelompokkan data (Octavianti, Santoso, & Romlah, 2015). Metode *clustering* bertujuan untuk melakukan pengelompokkan data dengan karakteristik yang sama kesuatu kelompok data yang sama dan data dengan karakteristik berbeda ke kelompok yang lain.

SIG yang dikombinasikan dengan metode *clustering* akan menunjukkan posisi penyebaran data pada kondisi sesungguhnya dan menemukan solusi permasalahan dengan membuat sistem informasi berbasis komputer (Hilman, Sasmito, & Wijaya, 2015). Salah satu metode di dalam *clustering* adalah metode *K-Means*. *K-Means* adalah bagian dari analisis *cluster* non hirarki yang berupaya mempartisi data menjadi beberapa *cluster* atau kelompok. Metode ini akan mengelompokkan data yang memilik karakteristik sama menjadi satu *cluster*. Sedangkan data yang mempunyai *cluster* yang tidak sama akan dikelompokkan ke dalam *cluster* yang tidak sama.

Banyak penelitian sebelumnya menggunakan SIG sebagai solusi pemecahan berbagai masalah seperti penelitian yang dilakukan Helmi Bahar Alim (2016) yang mempunyai tujuan menyediakan SIG jalan dan jembatan yang dapat dijadikan acuan dan dasar dalam melakukan penetapan penanganan secara cepat dan efisien untuk jalan dan jembatan (Alim, 2016). Ada juga penelitian yang dilakukan Ahmad dan tim (2016) yang melakukan pemetaan persebaran tambak di Kota Semarang. Penelitian yang dilakukan Ahmad dan tim mempunyai tujuan untuk membuat peta persebaran yang ada di Kota semarang dan mengetahui perubahan lahan tambak yang ada di Kota Semarang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

di tahun 2000 – tahun 2015 (Ahmad, Sasmito, & Hani'ah, 2016). Selain penelitian Alim dan Sasmito ada juga penelitian yang dilakukan Nurdin dan Imam Suprayogi (2015) yang melakukan pemetaan kawasan rentan banjir di Kota Pekanbaru menggunakan perangakat SIG. Penelitian yang dilakukan Imam dan Nurdin mempunyai tujuan untuk memetakan kawasan rentan banjir di wilayah Kota Pekanbaru (Nurdin & Suprayogi, 2015).

Dalam penggunaan metode *K-Means* ada juga penelitian sebelumnya tentang penggunaan metode *K-Means* yang telah banyak dilakukan, diantaranya yaitu penelitian yang dilakukan Joko Suryanto (2017) yang melakukan perbandingan metode *Fuzzy Clustering* dan *K-Means Clustering* untuk mengelompokkan curah hujan di Provinsi DIY, hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa rasio standar deviasi intracluster (S_w) / standar deviasi antarcluster (S_b) *K-Means* yang lebih rendah yaitu 0,243 dibandingkan *Fuzzy C-Means* sebesar 0,289 dan juga nilai *Silhouette* dan SSE metode *K-means* 0,46 dan 76 sedangkan metode *Fuzzy C-Means* 0,24 dan 254 sehingga membuat metode *K-Means* lebih sesuai untuk *clustering* (Suryanto, 2017).

Selain penelitian yang dilakukan Joko Suryanto ada juga penelitian yang dilakukan Hidayat dan tim pada tahun yang melakukan pengelompokkan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah menggunakan perbandingan metode *K-Means* dan *Fuzzy C-Means*, hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa rasio S_w/S_b metode *K-Means* yang lebih rendah yaitu 0,124 sedangkan metode *Fuzzy C-means* sebesar 0,729 sehingga metode *K-Means* lebih baik dibandingkan *Fuzzy C-means*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Selain penelitian yang dilakukan Joko, Hidayat dan tim ada juga penelitian yang dilakukan Aryuni dan tim (2018) yang menerapkan metode *K-Means* dan *K-Medoids Clustering* Pada Data *Internet Banking* XYZ mempunyai hasil nilai *average within centroid distance* metode *K-Means* yang lebih rendah yaitu 35.241 sedangkan metode *Fuzzy C-Means* sebesar 88.849 sehingga metode *K-Means* memiliki kinerja yang lebih baik (Aryuni, Madyatmadja, & Miranda, 2018).

Berdasarkan beberapa penelitian yang telah disebutkan di atas, terlihat bahwa metode *K-Means* terbukti optimal untuk melakukan analisis *cluster*. Dari semua uraian permasalah sebelumnya, penulis ingin melakukan penelitian tentang tindak kejahatan di Kabupaten Sidoarjo yang berjudul "Pemetaan Daerah Kerawanan Kriminalitas Menggunakan *K-Means Clustering* di Wilayah Hukum Polresta Sidoarjo Tahun 2018".

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan pada sub bab A pokok permasalahan yang dikaji dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana hasil *clustering* daerah rawan kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo mengunakan metode *K-Means* tahun 2018?
2. Bagaimana Sistem Informasi Geografis (SIG) pemetaan daerah rawan kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo dari hasil *clustering*?

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

C. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dijelaskan pada sub bab B, tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengetahui hasil *clustering* daerah rawan kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo menggunakan metode *K-Means* tahun 2018.
2. Mengetahui Sistem Informasi Geografis pemetaan daerah rawan kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo dari hasil *clustering*.

D. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini akan dapat memberikan informasi kepada Polresta Sidoarjo dan masyarakat sekitar tentang perkiraan daerah yang aman dari kriminalitas serta daerah yang rawan dari kriminalitas..

E. Batasan Masalah

Pembahasan permasalahan dalam penelitian ini dibatasi oleh bebarapa hal sebagai berikut.

1. Pemetaan daerah rawan kriminalitas di khususkan untuk wilayah Kabupaten Sidoarjo tahun 2018
2. Sistem Informasi Geografis (SIG) dirancang berdasarkan hasil *clustering* menggunakan *K-Means* dan analisis faktor, menginformasikan jenis kasus dan jenis Tempat Kejadian Perkara (TKP) kriminalitas yang berpengaruh terhadap tindak kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo.
3. Faktor yang diamati ditinjau dari lokasi kejadian kriminalitas.

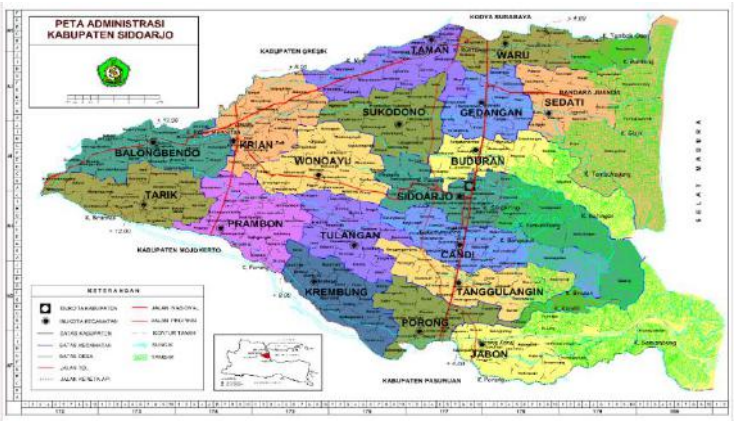
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

A. Kondisi Umum Kabupaten Sidoarjo

Berdasarkan Badan Pembangunan dan Pendapatan Daerah, Kabupaten Sidoarjo memiliki luas selebar 634,39 km^2. Kabupaten ini terletak antara $112°5' - 112°9'$ BT serta terletak pada Garis Lintang $7°3' - 7°5'$ LS. Sama dengan Kabupaten lainnya Kabupaten Sidoarjo berbatasan dengan Kota Surabaya dan Kabupaten Gresik di bagian Utara. Bagian Timur berbatasan langsung dengan Selat Madura dan bagian Selatan berbatasan langsung dengan Kabupaten Pasuruan, sedangkan bagian Barat berbatasan langsung dengan Kabupaten Mojokerto. Kabupaten Sidoarjo adalah Kabupaten yang berada di Jawa Timur terletak diantara Sungai Porong dan Sungai Surabaya. Kedua sungai tersebut adalah sungai besar sehingga Kabupaten Sidoarjo biasa disebut kota Delta. Secara bentang alam Kabupaten Sidoarjo terdiri dari area pertambakan dan pantai di bagian Timur dan daerah pertanian dan pemukiman di bagian Barat dan Tengah (BAPPEDA, 2013).



Gambar 2.1 Peta Administrasi Kabupaten Sidoarjo

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Kabupaten Sidoarjo terdapat 322 desa dan 31 kelurahan yang tersebar di 18 kecamatan yaitu Kecamatan Kota Sidoarjo, Kecamtan Balongbendo, Keacamatan Buduran, Kecamatan Candi, Kecamatan Gedangan, Kecamatan Jabon, Kecamatan Krembung, Kecamatan Krian, Kecamatan Prambon, Kecamatan Porong, Kecamatan Sedati, Kecamatan Sukodono Kecamatan Taman, Kecamatan Tanggulanggin, Kecamatan Tarik, Kecamatan Tulanagn, Kecamatan Waru dan Kecamatan Wonoayu. Jumlah penduduk pada tahun 2018 adalah 2.219.581 jiwa.

Menurut Kombes Pol Muh Anwar (2016) bahwa khasus kriminalitas di wilayah Kabupaten Sidoarjo terus meningkat. Jenis-jenis kasus kriminalitas yang terjadi yaitu pencurian, penganiayaan, penipuan, pemerkosaan pembunuhan, perjudian dan narkoba. Tetapi di tahun 2018 kasus yang sering terjadi adalah pencurian. Dari data yang di dapat dari Polresta Sidoarjo pencurian di Kabupaten Sidoarjo sering terjadi di Kecamatan Kota sidoarjo dan Kecamatan Taman. Selain kasus pencurian, kasus narkoba juga sering terjadi di Kabupaten Sidoarjo. Kecamatan yang sering teridentifikasi kasus narkoba adalah Kecamatan Sedati. Kasus yang lain seperti pembunuhan, penganiayaan, penipuan, pemerkosaan dan perjudian juga masih terjadi di Kabupaten Sidoarjo pada Tahun 2018.

B. Kriminalitas

Kriminalitas dalam bahasa inggris "*crime*" yang mempunyai makna kejahatan. Kriminalitas adalah suatu tindakan tercela yang biasa menempel dengan berkembangnya peradaban manusia. Kriminalitas atau biasa disebut

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

tindakan menyimpang selalu ada dalam perilaku masayarakat. Tindak kejahatan adalah semua perbuatan yang melanggar hukum dan norma yang ada. Pelaku kejahatan sering dianggap sebagai kriminal. Seorang yang biasa disebut kriminal adalah seorang pencuri, perampok, teroris, dan pembunuh. Meskipun seorang teroris berbeda dari seorang kriminal lainnya sebab tindakan kejahatannya atas dasar nilai politik ataupun keyakinan (Fujiyanti & Amalia, 2015).

Makna kejahatan secara yuridis berbeda dengan makna kejahatan secara sosiologis. Secara yuridis, kejahatan bisa diartikan sebagai salah satu perbuatan yang melanggar undang-undang atau peraturan yang telah ditetapkan oleh pihak yang berwajib. Secara sosiologis merupakan salah satu bentuk perbuatan yang sering merugikan masyarakat dan suatu bentuk yang mendapat reaksi negatif dari masayarakat (Saraswati, 1999).

Selama perbuatan seorang kriminal belum ditetapkan oleh seorang hakim apakah perbuatan tersebut salah atau benar, maka orang tersebut disebut terdakwa karena termasuk asas dasar sebuah negara hukum seseorang yang tidak bersalah sebelum kesalahannya terbukti. Ketika pelaku kejahatan sudah divonis bersalah oleh pengadilan, pelaku tersebut harus menjalani hukuman dan pelaku biasa dinamakan narapidana.

Semua tindak kriminal telah dibuat dalam Kitab Undang-undang Hukum Pidana. Tindak pidana pembunuhan diatur dalam pasal 338 – 367 KUHP, penculikan diatur dalam pasal 324 - 334 KUHP, pemerkosaan diatur dalam

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

pasal 281 – 303 KUHP, pencurian dengan kekerasan (Curras) diatur dalam pasal 365 KUHP, dan narkoba diatur dalam pasal 127 KUHP.

Aparat Penegak Hukum sering mengalamai kesulitan dalam menangani kajian dan analisis tindak kriminal. Perkembangan teknologi SIG dan analisis kriminalitas akan sangat meringankan secara efektif dan efisien dalam memetakan kriminalitas. Sehingga dapat diprediksi wilayah mana yang sering terjadi atau rawan tindak kejahatan dan wilayah mana yang aman (Fujiyanti & Amalia, 2015).

Pemetaan kriminalitas merupakan suatu usaha mengontrol dan memproses data spasial terhadap tindak kriminalitas dimana output yang diperoleh berbentuk visualisasi yang diinginkan (Alex & B, 2001). Pemetaan kriminalitas berguna untuk mengetahui lokasi atau memperoleh informasi jumlah kriminalitas yang dilaporkan (Octavianti, Santoso, & Romlah, 2015).

Analisis kriminal adalah satu proses yang diterapkan ke dalam pola kejahatan. Personel administrasi dan oprasional bisa memakai hasil dari analisis kriminal ini sebagai penekanan investigasi dan pencegahan tindakan kriminal yang dilaporkan (Johnson, 2000). Menurut Alex dan Kate (2001) analisis kriminal memiliki beberapa tipe yang mempunyai krakteristik analisis, jenis, dan tujuan yang berbeda, yaitu:

1. *Tectical Crime Analysis*
2. *Strategic Crime Analysis*
3. *Academic/Administrative Analysis*
4. *Operations Analysis*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

5. *Intelligence Analysis*
6. *Investigative Analysis*

Analisis kriminal yang dipakai dalam penelitian ini bertipe *academic/administrative analysis* karena informasi kriminalitas yang diberitahukan ke masyarakat bisa di-*update* kapan saja, setiap minggu, setiap bulan bahkan setiap tahun.

Kriminalitas mempunyai banyak faktor penyebab, tetapi pada dasarnya tindak kriminal tidak bisa terjadi jika tidak ada faktor utamanya, yakni pelaku dan korban, tempat, dan juga waktu. Menurut pemaparan Ahmadi (2003) faktor-faktor utama tersebut akan diuraikan sebagai berikut:

1. Faktor Pelaku dan Korban

   Tindakan kriminal tidak akan terjadi tanpa adanya pelaku dan korban. Seiring berkembangnya zaman dan meningkatnya kebutuhan membuat pelaku kejahatan semakin meningkat. Dalam hal ini tentu saja pihak yang dirugikan korban. Yang biasa menjadi korban adalah perempuan dan kaum yang lemah.

2. Faktor Tempat

   Tempat sangat mempengaruhi tindak kriminal, seperti daerah yang tidak ramai, daerah yang gelap, daerah tidak memiliki sistem keamanan, dll.

3. Faktor Waktu

   Waktu adalah salah satu faktor yang sangat mempengaruhi tindak kriminal, contohnya pada malam hari di saat semua orang istirahat membuat rampok

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

malakukan melakukan aksinya, siang hari ketika lagi fokus sholat jumat pencuri motor melakukan aksinya, dll.

Daerah dikatakan rawan kriminalitas jika daerah tersebut mempunyai angka kriminalitas, potensi kejahatan dan resiko kejahatan yang tinggi. Daerah rawan kriminalitas dapat didentifikasi dari pelaku, korban dan jumlah kejadian tindak kriminal.

C. Sistem Informasi Geografis (SIG)

Sistem Informasi Geografis (SIG) adalah suatu sistem yang berfungsi untuk data yang terefrensi secara spasial. SIG juga merupakan sistem informasi yang digunakan untuk menampilkan informasi secara grafis dengan bantuan peta sebagai dasarnya. Dalam SIG terdapat lapisan (*layer*) dan hubungan yang terkonsep. SIG mempunyai kemampuan dasar untuk menganalisis data contohnya *query,* menganalisis juga menampilkan dalam bentuk pengelompokkan berdasrkan letak geografisnya (Prahasta, 2009).

SIG sebagaimana yang dinyatakan oleh Prahasta (2009) mempunyai empat subsistem yaitu:

1. Data Masukan

   Data Masukan berfungsi untuk mengumpulkan, mempersiapkan data spasial dan atribut dari berbagai serta memiliki tujuan untuk mengubah format data awal menjadi format yang dipakai SIG.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2. Data Keluaran

   Data Keluaran berfungsi untuk menampilkan hasil pengeluaran secara menyeluruh maupun sebagian basis data baik berupa *softcopy* atau *hardcopy* seperti grafik, peta, tabel, dan lain-lain.

3. Data Manajemen

   Data Managemen berfungsi untuk mengorganisasikan data spasial atau atribut ke dalam sebuah basis data sehingga mudah diperbarui, diupdate dan dipakai.

4. Data Manipulasi dan Analisis

   Sebsistem ini berfungsi untuk memodelkan dan memanipulasi data sehingga menjadi informasi yang diingankan dan menentukan beragai informasi yang dihasilkan oleh SIG.

Proses pembuatan SIG membutuhkan beberapa komponen untuk proses pengolahannya. Beberapa komponen SIG yang telah dinyatakan oleh Prahasta (2009) adalah sebagai berikut:

1. Perangkat Keras

   Karakteristik perangkat keras yang digunakan untuk proses pembuatan SIG tidak mempunyai pengaruh yang kuat. Meskipun kapasitas perangkat keras terbatas SIG bisa tetap berjalan. Perangkat-perangkat keras yang sering digunakan untuk proses pembuatan SIG adalah komputer (PC), *mouse*, *printer*, *scanner*, dan *plotter*.

2. Perangkat Lunak

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

SIG merupakan perangkat lunak yang tersusun secara modular dimana basis data menjadi pengaruh berat karena setiap subsistem diterapkan menggunakan perangkat lunak yang terdiri dari beberapa modul, sehingga SIG yang terdiri dari ratusan model program (*.exe*) yang masing-masing dapat diselesaikan.

3. Data dan Informasi Geografis

   SIG dapat menyimpan dan mengumpulkan data dan informasi yang diinginkan baik secara langsung mengambil dari *software* SIG yang lainnya atau langsung mendigitasi data spasial secara langsung dari peta dan memasukkan data atributnya dari informasi yang di dapat.

4. Manajemen

   SIG menguhubungkan unsur-unsur peta dan bagian-bagiannya menjadi satu kesatuan yang disebut *layer*. Jalan, sungai, laut, batas administrasi, hutan dan gunung merupakan contoh sebuah *layer*. Kumpulan dari beberapa *layer* akan membentuk basis dasar SIG. Rancangan basis data akan menjadi penentu inputan, proses, dan output SIG yang efesien dan efektif.

Data spasial memberikan pengamatan terhadap berbagai fenomena yang ada pada suatu objek spasial. Dengan sederhana data spasial disebut sebagai informasi alamat atau bisa juga sebagai koordinat seperti di dalam peta.

Analisis data spasial adalah metode untuk menentukan dan menggambarkan tingkat pola dari suatu fenomena spasial yang terjadi sehingga bisa dipahami lebih baik lagi. Setelah melakukan analisis spasial, diharapkan dapat informasi yang digunakan untuk pondasi pengambilan keputusan dalam bidang yang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dipelajari. Metode yang dipakai seperti pengamatan, visual, sampai statistika terapan (Hilman, Sasmito, & Wijaya, 2015).

Dalam analisis spasial terdapat banyak metode yang dapat digunakan. Menurut pemaparan Shodiq (2017) analisis secara garis besar spasial dibedakan menjadi 2 tipe:

1. *Analisis Spasial Exploratory*

   Analisis ini berfungsi untuk melakukan pendeteksian adanya suatu pola khusus dalam sebuah kejadian spasial yang digunakan untuk menyusun suatu hipotesis penelitian. Analisis jenis ini digunakan jika hal yang menjadi fokus penelitian adalah fenomena yang baru. Dalam hal ini peneliti tidak mempeunyai pengetahuan yang cukup banyak fenomena yang diamati.

2. *Analisis Spasial Confirmatory*

   Anlisis ini berfungsi menyetujui hipotesis penelitian. Metode ini berguna jika peneliti mempunyai banyak pengetahuan serta informasi terkait fenomena spasial yang diamati oleh diteliti. Sehingga dapat menguji keakuratan hipotesisnya.

Menurut pemaparan yang dijelaskan oleh Ahmad (2003) dalam distribusi spasial secara umum terbagi menjadi tiga pola distribusi spasial yaitu:

1. Mengelompok yaitu titik-titik yang berkonsentrasi dan saling berdekatan antara satu titik dengan titik yang lain dan terdapat area besar, dimana area tersebut berisi titik-titik yang berjumlah lebih sedikit dan memiliki jarak tidak bermakna.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2. Menyebar yaitu titik-titik yang saling berjauhan satu sama lain dan memiliki jarak yang bermakna.
3. Acak yaitu titik-titik yang muncul secara acak dengan posisi titik yang tidak saling terkait satu sama lain.

Teknologi SIG dapat mepresentasikan dunia nyata ke dalam monitor seperti peta dapat merepresentasikan dunia nyata dalam kertas. Tetapi SIG memiliki kelebihan dibanding peta. SIG bisa menyimpan semua informasi deskrptif yang dinginkan. Sehingga nanti bisa menampilkan output secara rinci sesuai dengan data yang diinputkan setelah atribut-atribut sudah diprosas (Johnson, 2000).

D. *Clustering*

Clustering atau analisis pengelompokkan merupakan suatu proses membagi data dari suatu himpunan tertentu kedalam beberapa kelompok yang mempunyai kesamaan karakteristik data dengan karakteristik data dalam kelompok lain. Kelas yang terdapat dalam proses *clustering* dinamakan dengan *cluster*. *Cluster* merupakan suatu kelompok data yang mempunyai tingkat kesamaan dengan suatu *cluster* dan karakteristiknya tidak sama dengan *cluster* lainnya (Febrianti, Hafiyusholeh, & Asyhar, 2016).

Clustering adalah salah satu metode dalam *data mining* yang memiliki sifat *unsupervised* (tidak ada arahan) dan berfugsi sebagai penentu karakteristik pola data secara umum pada database. *Partitioning* adalah metode yang digunakan untuk melakukan pendekatan untuk mengembangkan *clustering*. Metode *partitioning* ini bekerja dengan cara mengoleksi data kedalam suatu *cluster*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sehingga setiap *cluster* yang terbentuk mempunyai minimal satu data termasuk pada salah satu kelompok yang sama (Cahyati & Wuryanto, 2017).

Clustering juga biasa digunakan untuk mencari beberapa data yang mempunyai kemiripan karakteristik diantara satu data dengan data lain (Tanjung, 2016).Metode *clustering* sering digunakan sebagai dasar penentuan kelas untuk data-data yang kelasnya belum ditentukan. Dasar dari pengonsepan *clustering* adalah melakukan pengelompokkan beberapa data ke dalam suatu *cluster* yang sesuai yaitu *cluster* yang mempunyai tingkat ketidaksamaan yang tinggi terhadap objek *cluster* lainnya (Abdilah, Putra, & Renaldi, 2016).

Dengan demikian, dari semua pengertian bahwa *clustering* adalah suatu metode yang digunakan untuk memberikan label bagi data yang belum diketahui secara pasti kelas *cluster*.

Menurut Irwansyah dan Faisal (2015) proses *clustering* mempunyai banyak manfaat diantaranya yaitu:

1. *Clustering* adalah suatu metode segmentasi data yang bermanfaat dalam melakukan prediksi dan analisa terhadap masalah bisnis tertentu. Misalnya segmentaasi marketing dan memetakan batas suatu daerah.
2. Mengidentifikasi suatu obyek, seperti *image processing* dan *computer vision*

Metode *clustering* mempunyai berbagai syarat. Menurut Han (2012) beberapa syarat yang harus dipenuhi dalam algoritma *clustering* adalah sebagai berikut:

1. *Skalabilitas*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Clustering tidak hanya bisa untuk mengelompokkan data yang bersekala kecil melainkan juga bisa untuk mengelompokkan data yang berskala besar.

2. Mampu menganalisa data dari berbagi macam bentuk

   Algoritma *clustering* ini mampu menganalisa data dalam berbagai bentuk. Data berbentuk ordinal, nominal atau kombinasi dari data ordinal dan nominal tetap bisa di analisa.

3. Menemukan bentuk *cluster* yang tidak biasa

   Menghitung jarak pada proses *clustering* dapat menggunakan berbagai metode, seperti metode *Euclidean* dan metode *Manhatten.* Bentuk dari perhitungan menggunakan kedua metode tersebut biasanya berbentuk bulat. Tetapi tidak menutup kemungkinan hasil *clustering* akan berbentuk aneh. Untuk itu memerlukan kemampuan khusus dalam analisis *cluster.*

4. Mampu mengolah data yang rusak

   Data yang kita dapat tidak selalu data yang baik. Seringkali kita juga menemukan data yang rusak dan tidak dimengrti. Untuk itu *clustering* mampu untuk mengolah data yang rusak atau tidak baik.

5. Sensitifitas jika ada perubahan data input

   Data input yang berubah-ubah dapat mempengaruhi hasil *clustering* karena algoritma *clustering* mempunyai tingkat sensitifitas yang rendah.

6. Mampu mengolah data yang mempunyai dimensi tinggi

   Dalam suatu data terdapat beberapa variabel atau dimensi. Algoritma *clustering* ini mampu mengolah data yang memiliki dimensi tinggi

7. Manfaat *clustering*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Hasil dari proses *clustering* dapat bermanfaat untuk permasalahn yang dianalisis.

E. *K-Means*

Algoritma *K-Means* adalah suatu algoritma pengelompokkan yang melakukan partisi set data ke dalam sejumalah K *cluster* yang sudah ditetapkan di awal. Algoritma *K-Means* sangat sederhana untuk diterapkan, umum digunakan , cukup cepat, dan mudah beradaptasi,. Secara histories, *K-Means* menjadi metode paling penting di *Data Mining.*

K-Means adalah salah satu metode *clustering* berjenis non hirarki yang mempartisi data penelitian ke dalam bentuk beberapa *cluster* atau kelompok sehingga data yang mempunyai karakteristik sama akan dikelompokkan menjadi satu *cluster,* yang sama dan beberapa data yang mempunyai karakteristik berbeda akan dikelompokkan kedalam *cluster* yang berbeda.

Menurut Han dan Kamber (2012) pada dasarnya analisis *cluster* menggunakan metode *k-means* memiliki algoritma sebagai berikut:

1. Menentukan banyanknya *k cluster* yang diinginkan.
2. Menentukan pusat *cluster* (*centroid*) awal secara random dari objek data sebanyak *k*.
3. Menentukan jarak terdekat dari setiap objek pengamatan dengan *centroid* yang telah ditentukan menggunakan jarak *euclidean* dengan Persamaan (2.1)

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^{n} (x_{il} - x_{jl})^2} \tag{2.1}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Keterangan :

$d(x_i, x_j)$: Jarak antara objek *ke-i* dengan objek *ke-j*, dimana i = 1,2,..., n dan j = 1,2,..., n.

x_{il} : Nilai objek *ke-i* pada variabel *k*

x_{jl} : Nilai objek *ke-j* pada variabel *k*.

n : Banyaknya variabel data.

4. Menentukan jarak terdekat suatu objek dengan *centroid*.
5. Menentukan pusat *cluster* (*centroid*) baru dengan menghitung rata-rata masing-masing *cluster* menggunakan persamaan (2.2).

$$c_{kl} = \frac{x_{1l} + x_{2l} + \cdots + x_{pl}}{p} \tag{2.2}$$

Keterangan:

c_{kl} : Nilai *centroid ke-k* pada variabel *ke-l*.

p : Banyaknya data.

6. Jika suatu objek tidak berpindah *cluster* dari jarak *centroid* lama dan jarak *centroid* baru maka ulangi langkah 3.

F. *Davies-Bouldin Index*

Davies-Bouldin Index merupakan validasi *cluster* yang ditemukan David L. Davies bersama Donald W. Bouldin di tahun 1979. Metode ini digunakan untuk menentukan seberapa baik *clustering* yang dilakukan, kohesi didefinisikan sebagai jumlah kedekatan data terhadap *centroid* dari *cluster* yang diikuti (Davies & Bouldin, 1979). Berikut adalah persamaan-persamaan yang digunakan untuk menentukan nilai *Davies-Bouldin Index* (Sitompul, 2018)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1. *Sum of Square within Cluster* (Sw)

   Sum of Square within Cluster (Sw) berfungsi untuk menentukan jarak semua data di dalam suatu *cluster* ke-*k* yang dirumuskan sebagai berikut:

$$Sw_k = \frac{1}{p}\sum_{l=1}^{p} d(x_{il}, c_{kl}) = \frac{\sqrt{\sum_{l=1}^{p}(x_{il} - c_{kl})^2}}{p} \tag{2.3}$$

   Keterangan:

   Sw_k : Rata-rata dari jarak setiap data ke *centroid k* yang ada di *cluster k*.

   $d(x_{il}, c_{kl})$: Jarak antara obyek *ke-i* dengan *centroid ke-k*..

2. *Sum of Square between Cluster* (Sb)

   Sum of Square between Cluster (Sb) berfungsi untuk menentukan jarak *centroid* satu dengan *centroid* yang lain yang dihitung menggunakan persamaan (2.4):

$$Sb_{uv} = d(c_{ul}, c_{vl}) = \sqrt{\sum_{l=1}^{n}(c_{ul} - c_{vl})^2} \tag{2.4}$$

   Keterangan:

   Sb_{uv} : Jarak antara *centroid ke-u* dengan *centroid ke-v* .

   c_{ul} : Nilai *centroid ke-u.*

   c_{vl} : Nilai *centroid ke-v.*

3. Rasio *cluster ke-u* dengan *cluster ke-v*

   Setelah mengetahui nilai Sw dan nilai Sb, langkah selanjutnya akan dilakukan untuk perhitungan rasio (R_{uv}) untuk menentukan perbandingan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

cluster ke-u dengan *cluster ke-v*. Nilai rasio dihitung menggunakan persamaan (2.5) :

$$R_{u,v} = \frac{|Sw_u - Sw_v|}{Sb_{u,v}} \tag{2.5}$$

Keterangan:

$R_{u,v}$: Rasio antara *cluster ke-u* dan *cluster ke-v*

Sw_u : Rata-rata dari jarak setiap data ke *centroid u* yang ada di *cluster u*

Sw_v : Rata-rata dari jarak setiap data ke *centroid v* yang ada di *cluster v*.

$Sb_{u,v}$: Jarak antara *centroid ke-u* dengan *centroid ke-v*.

4. Menentukan rasio antar *cluster* maksimum.

$$R_u = max\, R_{uv} \tag{2.6}$$

$v = 1, \dots, k$, dimana $u \neq v$

5. Nilai *Davies-Bouldin Index*

Rasio yang didapat berfungsi untuk menghitung nilai *Davies-Bouldin Index* dari persamaan berikut:

$$DB = \frac{1}{k}\sum_{u=1}^{k} R_u \tag{2.7}$$

Keterangan :

DB : Nilai *Davies-Bouldin Index.*

R_u : Rasio antar *cluster* maksimum.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Setelah diketahui nilai *Davies-Bouldin Index* maka akan bisa mengetahui keakuratan *clustering.* Semakin kecil nilai *Davies-Bouldin Index* maka akan lebih baik lagi *cluster* yang didapat dari pengelompokkan *K-Means* (Davies & Bouldin, 1979).

G. *Silhouette Coefficient*

Silhouette coefficient merupakan metode yang menekankan pada validasi dan penafsiran set data yang dikembangkan oleh (Rousseeuw, 1987) untuk mengukur kualitas sebuah *cluster*. Selain itu, *silhouette coefficient* juga dapat digunakan untuk menandakan derajat kepemilikan dari masing-masing objek di dalam *cluster*. Penggabungan konsep *cohesion* dan *separation* digunakan untuk memvalidasi hasil *clustering*. Rumus *Silhouette Coefficient* yaitu:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \tag{2.8}$$

Keterangan

$s(i)$: Nilai *Silhouette Coefficient* data *ke-i*

$a(i)$: Rata-rata jarak suatu data *ke-i*

$b(i)$: Rata rata jarak suatu data *ke-i* dengan semua objek

Hasil perhitungan nilai *Silhouette Coefficient* bervariasi dengan rentang -1 sampai 1. Apabila nilai *Silhouette Coefficient* bernilai positif yaitu ($a_i < b_i$) dan a_i mendekati 0 maka nilai *clustering*-nya baik, sehingga nilai *silhouette coefficient* yang dihasilkan maksimal yaitu 1. Objek i dikatakan berada pada *cluster* yang tepat apabila $SI = 1$. Sedangkan, apabila $SI = 0$ maka objek i

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

berada diantara dua *cluster* artinya struktur yang dimiliki objek tersebut tidak jelas. Lebih lanjut, apabila $SI = -1$ maka objek tersebut memiliki nilai *overlapping* yang berakibat dimasukkan dalam *cluster* lain.

Nilai rata-rata yang dimiliki oleh *Silhouette Coefficient* dari masing-masing data objek dalam suatu *cluster* menunjukan seberapa layak data tersebut dimasukkan dalam *cluster*. Berikut adalah tabel nilai *Kaufaman* berdasarkan (Rousseeuw, 1987):

Tabel 2.1 Nilai *Kaufman*

Nilai *Silhouette Coefficient*	Struktur
$0.7 < \mathrm{SC} \leq 1$	Struktur yang kuat
$0.5 < \mathrm{SC} \leq 0.7$	Struktur yang standar
$0.25 < \mathrm{SC} \leq 0.5$	Struktur yang lemah
$\mathrm{SC} \leq 0.25$	Tidak memiliki struktur

Selain menghitung nilai rata-rata dari nilai *Silhouette Coefficient* dari masing-masing data, bisa juga meghitung nilai varian *Silhouette Coefficient* dari keseluruhan data. Untuk menghitung nilai varian *Silhouette Coefficien* menggunakan Persamaan (2.9).

$$s^2 = \frac{n\sum_{i=1}^{n} s(i)^2 - \sum_{i=1}^{n}(s(i))^2}{n(n-1)} \tag{2.9}$$

Keterangan:

s^2 : Nilai varian *Silhouette Coefficient.*

$s(i)$: Nilai *Silhouette Coefficient* data *ke-i.*

n : Banyaknya data.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

H. Analisis Faktor

Analisis faktor adalah jenis teknik analisis *multivariate*. Analisis ini berfungsi untuk mengetahui keterkaitan suatu variabel terhadap variabel lainnya. Untuk melakukan analisis faktor ada asumsi yang terlebih dahulu harus terpenuhi untuk melakukan pembentukan faktor. Pertama asumsi yang harus dipenuhi adalah uji *Kaiser Meyer Olkin Measur of Sampling* (KMO). Untuk mengetahui hasil perhitung nilai uji KMO menggunakan persamaan berikut:

$$KMO = \frac{\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{p} r_{ij}^2}{\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{p} r_{ij}^2 + \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{p} a_{ij}^2} \tag{2.10}$$

Keterangan:

i : $1, 2, 3, \dots, p, dimana\ i \neq j$

j : $1, 2, 3, \dots, p, dimana\ i \neq j$

r_{ij} : Nilai koefisien korelasi variabel ke-*i* dengan variabel ke-*j*.

a_{ij} : Nilai koefisien korelasi variabel ke-*i* dengan variabel ke-*j*.

Untuk koefisien korelasi dan koefisien korelasi parsial didapat dari persamaan (2.9) dan (2.10).

$$r = \frac{n\sum XY - (\sum X)(\sum Y)}{\sqrt{(n\sum X^2 - (\sum X)^2)(n\sum Y^2 - (\sum Y)^2)}} \tag{2.11}$$

$$a = \frac{r_{yx_1} - r_{yx_2} r_{x_1x_2}}{\sqrt{1 - r_{yx_2}^2}\sqrt{1 - r_{x_1x_2}^2}} \tag{2.12}$$

Keterangan:

n : Jumlah dari data yang dipakai.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

X : Nilai variabel bebas.

Y : Nilai variabel terikat.

Menurut Wibisono (2003), untuk syarat kesesuaian penggunaan analisis faktor didasarkan pada aturan nilai KMO yang ada di Tabel 2.2

Tabel 2.2 Syarat Kesesuaian Penggunaan Analisis Faktor Menggunakan Nilai KMO

No	Nilai KMO	Keterangan
1	KMO ≥ 0,9	Sangat Baik
2	KMO ≥ 0,8	Baik
3	KMO ≥ 0,7	Menengah
4	KMO ≥ 0,6	Kurang Baik
5	KMO ≥ 0,5	Cukup
6	KMO < 0,5	Tidak dapat diterima

Setelah melakukan uji KMO, setelah uji KMO terpenuhi dilakukan proses *factoring*. *Factoring* merupakan proses mereduksi data dari beberapa variabel penelitian yang didapat untuk mendapatkan variabel baru yang memiliki faktor dengan jumlah lebih sedikit dari pada variabel awal. Metode yang digunakan adalah *Principal Componen Analysis* (PCA). Dalam melakukan *factoring* menggunakan metode PCA diperlukan langkah-langkah sebagi berikut.

1. Menghitung matriks kovarian menggunakan Persamaan (2.13).

$$Cov(xy) = \frac{\sum xy}{n} - (\overline{x})(\overline{y}) \tag{2.13}$$

Keterangan:

x : Nilai data ke-*x*.

y : Nilai data ke-*y*.

$\overline{x}$: Rata-rata data ke-*x*.

$\overline{y}$: Rata-rata data ke-*y*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2. Menghitung nilai eigen menggunakan persamaan (2.14).

$$[Cov - \lambda l] = 0 \tag{2.14}$$

Keterangan:

Cov : Matriks kovarian.

λ : Nilai eigen.

l : Matriks *index.*

3. Menghitung vektor eigen menggunakan persamaan (2.15).

$$[Cov - \lambda l][V] = 0 \tag{2.15}$$

Dimana V adalah vektor eigen.

4. Mengurutkan vektor eigen berdasarkan nilai eigen yang lebih besar.

Untuk menentukan jumlah komponen utama terdapat tiga cara, yaitu dengan melihat nilai total variansi, mengamati *scree plot* dan mengetahui nilai eigen > 1. Untuk menentukan variabel yang akan tereduksi bisa melihat nilai *loading* < 0,5. Hasil *factoring* tidak akan ada maknanya jika tidak dilakukan rotasi faktor. Rotasi faktor ini berfungsi untuk melakukan penafsiran dan penjelasan lebih lanjut terhadap hasil dari jumlah faktor.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Jenis Penelitian

Penelitian yang digunakan adalah jenis penelitian kuantitatif. Data yang dipakai adalah data kuantitatif dan lebih mengedepankan proses untuk pengolahan data menjadi sebuah sistem informasi.

B. Sumber Data

Data penelitian ini merupakan data *crime indeks* jumlah kasus kriminalitas Tahun 2018 di wilayah Kabupaten Sidoarjo. Data tersebut diperoleh dari Polresta Sidoarjo. Data yang diperoleh berupa jenis kasus dan Tempat Kejadian Perkara (TKP). Untuk data spasial yang dibutuhakan dalam penelitian ini adalah peta administrasi Kabupaten Sidoarjo yang yang didapat dari Bappeda Kabupaten Sidoarjo dan juga koordinat Tempat Kejadian Perkara (TKP) yang di dapat dari Google Maps.

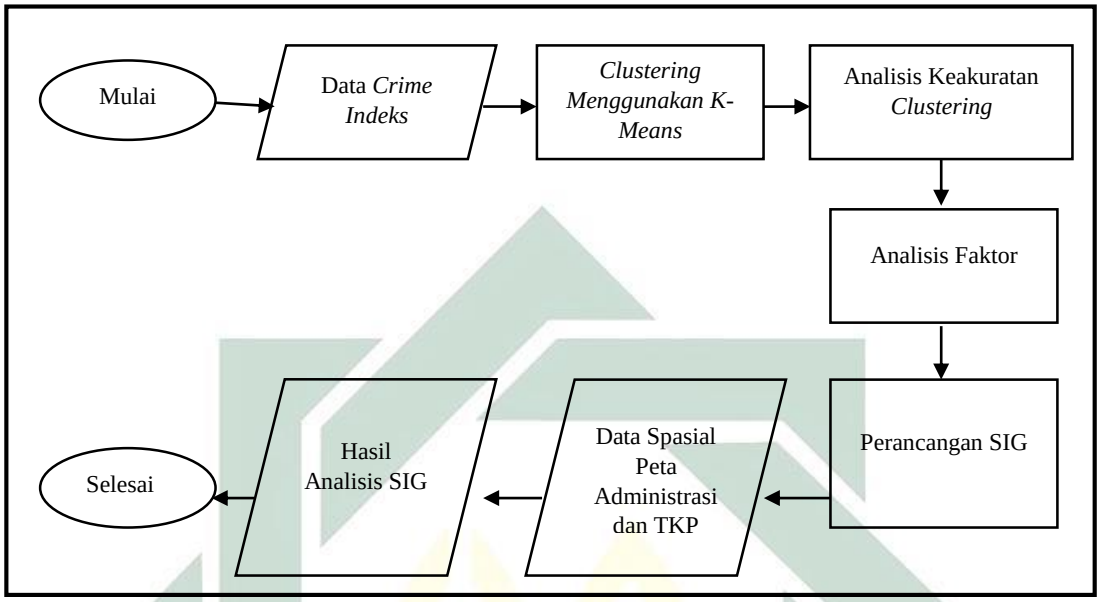
C. Tahapan Penelitian

Adapun tahapan analisis data dalam penelitian ini untuk mencapai tujuan penelitian adalah sebagai berikut.

1. Mengumpulkan data *Crime Indeks* jumlah kasus kriminalitas tahun 2018 di Wilayah Kabupaten Sidoarjo, data spasial peta administrasi Kabupaten Sidoarjo dan juga data spasial Tempat Kejadian Perkara (TKP) kriminalitas yang ada Kabupaten Sidoarjo. Untuk menjelaskan tahap-tahap atau

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

langkah-langkah penalitian diperlukan desain sistem penelitian yang berfungsi untuk menjelaskan uraian seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Desain Sistem Penelitian

2. Mengelompokkan daerah rawan kriminalitas menurut kecamatan yang ada di Kabupaten Sidoarjo menggunakan metode *K-Means*.

   Langkah-langkah mengelompokkan daerah rawan kriminalitas menggunakan metode *K-Means*:

   a. Menentukan banyanknya *k cluster* yang diinginkan.

      Dalam kasus ini akan dilakukan perhitungan 2 sampai 5 *cluster*

   b. Menentukan pusat *cluster* (*centroid*) awal secara random dari objek data sebanyak *k*.

      Dalam penentuan nilai *k centroid* awal dipilih secara random yang ada objek data.

   c. Menentukan jarak terdekat dari setiap objek pengamatan dengan *centroid* yang telah ditentukan menggunakan jarak *euclidean* dengan persamaan (2.1).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

d. Menentukan jarak terdekat suatu objek dengan *centroid*.

e. Menentukan pusat *cluster* (*centroid*) baru dengan menghitung rata-rata masing-masing *cluster* menggunakan persamaan (2.2).

f. Jika suatu objek tidak berpindah *cluster* dari jarak *centroid* lama dan jarak *centroid* baru maka ulangi langkah (c).

3. Melakukan analisis keakuratan *clustering* menggunakan *Davies Bouldin Index* dan *Silhouete Coefficient.*

   Setelah mendapatkan hasil *clustering* dilakukan analisis keakuaratan *clustering* menggunakan *Davies-Bouldin Index*. Dari percobaan 2 sampai 5 *cluster* dipilih nilai *Davies-Bouldin Index* karena semakin kecil mendekati nol (tidak negatif) nilai *Davies-Bouldin Index* maka semakin baik keakuratannya dan juga nilai *Silhouette Coefficient* yang terbaik

4. Melakukan analisis faktor berdasarkan jenis Tempat Kejadian Perkara

5. Melakukan perancangan Sistem Informasi Geografis (SIG).

   Langkah-langkah melakukan perancangan SIG

   a. Memasukkan data spasial peta administrasi Kabupaten Sidoarjo. Data tersebut digunakan untuk membuat batas kecamatan dan juga jaringan jalan yang ada di Kabupaten Sidoarjo

   b. Melakukan proses *clustering* berdasarkan hasil *clustering* menggunakan *K-Means*

   c. Memasukkan data spasial TKP kriminalitas yang ada di Kabupaten Sidoarjo Tahun 2018. Dalam data spasial TKP terdapat atribut *cluster*, kecamatan, jenis TKP kriminalitas dan jenis kasus kriminalitas.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

d. Menganalisis berdasarkan jenis TKP kriminalitas dan jenis kasus kriminalitas.

6. Menampilkan hasil peta daerah kerawanan kriminalitas berdasrkan jenis TKP kriminalitas dan jenis kasus kriminalitas.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB IV

PEMBAHASAN

A. *Clustering* Menggunakan *K-Means*

Clustering menggunakan *K-Means* bertujuan untuk mengelompokkan data yang berkarkteristik sama dalam satu *cluster* dan data yang berkarakteristik berbeda ke dalam *cluster* yang lain. Data yang digunakan dalam percobaan perhitungan adalah data *crime indeks* tahun 2018. Dalam data *crime index* terdapat jumlah kasus yang ada di 18 kecamatan di Kabupaten Sidoarjo berdasarkan jenis kasusnya yaitu pencurian, penganiayaan, penipuan, pemerkosaan, pembunuhan, perjudian dan narkoba. Tabel 4.1 adalah data yang digunakan untuk percobaan *clustering*

Tabel 4.1 Data Jumlah Kasus-kasus Kriminalitas Tahun 2018 di Wilayah Kabupaten Sidoarjo

Kecamatan	Pencurian	Penganiayaan	Penipuan	Pemerkosaan	Pembunuhan	Perjudian	Narkoba
Sidoarjo	63	2	1	0	1	0	8
Balongbendo	12	0	0	0	0	0	0
Buduran	17	1	1	0	0	0	3
Candi	14	0	0	1	0	0	5
Gedangan	15	0	0	0	0	0	6
Jabon	0	0	1	0	1	1	2
Krembung	11	1	0	0	0	0	2
Krian	21	1	0	0	1	0	5
Prambon	7	0	1	0	0	0	4
Porong	7	1	0	0	1	2	3
Sedati	12	0	1	0	4	0	12
Sukodono	17	1	1	1	0	0	1
Taman	46	0	2	2	3	0	3
Tanggulangin	16	1	0	1	0	0	9
Tarik	1	0	0	1	1	0	0
Tulangan	13	1	2	0	1	1	0
Waru	28	1	1	1	1	0	7
Wonoayu	8	0	0	0	0	0	2

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Data tersebut akan dilakukan percobaan 2 *cluster*, 3 *cluster*, 4 *cluster* dan 5 *cluster* agar bisa mengetahui jumlah *k cluster* mana yang lebih akurat. Langkah awal mengelompokkan menggunakan metode *K-Means* adalah menentukan jumlah *k cluster* yang akan dibentuk. Untuk contoh perhitungan ini akan dilakukan perhitungan percobaan sebanyak 3 *cluster*. Pada tahap *clustering* menggunakan metode *K-Means* diperlukan penentuan *centroid* awal. Dalam menentukan nilai *centroid* awal dipilih secara random dari objek data yang dipakai. Hasil pemilihan *centroid* ada di Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Centroid Awal

	Pencurian	Penganiayaan	Penipuan	Pemerkosaan	Pembunuhan	Perjudian	Narkotika
C1	8	0	0	0	0	0	2
C2	17	1	1	0	0	0	3
C3	46	0	2	2	3	0	3

Setelah mengetahui nilai centroid awal, selanjutnya dilakukan perhitungan jarak masing-masing data ketiga *centroid* menggunakan jarak *euclidean* berdasarkan Persamaan (2.1).

$$d(x_1, c_1) = \sqrt{(63-8)^2 + (2-0)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 + (1-0)^2 + (0-2)^2 + \sqrt{(8-3)^2}} = \sqrt{3025 + 4 + 1 + 0 + 1 + 0 + 36} = \sqrt{3067} = 55{,}381$$

$$d(x_1, c_2) = \sqrt{(63-17)^2 + (2-1)^2 + (1-1)^2 + (0-0)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 + \sqrt{(8-3)^2}} = \sqrt{2116 + 1 + 0 + 0 + 1 + 0 + 25} = \sqrt{2143} = 46{,}293$$

$$d(x_1, c_3) = \sqrt{(63-46)^2 + (2-0)^2 + (1-2)^2 + (0-2)^2 + (1-3)^2 + (0-0)^2 + \sqrt{(8-3)^2}} = \sqrt{289 + 4 + 1 + 4 + 4 + 0 + 25} = \sqrt{327} = 18{,}083$$

Perhitungan tersebut terus dilakukan sampai data ke-18 dengan *centroid* 4. Hasil perhitungan jarak semua data ke *centroid* ada pada Tabel 4.3.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.3. Jarak *Euclidean* dan Hasil *Cluster* Iterasi ke-1

Data ke-	Kecamatan	C1	C2	C3	*Cluster*
1	Sidoarjo	55,381	46,293	**18,083**	3
2	Balongbendo	**4,472**	6,000	34,380	1
3	Buduran	9,165	**0,000**	29,257	2
4	Candi	6,782	**4,000**	32,280	2
5	Gedangan	8,062	**3,873**	31,417	2
6	Jabon	**8,185**	17,117	46,119	1
7	Krembung	**3,162**	6,164	35,270	1
8	Krian	13,416	**4,690**	25,338	2
9	Prambon	**2,449**	10,100	39,192	1
10	Porong	**2,828**	10,296	39,217	1
11	Sedati	11,533	**11,091**	35,256	2
12	Sukodono	9,220	**2,236**	29,275	2
13	Taman	38,236	29,257	**0,000**	3
14	Tanggulangin	10,724	**6,245**	30,838	2
15	Tarik	**7,416**	16,401	45,200	1
16	Tulangan	6,000	**5,292**	33,287	2
17	Waru	20,712	**11,790**	18,628	2
18	Wonoayu	**0,000**	9,165	38,236	1

Setelah mengetahui hasil pengelompokkan di iterasi pertama. Untuk iterasi selanjutnya menghitung rata-rata data sesuai dengan hasil *cluster* yang sama menggunakan Persamaan (2.2).

$$C1_{Pencurian} = \frac{12+0+11+7+7+1+8}{7} = 6{,}571$$
$$C1_{Penganiayaan} = \frac{0+0+1+0+1+0+0}{7} = 0{,}286$$
$$C1_{Penipuan} = \frac{0+1+0+1+0+0+0}{7} = 0{,}286$$
$$C1_{Pemerkosaan} = \frac{0+0+0+0+0+1+0}{7} = 0{,}143$$
$$C1_{Pembunuhan} = \frac{0+1+0+0+1+1+0}{7} = 0{,}429$$
$$C1_{Perjudian} = \frac{0+1+0+0+2+0+0}{7} = 0{,}429$$
$$C1_{Narkoba} = \frac{0+2+2+4+3+0+2}{7} = 1{,}857$$

$$C2_{Pencurian} = \frac{17+14+15+21+12+17+16+13+28}{9} = 17$$
$$C2_{Penganiayaan} = \frac{1+0+0+1+0+1+1+1+1}{9} = 0{,}667$$
$$C2_{Penipuan} = \frac{1+0+0+0+1+1+0+2+1}{9} = 0{,}667$$
$$C2_{Pemerkosaan} = \frac{0+1+0+0+0+1+1+0+1}{9} = 0{,}444$$
$$C2_{Pembunuhan} = \frac{0+0+0+1+4+0+0+1+1}{9} = 0{,}778$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$C2_{Perjudian} = \frac{0+0+0+0+0+0+0+1+0}{9} = 0{,}111$$
$$C2_{Narkoba} = \frac{3+5+6+5+12+1+9+0+7}{9} = 5{,}333$$

$$C3_{Pencurian} = \frac{63+46}{2} = 54{,}5$$
$$C3_{Penganiayaan} = \frac{2+0}{2} = 1$$
$$C3_{Penipuan} = \frac{1+2}{2} = 1{,}5$$
$$C3_{Pemerkosaan} = \frac{0+1}{2} = 1$$
$$C3_{Pembunuhan} = \frac{1+3}{2} = 2$$
$$C3_{Perjudian} = \frac{0+0}{2} = 0$$
$$C3_{Narkoba} = \frac{8+3}{2} = 5{,}5$$

Hasil perhitungan rata-rata dari data yang masuk dalam *cluster* yang sama akan digunakan untuk membentuk *centroid* baru. Hasil pembentukan *centroid* baru ada pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Centroid untuk Iterasi ke-2

	Pencurian	Penganiayaan	Penipuan	Pemerkosaan	Pembunuhan	Perjudian	Narkoba
C1	6,571	0,286	0,286	0,143	0,429	0,429	1,857
C2	17	0,667	0,667	0,444	0,778	0,111	5,333
C3	54,5	1	1,5	1	2	0	5,5

Setelah mengetahui nilai dari ketiga *centroid* baru, langkah selanjutnya adalah menghitung jarak masing-masing data dari ketiga *centroid* menggunanakan jarak *euclidean* menggunakan persamaan (2.1). Dengan cara yang sama pada itersai sebelumnya. Hasil perhitungan jarak *euclidean* dengan ketiga *centroid* baru. Jika terdapat data yang berubah keanggotaan kelompoknya maka akan dilakukan pehitungan nilai *centroid* baru untuk iterasi ketiga dengan langkah yang sama pada iterasi sebelumnya. Hasil perhitungan jarak *euclidean* dengan ketiga *centroid* baru ada di Tabel 4.5

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.5 Jarak *Euclidean* dan Hasil *Cluster* Iterasi ke-2

Data ke-	Kecamatan	C1	C2	C3	*Cluster* Iterasi ke-2	Cluster Iterasi ke-1
1	Sidoarjo	56,797	46,101	**9,042**	3	3
2	Balongbendo	**5,786**	7,426	42,951	1	1
3	Buduran	10,558	**2,545**	37,653	2	2
4	Candi	8,145	**3,306**	40,592	2	2
5	Gedangan	9,421	**2,480**	39,607	2	2
6	Jabon	**6,668**	17,370	54,651	1	1
7	Krembung	**4,541**	6,963	43,724	1	1
8	Krian	14,805	**4,114**	33,567	2	2
9	Prambon	**2,399**	10,156	47,589	1	1
10	Porong	**2,213**	10,479	47,652	1	1
11	Sedati	12,079	**8,977**	43,067	2	2
12	Sukodono	10,565	**4,464**	37,825	2	2
13	Taman	39,613	29,258	**9,042**	3	3
14	Tanggulangin	11,901	**3,991**	38,740	2	2
15	Tarik	**5,991**	16,903	53,821	1	1
16	Tulangan	**6,086**	7,508	42,892	1	2
17	Waru	22,089	**11,152**	26,566	2	2
18	Wonoayu	**1,617**	9,686	46,720	1	1

Terlihat dari Tabel 4.5 terdapat data yang berubah keanggotaan kelompoknya maka akan dilakukan pehitungan nilai *centroid* baru untuk iterasi ketiga dengan langkah yang sama pada iterasi sebelumnya. Dari perhitungan rata-rata dari data yang masuk dalam *cluster* yang sama akan digunakan untuk membentuk *centroid* baru. Hasil pembentukan *centroid* baru ada pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Centroid untuk Iterasi ke-3

	Pencurian	Penganiayaan	Penipuan	Pemerkosaan	Pembunuhan	Perjudian	Narkoba
C1	7,25	0,375	0,5	0,125	0,5	0,5	1,625
C2	17,5	0,625	0,5	0,5	0,75	0	6
C3	54,5	1	1,5	1	2	0	5,5

Setelah mengetahui nilai dari ketiga *centroid* baru, langkah selanjutnya adalah menghitung jarak masing-masing data dari ketiga *centroid* menggunanakan jarak *euclidean* menggunakan persamaan (2.1). Dengan cara

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

yang sama pada itersai sebelumnya. Hasil perhitungan jarak *euclidean* dengan ketiga *centroid* baru ada pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Jarak *Euclidean* dan Hasil *Cluster* Iterasi ke-3

Data ke-	Kecamatan	C1	C2	C3	*Cluster* Iterasi ke-3	Cluster Iterasi ke-2
1	Sidoarjo	56,144	45,571	**9,042**	3	3
2	Balongbendo	**5,110**	8,228	42,951	1	1
3	Buduran	9,905	**3,233**	37,653	2	2
4	Candi	7,656	**3,834**	40,592	2	2
5	Gedangan	8,950	**2,775**	39,607	2	2
6	Jabon	**7,322**	18,006	54,651	1	1
7	Krembung	**3,919**	7,711	43,724	1	1
8	Krian	14,199	**3,735**	33,567	2	2
9	Prambon	**2,571**	10,757	47,589	1	1
10	Porong	**2,260**	11,133	47,652	1	1
11	Sedati	11,963	**8,815**	43,067	2	2
12	Sukodono	9,867	**5,143**	37,825	2	2
13	Taman	38,934	28,831	**9,042**	3	3
14	Tanggulangin	11,526	**3,529**	38,740	2	2
15	Tarik	**6,585**	17,584	53,821	1	1
16	Tulangan	**5,325**	8,364	42,892	1	1
17	Waru	21,479	10,581	26,566	2	2
18	Wonoayu	**1,269**	10,378	46,720	1	1

Terlihat dari Tabel 4.7 tidak ada data yang berubah keanggotaan kelompoknya maka iterasi berhenti. Dari hasi *clustering* yang telah diperoleh berhenti pada iterasi ke-3 dengan hasil *centroid* di Tabel 4.6. Dari hasil *centroid* terakhir tersebut dilakukan pembulatan ke atas untuk mengetahui karakteristik setiap *cluster*. Hasil pembulatan ke atas *centroid* iterasi ke-3 ada di Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Hasil Pembulatan ke atas *Centroid* Iterasi ke-3

	Pencurian	Penganiayaan	Penipuan	Pemerkosaan	Pembunuhan	Perjudian	Narkoba
C1	7	0	1	0	1	1	2
C2	18	1	1	1	1	0	6
C3	55	1	2	1	2	0	6

Dilihat pada *cluster* (C1) terdapat 7 kasus pencurian, 1 kasus penipuan, 1 kasus pembunuhan, 1 kasus perjudian dan 2 kasus narkoba termasuk dalam *cluster* cukup rawan kriminalitas. Pada *cluster* (C2) terdapat 18 kasus

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

pencurian, 1 kasus penganiayaan, 1 kasus penipuan, 1 kasus pemerkosaan, 1 kasus pembunuhan dan 6 kasus narkoba termasuk dalam *cluster* rawan kriminalitas. Sedangkan di *cluster* (C3) terdapat 55 kasus pencurian, 1 kasus penganiayaan, 2 kasus penipuan, 1 kasus pemerkosaan, 2 kasus pembunuhan dan 6 kasus narkoba termasuk dalam *cluster* sangat rawan kriminalitas.

B. Hasil Pembentukan *Cluster*

Dari percobaan perhitungan sebanyak 2 *cluster*, 3 *cluster*, 4 *cluster dan* 5 *cluster* diperoleh hasil pembentukan dari masing-masing percobaan tiap *cluster.*

1. Hasil pembentukan 2 *cluster*

Pembentukan dengan 2 *cluster* berhenti pada iterasi ke-2. Dengan hasil *centroid* akhir yang ada pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Hasil *centroid* 2 *cluster*

	Pencurian	Penganiayaan	Penipuan	Pemerkosaan	Pembunuhan	Perjudian	Narkoba
C1	11	0	0	0	1	0	4
C2	46	1	1	1	2	0	6

Dilihat dari Tabel 4.9 *cluster* (C1) terdapat 11 kasus pencurian, 1 kasus pembunuhan dan 4 kasus narkoba termasuk kategori *cluster* rawan kriminalitas. Sedangkan *cluster* (C2) tedapat 46 kasus pencurian, 1 kasus penganiayaan, 1 kasus penipuan, 1 kasus pemerkosaan, 2 kasus pembunuhan dan 6 kasus narkoba termasuk *cluster* sangat rawan kriminalitas. Anggota dari masing-masing *cluster* dari percobaa 2 *cluster* ada pada Tabel 4.10.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.10 Anggota tiap *cluster* dari hasil pembentukan *2 cluster*

Cluster	Jumlah Anggota	Anggota
C1	16	Kecamatan Balongbendo, Kecamatan Buduran, Kecamatan Candi, Kecamatan Gedangan, Kecamatan Jabon, Kecamatan Krembung, Kecamatan Krian, Kecamatan Prambon, Kecamatan Porong, Kecamatan Sedati, Kecamatan Sukodono, Kecamatan Tanggulangin, Kecamatan Tarik, Kecamatan Tulangan, Kecamatan Waru dan Kecamatan Wonoayu
C2	2	Kecamatan Sidoarjo, Kecamatan Taman

2. Hasil pembentukan 3 *cluster*

Pembentukan dengan 3 *cluster* berhenti pada iterasi ke-3. Dengan hasil *centroid* akhir yang ada pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Hasil *centroid* 3 *cluster*

	Pencurian	Penganiayaan	Penipuan	Pemerkosaan	Pembunuhan	Perjudian	Narkoba
C1	7	0	1	0	1	1	2
C2	18	1	1	1	1	0	6
C3	55	1	2	1	2	0	6

Dilihat dari Tabel 4.11 *cluster* (C1) terdapat terdapat 7 kasus pencurian, 1 kasus penipuan, 1 kasus pembunuhan, 1 kasus perjudian dan 2 kasus narkoba termasuk kategori *cluster* cukup rawan kriminalitas. Pada *cluster* (C2) terdapat 18 kasus pencurian, 1 kasus penganiayaan, 1 kasus penipuan, 1 kasus pemerkosaan, 1 kasus pembunuhan dan 6 kasus narkoba termasuk kategori *cluster* rawan kriminalitas. Sedangkan di *cluster* (C3) terdapat 55 kasus pencurian, 1 kasus penganiayaan, 2 kasus penipuan, 1 kasus pemerkosaan, 2 kasus pembunuhan dan 6 kasus narkoba termasuk kategori *cluster* sangat rawan kriminalitas. Anggota dari masing-masing *cluster* dari percobaa 3 *cluster* ada pada Tabel 4.12

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.12 Anggota tiap *cluster* dari hasil pembentukan *3 cluster*

Cluster	Jumlah Anggota	Anggota
C1	8	Kecamatan Balongbendo, Kecamatan Jabon, Kecamatan Krembung, Kecamatan Prambon, Kecamatan Porong, Kecamatan Tarik, Kecamatan Tulangan, Kecamatan Wonoayu.
C2	8	Kecamatan Buduran, Kecamatan Candi, Kecamatan Gedangan, Kecamatan Krian, Kecamatan Sedati, Kecamatan Sukodono, Kecamatan Tanggulangin, Kecamatan Waru.
C3	2	Kecamatan Sidoarjo, Kecamatan Taman.

3. Hasil pembentukan 4 *cluster*

Pembentukan dengan 4 *cluster* berhenti pada iterasi ke-3. Dengan hasil *centroid* akhir yang ada pada Tabel 4.13.

Tabel 4.13 Hasil *centroid* 4 *cluster*

	Pencurian	Penganiayaan	Penipuan	Pemerkosaan	Pembunuhan	Perjudian	Narkoba
C1	1	0	1	1	1	1	1
C2	10	1	1	0	0	1	2
C3	18	1	1	1	1	0	6
C4	55	1	2	1	2	0	6

Dilihat dari Tabel 4.13 *cluster* (C1) terdapat terdapat 1 kasus pencurian, 1 kasus penipuan, 1 kasus pemerkosaan, 1 kasus pembunuhan, 1 kasus perjudian dan 1 kasus narkoba termasuk kategori *cluster* aman kriminalitas. Pada *cluster* (C2) terdapat 10 kasus pencurian, 1 kasus penganiayaan, 1 kasus penipuan, 1 kasus perjudian dan 2 kasus narkoba termasuk kategori *cluster* cukup rawan kriminalitas. Sedangkan *cluster* (C3) terdapat 18 kasus pencurian, 1 kasus penganiayaan, 1 kasus penipuan, 1 kasus pemerkosaan, 1 kasus pembunuhan dan 6 kasus narkoba termasuk kategori *cluster* rawan kriminalitas. Dan di *cluster* (C4) terdapat 55 kasus pencurian, 1 kasus penganiayaan, 2 kasus penipuan, 1 kasus pemerkosaan, 2 kasus pembunuhan dan 6 kasus narkoba

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

termasuk kategori *cluster* sangat rawan kriminalitas. Anggota dari masing-masing *cluster* dari percobaa 4 *cluster* ada pada Tabel 4.14

Tabel 4.14 Anggota tiap *cluster* dari hasil pembentukan *4 cluster*

Cluster	Jumlah Anggota	Anggota
C1	2	Kecamatan Jabon, Kecamatan Tarik
C2	6	Kecamatan Balongbendo, Kecamatan Krembung, Kecamatan Prambon, Kecamatan Porong, Kecamatan Tulangan, Kecamatan Wonoayu.
C3	8	Kecamatan Buduran, Kecamatan Candi, Kecamatan Gedangan, Kecamatan Krian, Kecamatan Sedati, Kecamatan Sukodono, Kecamatan Tanggulangin, Kecamatan Waru.
C4	2	Kecamatan Sidoarjo, Kecamatan Taman.

4. Hasil pembentukan 5 cluster

Pembentukan dengan 5 *cluster* berhenti pada iterasi ke-3. Dengan hasil *centroid* akhir yang ada pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15 Hasil *centroid* 5 *cluster*

	Pencurian	Penganiayaan	Penipuan	Pemerkosaan	Pembunuhan	Perjudian	Narkoba
C1	1	0	1	1	1	1	1
C2	11	1	1	0	1	0	3
C3	15	0	0	1	0	0	6
C4	22	1	0	1	1	0	7
C5	55	1	2	1	2	0	6

Dilihat dari Tabel 4.15 *cluster* (C1) terdapat terdapat 1 kasus pencurian, 1 kasus penipuan, 1 kasus pemerkosaan, 1 kasus pembunuhan, 1 kasus perjudian dan 1 kasus narkoba termasuk kategori *cluster* aman kriminalitas. Pada *cluster* (C2) terdapat 11 kasus pencurian, 1 kasus penganiayaan, 1 kasus penipuan, 1 kasus pembunuhan dan 3 kasus narkoba termasuk kategori *cluster* cukup rawan kriminalitas. Sedangkan *cluster* (C3) terdapat 15 kasus pencurian, 1 kasus pemerkosaan dan 6 kasus narkoba termasuk kategori *cluster* rawan kriminalitas.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Pada *cluster* (C4) terdapat 22 kasus pencurian, 1 kasus penganiayaan, 1 kasus pemerkosaan, 1 kasus pembunuhan dan 6 kasus narkoba termasuk kategori *cluster* sangat rawan kriminalitas. Dan di *cluster* (C5) terdapat 55 kasus pencurian, 1 kasus penganiayaan, 2 kasus penipuan, 1 kasus pemerkosaan, 2 kasus pembunuhan dan 6 kasus narkoba termasuk kategori *cluster* sangat rawan sekali kriminalitas. Anggota dari masing-masing *cluster* dari percobaa 5 *cluster* ada pada Tabel 4.16

Tabel 4.16 Anggota tiap *cluster* dari hasil pembentukan *5 cluster*

Cluster	Jumlah Anggota	Anggota
C1	2	Kecamatan Jabon, Kecamatan Tarik
C2	9	Kecamatan Balongbendo, Kecamatan Buduran, Kecamatan Krembung, Kecamatan Prambon, Kecamatan Porong, Kecamatan Sedati, Kecamatan Sukodono, Kecamatan Tulangan, Kecamatan Wonoayu.
C3	2	Kecamatan Candi, Kecamatan Gedangan,
C4	3	Kecamatan Krian, Kecamatan Tanggulangin, Kecamatan Waru.
C5	2	Kecamatan Sidoarjo, Kecamatan Taman.

C. Perbandingan Analisis Keakuratan *Clustering* Berdasarkan Jumlah *Cluster*

Untuk menganalisis hasil dari proses *clustering* menggunakan metode *K-Means* yang telah di dapat maka dibutuhkan perhitungan keakuratan hasil *cluster*. Untuk mengetahui keakuratan *cluster* dari masing-masing percobaan *cluster* di hitung nilai *Davies-Bouldin Index* dan *Silhouette Coefficient.*

1. *Davies-Bouldin Index*

   Berikut adalah tahap menghitung nilai *Davies-Bouldin Index* dengan percobaan 3 *cluster*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

a. Sum of square within cluster (Sw)

Untuk menghitung nilai *Sum of square within cluster* (Sw) diperlukan jarak terdekat setiap data dengan *centroid cluster* yang di dapat pada iterasi terakhir. Berikut adalah jarak *euclidean* setiap data *centroid cluster* yang di dapat pada iterasi terakhir.

Tabel 4.17 Jarak *Euclidean* Iterasi Terakhir

No	Kecamatan	C1	C2	C3
1	Sidoarjo	56,144	45,571	**9,042**
2	Balongbendo	**5,110**	8,228	42,951
3	Buduran	9,905	**3,233**	37,653
4	Candi	7,656	**3,834**	40,592
5	Gedangan	8,950	**2,775**	39,607
6	Jabon	**7,322**	18,006	54,651
7	Krembung	**3,919**	7,711	43,724
8	Krian	14,199	**3,735**	33,567
9	Prambon	**2,571**	10,757	47,589
10	Porong	**2,260**	11,133	47,652
11	Sedati	11,963	**8,815**	43,067
12	Sukodono	9,867	**5,143**	37,825
13	Taman	38,934	28,831	**9,042**
14	Tanggulangin	11,526	**3,529**	38,740
15	Tarik	**6,585**	17,584	53,821
16	Tulangan	**5,325**	8,364	42,892
17	Waru	21,479	10,581	26,566
18	Wonoayu	**1,269**	10,378	46,720

Setelah mengetahui jarak *euclidean* terdekat masing-masing data dengan ketiga *centroid* yang ada di *cluster* yang sama pada iterasi terakhir, langkah selanjutnya menghitung nilai Sw menggunakan Persamaan (2.3).

$$Sw_1 = \frac{5{,}11 + 7{,}322 + 3{,}919 + 2{,}571 + 2{,}26 + 6{,}585 + 5{,}325 + 1{,}269}{8} = 4{,}295$$

$$Sw_2 = \frac{3{,}233 + 3{,}834 + 2{,}775 + 3{,}735 + 8{,}815 + 5{,}143 + 3{,}529 + 10{,}581}{8} = 5{,}206$$

$$Sw_3 = \frac{9{,}042 + 9{,}042}{2} = 9{,}042$$

Dari hasil perhitungan di dapatkan rata-rata jarak setiap data di *cluster* 1 (Sw_1) sebesar 4,295. Untuk rata-rata jarak setiap data di *cluster* 2 (Sw_2)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sebesar 5,206. Sedangkan rata-rata jarak setiap data di *cluster* 3 (Sw_3) sebesar 9,042.

b. *Sum of square between cluster* (Sb)

Untuk mengetahui nilai *Sum of square between cluster* (Sb) diperlukan jarak antar *centroid* yang di dapat dari iterasi terakhir. Berikut adalah Tabel 4.18 nilai *centroid* akhir yang di dapat dari iterasi terakhir.

Tabel 4.18 Centroid Iterasi Terakhir

	Pencurian	Penganiayaan	Penipuan	Pemerkosaan	Pembunuhan	Perjudian	Narkotika
C1	7,25	0,375	0,5	0,125	0,5	0,5	1,625
C2	17,5	0,625	0,5	0,5	0,75	0	6
C3	54,5	1	1,5	1	2	0	5,5

Dalam proses perhitungan nilai Sb menggunakan Persamaan (2.4).

$$Sb_{12} = \sqrt{(7{,}25 - 17{,}5)^2 + (0{,}375 - 0{,}625)^2 + (0{,}5 - 0{,}5)^2 + (0{,}125 - 0{,}5)^2 + \sqrt{(0{,}5 - 0{,}75)^2 + (0{,}5 - 0)^2 + (1{,}625 - 6)^2}}$$

$$= \sqrt{105{,}063 + 0{,}063 + 0 + 0{,}141 + 0{,}063 + 0{,}25 + 19{,}141}$$

$$= \sqrt{124{,}719} = 11{,}168$$

$$Sb_{13} = \sqrt{(7{,}25 - 54{,}5)^2 + (0{,}375 - 1)^2 + (0{,}5 - 1{,}5)^2 + (0{,}125 - 1)^2 + \sqrt{(0{,}5 - 2)^2 + (0{,}5 - 0)^2 + (1{,}625 - 5{,}5)^2}}$$

$$= \sqrt{2232{,}563 + 0{,}391 + 1 + 0{,}766 + 2{,}25 + 0{,}25 + 15{,}016}$$

$$= \sqrt{2252{,}234} = 47{,}458$$

$$Sb_{23} = \sqrt{(17{,}5 - 54{,}5)^2 + (0{,}625 - 1)^2 + (0{,}5 - 1{,}5)^2 + (0{,}5 - 1)^2 + \sqrt{(0{,}75 - 2)^2 + (0 - 0)^2 + (6 - 5{,}5)^2}}$$

$$= \sqrt{1369 + 0{,}141 + 1 + 0{,}25 + 1{,}563 + 0 + 0{,}25}$$

$$= \sqrt{1372{,}203} = 37{,}043$$

Dari hasil perhitungan di dapatkan jarak *centroid cluster* 1 dengan *centroid cluster* 2 (Sb_{12}) sebesar 11,168. Untuk jarak *centroid cluster* 1 dengan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

centroid cluster 3 (Sb_{13}) sebesar 47,458. Sedangkan jarak *centroid cluster* 2 dengan *centroid cluster* 3 (Sb_{23}) sebesar 37,043.

c. Rasio antar *cluster*

Setelah mengetahui nilai Sw dan nilai Sb, kemudian akan dilakukan perhitungan rasio antara *cluster* satu dengan *cluster* yang lain. Untuk menghitung nilai rasio antara *cluster* satu dengan *cluster* yang lain digunakan Persamaan (2.5).

$$R_{12} = \frac{Sw_2 - Sw_1}{Sb_{12}} = \frac{5{,}206 - 4{,}295}{11{,}168} = 0{,}082$$
$$R_{13} = \frac{Sw_3 - Sw_1}{Sb_{13}} = \frac{9{,}042 - 4{,}295}{47{,}458} = 0{,}1$$
$$R_{23} = \frac{Sw_3 - Sw_2}{Sb_{23}} = \frac{9{,}042 - 5{,}206}{37{,}043} = 0{,}104$$

Dari hasil perhitungan di dapatkan jarak rasio antara *cluster* 1 dengan *cluster* 2 (Sb_{12}) sebesar 0,082. Untuk rasio *cluster* 1 dengan *cluster* 3 (Sb_{13}) sebesar 0,1. Sedangkan rasio *cluster* 2 dengan *cluster* 3 (Sb_{23}) sebesar 0,104.

d. Menentukan rasio antar *cluster* maksimum

Setelah mengetahui semua rasio antar *cluster*, selanjutnya mencari nilai rasio antar *cluster* maksimum seperti Tabel 4.19.

Tabel 4.19 Rasio Maksimum

Rasio	1	2	3	R_{max}
1	0	0,082	0,1	0,182
2	0,082	0	0,104	0,186
3	0,1	0,104	0	0,204

Dilihat dari Tabel 4.19 untuk *cluster* 1 mempunyai nilai rasio maximum sebesar 0,182. Untuk *cluster* 2 mempunyai nilai rasio maximum sebesar 0,186. Sedangkan untuk *cluster* 3 mempunyai nilai rasio maximum sebesar 0,204

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

e. Menghitung nilai *Davies-Bouldin Index*

Setelah mengetahui nilai rasio antar *cluster* maksimum, selanjutnya menghitung nilai *Davies-Bouldin Index.* Untuk menghitung nilai *Davies-Bouldin Index* menggunakan Persamaan (2.7).

$$DB = \frac{R_1 + R_2 + R_3}{k}$$
$$= \frac{0{,}182 + 0{,}186 + 0{,}204}{3} = 0{,}191$$

Dari perhitungan nilai *Davies-Bouldin Index* untuk percobaan perhitungan 3 *cluster* didapatkan nilai sebesar 0,191

Setelah melakukan tahap analisis keakuratan *cluster* menggunakan *Davies-Bouldin Index* terhadap percobaan perhitungan dengan 3 *cluster* di dapatkan nilai sebesar 0,191. Dalam Tabel 4.20 adalah hasil perhitungan nilai *Davies-Bouldin Index* pada masig-masing percobaan *cluster*

Tabel 4.20 Nilai *Davies-Bouldin Index* Masing-masing Percobaan *Cluster*

Percobaan *Cluster*	*Davies-Bouldin Index*
2	0,508
3	0,191
4	0,505
5	0,875

Dilihat dari nilai *Davies-Bouldin Index* keseluruhan percobaan *cluster* memiliki nilai terendah di percobaan 3 *cluster* yaitu bernilai 0,191. Berdasarkan nilai *Davies-Bouldin Index* menunjukkan tingkat keakuratan *clustering* menggunakan *K-Means* di percobaan 3 *cluster* adalah baik karena semakin kecil mendekati nol (tidak negatif) nilai *Davies-Bouldin Index* maka semakin baik keakuratan *clustering.*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

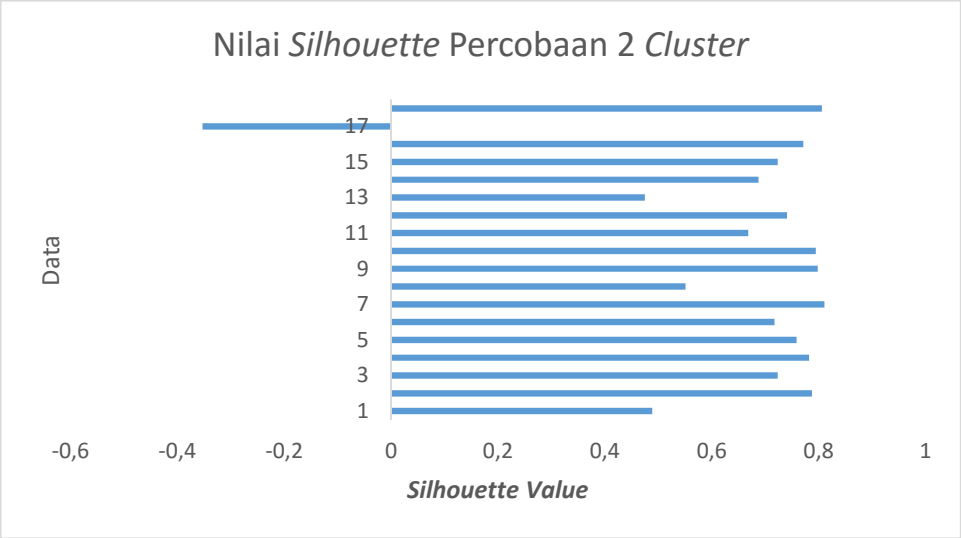
2. *Silhouette Coefficient*

Silhouette Coefficient digunakan untuk mengukur validasi hasil *clustering* dan mengidentifikasi derajat kepemilikan setiap data yang ada di dalam *cluster*. Hasil perhitungan *Silhouette Coefficient* dapat dilihat pada Tabel 4.21.

Tabel 4.21 Nilai *Silhouette Coefficient* Masing-masing Percobaan *Cluster*

Percobaan *Cluster*	*Silhouette Coefficient*
2	0,652
3	0,397
4	0,367
5	0,153

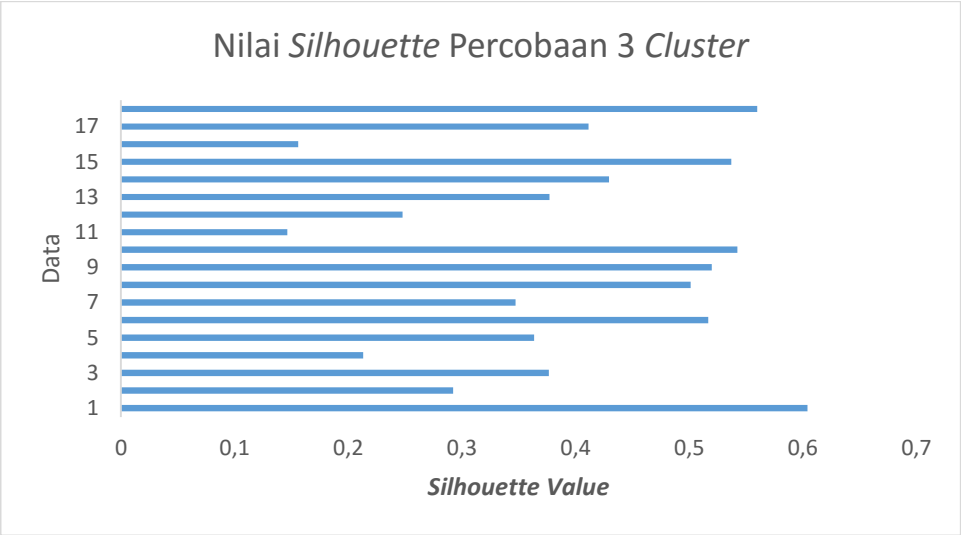
Untuk mengetahui nilai *Silhouette* dari masing-masing data tiap percobaan *cluster* akan disajikan gambar grafik yang ada di Gambar 4.1, Gambar 4.2, Gambar 4.3 dan Gambar 4.4



Gambar 4.1 Grafik Nilai *Silhouette* Percobaan 2 *Cluster*

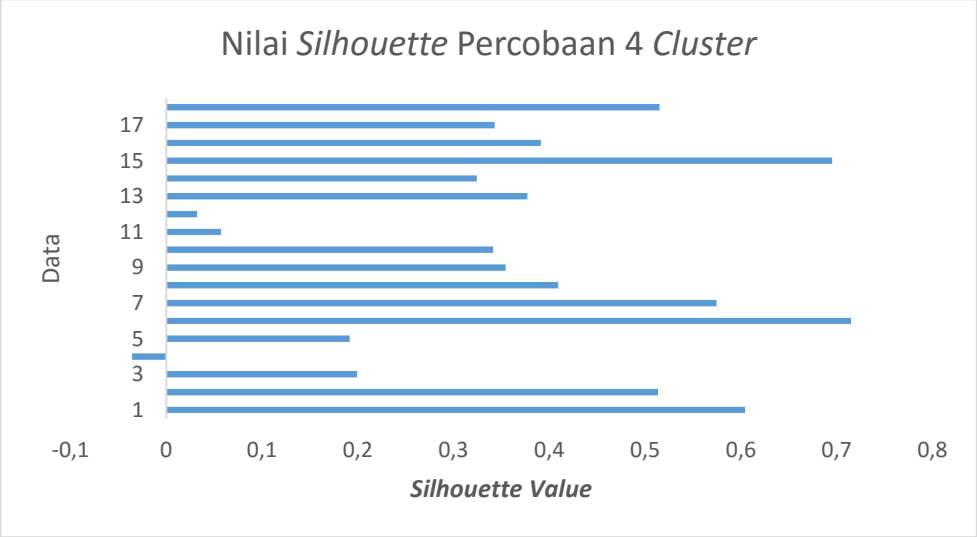
Dilihat dari grafik yang ada di Gambar 4.1 terdapat data yang mempunyai nilai *Silhouette* negatif atau *overlapping*. Hal tersebut membuat hasil keakuratannya menjadi tidak bagus.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.2 Grafik Nilai *Silhouette* Percobaan 3 *Cluster*

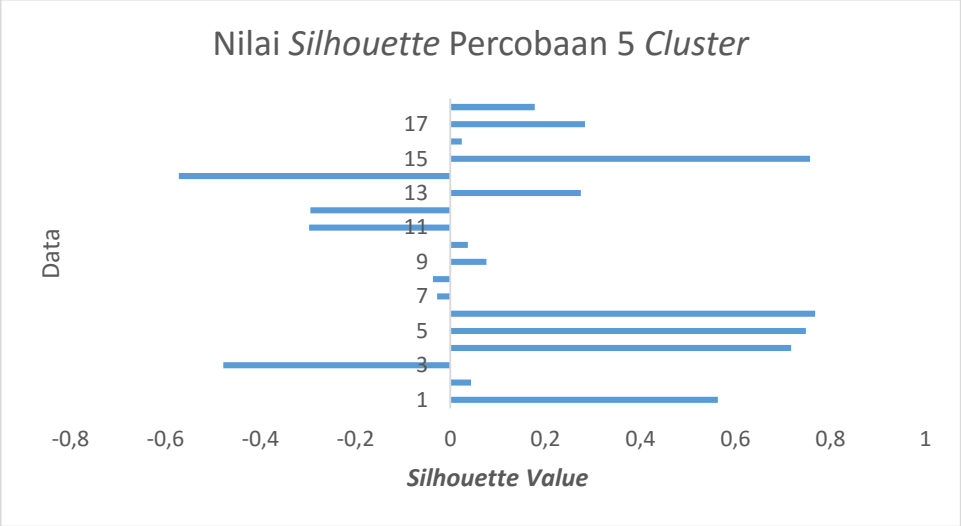
Dilihat dari grafik yang ada di Gambar 4.2 semua data mempunyai nilai *Silhouette* positif. Hal tersebut membuat hasil keakuratannya menjadi lebih bagus dibandingkan dengan *cluster* yang memiliki data yang *overlapping*.



Gambar 4.3 Grafik Nilai *Silhouette* Percobaan 4 *Cluster*

Dilihat dari grafik yang ada di Gambar 4.3 terdapat data yang mempunyai nilai *Silhouette* negatif atau *overlapping*. Hal tersebut membuat hasil keakuratannya tidak bagus.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.4 Grafik Nilai *Silhouette* Percobaan 5 *Cluster*

Dilihat dari grafik terdapat beberapa data yang mempunyai nilai *Silhouette* negatif atau *overlapping*. Hal tersebut membuat hasil keakuratannya menjadi tidak bagus.

Dilihat dari gambar grafik percobaan 2 *cluster*, 4 *cluster* dan 5 *cluster* terdapat data yang mempunyai nilai *Silhouette* negatif atau *overlapping.* Untuk itu diperlukan perhitungan nilai Varian *Silhouette Coefficient* agar mengatahui percobaan *cluster* berapa yang paling akurat. Nilai varian terkecil mendekati 0 adalah nilai yang terbaik. Hasil perhitungan nilai varian dari *Silhouette Coefficient* ada di Tabel 4.22

Tabel 4.22 Nilai Varian dari *Silhouette Coefficient*

Percobaan *Cluster*	Varian *Silhouette Coefficient*
2	0,074
3	0,020
4	0,047
5	0,180

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Berdasarkan nilai *Silhouette Coefficient* menunjukkan percobaan yang memiliki tingkat keakuratan lebih bagus ada di percobaan 3 *cluster* dengan nilai 0,397. Meskipun di percobaan 2 *cluster* nilai *Silhouette Coefficient* lebih besar mendekati 1 yaitu 0,652. Tetapi di percobaan 2 *cluster* terdapat data yang memiliki nilai *Silhouette Coefficient* negatif atau *overlapping*, hal tersebut membuat data tersebut tidak jelas keakuratan *clusternya*. Untuk nilai varian percobaan 3 *cluster* memiliki nilai lebih kecil dibanding percobaan 2 *cluster* yaitu sebesar 0,020.

Dari perhitungan nilai *Davies-Bouldin Index* dan nilai *Silhouette Coefficient* di dapatkan *clustering* terbaik di percobaan 3. Karena percobaan 3 *cluster* memiliki nilai *Davies-Bouldin Index* terkecil mendekati nol yaitu 0,191 dan nilai *Silhoutte Coeefficient* 0,397 tidak ada data yang *overlapping* dengan varian terkecil sebesar 0,020.

D. Analisis Faktor

Dari hasil *clustering* yang telah diperoleh diperlukan analisis faktor yang berfungsi mengetahui faktor apa yang mempengaruhinya. Dilihat dari Tempat Kejadian Perkara (TKP) yang terjadi berdasarkan data yang diperoleh, terdapat 11 macam TKP kriminalitas seperti yang ada di Tabel 4.23.

Tabel 4.23 Jenis Tempat Kejadian Perkara Kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo

No	Jenis TKP	No	Jenis TKP
1	Pemukiman Desa (x_1)	7	Industri (x_7)
2	Pasar Modern (x_2)	8	Penginapan (x_8)
3	Pasar Tradisional (x_3)	9	Rumah Sakit (x_9)
4	Jalan Raya (x_4)	10	Sekolah (x_{10})
5	SPBU (x_1)	11	Club (x_{11})
6	Masjid/Mushollah (x_1)		

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Untuk jumlah kasus kriminalitas berdasarkan jenis TKP kriminalitas ada di Tabel 4.24.

Tabel 4.24 Jumlah Kasus Kriminalitas Berdasarkan Jenis Tempat Kejadian Perkara (TKP)

Kecamatan	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}
Sidoarjo	34	9	1	11	2	3	1	3	3	3	5
Balongbendo	5	3	0	1	0	0	1	0	1	1	0
Buduran	13	1	1	3	1	1	0	0	0	1	1
Candi	14	0	1	2	0	0	0	0	0	1	2
Gedangan	6	1	2	2	0	0	5	4	0	0	1
Jabon	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Krembung	8	3	1	1	0	0	0	0	0	1	0
Krian	6	3	4	4	2	2	3	2	0	1	1
Prambon	5	0	2	2	0	0	1	1	0	0	1
Porong	9	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0
Sedati	17	1	0	1	0	3	2	2	0	0	3
Sukodono	14	3	1	1	1	0	0	0	1	0	0
Taman	33	3	1	6	2	3	3	2	1	2	0
Tanggulangin	13	4	1	3	1	1	1	2	0	1	0
Tarik	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tulangan	13	0	1	1	0	2	0	0	0	0	1
Waru	21	4	1	3	1	2	2	3	0	1	1
Wonoayu	6	1	0	0	0	0	0	0	0	2	1

Dari data jumlah kasus berdasarkan jenis tempat kejadian dilakukan untuk proses analisis faktor. Langkah pertama yang dilakukan dalam analisis faktor menggunakan PCA diperlukan uji KMO. Untuk mengetahui hasil perhitungan uji KMO ada Tabel 4.25.

Tabel 4.25 Hasil Uji KMO

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		,539
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	144,328
	Df	55
	Sig.	,000

Hasil uji KMO yang sudah dilakukan didapatkan nilai KMO 0,539. Nilai KMO tersebut lebih besar 0,5. Hasil seperti itu, bisa dikatakan bahwa faktor yang digunakan dapat dilakukan proses analisis selanjutnya.

Selanjutnya, dilakukan perhitungan nilai kovarian dari setiap variabel dan di bentuk dalam sebuah matriks kovarian yang ada pada Tabel 4.26

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.26 Matriks Kovarian

Matriks Kovarian	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}
x_1	,146	,035	,040	-,028	-,021	-,085	,030	-,029	-,041	-,054	,034
x_2	,035	,080	-,041	,038	-,004	-,040	,053	-,049	-,070	-,086	,060
x_3	,040	-,041	,233	-,048	-,111	,073	-,062	,038	,074	,093	-,112
x_4	-,028	,038	-,048	,205	-,029	,003	,036	-,034	-,056	-,053	,009
x_5	-,021	-,004	-,111	-,029	,114	-,067	,016	-,008	-,025	-,053	,077
x_6	-,085	-,040	,073	,003	-,067	,164	-,050	,035	,067	,085	-,110
x_7	,030	,053	-,062	,036	,016	-,050	,068	-,053	-,056	-,066	,072
x_8	-,029	-,049	,038	-,034	-,008	,035	-,053	,047	,049	,060	-,059
x_9	-,041	-,070	,074	-,056	-,025	,067	-,056	,049	,097	,077	-,086
x_{10}	-,054	-,086	,093	-,053	-,053	,085	-,066	,060	,077	,251	-,111
x_{11}	,034	,060	-,112	,009	,077	-,110	,072	-,059	-,086	-,111	,166

Dari matriks kovarian akan ditujukkan nilai eigen dari setiap variabel dan vektor eigen. Kemudian vektor eigen akan diurutakan dari yang terbesar ke yang terkecil seperti pada Tabel 4.27.

Tabel. 4.27 Nilai Eigen Variabel

	Initial Eigenvalues		
Component	Total	% of Variance	Cumulative %
1	5,812	52,839	52,839
2	1,988	18,075	70,914
3	,937	8,522	79,436
4	,664	6,040	85,476
5	,584	5,309	90,785
6	,370	3,364	94,149
7	,269	2,444	96,594
8	,177	1,606	98,200
9	,111	1,012	99,212
10	,070	,635	99,847
11	,017	,153	100,000

Dilihat dari Tabel 4.27 yang mempunyai nilai eigen ≥ 1 ada 2 komponen. Komponen 1 bernilai 5,812 mempunyai nilai varians 52,8% dan komponen 2 bernilai 1,988 mempunyai nilai varians 18,075%. Dari hasil tersebut dapat diketahui dari keselurahan variabel bisa di kelompokkan menjadi dua.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Selanjutnya untuk mengetahui variabel yang direduksi, maka akan dilakukan rotasi faktor (transformasi) dengan menggunakan metode rotasi faktor *varimax*. Sehingga diperoleh hasil sebagaimana yang ada di Tabel 4.28.

Tabel. 4.28 Rotasi Faktor Menggunakan Metode *Varimax*

	Component	
	1	2
x_1	,871	,132
x_2	,856	,180
x_3	-,005	,782
x_4	,851	,257
x_5	,717	,439
x_6	,669	,401
x_7	,055	,914
x_8	,379	,818
x_9	,875	-,092
x_{10}	,820	-,019
x_{11}	,656	,121

Dilihat dari Tabel 4.26 dapat diketahui hubungan antarvariabel yang diperoleh dengan variabel komponen utama yang terbentuk dari hasil PCA yang biasa dinamakan nilai *loading*. Variabel yang dipilih adalah variabel yang mempunyai nilai *loading* > 0,5. Nilai *loading* yang lebih dari 0,5 akan bisa dianggap merangkum semua variabel yang mempengaruhi tindak kriminalitas. Sedangkan yang mempunyai nilai *loading* yang kurang dari 0,5 tidak akan mampu atau tidak mempengaruhi tindak kriminalitas.

Untuk variabel yang mempengaruhi tindak kriminalitas ada 11 variabel yaitu Pemukiman Desa (x_1) dengan nilai *loading* sebesar 0,871. Pasar Modern

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

(x_2) mempunyai nilai *loading* 0,856. Pasar Tradisional (x_3) mempunyai nilai *loading* 0,782, Jalan Raya (x_4) mempunyai nilai *loading* 0,851. SPBU (x_5) mempunyai nilai *loading* 0,717. Masjid dan Mushollah (x_6) mempunyai nilai *loading* 0,669. Industri (x_7) mempunyai nilai *loading* 0,914. Penginapan dan Hotel (x_8) mempunyai nilai *loading* 0,818. Rumah Sakit (x_9)mempunyai nilai *loading* 0,875. Sekolah (x_{10}) mempunyai nilai *loading* 0,820. Club (x_{11}) mempunyai nilai *loading* 0,656.

E. Perancangan dan Hasil Sistem Informasi Geografis

Setelah mengetahui hasil *clustering* selanjutnya dilakukan proses pembuatan peta SIG. Data spasial peta administrasi dan TKP yang di dapat akan digunakan untuk membuat peta kerawanan kriminalitas. Langkah pertama yang dilakukan adalah melakukan proses pembuatan poligon untuk menggambarkan batas kecamatan di Kabupaten Sidoarjo. Dalam pembuatan poligon akan mengacu pada batas kecamatan yang ada di peta administrasi Kabupaten Sidoarjo. Hasil pembuatan batas wilayah kecamatan di Kabupaten Sidoarjo ada di Gambar 4.5.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Gambar 4.5 Batas Wilayah Kecamatan di Kabupaten Sidoarjo

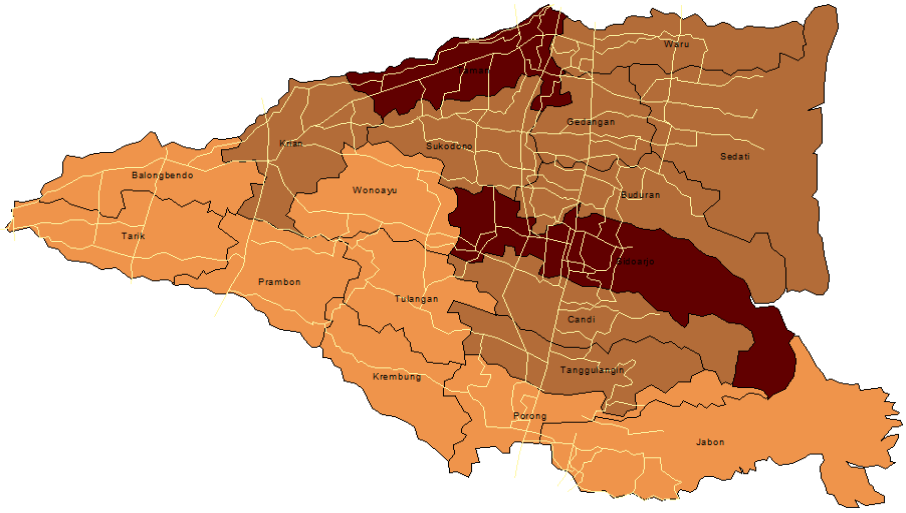
Setelah membuat batas wilayah kecamatan di Kabupaten Sidoarjo, selanjutnya memasukkan data spasial jaringan jalan yang ada di Kabupaten Sidoarjo. Hasil masukkan data spasial jaringan jalan ada di Gambar 4.6

Gambar 4.6 Jaringan Jalan Raya di Kabupaten Sidoarjo

Selanjutnya dilakukan proses pengelompokkan dari hasil *clustering* yang di dapat. Wilayah yang masuk dalam *cluster* (C3) sangat rawan kriminalitas akan diberi warna coklat tua , wilayah yang masuk dalam *cluster* rawan kriminalitas (C2) akan diberi warna coklat dan wilayah yang masuk dalam *cluster* cukup

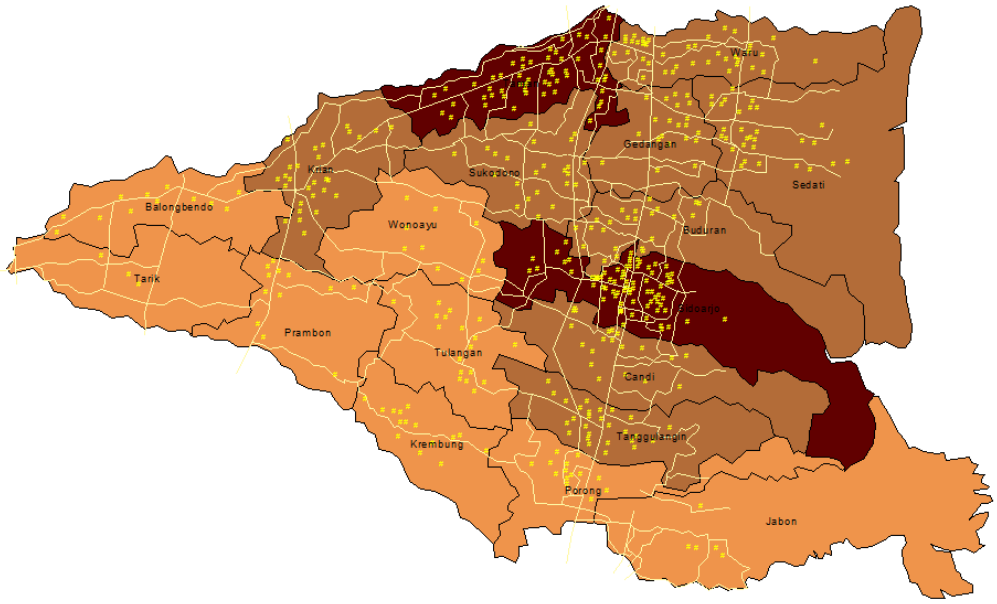
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

rawan kriminalitas (C1) akan diberi warna coklat muda. Setelah dilakukan proses *clustering* akan diperoleh hasil seperti Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Hasil Proses *Clustering*

Setelah dilakukan proses *clustering* selanjutnya memasukkan data spasial TKP kriminalitas yang ada di Kabupaten Sidoarjo. Hasil masukkan data spasial TKP kriminalitas ada di Gambar 4.8



Gambar 4.8 Hasil *Input* Data Spasial TKP Kriminalitas

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Di tiap TKP kriminalitas tersebut terdapat atribut berdasarkan jenis tempat, kecamatan, *cluster* dan jenis kasus seperti pada Gambar 4.9

Jenis_Tempat	Kecamatan	Cluster	Jenis Kasus
Pemukiman Desa	Sedati	C2	Pembunuhan
Jalan Raya	Taman	C3	Pembunuhan
Pemukiman Desa	Taman	C3	Pembunuhan
Pemukiman Desa	Taman	C3	Pembunuhan
Pemukiman Desa	Tarik	C1	Pembunuhan
Pemukiman Desa	Tulangan	C1	Pembunuhan
Jalan Raya	Waru	C2	Pembunuhan
Pemukiman Desa	Sidoarjo	C3	Penganiayaan
Pemukiman Desa	Sidoarjo	C3	Penganiayaan
Pemukiman Desa	Buduran	C2	Penganiayaan
Pemukiman Desa	Krembung	C1	Penganiayaan
Pemukiman Desa	Krian	C2	Penganiayaan
Pemukiman Desa	Porong	C1	Penganiayaan
Pemukiman Desa	Sukodono	C2	Penganiayaan
Pemukiman Desa	Tanggulangin	C2	Penganiayaan
Pemukiman Desa	Tulangan	C1	Penganiayaan
Pemukiman Desa	Waru	C2	Penganiayaan
Pemukiman Desa	Sidoarjo	C3	Penipuan

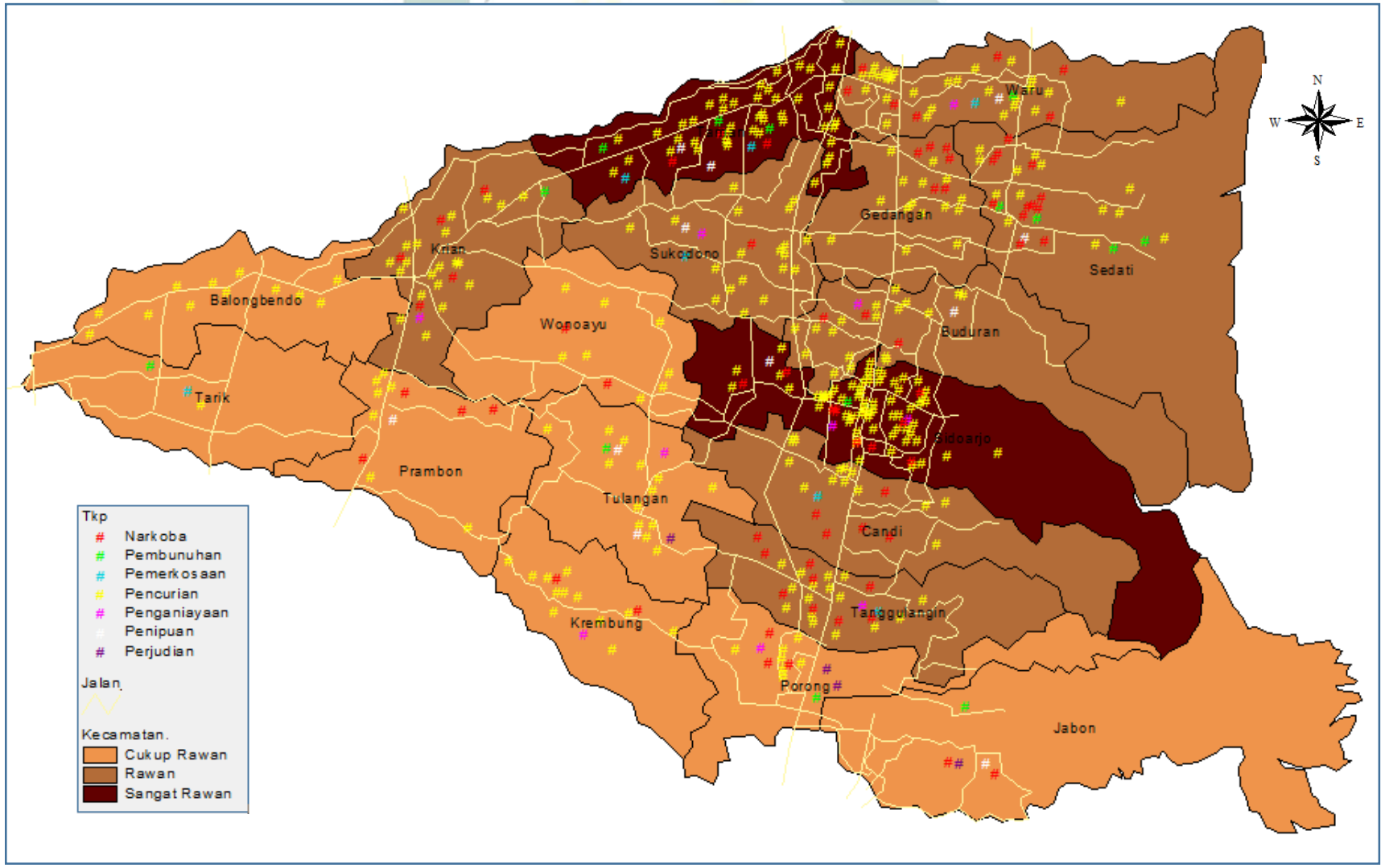
Gambar 4.5 Atribut TKP Kriminalitas

Setelah semua data spasial sudah dimasukkan, selanjutnya dilakukan analisis berdasarkan jenis kasus dan jenis tempat. Hasil analisis dapat dilihat di Gambar 4.10 dan 4.11

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Peta Daerah Kerawanan Kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo Tahun 2018

Berdasarkan Jenis Kasus

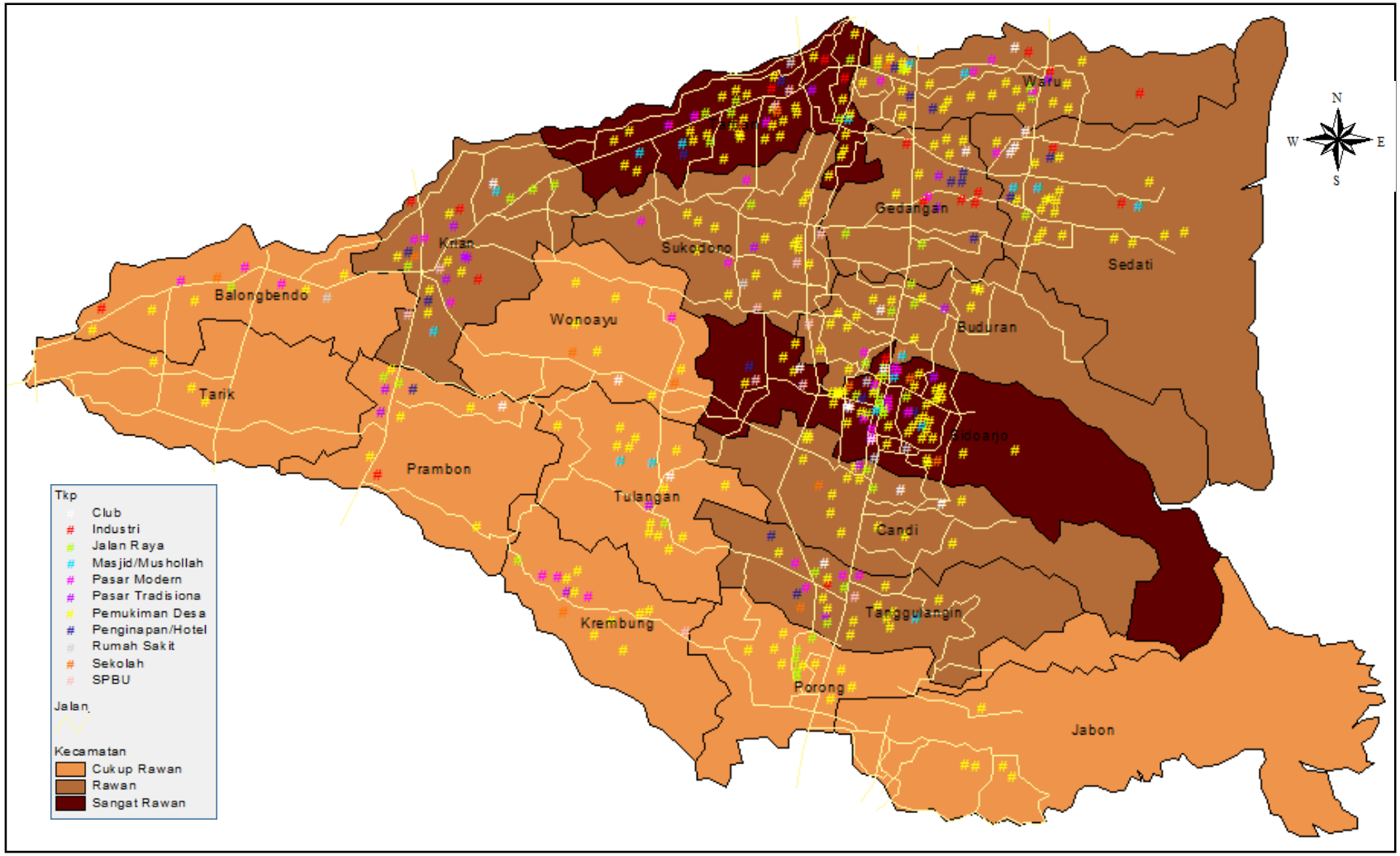


Gambar 4.10 Peta Daerah Kerawanan Kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo
Tahun 2018 Berdasarkan Jenis Kasus

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Peta Daerah Kerawanan Kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo Tahun 2018

Berdasarkan Jenis Tempat Kejadian Perkara



Gambar 4.11 Peta Daerah Kerawanan Kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo
Tahun 2018 Berdasarkan Jenis Temapat Kejadian Perkara

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Untuk informasi lebih jelas dari hasil peta berdasarkan jenis kasus kriminalitas dan jenis TKP kriminalitas yang telah diperoleh, akan di tunjukkan jumlah yang lebih rinci pada tiap *cluster* yang dibentuk.

1. Berdasarkan Jenis Kasus Kriminalitas

Dari kasus kriminalitas yang terjadi di Kabupaten Sidoarjo pada tahun 2018 ada 7 jenis kasus kriminalitas yaitu pencurian, penganiayaan, penipuan, pemerkosaan, pembunuhan, perjudian dan narkoba.

Tabel 4.29 Hasil Pemetaan Berdasarkan Jenis Kasus Kriminalitas

Jenis Kasus	Cukup Rawan (C1)	Rawan (C2)	Sangat Rawan (C3)	Total
Pencurian	59	140	109	308
Penganiayaan	3	5	2	10
Penipuan	4	4	3	11
Pemerkosaan	1	4	2	7
Pembunuhan	4	6	4	14
Perjudian	4	0	0	4
Narkoba	13	48	11	72
Total	88	207	131	426

Dilihat dari Tabel 4.29 pemetaan berdasarkan jenis kasus kriminalitas untuk kasus pertama yaitu kasus pencurian dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 59 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 140 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 109 kasus. Jadi total kasus pencurian di Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 308 kasus. Untuk kasus kedua penganiayaan dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 3 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 5 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 2 kasus. Jadi total kasus penganiayaan di Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 10 kasus.

Kasus ketiga yaitu kasus penipuan dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 4 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 4 kasus dan *cluster* sangat

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

rawan (C3) sebanyak 3 kasus. Jadi total kasus penipuan di Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 11 kasus. Kasus keempat yaitu kasus pemerkosaan dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 1 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 4 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 2 kasus. Jadi total kasus pencurian di Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 7 kasus.

Kasus kelima yaitu kasus pembunuhan dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 4 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 6 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 4 kasus. Jadi total kasus pembunuhan di Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 14 kasus. Kasus keenam yaitu kasus perjudian dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 4 kasus, cluster rawan (C2) dan *cluster* sangat rawan (C3) tidak ada. Jadi total kasus perjudian di Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 4 kasus.

Kasus ketujuh yaitu kasus narkoba dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 13 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 48 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 11 kasus. Jadi total kasus narkoba di Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 72 kasus.

Dilihat dari ketujuh kasus dapat disimpulkan kasus yang sering terjadi adalah kasus pencurian.

2. Berdasarkan Jenis TKP Kriminalitas

Dari jenis TKP kriminalitas yang terjadi di Kabupaten Sidoarjo pada tahun 2018 ada 11 jenis TKP kriminalitas yaitu pemukiman desa, pasar

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

modern, pasar tradisional, jalan raya, SPBU, masjid/mushollah, industri, penginapan, rumah sakit, sekolah dan club.

Tabel 4.30 Hasil Pemetaan Berdasarkan Jenis TKP Kriminalitas

Jenis TKP	Cukup Rawan (C1)	Rawan (C2)	Sangat Rawan (C3)	Total
Pemukiman Desa	54	104	67	225
Pasar Modern	7	17	12	36
Pasar Tradisional	4	11	2	17
Jalan Raya	10	19	17	46
SPBU	0	6	4	10
Masjid Mushollah	2	9	6	17
Industri	2	13	4	19
Penginapan	1	13	5	19
Rumah sakit	1	1	4	6
Sekolah	4	5	5	14
Club	3	9	5	17
Total	88	207	131	426

Dilihat dari Tabel 4.30 pemetaan berdasarkan jenis TKP kriminalitas untuk jenis TKP pertama yaitu pemukiman desa dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 54 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 104 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 67 kasus. Jadi total kasus yang terjadi di pemukiman desa Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 225 kasus. Untuk jenis TKP kedua yaitu pasar modern dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 4 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 17 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 12 kasus. Jadi total kasus yang terjadi di pasar modern Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 36 kasus.

Untuk jenis TKP ketiga yaitu pasar tradisional dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 4 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 11 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 2 kasus. Jadi total kasus yang terjadi di pasar tradisional Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 17 kasus. Untuk jenis TKP keempat yaitu jalan raya dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 10 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 19 kasus dan *cluster* sangat

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

rawan (C3) sebanyak 12 kasus. Jadi total kasus yang terjadi di jalan raya Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 46 kasus.

Untuk jenis TKP kelima yaitu SPBU dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) tidak ada, cluster rawan (C2) sebanyak 6 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 4 kasus. Jadi total kasus yang terjadi di SPBU Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 10 kasus. Untuk jenis TKP keenam yaitu masjid dan mushollah dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 2 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 9 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 6 kasus. Jadi total kasus yang terjadi di masjid dan mushollah Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 17 kasus.

Untuk jenis TKP ketujuh yaitu industri dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 2 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 13 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 4 kasus. Jadi total kasus yang terjadi di industri Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 19 kasus. Untuk jenis TKP kedelapan yaitu penginapan dan hotel dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 1 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 13 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 5 kasus. Jadi total kasus yang terjadi di penginapan dan hotel Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 19 kasus.

Untuk jenis TKP kesembilan yaitu rumah sakit dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 1 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 1 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 4 kasus. Jadi total kasus yang terjadi di rumah sakit Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 6 kasus. Untuk jenis TKP kesepuluh yaitu sekolah dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sebanyak 4 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 5 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 5 kasus. Jadi total kasus yang terjadi di sekolah Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 14 kasus.

Untuk jenis TKP kesebelas yaitu club dengan hasil *cluster* cukup rawan (C1) sebanyak 3 kasus, cluster rawan (C2) sebanyak 9 kasus dan *cluster* sangat rawan (C3) sebanyak 5 kasus. Jadi total kasus yang terjdi di club Kabupaten Sidoarjo tahun 2018 adalah 15 kasus.

Dilihat dari kesebelas jenis TKP kriminalitas dapat disimpulkan jenis TKP yang sering terjadi kriminalitas adalah pemukiman desa.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB V

PENUTUP

A. Simpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya, simpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut.

1. Hasil *clustering* menggunakan *K-Means* menghasilkan percobaan 3 *cluster* yang memiliki hasil analisis keakuratan terkecil menggunakan *Davies-Bouldin Index* yaitu sebesar 0,191 dan nilai *Silhouette* terbaik yaitu 0,397 dengan nilai varian 0.020. Dari hasil *clustering* yang telah diperoleh menunjukkan bahwa terdapat 8 Kecamatan yang masuk dalam *cluster* (C1) cukup rawan yaitu Kecamatan Balongbendo, Jabon, Krembung, Prambon, Porong, Tarik, Tulangan, dan Wonoayu. Dalam *cluster* (C2) rawan ada 8 Kecamatan yaitu Kecamatan Buduran, Candi, Gedangan, Krian, Sedati, Sukodono, Tanggulangin dan Waru. Sedangkan dalam *cluster* (C3) sangat rawan ada 2 Kecamatan yaitu Kecamatan Kota Sidoarjo dan Taman.
2. SIG yang diperoleh dari hasil *clustering* dan analisis faktor dapat menginformasikan kepada masyarakat di Kabupaten Sidoarjo dimana wilayah kecamatan yang cukup rawan kriminalitas, rawan kriminalitas dan sangat rawan kriminalitas. Untuk kasus yang sangat rawan terjadi adalah kasus pencurian dan TKP yang sering terjadi kriminalitas adalah pemukiman desa.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

B. Saran

Saran yang dapat disampaikan untuk peneliti yang ingin melanjutkan kepenelitian selanjutnya adalah sebagai berikut.

1. Untuk hasil yang lebih bervariasi dan sebagai pembanding di perlukan metode lain untuk proses *clustering* seperti *Fuzzy C-Means, K-Means++* dan *K-Medoids.*
2. Untuk faktor-faktor yang mempengaruhi setiap tahun pasti ada yang berubah sehingga perlu dianalisis ulang.
3. Untuk lebih jelasnya perlu pembuatan web gis pemetaan kerawanan daerah kriminalitas supaya masyarakat bisa mengakses dengan bebas.
4. Untuk pengembangan penelitian yang akan datang, perlu dibuat pemetaan tindak kejahatan disetiap daerah atau kecamatan berdasarkan analisis faktor sehingga setiap daerah terlihat jelas tempat mana saja yang sangat rawan terjadi tindak kejahatan.

Saran yang disampaikan untuk Polresta Sidoarjo agar menekankan keamaanan di wilayah pemukiman desa yang ada di Kabupaten Sidoarjo dan juga menindak tegas bagi pelaku tindak kriminalitas di Kabupaten Sidoarjo agar mendapatkan efek jerah dan mengurangi angka kriminalitas di tahun selanjutnya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR PUSTAKA

Abdilah, G., Putra, F. A., & Renaldi, F. (2016). Penerapan Data Mining Pemakaian Air Pelanggan untuk Menentukan Klasifikasi Potensi Pemakaian Air Pelanggan Baru di PDAM Tirta Raharja Menggunakan Algoritma K-Means. 500.

Ahmad, B. A., Sasmito, B., & Hani'ah. (2016). *Aplikasi SIG untuk Pemetaan Persabaran Tambak di Kota Semarang.* Semarang: Universitas Diponegoro.

Ahmadi, M. (2003). *Crime Mapping and Apatial Analysis.* Enchede: International Institute For Geo-Information Sciens an Earth Observation.

Alex, H., & B, K. (2001). *Mapping and Analyzing Crime Data.* London: Taylor and Francis.

Alim, H. B. (2016). *Sistem Informasi Geografis Jalan dan Jembatan di Kabupaten Wonogiri.* Yogyakarta: Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta.

Aryuni, M., Madyatmadja, E. D., & Miranda, E. (2018). Penerapan K-Means dan K-Medoids Clustering Pada Data Internet Banking XYZ. *Jurnal teknik dan Ilmu Komputer*, 349-356.

Awaliah, R. (2018). *Analisis Clustering Untuk Mengelompokkan Tingkat Kesejahteraan Kabupaten/Kota Berdasarkan Sosial Ekonomi Rumah Tangga di Wilayah Provinsi Sulawesi Selatan.* Makassar: Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Alauddin Makasar.

BAPPEDA, B. (2013). *Potensi dan Produk Unggulan Jawa Timur.* Sidoarjo: BAPPEDA.

Boba, R. (2001). *Problem Analysis in Policing.* Washington. DC: Police Foundation.

Cahyati, E. D., & Wuryanto, E. (2017). *Implementasi K-Means Clustering Untuk Pemetaan Desa dan Kelurahan di Kabupaten Bangkalan Berdasarkan Contraceptive Prevalance Rate dan Tingkat Pendidikan.* Surabaya: Seminar Matematika dan Aplikasinya.

Davies, D. L., & Bouldin, D. W. (1979). A Cluster Separation Measure . *IEEE Transaction on Pattern analysis Machine Intelligence*, 224-227.

Dhuhita, W. M. (2015). Clustering Menggunakan Metode K-Means untuk Menentukan Status Gizi Balita. *Jurnal Informatika*, 160-174.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Dubey, S. K. (2013). Comparative Analysis of K-Means and Fuzzy C-means Algorithms. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 35-39.

Fahmi, M. (2014). *Modul Statistics 2.* Jakarta: Faculty of Economics & Busines Padjadjaran University.

Febrianti, F., Hafiyusholeh, M., & Asyhar, A. H. (2016). Perbandingan Pengklusteran Data Iris Menggunakan Metode K-Means dan Fuzzy C-Means. *Jurnal Matematika "MANTIK"*.

Fujiyanti, E., & Amalia, D. R. (2015). Pemetaan Daerah Rawan Kriminal Menggunakan Sistem Informasi Geografis Metode Clustering. *Jurnal ICT STMIK IKMI Cirebon*, 13-25.

Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining Concept and Techniques, 3rd.* Amsterdam: Morgan Kaufmann-Elsevier.

Hapsari, D. P., & Widodo, E. (2017). Pengelompokan Daerah Rawan Kriminalitas di Indonesia Menggunakan Analisis K-Means Clustering. *Prosiding SI MaNIs*, 147-153.

Hidayatunnismah. (2003). *Analisis Korespondensi Beberapa Kejadian Tindak Kriminal (Studi Kasus: Wilayah Kotamadya Bogor).* Bogor: Institut Pertanian Bogor.

Hilman, G., Sasmito, B., & Wijaya, A. P. (2015). Pemetaan Daerah Rawan Kriminalitas Di Wilayah Hukum Poltabes Semarang Tahun 2013 dengan Menggunakan Metode Clustering. *Jurnal Geodesi Undip*, 32-.

Irwansyah, F., & Faisal, M. (2015). *Advanced Clustering Teori dan Aplikasi.* Dee Publish.

Jazuli, M. (2016). *Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Kelompok Uang Kuliah Tunggal Menggunakan Metode K-means Clustering.* Malang: Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.

Johnson, C. P. (2000). *Crime Mapping and Analysis using GIS.* Pune: Jurnal Sistem Informasi Geografis .

Murti, M. A. (2017). *Penerapan Metode K-Means Utuk Mengelompokkan Produksi Buah-Buahan di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta* . 2017: Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Sanata Dharma Yogyakarta.

Nugroho, A. C. (2012). *Pengelompokan Posisi Pemain sepakbola dengan Metode K-Means Clustering.* Yogyakarta: Teknik Informatika Universitas Sanata Dharma Yogyakarta .

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Nurdiati, S., Baba, B., & Dwi, P. (2006). *Pegembangan Sisten Informasi Geografis Tindak Kejahatan Multilevel berbasis Web (Studi Kasus: Kelurahan Tanah Baru Bogor).* Bogor: Institut Pertanian Bogor.

Nurdin, & Suprayogi, I. (2015). Pemetaan Kawasan Rentan Banjir dalam Kota Pekanbaru Menggunakan Perangkat Sistem Informasi Geografis. *Annual civil Engineering Seminar* , 257-262.

Octavianti, R. D., Santoso, N., & Romlah, S. (2015). Pemetaan Data Kriminalitas Di Kota Malang Berbasis Web GIS. *Jurnal Informatika Polinema*, 41-45.

Ong, J. O. (2014). Algoritma Clustering untuk Menentukan Strategi Marketing Pada President University. *Jurnal Ilmiah Teknik Industri*, Vol 12, No. 1.

Prahasta, E. (2009). *Sistem Informasi Geografis Konsep-Konsep Dasar (Perpektif Geodesi dan Geomatika).* Bandung: Informatika Bandung.

Prakoso, D. B. (2016). *Keterkaitan Antara Angka Kriminalitas dengan Variabel-Variabel Makroekonomi dan Variabel Demografi di Indonesia.* Bogor: Ilmu Ekonomi Institut Pertanian Bogor.

Pratomo, D. S. (2015). Analisis Regresi dan Korelasi Antara Pengunjung dan Pembeli Terhadap Nominal Pembelanjaan Di Indomaret Kedungmundu Semarang dengan Metode Kuadrat Terkecil. *Jurnal Teknik Informatika*.

Ramdhani, R. D., & K, D. J. (2017). Evaluasi K-Means dan K-Medoids pada Dataset Kecil. *Seminar Nasional Informatika dan Aplikasinya*, 20-24.

Sander, J. (1998). *Generalized Density-Based Clustering for Spatial Data Mining.* Munchen: Hertbert Utz Verlag.

Santoso, S. (2006). *Seri Solusi Bisnis Berbasis TI: Menggunakan SPSS Menggunakan Statistika Multivariate.* Jakarta: Elex Media Komputindo.

Saraswati, E. (1999). *Pemetaan Kriminalitas pada Waktu Sebelum dan Saat Krisis Moneter di Daerah Istimewa Yogyakarta.* Yogyakarta: Fakultas Geografi UGM.

Shodiq, N. (2017). *Analisis Pola Spasial Kriminalitas Wilayah Hukum Kepolisian Resort Kota Salatiga.* Salatiga: Fakultas Teknologi Informasi Universitas Kristen Satya Wacana.

Silverman, B. W. (1986). *Density Estimation for Statistics and Data Analysis Chapman and Hall.* New York.

Sitompul, B. D. (2018). *Peningkatan Hasil Evaluasi Clustering Davies-Bouldin Index dengan Penentuan Titik Cluster Awal Algoritma K-Means.* Medan: Universitas Sumatra Utara .

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Sudarsono, Nono, Agustin, Y. H., & Pratama, R. (2017). Pemetaan Daerah Rawan Kriminalitas Berbasis Web di Wilayah Hukum Pengadilan Negeri Tasikmalaya . *Konferensi Nasional Sistem dan Informasi*, 175-180.

Suryanto, J. (2017). Analisa Perbandingan Pengelompokkan Curah Hujan 15 Harian Provinsi DIY Menggunakan Fuzzy Clustering dan K-Means Clustering. *Jurnal AGRIFOR*, 229-242.

Tan, P. N., Steinbach, M., & Kumar, V. (2006). *Introduction to Data Mining.* Boston: Pearson Education.

Tanjung, p. (2016). *Penerapan Fuzzy C-Means Clustering Pada Data Nasabah Bank.* Yogyakarta.

Trayasiwi, G. P. (2014). *Penerapan Algoritma K-Means untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Pada Program Studi Matematika Strata Satu.* Semarang: Fakultas Ilmu komputer Universitas Dian Nuswantoro .

Velmurugan, D. T. (2012). Efficiency of K-Means and K-Medoids Algorithms for Clustering Arbitary Data Points. *Journal Computer Technology dan Applictions*, 1758-1764.

Velmurugan, T. (2014). Performance Based Analysis Between K-Means and Fuzzy C-Means Clustering Algorithmsfor Connection Oriented Telecommunication Data. *Journal Elsevier*, 134-145.

Wallace, A. (2005). Mapping City Crime and The New Aesthetic of Danger. *Journal of Visual Culture*, 5-24.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id