

**PERBANDINGAN ALGORITMA K-MEANS DAN ALGORITMA K-MEDOIDS DALAM PENGELOMPOKAN KOMODITAS PETERNAKAN
DI PROVINSI JAWA TENGAH TAHUN 2015**

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana
Jurusan Statistika



Disusun Oleh:

Vandanu Aditya Putra Sangga

13 611 142

JURUSAN STATISTIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA

YOGYAKARTA

2018

HALAMAN PENGESAHAN

TUGAS AKHIR

PERBANDINGAN ALGORITMA K-MEANS DAN ALGORITMA K-MEDOIDS DALAM PENGELOMPOKAN KOMODITAS PETERNAKAN DI PROVINSI JAWA TENGAH

Nama Mahasiswa : Vandanu Aditya P. S
Nomor Mahasiswa : 13 611 103

TUGAS AKHIR INI TELAH DIUJIKAN
PADA TANGGAL

Nama Penguji :

Tanda Tangan

1. Atina Ahdika, S.Si., M.Si

2. I.r Ali Parkhan, M.T

3. Ayundyah Kesumawati, S.Si., M.Si

Mengetahui,

Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Drs. Allwar, M.Sc., Ph.D.

KATA PENGANTAR



Assalamu'alaikum Wr.Wb

Puji Syukur kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayahnya sehingga tugas akhir yang berjudul “ “dapat diselesaikan. Shalawat serta salam semoga selalu tercurah kepada Nabi Muhammad SAW serta para sahabat dan pengikutnya sampai akhir jaman.

Tugas akhir ini disusun sebagai salah satu persyaratan yang harus dipenuhi dalam menyelesaikan jenjang Strata Satu atau S1 di Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia. Penyelesaian tugas akhir ini tidak terlepas dari bantuan, arahan, dan bimbingan dari berbagai pihak. Untuk itu pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Orang tua, yaitu Bapak Sumarno dan Ibu Neneng Emsih beserta keluarga, terima kasih atas kasih sayangnya, kesabaran, doa, dan dukungan moril serta materiil.
2. Ibu Atina selaku dosen pembimbing skripsi, terimakasih atas bimbingan dan kesabarannya selama menyelesaikan tugas akhir ini.
3. Bapak Dr. Raden Bagus Fajriya Hakim, S.Si., M.Si selaku ketua jurusan Statistika.
4. Bapak Drs. Allwar, M.Sc., Ph.D selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia.
5. Bambang, Farid, Fendra,Irfan, Mirza, Reza terimakasih karna selalu ada untuk mendukung, menemani, dan mendengarkan seluruh keluh kesah penulis selama ini.
6. Teman-teman statistika UII angkatan 2013, terimakasih untuk hari-hari indah dan pelajaran berharga bersama kalian.
7. Pihak-pihak lain yang tidak bisa disebutkan satu per satu, terima kasih atas dukungan kalian.

Semoga segala bantuan, bimbingan dan pengajaran yang telah diberikan kepada penulis mendapatkan imbalan dari Allah SWT. Penulis memohon maaf apabila selama dalam proses penyusunan tugas akhir ini terdapat kekhilafan dan kesalahan. Penulis menyadari sepenuhnya akan keterbatasan kemampuan dalam penulisan tugas akhir ini, oleh karena itu penulis mengharapkan adanya kritik dan saran yang membangun demi kesempurnaan penyusunan dan penulisan tugas akhir ini. Semoga tugas akhir ini dapat bermanfaat bagi semua yang membaca dan membutuhkan.

Wassalamu 'alaikum Wr.Wb.

Yogyakarta, 22 Januari 2018

Vandanu Aditya P.S

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
KATA PENGANTAR.....	iii
DAFTAR ISI.....	vi
DAFTAR TABEL.....	viii
DAFTAR GAMBAR.....	ix
PERNYATAAN.....	x
INTISARI.....	xi
ABSTRACT	xii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah.....	5
1.3. Batasan Masalah	5
1.4. Tujuan Penelitian	5
1.5 Manfaat Penelitian	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
BAB III LANDASAN TEORI.....	10
3.1 Pengertian Peternakan	10
3.2 Statistika Deskriptif	10
3.3 Penentuan Jumlah <i>Cluster</i> Dengan <i>Within cluster Sum of square</i> (WCSS).11	11
3.5 Analisis Kelompok (<i>Cluster Analysis</i>)	12
3.6 Ukuran Jarak dalam Pengklasteran	26
3.7 Asumsi Analisis kelompok	29
3.8 Perbandingan Metode Terbaik	35
3.9 Pemetaan.....	36
BAB IV METODOLOGI PENELITIAN.....	38
4.1. Populasi dan Sampel Penelitian	38

4.2.	Jenis dan Sumber data penelitian	38
4.3.	Variabel Penelitian	38
4.4	Metode Pengumpulan Data	39
4.5.	Metode Analisis Data	39
4.6	Tahapan Penelitian	39
BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN		41
5.1	Analisis Deskriptif	41
5.2	Asumsi Cluster	45
5..3	Analisis Komponen Utama.....	47
5.4	Penerapan Cluster	48
5..5	Perbandingan Validasi <i>Cluster</i>	57
BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN.....		59
6.1	Kesimpulan	59
6.2	Saran	60
DAFTAR PUSTAKA		62
LAMPIRAN.....		xiii

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Kondisi awal data.....	15
Tabel 3. 2 Centroid awal	16
Tabel 3. 3 Hasil perhitungan jarak ke setiap centroid.....	16
Tabel 3. 4 Anggota klaster	17
Tabel 3. 5 Anggota klaster 2	18
Tabel 3. 6 Anggota klaster 3	18
Tabel 3. 7 Centroid baru hasil iterasi 1	19
Tabel 3. 8 Hasil perhitungan jarak ke setiap centroid baru hasil iterasi 1	19
Tabel 3. 9 Kondisi awal data.....	21
Tabel 3. 10 Medoids.....	21
Tabel 3. 11 Hasil perhitungan jarak ke setiap medoids	22
Tabel 3. 12 Non Medoids.....	23
Tabel 3. 13 Hasil perhitungan jarak ke setiap non medoids	23
Tabel 3. 14 Non Medoids baru.....	24
Tabel 3. 15 Hasil perhitungan jarak ke setiap non medoids	24
Tabel 3. 16 Hasil pengklasteran data simulasi dengan K-Medoids Clustering.....	25
Tabel 3. 17 Data perhitungan jarak Euclidean	27
Tabel 3. 18 Matriks jarak Euclidean	27
Tabel 3. 19 Matriks jarak Mahattan	29
Tabel 5. 1 Hasil Perhitungan Korelasi	45
Tabel 5. 2 Eigenvalues	48
Tabel 5. 3 Hasil Cluter Menggunakan K- Means	50
Tabel 5. 4 Nilai Rata-rata variable setiap cluster Menggunakan K-Means	50
Tabel 5. 5 Karakteristik Cluster	52
Tabel 5. 6 Hasil Cluster menggunakan K-Medoids.....	53
Tabel 5. 7 Nilai Rata-rata variable setiap cluster Menggunakan K-Medoids	54
Tabel 5. 8 Karakteristik Cluster	55
Tabel 5. 9 Perbandingan cluster dengan metode K-Means dan K-Medoids.....	57
Tabel 5. 10 Variansi Cluster.....	58

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Ternak Hewan Besar Tahun 2013-2014.....	2
Gambar 1. 2 Ternak hewan kecil Tahun 2013 – 2014.....	3
Gambar 3. 1 Pengelompokan Ideal	12
Gambar 3. 2 Jarak Euclidean dalam dua dimensi	28
Gambar 3. 3 Jarak Mahattan dalam dua dimensi	29
Gambar 4. 1 Tahapan Penelitian	40
Gambar 5. 1 Ternak hewan Besar	41
Gambar 5. 2 Ternak Besar	42
Gambar 5. 3 Ternak Hewan Kecil.....	44
Gambar 5. 4 Within Cluster Sum of Squares	48
Gambar 5. 5 Within Cluster Sum of Squares	49
Gambar 5. 6 Hasil pengklasteran metode K-Means.....	49
Gambar 5. 7 Peta K-Means	53
Gambar 5. 8 Hasil pengklasteran metode K-Medoids	53
Gambar 5. 9 Peta K-Medoids.....	56

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang sebelumnya pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan disuatu perguruan tinggi dan sepanjang pengetahuan saya tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka

Yogyakarta 22 Januari 2018



Vandanu Aditya P.S

PERBANDINGAN ALGORITMA K-MEANS DAN ALGORITMA K-MEDOIDS DALAM PENGELOMPOKAN KOMODITAS PETERNAKAN DI PROVINSI JAWA TENGAH TAHUN 2015

Oleh : Vandanu Aditya Putra Sangga

Jurusan Statistika Fakultas Matematika Dan Ilmu pengetahuan Alam

Universitas Islam Indonesia

INTISARI

Peternakan merupakan sector yang memiliki peluang besar untuk dikembangkan sebagai usaha di masa depan . Salah satu upaya yang di dapat dilakukan dalam rangka meningkatkan dan memelihara produktivitas di sector peternakan yaitu dengan mengelompokan wilayah kedalam kelompok – kelompok berdasarkan karakteristik yang dimiliki. Pengelompokan ini bertujuan agar informasi terkait jenis ternak yang tersebar di tiap – tiap wilayah di Provinsi Jawa Tengah menjadi lebih efisien dan spesifik. Salah satu cara untuk pengelompokan ini dapat diidentifikasi menggunakan analisis Cluster. Analisis Cluster merupakan salah satu metode dalam analisis statistic multivariate yang digunakan untuk mengelompokan objek-objek ke dalam suatu kelompok berdasarkan karakteristik yang dimiliki.

Tujuan dari penulisan laporan ini adalah untuk mengetahui hasil cluster yang terbentuk dan perbandingan hasil kinerja dengan menggunakan Algoritma K – Means dan Algoritma K – Medoids untuk pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan variabel jenis ternak di Provinsi Jawa tengah. Dari hasil Analisis Cluster menggunakan K-Means di peroleh 15 Kabupaten/kota pada cluster 1, 14 Kabupaten/kota pada cluster 2 dan 6 Kabupaten/Kota pada cluster 3. Sedangkan dengan menggunakan K-Medoids di peroleh 17 Kabupaten/kota pada cluster 1, 9 kabupaten/Kota pada cluster 2 dan 9 Kabupaten/Kota pada cluster 3. Dari hasil pengelompokan kedua metode tersebut diperoleh metode yang terbaik dengan perbandingan menggunakan variansi cluster dalam pengelompokan komoditas peternakan di provinsi jawa tengah tahun 2015 yaitu metode K-Medoids karena memiliki nilai variansi cluster terkecil yaitu 1.5

Kata kunci : (Peternakan, Analisis cluster, K-Means, K-Medoids)

**COMPARISON OF K-MEANS ALGORITHM AND K-MEDOIDS
ALGORITHM IN FARMING COMMODITY GROUPING IN CENTRAL
JAVA YEAR 2015**

By : Vandanu Aditya Putra Sangga

Departement Of Statistics Faculty of Mathematics And Natural Sciences

Islamic University Of Indonesia

ABSTRACT

Livestock is a sector that has a great opportunity to be developed as a business in the future. One effort that can be done in order to improve and maintain productivity in the livestock sector is by grouping the region into groups - groups based on characteristics owned. This grouping is intended to make information related to the type of livestock spread in each region in Central Java Province to be more efficient and specific. One way for this clustering can be identified using Cluster analysis. Cluster analysis is one of the methods in multivariate statistic analysis that is used to classify objects into a group based on the characteristics they have.

The purpose of this report is to know the result of the cluster formed and the comparison of performance results by using K - Means Algorithm and K - Medoids Algorithm for the grouping of districts based on the varieties of livestock species in Central Java Province. The result of Cluster Analyst using K-Means was obtained from 15 districts / cities in cluster 1, 14 districts / cities in cluster 2 and 6 districts / cities in cluster 3. Sedangkan by using K-Medoids at the 17 regencies / cities in cluster 1, 9 districts / municipalities in cluster 2 and 9 districts / cities in cluster 3. From the results of grouping the two methods obtained the best method by comparison using cluster variance in livestock commodity grouping in Central Java province in 2015 that is K-Medoids method because it has a value of variance the smallest cluster is 1.5

Keywords: (Livestock, Cluster Analysis, K-Means, K-Medoids)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

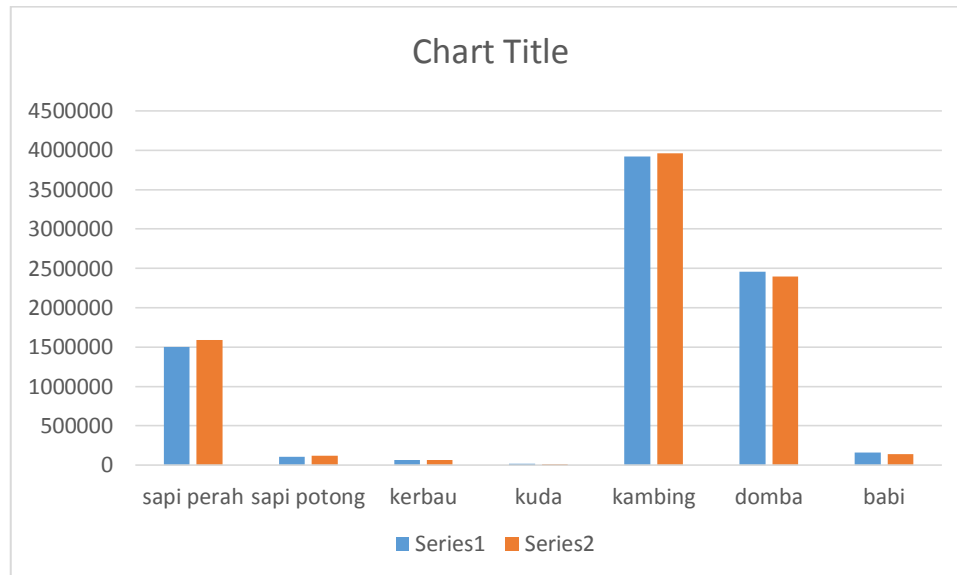
Pembahasan mengenai keadaan dan tantangan bidang pertanian tidak bisa terlepas dari sub sektor lain yang erat kaitannya dengan sub sektor peternakan, dimana peternakan sebagai salah satu sub sektor pertanian yang merupakan bagian integral dari keberhasilan sektor pertanian di Indonesia. Visi pembangunan perternakan adalah pertanian kebudayaan industri dengan landasan industri, produktivitas dan berkelanjutan. Peternakan masa depan dihadapkan pada perubahan mendasar akibat perubahan ekonomi global, perkembangan teknologi biologis, berbagai kesempatan internasional, tuntutan produk, kemasan produk, dan kelestarian lingkungan. Konkritnya peternakan Indonesia akan bersaing ketat dengan peternakan dengan negara lain bukan saja merebut pasar internasional tapi juga dalam merebut negeri Indonesia (Asmidar, 2009:1).

Peternakan merupakan sektor yang memiliki peluang besar untuk di kembangkan.kebutuhan masyarakat akan produk peternakan dari setiap tahunnya akan semakin meningkat, dikarenakan jumlah penduduk setiap tahunnya mengalami peningkatan. Peternakan sebagai sektor penyediaan protein, energi , vitamin dan mineral semakin meningkat seiring meningkatnya kesadaran masyarakat akan kebutuhan gizi guna meningkatkan kualitas hidup.

Secara nasional, kontribusi Provinsi Jawa Tengah dalam mendukung pembangunan peternakan amatlah penting dan signifikan. Hal tersebut disebabkan, potensi sumberdaya peternakan yang dimiliki Provinsi Jawa Tengah amatlah besar, dan dapat menjadikan Jawa Tengah sebagai salah satu sentra pengembangan kawasan peternakan yang memiliki peran strategis secara nasional. Berdasarkan data peternakan bahwa angka tetap Tahun 2014, daya tampung ternak di Jawa Tengah sebesar 5.104.630 satuan ternak (ST) sehingga masih sangat potensial untuk pengembangan peternakan, dengan data populasi ternak di Jawa Tengah sebesar 3.130.392 ST, sehingga masih bisa dikembangkan

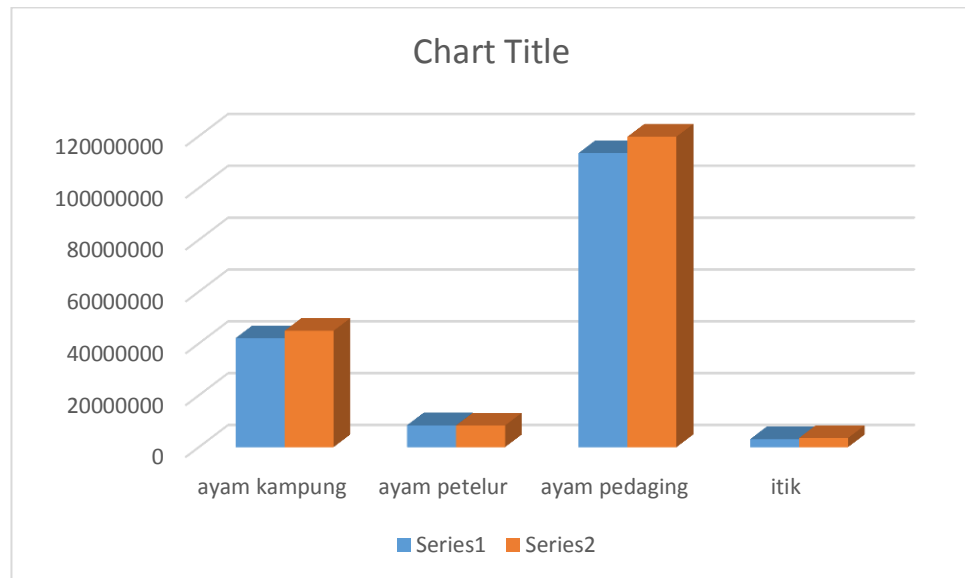
ternak di Jawa Tengah sebesar 1.974.238 ST, dengan potensi pakan ternak dari limbah pertanian (jerami padi, jerami jagung, daun ketela pohon, daun ketela rambat, jerami kedelai, daun kacang tanah, daun tebu, daun-daunan), rumput lapangan dan rumput unggul (Statistik Peternakan, 2015).

Provinsi Jawa Tengah memiliki luas wilayah sebesar 32.548 km² atau sekitar 28,94 % dari luas pulau Jawa, terbagi dalam 29 kabupaten dan 6 Kota, daerah yang memiliki wilayah terluas secara berurutan yaitu Kabupaten Cilacap, Kabupaten Grobogan, Kabupaten Brebes dan Kabupaten Wonogiri. Di Provinsi Jawa Tengah memiliki kepadatan penduduk sebanyak 33.715 jiwa. Dari 2010 – 2015 kepadatan penduduk yang ada di Jawa Tengah mengalami kenaikan. Sedangkan dari data peternakan tahun 2013 – 2014 jenis ternak di Jawa Tengah terjadi kenaikan dan penurunan, dari penelitian terbagi menjadi 2 jenis ternak yaitu ternak hewan besar dan ternak hewan kecil berikut grafik data jenis ternak di Jawa Tengah tahun 2013 dan 2014 sebagai berikut :



Gambar 1.1 Ternak Hewan Besar Tahun 2013-2014

Dari Gambar 1.1 bahwa jenis ternak hewan besar dari tahun 2013 – 2014 Pada Ternak Sapi Perah, Sapi Potong, Kerbau, Kambing mengalami kenaikan sedang Pada Ternak Kerbau Domba dan Babi mengalami penurunan.



Gambar 1. 2 Ternak hewan kecil Tahun 2013 – 2014

Dari Gambar 1.2 bahwa jenis ternak hewan kecil dari tahun 2013 dan 2014 pada ayam kampung, ayam pedaging dan itik mengalami kenaikan akan tetapi pada ternak ayam petelur mengalami penurunan. Hal ini menjadi tugas pemerintah agar terus meningkatkan populasi ternak sebanyak mungkin, kemudian untuk pemerintah selaku penentu kebijakan, oleh karena itu sebagai pelaku dan penentu kebijakan, peternak dan pemerintah harus berupaya bersama dalam rangka meningkatkan dan memelihara produktivitas di sektor peternakan. salah satu upaya yang dapat rangka meningkatkan dan memelihara produktivitas di sektor peternakan yaitu dengan mengelompokkan ke dalam kelompok – kelompok berdasarkan kesamaan karakteristik yang dimiliki dari setiap wilayah yang ada di Jawa Tengah, pengelompokan ini bertujuan agar informasi terkait jenis ternak yang tersebar di setiap wilayah yang ada menjadi lebih efisien dan spesifik. sehingga dalam melakukan pembinaan di setiap kelompok wilayah di bidang peternakan akan lebih fokus terarah dan tepat. salah satu cara untuk mengelompokkan yaitu dengan menggunakan analisis kluster.

Analisis kluster merupakan salah satu jenis permasalahan dalam *data mining*. *Data mining* sendiri menurut David Hand, Heikki Mannila, dan Padhraic Smyth dari MIT dalam Larose (2006) adalah analisa terhadap data (biasanya data

yang berukuran besar) untuk menemukan hubungan yang jelas serta menyimpulkannya yang belum diketahui sebelumnya dengan cara terkini dipahami dan berguna bagi pemilik data tersebut. Sedangkan analisis kluster dalam *data mining* (dikenal juga dengan istilah *clustering*) adalah metode yang digunakan untuk membagi rangkaian data menjadi beberapa grup berdasarkan kesamaan-kesamaan yang telah ditentukan (Gorunescu, 2011).

Di antara banyaknya analisis kluster yang ada, terdapat dua jenis analisis kluster yang memiliki algoritma yang masih saling berkaitan, yaitu *K-Means* dan *K-Medoids Clustering*. Kedua metode tersebut merupakan metode pengklasteran sekatan (*partitioning*) yang tentu saja lebih cepat dibanding metode hierarki dan lebih menguntungkan apabila jumlah objek sangat besar.

K-Means adalah metode pengklasteran berbasis jarak yang membagi data ke dalam sejumlah kluster dan algoritma ini bekerja hanya pada atribut numerik. Sedangkan *K-Medoids* adalah algoritma yang masih berkaitan dengan algoritma *K-Means*, di mana *K-Medoids* merupakan versi umum dari algoritma *K-Means* yang bekerja dengan mengukur jarak dan mempunyai komputasi yang lebih intensif. Keduanya sama-sama partisional (memecah *dataset* menjadi kelompok-kelompok) dan berusaha meminimalkan *squared error*, jarak antara titik berlabel yang berada dalam kluster dan titik yang ditunjuk sebagai pusat kluster itu. Yang membedakan *K-Medoids* dengan *K-Means* adalah *K-Medoids* memilih data *point* sebagai pusatnya (Yusuf dan Novian, 2014).

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan tersebut, maka penulis mengambil judul “**Perbandingan Algoritma *K-Means* dan *K-Medoids* dalam pengelompokan komoditas peternakan di Jawa Tengah Tahun 2015**”, di mana alasan penggunaan kedua metode tersebut adalah selain karena lebih cepat dibandingkan dengan metode hierarki dan jumlah observasi sangat besar, penggunaan metode *K-Means* dan *K-Medoids* pada kasus ini bertujuan untuk melihat perbandingan apakah terdapat perbedaan hasil dari kedua metode pengklasteran tersebut walaupun keduanya masih memiliki algoritma yang saling berkaitan. Dari hasil perbandingan tersebut maka akan diperoleh metode terbaik

untuk pengklasteran Peternakan di Jawa tengah tahun 2015 sehingga dapat mempermudah pemerintah dalam Melakukan pembinaan di suau wilayah,

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka rumusan masalah yang akan di kaji dalam penelitian ini yaitu :

1. Bagaimana deskriptif peternakan di Jawa Tengah?
2. Bagaimana hasil pengklasteran sektor peternakan di Provinsi Jawa Tengah?
3. Bagaimana hasil perbandingan pengklasteran Sektor peternakan pada tahun 2015 dengan menggunakan analisis klaster *K-Means* dan *K-Medoids* ?

1.3. Batasan Masalah

Pada penulisan ini , penulis membatasi penelitian ini menggunakan dua metode yaitu metode K-Means Clustering dan Metode K-Medoids Clustering dengan Jarak Euclidean yang digunakan dalam pengelompokan wilayah di jawa tengah berdasarkan data banyaknya populasi ternak di setiap kabupaten yang ada di jawa tengah tahun 2015 dan hasil dari analisis pada penilitian ini bisa di gunakan sampai tahun 2018.

1.4. Tujuan Penelitian

Sesuai dengan rumusan masalah yang telah di susun, maka tujuan yang akan dicapai adalah sebagai berikut :

1. Mengetahui hasil deskriptif dari data peternakan di jawa Tengah tahun 2015
2. Mengetahui hasil pengklasteran peternakan di Jawa Tengah tahun 2015 dengan menggunakan metode *K-Means* dan *K-Medoids*.
3. Mengetahui hasil perbandingan pengklasteran peternakan di Jawa Tengah tahun 2015 dengan menggunakan metode *K-Means* dan *K-Medoids*.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini untuk mengetahui pengelompokan kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah berdasarkan potensi ternak pada tahun 2015, jika di tinjau dari segi status potensi ternak untuk pemenuhan kebutuhan masyarakat, maka akan dapat di pelajari karakteristik dari setiap kelompok yang terbentuk.

Kabupaten/Kota yang memiliki kesamaan karakteristik akan masuk kedalam satu kelompok, sedangkan karakteristik antar kelompok akan sangat berbeda, sehingga di harapkan dapat di jadikan sebagai salah satu bahan kajian dalam pengambilan keputusan terkait pemanfaatan potensi ternak dan populasi penduduk di Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Terkait dengan penelitian yang dilakukan penulis maka penelitian terdahulu menjadi sangat penting agar dapat diketahui hubungan antara peneliti yang di lakukan sebelumnya dengan penelitian yang di lakukan pada saat ini dan terjadinya suatu plagiat atau duplikasi dalam penilitian yang di lakukan tersebut mempunyai arti penting sehingga dapat di ketahui kontribusi penelitian ini terhadap perkembangan ilmu pengetahuan.

Yuhendra (2009) dalam penelitian yang di lakukan oleh sekolah pascasarjana Intitut Pertanian Bogor yang berjudul “Analisis Wilayah Pengembangan Komoditas Peternakan di Provinsi Riau dengan menggunakan analisis *Cluster Ward method* , menyimpulkan bahwa Pengembangan komoditas peternakan di provinsi riau masih terbuka lebar provinsi riau memiliki potensi daya dukung lahan yang cukup besar karena kemampuan wilayah untuk pengembangan komoditas sapi dan kerbau baru di penuhi 18,52% komoditas ayam

Sarfia (2016) penelitiannya yang membahas tentang “ penerapan metode ward pada analisis gerombol hierarki” dengan menggunakan analisis cluster hierarki, analisis ini bertujuan untuk mengetahui sektor peternakan yang terlekan di provinsi sulawesi tenggara.dari analisis tersebut menjelaskan “ ada 3 kelompok kabupaten /kota yang terbentuk berdasarkan komoditi ternak seperti berikut ini :

- a. Kelompok I : Buton, Kolaka, Wakatobi, Kolakautara, Buton Utara, Konawe Utara, Kolaka Timur, Konawa Kepulauan, Kota Kendari, Dan Kota Bau –Bau.
- b. Kelompok II : Muna ,Konawe Selatan , Dan Bombana.
- c. Kelompok III : Konawe

Dari setiap karakteristik setiap gerombol yaitu kelompok I , dengan karakteristik dari delapan variabel ternak yaitu sapi (X1),kerbau (X2), kuda (X3), kambing (X4), babi (X5),ayam kampung (X6), ayam petelur (X7), dan itik /manila (X8), memiliki nilai rata- rata terendah untuk semua variabel ternak.kelompok II , dengan karakteritik dari delapan variabel ternak memiliki nilai rata – rata tertinggi pada variabel ternak sapi (X1), kuda (X3), ayam kampung (X6) dan ayam petelur (X7). Kelompok III , dengan karakteritik memiliki nilai rata-rata tertinggi pada variabel ternak kerbau (X2), kambing (X4) , babi (X5) , dan itik /manila (X8,memiliki nilai rata-rata terendah untuk semua variabel ternak.

Penelitian dengan membandingkan hasil pengklasteran menggunakan metode *K-Means* dan *K-Medoids Clustering* sebelumnya pernah dilakukan oleh Flowrensia (2010) yang membandingkan hasil kedua metode tersebut baik pada saat data mengandung pencilan atau tidak. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode *K-Medoids* mempunyai nilai rata-rata tingkat salah klasifikasi yang lebih rendah dan signifikan pada kondisi proporsi pencilan 5 persen, sedangkan pada kondisi proporsi pencilan 10 persen dan 15 persen hasil nilai rata-rata salah klasifikasinya tidak berbeda signifikan dengan metode *K-Means*.

Selain itu, Yusuf dan Novian (2014) juga melakukan penelitian yang bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem pengklasteran ikan khususnya pada ikan cupang dengan menggunakan fitur warna, bentuk, dan tekstur. Penelitian ini menghasilkan *clustering* data ikan cupang menggunakan metode *K-Means* dan *K-Medoids* untuk temu citra kembali yang mampu mengklasterisasi data citra *database* dengan jumlah yang banyak dengan baik. Penelitian ini juga membuktikan bahwa algoritma *K-Medoids* mendapatkan *clustering* yang lebih akurat dengan nilai *running time* lebih cepat dibanding dengan menggunakan metode *K-Means*.

Penelitian lain tentang perbandingan hasil analisis *K-Means* dan *K-Medoids* juga dilakukan oleh Pratiwi (2016) yang bertujuan untuk mengetahui perkembangan unit usaha koperasi di Kabupaten Sleman berdasarkan analisis

pengelompokkan menggunakan *K-Means* dan *K-Medoids Clustering*. Hasil dari penelitian ini didapatkan 3 klaster yang merupakan pengelompokkan terbaik untuk metode *K-Means* maupun *K-Medoids Clustering*. Dari 3 klaster yang didapat, dilakukan *profiling* klaster untuk mengetahui karakteristik yang menunjukkan variabel mana yang unggul maupun yang tidak unggul pada masing-masing klaster. Hasil pengelompokkan terbaik dari penelitian ini diperoleh dari metode *K-Means Clustering* dengan nilai *Sum Squares Error* yang lebih kecil daripada nilai *Sum Squares Error* dari metode *K-Medoids Clustering*.

BAB III

LANDASAN TEORI

3.1 Pengertian Peternakan

Ternak adalah hewan yang dengan sengaja dipelihara sebagai sumber pangan, sumber bahan baku industri, atau dipelihara untuk membantu pekerjaan manusia. Usaha-usaha untuk memelihara atau pemeliharaan ternak disebut sebagai peternakan (atau perikanan, untuk kelompok hewan tertentu) dan usaha peternakan ini secara umum pada bagian dari kegiatan pertanian (Asmidar, 2009:5).

Peternakan adalah kegiatan mengembang biakan dan membudidayakan hewan ternak untuk mendapatkan manfaat dan hasil berupa jasa, tenaga dan keuntungan finansial dari kegiatan tersebut. Pengertian peternakan tidak terbatas pada pemeliharaan saja, memelihara dan peternakan perbedaannya terletak pada tujuan yang ditetapkan. Tujuan peternakan adalah mencari keuntungan dengan penerapan prinsip-prinsip manajemen pada faktor-faktor produksi yang telah dikombinasikan secara optimal (Asmidar, 2009:5).

Ternak adalah hewan yang dengan sengaja dipelihara sebagai sumber pangan, sumber bahan baku industri, atau sebagai pembantu pekerjaan manusia. Usaha pemeliharaan ternak disebut sebagai peternakan dan merupakan bagian dari kegiatan pertanian secara umum. Adapun jenis-jenis ternak diantaranya sapi, kerbau, domba, kambing, babi, kelinci, ayam, itik, mentok, puyuh, ulat sutera, belut, katak hijau, dan ternak lebah madu. Masing-masing hewan ternak tersebut dapat diambil manfaat dan hasilnya. Hewan-hewan ternak ini dapat dijadikan pilihan untuk dternakan sesuai dengan tujuan yang ingin dicapai.

3.2 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif merupakan bagian statistika yang membahas tentang metode-metode untuk menyajikan data sehingga menarik dan informatif. Secara

umum statistika deskriptif dapat diartikan sebagai metode-metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian suatu gugus data sehingga memberikan informasi yang berguna. Statistika deskriptif juga memberikan informasi hanya mengenai data yang dipunyai dan sama sekali tidak menarik inferensia atau kesimpulan apapun tentang gugus data induknya yang lebih besar (Walpole, 1998).

3.3 Penentuan Jumlah Cluster Dengan *Within cluster Sum of square*(WCSS)

Hingga saat ini telah banyak metode validitas *clustering* yang dikembangkan, baik menggunakan kriteria internal, eksternal, dan relatif. Validasi dengan kriteria internal fokus mengukur seberapa kompak (compactness) cluster yang dihasilkan baik yang ditunjukkan oleh homogenitas *intra-cluster*, separasi *inter-cluster*, atau kombinasi keduanya hanya menggunakan data internal. Metode *Compactness –separation Criterion* (CSC) adalah salah satu metode validitas clustering yang menggunakan kriteria internal. Dalam metode ini terdapat dua nilai penting yang harus dihitung, yaitu *intra-cluster* (M_{intra}) dan *inter-cluster* (M_{inter}). Nilai M_{Intra} dihitung menggunakan WCSS (*within-cluster sum of squares*) (Maududie dan Wibowo, 2014).

Cluster cohessian merupakan salah satu metode *internal measure* yang

merupakan metode untuk mengukur seberapa erat kaitannya obyek dalam sebuah cluster. *Cluster cohessian* diukur dengan WCSS (*within-cluster sum of squares*) (Tallahassee, 2016).

$$WCSS = \sum_i \sum_{x \in C_i} (x - m_i)^2 \quad (3.1)$$

Dimana :

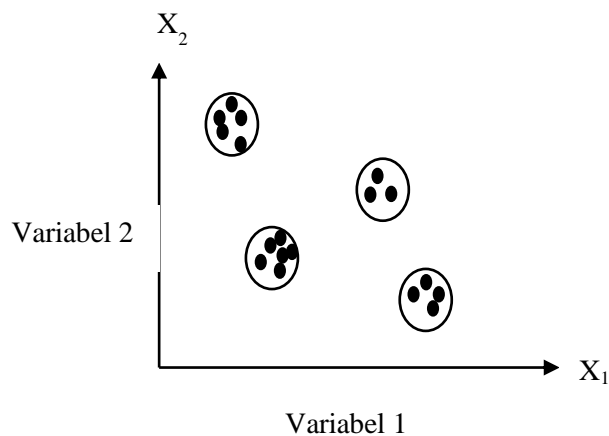
x : nilai objek pada *cluster* i

C_i : ukuran *cluster* ke- i

m_i : rata-rata objek/titik di C_i

3.5 Analisis Kelompok (Cluster Analysis)

Analisis kelompok meneliti seluruh hubungan interdependensi, tidak ada pembeda antara variabel bebas dan tak bebas (*Independent* dan *Dependent Variables*) dalam analisis kelompok. Tidak adanya pembeda ini menunjukkan bahwa analisis kelompok tidak dipergunakan untuk mengetahui pengaruh dari variabel bebas terhadap variabel tidak bebas, namun hanya mengklasifikasikan objek ke dalam kelompok yang relatif homogen. Menurut Supranto (2004) analisis kelompok adalah metode yang digunakan untuk mengklasifikasi objek atau kasus (responden) ke dalam kelompok yang relatif homogen, yang disebut *cluster* atau kelompok. Objek/ kasus dalam setiap kelompok cenderung mirip satu sama lain dan berbeda jauh (tidak sama) dengan objek dari kelompok lainnya. Selain itu, setiap objek hanya masuk ke dalam satu kelompok saja, tidak terjadi tumpang tindih (*overlapping* atau *interaction*), seperti pada gambar 3.1 di bawah :



Gambar 3.1 Pengelompokan Ideal

(Sumber : *Analisis Multivariat, Arti dan Interpretasi*, Supranto, 2004)

Gambar 3.4 menunjukkan hasil pengelompokan yang ideal, dimana setiap objek/ kasus hanya masuk atau menjadi anggota dari salah satu kelompok (tidak mungkin menjadi anggota dari dua kelompok atau lebih). Analisis kelompok terbagi menjadi dua, yaitu metode hierarki dan non hierarki. Berikut penjelasan untuk masing-masing jenis :

1. *Hierarchical Methods* (Metode Hierarki)

Metode ini biasa digunakan untuk individu yang tidak terlalu banyak, dan jumlah kelompok yang hendak dibentuk belum diketahui. Pengelompokan ini disajikan dalam bentuk dendogram, yang mirip dengan struktur diagram pohon atau *tree diagram* (Usman dan Sobari, 2013). Metode hierarki terbagi menjadi dua, yaitu *Agglomerative* atau Metode Penggabungan dan *Divisive* atau Metode Pembagian. Metode *agglomerative* dimulai dengan setiap objek dalam satu kelompok yang terpisah. Kelompok dibentuk dengan mengelompokkan objek ke dalam kelompok yang semakin membesar. Proses ini dilanjutkan sampai semua objek menjadi anggota dari suatu kelompok tunggal (*a single cluster*). Sedangkan metode *divisive* dimulai dari semua objek dikelompokkan menjadi kelompok tunggal. Kemudian kelompok tersebut dibagi atau dipisah, sampai setiap objek berada dalam kelompok yang terpisah (Supranto, 2004).

Beberapa metode pengklasteran hierarki antara lain.

1. *Single linkage* (jarak terdekat atau tautan tunggal), pengklasteran ini memberikan hasil bila kelompok-kelompok digabungkan menurut jarak antara anggota-anggota yang terdekat di antara dua kelompok (Prasetyo, 2012).
2. *Complete linkage* (jarak terjauh atau tautan lengkap), pengklasteran ini terjadi bila kelompok-kelompok digabungkan menurut jarak antara anggota-anggota yang terjauh di antara dua kelompok (Prasetyo, 2012).
3. *Average linkage* (jarak rata-rata atau tautan rata-rata), pengklasteran ini menggabungkan objek menurut jarak rata-rata pasangan-pasangan anggota masing-masing pada himpunan antara dua kelompok (Prasetyo, 2012).

4. *Ward's method*, metode ini menggunakan perhitungan yang lengkap dan memaksimalkan homogenitas di dalam satu kelompok (Dillon dan Goldstein, 1984).

2. Pengklasteran Sekatan (*Partitioning*) atau *Non Hierarki*

Pengklasteran berbasis *partitioning* menghasilkan partisi dari data sehingga objek dalam kluster lebih mirip satu sama lain daripada objek yang ada dalam kluster lain (Triyanto, 2015). Berbeda dengan pengklasteran hierarki, prosedur pengklasteran sekatan tidak dilakukan secara bertahap, dan jumlah klasternya juga ditentukan terlebih dahulu (Machfudhoh dan Wahyuningsih, 2013). Beberapa metode pengklasteran sekatan yang digunakan dalam penelitian ini antara lain.

a. *K-Means Clustering*

K-Means Clustering merupakan algoritma pengklasteran yang paling sederhana dibanding algoritma pengklasteran yang lain. *K-Means Clustering* mempunyai kelebihan mudah diterapkan dan dijalankan, relatif cepat, mudah untuk diadaptasi, dan paling banyak dipraktikkan dalam tugas *data mining*. Pengklasteran merupakan suatu metode untuk mengelompokkan dokumen di mana dokumen dikelompokkan dengan konten untuk mengurangi ruang pencarian yang diperlukan dalam merespon suatu *query* (Grossman dan Frieder, 2004).

K-Means Clustering merupakan algoritma pengklasteran iteratif yang melakukan partisi set data ke dalam sejumlah k kluster yang sudah ditetapkan di awal. *K-Means Clustering* sederhana untuk diimplementasikan dan dijalankan, relatif cepat, mudah beradaptasi, umum penggunaannya dalam praktek. Secara historis, *K-Means Clustering* menjadi salah satu algoritma yang paling penting dalam bidang data mining (Wu dan Kumar, 2009 dalam Prasetyo, 2012).

MacQueen (1967) mengatakan bahwa *K-Means* merupakan metode pengklasteran secara *partitioning* yang memisahkan data ke dalam kelompok yang berbeda. Dengan *partitioning* secara iteratif, *K-Means* mampu meminimalkan rata-rata jarak setiap data ke klasternya.

K-Means merupakan salah satu metode pengklasteran data nonhierarki (sekatan) yang berusaha mempartisi data yang ada ke dalam bentuk dua atau lebih

klaster. Metode ini mempartisi data ke dalam klaster sehingga data berkarakteristik berbeda diklasterkan ke dalam klaster yang lain. Adapun tujuan pengklasteran data ini adalah untuk meminimalkan fungsi objektif yang diset dalam proses pengklasteran, yang pada umumnya berusaha meminimalkan fungsi objektif yang diset dalam proses pengklasteran, yang pada umumnya berusaha meminimalkan variasi di dalam suatu klaster dan memaksimalkan variasi antar klaster. Adapun langkah-langkah untuk *K-Means Clustering* adalah sebagai berikut (Prasetyo, 2012):

1. Inisialisasi: tentukan nilai k sebagai jumlah klaster yang diinginkan dan matriks jarak yang diinginkan.
2. Pilih k data dari set data X sebagai *centroid*.
3. Alokasikan semua data ke *centroid* terdekat dengan matriks jarak yang sudah ditetapkan (memperbarui klaster *ID* pada setiap data).
4. Hitung kembali centroid berdasarkan data yang mengikuti klaster masing-masing.
5. Ulangi langkah 3 dan 4 hingga kondisi konvergen tercapai, yaitu tidak ada data yang berpindah klaster.

K-Means Clustering digunakan sebagai alternatif metode klaster untuk data dengan ukuran yang besar karena memiliki kecepatan yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode hierarki (Sitepu dkk, 2011).

Contoh penerapan *K-Means Clustering* (Prasetyo, 2012):

Tabel 3. 1 Kondisi awal data

Data ke i	X	Y
1	1	1
2	4	1
3	6	1
4	1	2
5	2	3
6	5	3

Data ke i	X	Y
7	2	5
8	3	5
9	2	6
10	3	8

1. Inisialisasi, ditentukan k (jumlah klaster) dari n objek adalah 3, kemudian dipilih k data sebagai *centroid* awal, misalnya dipilih data ke 2, 4, dan 6.

Tabel 3. 2 Centroid awal

<i>Centroid</i>	x	y
1	4	1
2	1	2
3	5	3

2. Iterasi 1, hitung jarak setiap data ke *centroid* terdekat. *Centroid* terdekat akan menjadi klaster yang diikuti oleh data tersebut. Dalam penelitian ini, jarak yang digunakan adalah jarak *Euclidean*. Berikut contoh perhitungan jarak ke setiap *centroid* pada data ke 1:

$$d_{x_1, c_1} = \sqrt{(-4)^2 + (-1)^2} = 3$$

$$d_{x_1, c_2} = \sqrt{(-1)^2 + (-2)^2} = 1$$

$$d_{x_1, c_3} = \sqrt{(-5)^2 + (-3)^2} = 4,47$$

Cara yang sama dapat dilakukan untuk perhitungan jarak ke setiap *centroid* pada data ke 2 sampai data ke 10, sehingga diperoleh tabel 3.8 berikut.

Tabel 3. 3 Hasil perhitungan jarak ke setiap centroid

Data ke i	Jarak ke <i>centroid</i>			Terdekat	Klaster yang diikuti
	1	2	3		
1	3	1	4,47	1	2

Data ke i	Jarak ke <i>centroid</i>			Terdekat	Klaster yang diikuti
	1	2	3		
2	0	3,16	2,24	0	1
3	2	5,10	2,24	2	1
4	3,16	0	4,12	0	2
5	2,83	1,41	3	1,41	2
6	2,24	4,12	0	0	3
7	4,47	3,15	3,61	3,15	2
8	4,12	3,61	2,83	2,83	3
9	5,39	4,12	4,24	4,12	2
10	7,07	6,32	5,39	5,39	3

Selanjutnya hitung nilai *centroid* yang baru untuk setiap klaster berdasarkan data yang bergabung pada setiap klasternya. Adapun persamaan untuk perhitungan nilai *centroid* adalah sebagai berikut:

$$c_{kj} = \frac{1}{Nk} \sum_{i=1}^{Nk} x_{ij} \quad (3.2)$$

dengan

c_{kj} = *centroid* klaster ke k pada variabel ke j

Nk = jumlah data yang tergabung dalam klaster k

x_{ij} = nilai objek ke i pada variabel ke j .

Sehingga perhitungan *centroid* baru untuk klaster 1 adalah:

Tabel 3.4 Anggota klaster

Data anggota	X	Y
2	4	1
3	6	1

$$c_{11} = \frac{4+6}{2} = 5$$

$$c_{12} = \frac{1+1}{2} = 1$$

Perhitungan *centroid* baru untuk klaster 2 adalah:

Tabel 3. 5 Anggota klaster 2

Data anggota	X	Y
1	1	1
4	1	2
5	2	3
7	2	5
9	2	6

$$c_{21} = \frac{1+1+2+2+2}{5} = 1,60$$

$$c_{22} = \frac{1+2+3+5+6}{5} = 3,40$$

Perhitungan *centroid* baru untuk klaster 3 adalah:

Tabel 3. 6 Anggota klaster 3

Data anggota	X	Y
6	5	3
8	3	5
10	3	8

$$c_{31} = \frac{5+3+3}{3} = 3,67$$

$$c_{32} = \frac{3+5+8}{3} = 5,34$$

Sehingga diperoleh *centroid* baru pada tabel berikut.

Tabel 3. 7 Centroid baru hasil iterasi 1

<i>Centroid</i>	<i>x</i>	<i>y</i>
1	5	1
2	1,60	3,40
3	3,67	5,34

3. Iterasi 2, hitung kembali jarak setiap data ke *centroid* baru hasil iterasi 1. Berikut contoh perhitungan jarak ke setiap *centroid* baru hasil iterasi 1 pada data ke 1:

$$d_{x_1, c_1} = \sqrt{(-5)^2 + (-1)^2} = 4$$

$$d_{x_1, c_2} = \sqrt{(-1,60)^2 + (-3,40)^2} = 2,47$$

$$d_{x_1, c_3} = \sqrt{(-3,67)^2 + (-5,34)^2} = 5,02$$

Cara yang sama dapat dilakukan untuk perhitungan jarak ke setiap *centroid* baru hasil iterasi 1 pada data ke 2 sampai data ke 10, sehingga diperoleh tabel 3.13 berikut.

Tabel 3. 8 Hasil perhitungan jarak ke setiap *centroid* baru hasil iterasi 1

Data ke <i>i</i>	Jarak ke <i>centroid</i>			Terdekat	Klaster yang diikuti
	1	2	3		
1	4	2,47	5,02	2,47	2
2	1	3,39	4,32	1	1
3	1	5,01	4,92	1	1
4	4,12	1,52	4,20	1,52	2
5	3,61	0,57	2,80	0,57	2
6	2	3,42	2,69	2	1
7	5	1,65	1,63	1,63	3
8	4,47	2,13	0,67	0,67	3
9	5,83	2,63	1,75	1,75	3

Data ke i	Jarak ke <i>centroid</i>			Terdekat	Klaster yang diikuti
	1	2	3		
10	7,28	4,81	2,77	2,77	3

Karena masih terdapat data yang berpindah klaster, maka langkah selanjutnya adalah menghitung *centroid* hasil iterasi 2 yang dilanjutkan dengan iterasi 3 hingga kondisi konvergen tercapai.

b. *K-Medoids Clustering*

K-Medoids Clustering, juga dikenal sebagai *Partitioning Around Medoids (PAM)*, adalah varian dari metode *K-Means*. Hal ini didasarkan pada penggunaan *medoids* bukan dari pengamatan *mean* yang dimiliki oleh setiap klaster, dengan tujuan mengurangi sensitivitas dari partisi sehubungan dengan nilai ekstrim yang ada dalam dataset (Vercellis, 2009).

K-Medoids Clustering hadir untuk mengatasi kelemahan *K-Means Clustering* yang sensitif terhadap *outlier* karena suatu objek dengan suatu nilai yang besar mungkin secara substansial menyimpang dari distribusi data (Han dan Kamber, 2006).

K-Medoids Clustering menggunakan metode pengklasteran partisi untuk mengklasterkan sekumpulan n objek menjadi sejumlah k klaster. Algoritma ini menggunakan objek pada kumpulan objek yang mewakili sebuah klaster. Objek yang mewakili sebuah klaster disebut dengan *medoids*. Klaster dibangun dengan menghitung kedekatan yang dimiliki antara *medoids* dengan objek *non medoids* (Setyawati, 2017).

Menurut Han dan Kamber (2006), tahapan *K-Medoids Clustering* adalah sebagai berikut.

1. Secara acak pilih k objek pada sekumpulan n objek sebagai *medoids*.
2. Ulangi.
3. Tempatkan objek *non medoids* ke dalam klaster yang paling dekat dengan *medoids*.
4. Secara acak pilih O_{random} (sebuah objek *non medoids*).
5. Hitung total *cost*, S , dari pertukaran *medoids* O_j dengan O_{random} .

6. Jika $S < 0$ maka tukar O_j dengan O_{random} , untuk membentuk sekumpulan k objek baru sebagai *medoids*.
7. Hingga tidak ada perubahan.

Contoh penerapan *K-Medoids Clustering*:

Tabel 3. 9 Kondisi awal data

Data ke i	X	Y
1	66	402
2	31	182
3	49	258
4	50	289
5	51	281
6	65	464
7	75	387
8	162	964
9	113	706
10	61	329
11	48	290
12	59	311

Sumber: Data simulasi

1. Ditentukan k (jumlah kluster) dari n objek adalah 3.
2. Tentukan *centroid* awal sebagai *medoids* dengan asumsi seperti pada tabel 3.15 berikut.

Tabel 3. 10 *Medoids*

Nama	Keterangan	x	y
$C1$	Diambil data ke 8 sebagai pusat kluster ke 1	162	964
$C2$	Diambil data ke 7 sebagai pusat kluster ke 2	75	387
$C3$	Diambil data ke 2 sebagai pusat kluster ke 3	31	182

3. Tempatkan objek-objek *non medoids* ke dalam kluster yang paling dekat dengan *medois* berdasarkan jarak *Euclidean*. Berikut contoh perhitungan jarak pada data ke 1:

$$d_{x_1, c_1} = \sqrt{(66 - 162)^2 + (402 - 964)^2} = 570,14$$

$$d_{x_1, c_2} = \sqrt{(66 - 75)^2 + (402 - 387)^2} = 16,16$$

$$d_{x_1, c_3} = \sqrt{(66 - 31)^2 + (402 - 182)^2} = 329,28$$

Cara yang sama dapat dilakukan untuk perhitungan jarak data ke 2 sampai data ke 10, sehingga diperoleh tabel 3.16 berikut.

Tabel 3. 11 Hasil perhitungan jarak ke setiap medoids

Data ke <i>i</i>	Jarak ke medoids			Terdekat	Kluster yang diikuti
	<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>		
1	570,14	16,16	329,28	16,16	2
2	796,07	314,87	0	0	3
3	714,00	130,05	273,08	130,05	2
4	684,23	100,44	282,08	100,44	2
5	691,96	108,06	278,21	108,06	2
6	509,32	77,32	374,22	77,32	2
7	583,98	0	314,87	0	2
8	0	583,98	796,07	0	1
9	262,61	321,62	560,16	262,61	1
10	642,98	59,03	290,02	59,03	2
11	683,57	99,92	284,31	99,92	2
12	661,07	77,10	283,10	77,10	2
Jumlah	6.799,94	1.888,56	4.065,40		
Total Cost	12.753,90				

4. Tentukan objek *non medoids* dengan asumsi sebagai berikut.

Tabel 3. 12 *Non Medoids*

Nama	Keterangan	x	y
$D1$	Diambil data ke 3 sebagai pusat kluster ke 1	49	259
$D2$	Diambil data ke 5 sebagai pusat kluster ke 2	51	281
$D3$	Diambil data ke 9 sebagai pusat kluster ke 3	113	706

5. Ulangi langkah 3 untuk objek *non medoids* sehingga diperoleh tabel 3.18 berikut.

Tabel 3. 13 *Hasil perhitungan jarak ke setiap non medoids*

Data ke i	Jarak ke <i>medoids</i>			Terdekat	Kluster yang diikuti
	$D1$	$D2$	$D3$		
1	144,01	121,93	307,61	121,93	2
2	273,08	278,21	560,16	273,08	1
3	0	22,09	451,56	0	1
4	30,02	8,06	421,73	8,06	2
5	22,09	0	429,50	0	2
6	205,62	183,53	246,71	183,53	2
7	130,05	108,06	321,62	108,06	2
8	714	691,96	262,61	262,61	3
9	451,56	429,50	0	0	3
10	71,02	49,03	380,57	49,03	2
11	31,02	9,49	421,05	9,49	2
12	52,95	31,05	398,67	31,05	1
Jumlah	2.125,42	1.932,91	4.207,80		
Total Cost	8.260,13				

6. Hitung nilai S dengan persamaan sebagai berikut (Setyawati, 2017):

$$S = \text{total cost baru} - \text{total cost lama} \quad (3.3)$$

dengan

$$S = \text{selisih}$$

$$\text{Total cost baru} = \text{total cost untuk non medoids}$$

$$\text{Total cost lama} = \text{total cost untuk medoids.}$$

Sehingga diperoleh:

$$S = 8.260,13 - 12.752,90 = -4.493,77$$

7. Karena nilai $S < 0$ maka tukar *non medoids* dengan *medoids*, sehingga $D1$, $D2$, dan $D3$ menjadi objek *medoids*.
8. Tentukan objek *non medoids* baru dengan asumsi sebagai berikut.

Tabel 3. 14 *Non Medoids baru*

Nama	Keterangan	x	y
$E1$	Diambil data ke 8 sebagai pusat kluster ke 1	162	964
$E2$	Diambil data ke 10 sebagai pusat kluster ke 2	61	329
$E3$	Diambil data ke 12 sebagai pusat kluster ke 3	59	311

9. Ulangi langkah 3 untuk objek *non medoids* baru sehingga diperoleh tabel 3.20 berikut.

Tabel 3. 15 *Hasil perhitungan jarak ke setiap non medoids*

Data ke i	Jarak ke <i>medoids</i>			Terdekat	Kluster yang diikuti
	$E1$	$E2$	$E3$		
1	570,14	73,71	91,27	73,71	2
2	796,07	290,02	283,10	283,10	3
3	714	71,02	52,95	52,95	3
4	684,23	41,48	23,77	23,77	3
5	691,96	49,03	31,05	31,05	3
6	509,32	135,06	153,12	135,06	2

Data ke <i>i</i>	Jarak ke <i>medoids</i>			Terdekat	Klaster yang diikuti
	<i>E1</i>	<i>E2</i>	<i>E3</i>		
7	583,98	59,03	77,10	59,03	2
8	0	642,98	661,07	0	1
9	262,61	380,57	398,67	262,61	1
10	642,98	0	18,11	0	2
11	683,57	41,11	23,71	23,71	3
12	661,07	18,11	0	0	3
Jumlah	6.799,94	1.801,59	1.813,92		
Total Cost	10.415,45				

10. Hitung kembali nilai S sebagai berikut:

$$S = 10.415,45 - 8.260,13 = 2.155,32$$

11. Karena nilai $S > 0$ maka proses pengklasteran dihentikan. Sehingga diperoleh anggota tiap klaster sebagai berikut.

Tabel 3. 16 Hasil pengklasteran data simulasi dengan *K-Medoids Clustering*

Data ke <i>i</i>	<i>X</i>	<i>Y</i>	Klaster yang diikuti
1	66	402	2
2	31	182	1
3	49	258	1
4	50	289	2
5	51	281	2
6	65	464	2
7	75	387	2
8	162	964	3
9	113	706	3
10	61	329	2
11	48	290	2
12	59	311	1

3.6 Ukuran Jarak dalam Pengklasteran

Berdasarkan tujuan pengklasteran yang telah dijelaskan, maka menurut Supranto (2004) terdapat beberapa ukuran diperlukan untuk mengakses seberapa mirip atau berbeda objek-objek yang diklasterkan. Pendekatan yang paling biasa ialah mengukur kemiripan dinyatakan dengan jarak (*distance*) antara pasangan objek. Objek dengan jarak lebih pendek antara mereka akan lebih mirip satu sama lain dibandingkan dengan pasangan dengan jarak antara dua objek

Ukuran jarak yang paling banyak digunakan adalah *Euclidean* dan *Mahattan*. *Euclidean* digunakan ketika ingin memberikan jarak terpendek antara dua titik (jarak lurus), sedangkan *Mahattan* memberikan jarak terjauh pada dua data. *Mahattan* juga sering digunakan karena kemampuannya dalam mendeteksi keadaan khusus dengan lebih baik (Augusta, 2005 dalam Prasetyo, 2012).

1. Jarak *Euclidean*

Jarak *Euclidean* ialah akar dari jumlah kuadrat perbedaan/deviasi di dalam nilai untuk setiap variabel (Supranto, 2004). Jarak *Euclidean* juga biasa disebut sebagai metode perhitungan jarak yang didasarkan pada ruang berdimensi terbatas bernilai riil (Kumari dan Bhagat, 2013). Adapun persamaan untuk menghitung jarak *Euclidean* adalah sebagai berikut (Prasetyo, 2012):

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (3.4)$$

dengan

d_{ij} = jarak antara objek i dan objek j

x_{ik} = nilai objek i pada variabel ke k

x_{jk} = nilai objek j pada variabel ke k

p = banyak variabel yang diamati.

Contoh:

Tabel 3. 17 Data perhitungan jarak Euclidean

Objek	X_1	X_2
A	4	1
B	1	2
C	5	3

Sumber: Prasetyo, 2014

Perhitungan jarak *Euclidean* untuk data pada tabel 3.17 adalah:

$$d_{AB} = \sqrt{(4-1)^2 + (1-2)^2} = 3,16$$

$$d_{AC} = \sqrt{(4-5)^2 + (1-3)^2} = 2,23$$

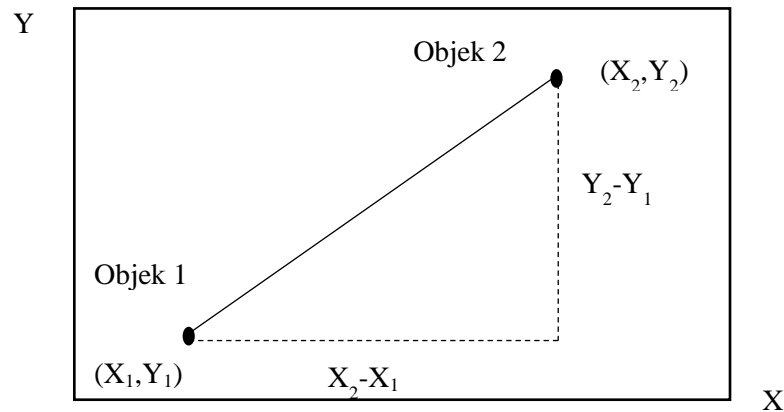
$$d_{BC} = \sqrt{(1-5)^2 + (2-3)^2} = 4,12$$

Sehingga jarak antar objek dapat dilihat secara keseluruhan pada tabel 3.4 berikut.

Tabel 3. 18 Matriks jarak Euclidean

	A	B	C
A	0	3,16	2,23
B	3,16	0	4,12
C	2,23	4,12	0

Secara geometris, dengan menggunakan dua fitur maka jarak *Euclidean* akan sama dengan persamaan *pythagoras* dalam menghitung sisi miring (Prasetyo, 2012). Adapun visualisasi jarak *Euclidean* adalah sebagai berikut.



Gambar 3. 2 Jarak Euclidean dalam dua dimensi

Sumber: Hair, dkk, 1998

2. Jarak Mahattan

Jarak *Mahattan* atau *the city block distance* merupakan jarak antara dua objek yang merupakan jumlah perbedaan mutlak/absolut di dalam nilai untuk setiap variabel (Supranto, 2004). Adapun persamaan untuk jarak *Mahattan* adalah sebagai berikut (Prasetyo, 2012):

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^p |x_{ik} - x_{jk}| \quad (2)$$

dengan

d_{ij} = jarak antara objek i dan objek j

x_{ik} = nilai objek i pada variabel ke k

x_{jk} = nilai objek j pada variabel ke k

p = banyak variabel yang diamati.

Contoh:

Dengan menggunakan data pada tabel 3.3 maka perhitungan jarak *Mahattan* adalah sebagai berikut:

$$d_{AB} = |4-1| + |1-2| = 4$$

$$d_{AC} = |4-5| + |1-3| = 3$$

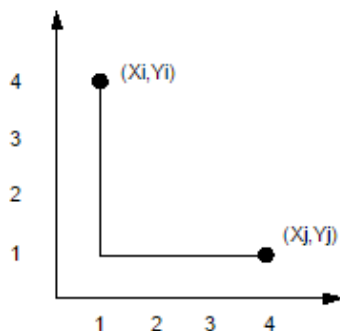
$$d_{BC} = |1-5| + |2-3| = 5$$

Sehingga jarak antar objek dapat dilihat secara keseluruhan pada tabel 3.5 berikut.

Tabel 3. 19 Matriks jarak Mahattan

	A	B	C
A	0	4	3
B	4	0	5
C	3	5	0

Secara geometris, dengan menggunakan dua fitur maka jarak *Mahattan* akan sama dengan jarak terjauh antara dua vektor (Prasetyo, 2012). Adapun visualisasi jarak *Mahattan* adalah sebagai berikut.



Gambar 3. 3 Jarak Mahattan dalam dua dimensi

Sumber: NN, 2007

3.7 Asumsi Analisis kelompok

Menurut Hair, dkk., (1998) terdapat dua asumsi dalam analisis kelompok yaitu sampel yang representatif dan tidak ada multikolinieritas.

1. Sampel Representatif

Penggunaan sampel dalam penelitian harus dapat mewakili populasi atau representatif. Penggunaan sampel yang representatif akan memberikan hasil yang maksimal dan sesuai dengan kondisi populasi yang ada. Namun apabila penelitian menggunakan populasi maka dapat disimpulkan bahwa asumsi representatif terpenuhi. (Hair, dkk., 1998).

2. Tidak Ada Multikolinieritas

Multikolinieritas adalah suatu peristiwa dimana terjadi korelasi yang kuat antara dua atau lebih variabel kelompok. Multikolinieritas merupakan masalah yang perlu diperhatikan dalam analisis multivariat pada umumnya, karena pengaruhnya yang sangat besar dalam menghasilkan solusi, sehingga mengganggu proses analisis. Namun dalam analisis kelompok efeknya berbeda, yaitu variabel-variabel yang terjadi multikolinieritas secara implisit dibobot lebih besar. Karena alasan ini peneliti dianjurkan untuk menguji variabel kelompok mana yang secara substansial menimbulkan multikolinieritas. (Hair, dkk., 1998).

Pengujian terhadap multikolinieritas dalam data salah satunya dengan menggunakan koefisien korelasi. Koefisien korelasi merupakan indeks atau bilangan yang digunakan untuk mengukur keeratan hubungan antar variabel. Perhitungan koefisien korelasi yang dapat digunakan untuk data dengan skala pengukuran interval dan rasio adalah koefisien korelasi *pearson*. (Hasan, 2002). Berikut adalah persamaan koefisien korelasi *pearson* :

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3.5)$$

dengan:

- r_{xy} = koefisien korelasi antara variabel x dan y
- x_i, y_i = variabel bebas x dan y pada data ke- i
- \bar{x}, \bar{y} = rata-rata data variabel x dan y

Contoh perhitungan koefisien korelasi dapat dilihat pada contoh 7 berikut:

Contoh 7.

Dengan \bar{x} sebesar 8,33 dan \bar{y} sebesar 50, koefisien korelasi untuk variabel x yang berniali 9, 7, 9 dan variabel y yang bernilai 50, 40, 60 dapat dihitung dengan menggunakan persamaan 3.11 sebagai berikut:

$$r_{xy} = \frac{[-8,33(50-50)] + [-8,33(40-50)] + [-8,33(60-50)]}{\sqrt{[-8,33]^2 + [-8,33]^2 + [-8,33]^2} \sqrt{[50-50]^2 + [40-50]^2 + [60-50]^2}}$$

$$r_{xy} = 0,866$$

Berikut uji hipotesisi untuk melihat multikolinieritas dalam data berdasarkan koefisien korelasi dan P_{value} :

a. Hipotesis Penelitian

$$H_0 : \rho_{xy} = 0$$

$$H_1 : \rho_{xy} \neq 0$$

b. Tingkat Signifikansi = α

c. Daerah Kritis

$$\text{Tolak } H_0 \text{ jika : } r_{xy} > r_{tabel} \text{ atau } P_{value} < \alpha$$

d. Statistik Uji

$$\text{Nilai } r_{xy} \text{ sesuai dengan persamaan (3.7)}$$

e. Keputusan

$$\text{Tolak } H_0 \text{ atau Gagal Tolak } H_0$$

f. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat ditarik dari keputusan yang diambil

Beberapa hal yang dapat dilakukan apabila data mengandung multikolinieritas yaitu dapat mengurangi variabel dengan jumlah yang sama pada setiap set atau dapat menggunakan salah satu *distance measures*, seperti *Mahalanobis distance*. (Hair, dkk., 1998). Selain itu, menurut Supranto (2004) multikolinieritas juga dapat ditangani dengan menggunakan analisis komponen

utama yang mereduksi variabel menjadi beberapa faktor sehingga tidak mengandung multikolinieritas.

2.1. Analisis Komponen Utama

Analisis faktor merupakan suatu analisis yang digunakan untuk mereduksi dan meringkas data. Faktor-faktor diekstraksi sehingga faktor pertama memberikan andil terbesar terhadap seluruh varian dari seluruh variabel asli, faktor kedua menyumbang terbesar kedua, faktor ketiga menyumbang terbesar ketiga, dan begitu seterusnya sehingga proses pencarian faktor dihentikan setelah sumbangan terhadap seluruh varian variabel mencapai 60% atau lebih. Dimungkinkan pula untuk mengekstraksi faktor sehingga faktor tidak berkorelasi sesamanya seperti di dalam Analisis Komponen Utama atau *Principal Component Analysis* (PCA). (Supranto, 2004).

Dalam analisis komponen utama jumlah varian data yang terkandung dalam semua variabel asli dipertimbangkan, analisis ini direkomendasikan apabila tujuan peneliti adalah menentukan banyaknya faktor yang diekstraksi minimum (sedikit mungkin) tetapi menyerap sebagian besar informasi yang terkandung pada semua variabel asli untuk analisis multivariat selanjutnya. (Supranto, 2004).

Sebelum melakukan analisis faktor, dilakukan pengujian terhadap data dengan menggunakan uji *bartlett* dan KMO. Berikut penjelasan untuk kedua uji tersebut :

a. Uji *Bartlett*

Pengujian ini digunakan untuk melihat apakah variabel yang digunakan berkorelasi dengan variabel lainnya. Pengujian dilakukan dengan menggunakan statistik *chi-square*, apabila nilai *chi-square* lebih dari nilai *chi-square* tabel maka variabel mengandung korelasi. (Usman dan Sobari, 2013). Berikut uji hipotesis untuk uji *bartlett* :

- Hipotesis

$$H_0 : \rho = 0$$

$$H_1 : \rho \neq 0$$

- Tingkat Signifikansi = α

- Daerah Kritis

$$\text{Tolak } H_0 \text{ jika : } \chi^2_{hitung} > \chi^2_{(\alpha, db)} \quad \text{atau } P_{value} < \alpha$$

- Statistik Uji

$$\text{Nilai } \chi^2_{hitung} \text{ dan } P_{value}$$

- Keputusan

Tolak H_0 atau Gagal Tolak H_0

- Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat ditarik dari keputusan yang diambil

b. Uji *Kaiser Mayer Olkin* (KMO)

KMO merupakan indeks yang digunakan untuk meneliti ketepatan analisis faktor. Analisis faktor tepat untuk digunakan ketika nilai KMO berada diantara 0,5 hingga 1, apabila kurang dari 0,5 analisis faktor dikatakan tidak tepat. (Supranto, 2004). Berikut persamaan untuk menghitung nilai KMO:

$$KMO = \frac{\sum_i^n \sum_{j \neq i}^n r_{ij}^2}{\sum_i^n \sum_{j \neq i}^n r_{ij}^2 + \sum_i^n \sum_{j \neq i}^n a_{ij}^2} \quad (3.6)$$

dengan:

$$a_{ij} = - \frac{v_{ij}}{\sqrt{v_{ii} v_{jj}}}$$

a_{ij} = koefisien korelasi parsial dari variabel i dan j

r_{ij} = koefisien korelasi sederhana dari variabel i dan j

v_{ij} = invers matriks korelasi dari variabel i dan j

i, j = 1,2,3,... n

Penentuan banyak faktor yang dibentuk dapat dilakukan dengan dua metode, yaitu dengan melihat nilai *eigenvalues* dan persentase varian. Berikut penjelasan untuk masing-masing metode:

a. Penentuan berdasarkan *Eigenvalues*

Suatu *eigenvalues* menunjukkan besarnya sumbangan dari faktor terhadap varian seluruh variabel asli. Dalam pendekatan ini, hanya faktor dengan nilai *eigenvalues* yang lebih dari satu yang dipertahankan atau dimasukkan dalam model. Sedangkan yang kurang dari satu tidak dimasukkan karena dianggap tidak lebih baik dari variabel asli, sebab variabel asli telah dibakukan yang berarti rata-ratanya nol dan variannya satu. (Supranto, 2004).

b. Penentuan berdasarkan Persentase Varian

Banyaknya faktor yang diekstraksi ditentukan sedemikian rupa sehingga kumulatif persentase varian yang diekstraksi oleh faktor mencapai suatu level tertentu yang memuaskan. Menurut Supranto (2004), ekstraksi faktor dihentikan ketika kumulatif persentase varian sudah mencapai minimal 60% atau 75% dari seluruh varian variabel asli.

Ekstraksi faktor yang belum menghasilkan komponen faktor utama yang jelas mengharuskan dilakukannya rotasi faktor. Tujuan dari rotasi faktor ini yaitu agar dapat memperoleh struktur faktor yang lebih sederhana sehingga mudah diinterpretasikan. Ada beberapa metode rotasi faktor yang dapat digunakan: (Widarjono, 2010).

- a. *Varimax Method*, adalah metode rotasi orthogonal untuk meminimalisasi jumlah indikator yang mempunyai *factor loading* tinggi pada tiap faktor.
- b. *Quartimax Method*, adalah metode rotasi yang meminimalisasi jumlah faktor yang digunakan untuk menjelaskan indikator.
- c. *Equamax Method*, adalah metode gabungan antara *varimax method* dan *quartimax method*.

Tujuan dilakukan analisis faktor pada penelitian ini yaitu untuk mencari variabel yang independen atau tidak mengandung multikolinieritas, maka

penghitungan skor atau nilai faktor harus dilakukan untuk membentuk variabel baru guna melakukan analisis selanjutnya, dalam hal ini analisis kelompok. Berikut persamaan untuk menghitung nilai faktor :

$$F_i = w_{i1}X_1 + w_{i2}X_2 + \dots + w_{ij}X_j \quad (3.7)$$

dengan:

F_i = skor faktor untuk faktor ke- i

w_{ij} = *weight* atau *factor score coefficient* faktor ke- i dan variabel ke- j

X_j = variabel ke- j

i = banyak faktor; $i = 1, 2, 3, \dots, n$

j = banyak variabel; $j = 1, 2, 3, \dots, n$

3.8 Perbandingan Metode Terbaik

Untuk mengetahui metode mana yang mempunyai kinerja terbaik, dapat digunakan rata-rata simpangan baku dalam *Cluster* (σ_W) dan simpangan baku antar *Cluster* (σ_B) (Bunkers, dkk.1996 dalam Laeli, 2014).

Rumus rata-rata simpangan baku dalam *Cluster* (σ_W):

$$\sigma_W = K^{-1} \sum_{k=1}^K \sigma_k \quad (3.8)$$

Dengan,

K = Banyaknya *Cluster* yang terbentuk

σ_k = Simpangan baku *Cluster* ke- k

Rumus simpangan baku *Cluster* ke- k (σ_k) :

$$\sigma_W = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \mu_k)^2} \quad (3.9)$$

Dengan,

N = Jumlah Anggota dari setiap *Cluster*

μ_k = Rata-rata *Cluster* ke-k

X_i = Anggota *Cluster*, dari $I = 1, 2, \dots, N$

Rumus Simpangan Baku antar *Cluster* (σ_B):

$$\sigma_B = \left[\sum_{k=1}^K (\mu_k - \mu)^2 \right]^{1/2} \quad (3.10)$$

Dengan,

μ_k = rata *Cluster* ke-k

μ = rata-rata keseluruhan *Cluster*

Rumus Rasio simpangan baku (σ):

$$\sigma = \frac{\sigma_W}{\sigma_B} \times 100 \% \quad (3.11)$$

dengan,

σ_W = Simpangan Baku dalam *Cluster*

σ_B = Simpangan Baku antar *Cluster*

Metode yang mempunyai rasio terkecil merupakan metode terbaik. *Cluster* yang baik adalah *Cluster* yang mempunyai homogenitas (kesamaan) yang tinggi antar anggota dalam satu *Cluster* (*within Cluster*) dan heterogenitas yang tinggi antar *Cluster* yang satu dengan *Cluster* yang lain (*between Cluster*) (Santoso, 2007 dalam Laeli, 2014)

3.9 Pemetaan

Menurut Suryadi di dalam Prasetyo (2012), peta merupakan penyajian secara grafis dari kumpulan data yang mentah maupun yang telah dianalisis atau informasi sesuai lokasinya. Dengan kata lain peta adalah bentuk sajian informasi spasial mengenai permukaan bumi untuk dapat dipergunakan dalam

pembuatan keputusan. Agar dapat bermanfaat, suatu peta harus dapat menampilkan informasi secara jelas, mengandung ketelitian yang tinggi, walaupun tidak dihindari harus bersifat selektif, dengan mengalami pengolahan, biasanya terlebih dahulu ditambah dengan ilmu pengetahuan agar lebih dapat dimanfaatkan langsung oleh pengguna. Sedangkan menurut Hakim dalam Putri (2014) pemetaan secara umum adalah kegiatan penggambaran permukaan bumi yang diproyeksikan ke dalam bidang datar dengan skala tertentu.

BAB IV

METODOLOGI PENELITIAN

4.1. Populasi dan Sampel Penelitian

Populasi penelitian adalah hewan ternak di Jawa tengah Tahun 2015 sedangkan sampel data ternak hewan ternak Tahun 2015.

4.2. Jenis dan Sumber data penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah berupa data sekunder yang diperoleh dari website Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah dengan data komoditas Peternakan provinsi Jawa Tengah tahun 2015.

4.3. Variabel Penelitian

Penelitian ini menggunakan variabel:

1. Sapi perah
2. Sapi potong
3. Kerbau
4. Kuda
5. Kambing
6. Domba
7. Babi
8. Ayam kampung
9. Ayam petelur
10. Ayam pedaging
11. Itik
12. Kabupaten/Kota
13. Luas Lahan

4.4 Metode Pengumpulan Data

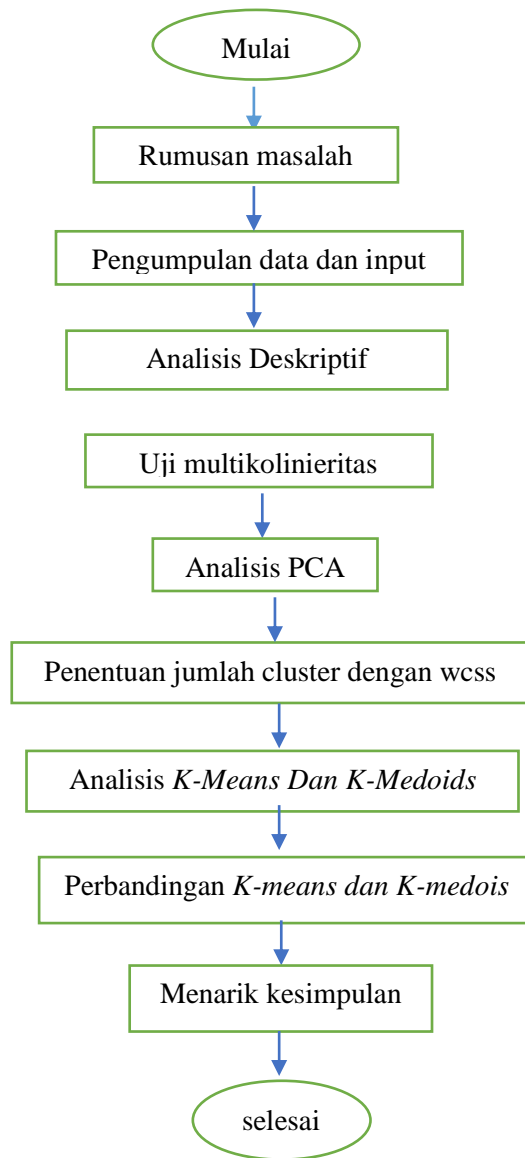
Data dalam penelitian ini menggunakan data sekunder dimana data merupakan publikasi dari Badan Pusat Statistika Provinsi Jawa Tengah. Data tersebut di kumpulkan melalui situs Website Badan Pusat Statistika Provinsi Jawa Tengah dengan cara mengumpulkan data dari setiap variabel.

4.5. Metode Analisis Data

Dalam penelitian ini, analisis yang digunakan adalah analisis deskriptif untuk melihat kondisi Peternakan dalam setiap wilayah kabupaten/kota provinsi di Jawa Tengah menggunakan software *Microsoft Excel 2007*. Kemudian metode analisis kelompok yang digunakan yaitu metode *K-means* dan *K-Medoids* dengan software *R* versi *3.2.4 revised*.

4.6 Tahapan Penelitian

Adapun beberapa tahapan penelitian yang dilakukan oleh penulis sebagai berikut



Gambar 4.1 Tahapan Penelitian

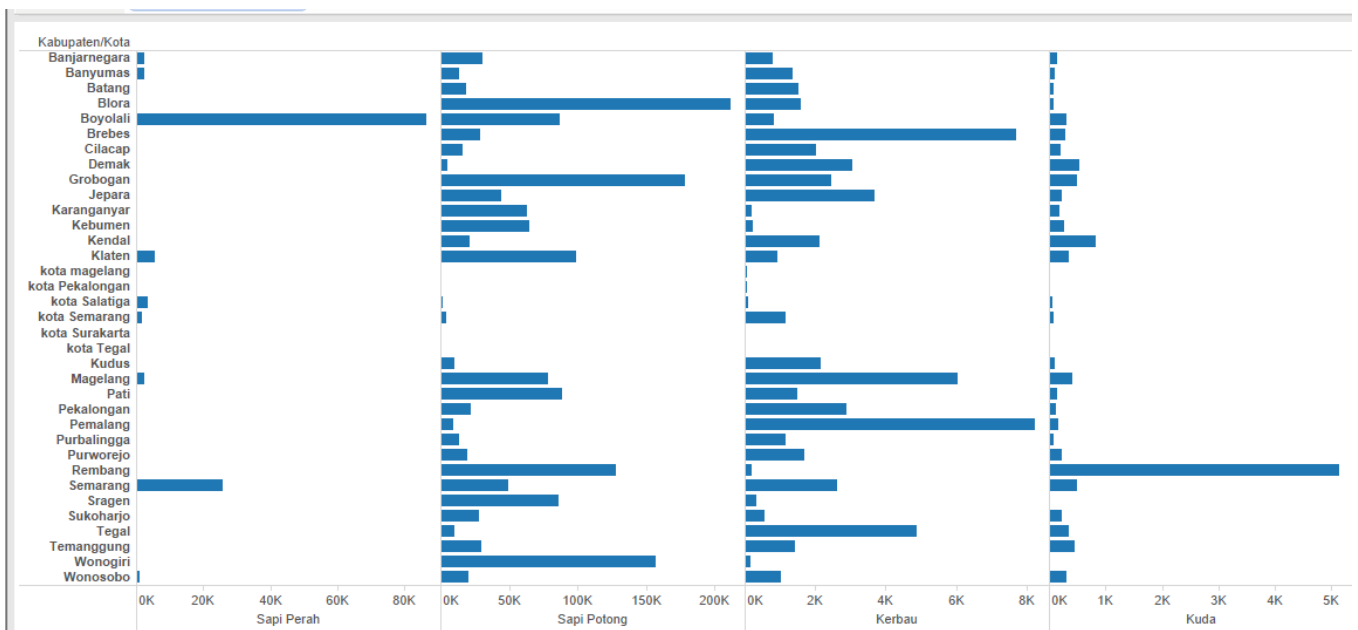
BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN

5.1 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif mampu menggambarkan kondisi dari peternak pada setiap kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah. Berikut adalah grafik yang menggambarkan kondisi peternakan di berdasarkan hewan ternak seperti Sapi Perah, Sapi Potong, Kerbau, Kuda, Kambing, Domba, Babi, Ayam Petelur, Ayam kampung, Ayam Pedaging dan Itik.

5.1.1 Ternak Hewan Besar

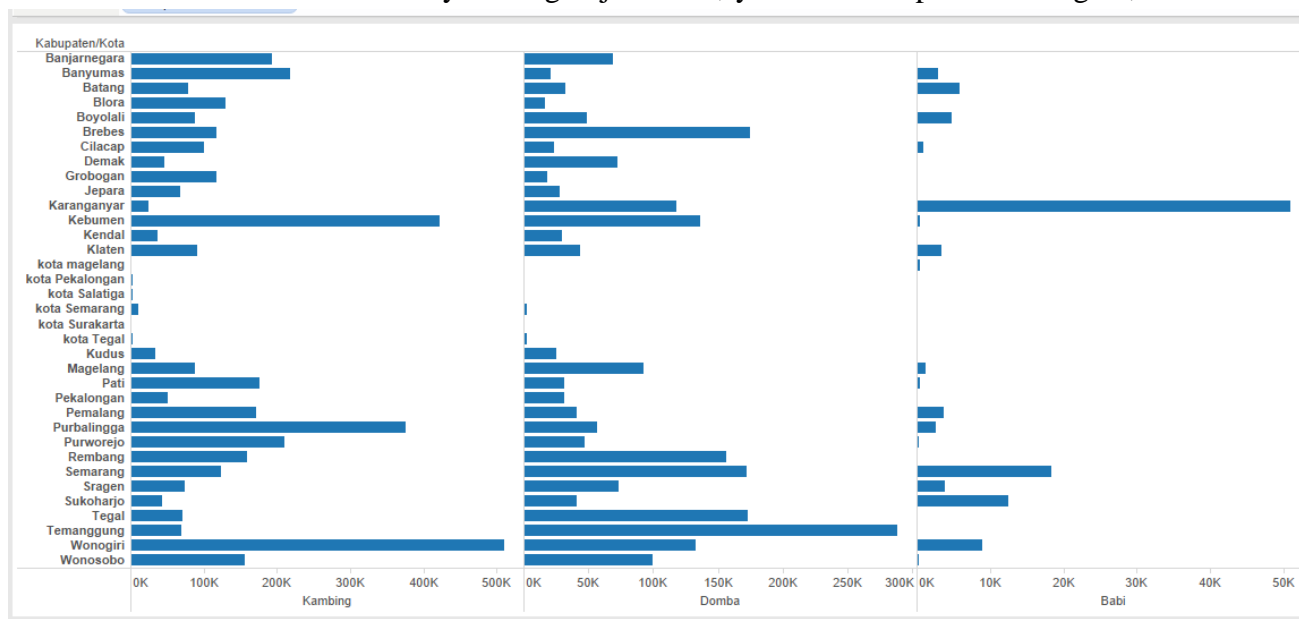
Dalam ternak Hewan besar terdiri dari ternak Sapi Perah, Sapi Potong, Kerbau, Kuda, Kambing, Domba, dan Babi, berikut hasil deskriptifnya :



Gambar 5. 1 Ternak hewan Besar

Dari hasil diagram pada **Gambar 5.1** dapat di lihat bahwa ternak sapi perah di Provinsi Jawa Tengah sangat rendah tapi ada juga yang tinggi yaitu pada kabupaten Boyolali dan Semarang, pada kabupaten Boyolali jumlah ternak sapi

sebanyak 86.363 ekor sedangkan di wilayah Semarang sebanyak 25.780 ekor, sedangkan ternak sapi perah yang paling rendah terdapat pada Kota Tegal dan Cilacap yaitu 0 ekor. ternak sapi potong dari kabupateb/Kota di Provinsi Jawa Tengah cukup tinggi akan tetapi ada beberapa daerah yang masih rendah. Dari ternak sapi potong yang paling tinggi yaitu pada Kabupaten Blora yaitu sebanyak 211.559 ekor dan tertinggi kedua pada Kabupaten Grobogan yaitu sebanyak 1.785.555 ekor. Sedangkan ternak sapi potong terendah pada Kota Tegal sebanyak 75 ekor. ternak kerbau di Provinsi Jawa Tengah setiap kabupaten/Kota berbeda – beda jumlahnya . kabupaten yang memiliki ternak kerbau kerbau yang cukup besar jumlahnya berada di Kabupaten Pemalang berjumlah 8.225 ekor, Kabupaten Brebes berjumlah 7.702 ekor, dan Kabupaten Magelang berjumlah 6.037 ekor kerbau sedangkan jumlah ternak kerbau yang jumlahnya kecil berada di Kota Surakarta berjumlah 16 ekor kerbau. dapat dilihat persebaran ternak kuda di Provinsi Jawa Tengah berbeda – beda jumlahnya. Kabupaten yang memiliki jumlah ternak kuda yang cukup besar jumlahnya berada di kabupaten Rembang berjumlah 5.129 ekor, dan kabupaten Kendal berjumlah 830 ekor. sedangkan jumlah ternak kerbau yang jumlahnya kecil berada di 3 Wilayah dengan jumlah 0, yaitu di Kabupaten Wonogiri , Kota



Gambar 5. 2 Ternak Besar

Pekalongan dan Kota Tegal.

Berdasarkan **Gambar 5.2** dapat dilihat persebaran ternak kambing di Provinsi Jawa Tengah setiap Kabupaten di berbeda – beda jumlahnya. Kabupaten yang memiliki ternak kambing yang cukup besar berada di Kabupaten Wonogiri berjumlah 511.181 ekor, kabupaten Kebumen berjumlah 422.095 ekor dan kabupaten Purbalingga berjumlah 375.471 ekor kambing. Sedaangkan jumlah ternak kambing yang jumlahnya kecil berada di Kota Magelang berjumlah 205 ekor kambing. Persebaran ternak domba di Provinsi Jawa Tengah di setiap kabupaten berbeda – beda jumlahnya. Kabupaten yang memiliki jumla ternak yang cukup besar jumlahnya berada di kabupatenn Temanggung berjumlah 288.918 ekor, kabupaten Brebes berjumlah 174.479 ekor dan kabupaten Tegal berjumlah 173.458 ekor. Sedangkan jumlah ternak domba yang jumlahnya kecil berada di Kota surakarta berjumlah 348 ekor domba. Persebaran ternak babi di Provinsi Jawa Tengah setiap kabupaten/Kota berbeda-beda jumlahnya. Kabupaten yang memiliki ternak babi yang cukup besar berada di kabupaten karang anyar berjumlah 51.021 ekor, kabupaten Semarang berjumlah 18.431 ekor, dan kabupaten Sukoharjo berjumlah 12.521 ekor babi sedangkan pada ternak babi yang tidak bertenak babi pada Provinsi Jawa Tengah terdapat pada 12 wilayah yaitu pada kabupaten Kudus, Jepara, Demak ,Kendal, Pekalongan, Tegal, Brebes, Kota surakarka, Kota salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan dan Kota Tegal.

5.1.2 Ternak Hewan Kecil

Dalam ternak hewan kecil terdapat ternak Ayam Pedaging, Ayam Kampung, Ayam Petelur dan Itik, Berikut hasil Deskriptif :



Gambar 5.3 Ternak Hewan Kecil

Berdasarkan Gambar 5.3 dapat dilihat bahwa persebaran ternak ayam kampung di Provinsi Jawa Tengah setiap kabupaten/Kota berbeda-beda jumlahnya. Kabupaten yang memiliki ternak ayam kampung yang paling besar jumlahnya berada di kabupaten Blora berjumlah 4.076.584 ekor, kabupaten Kebumen berjumlah 3.925.037 ekor dan kabupaten Pemalang berjumlah 2.788.356 eko ayam kampung sedangkan jumlah ternak ayam kampung yang jumlah kecil berada di Kota Surakarta berjumlah 10.854 ekor ayam kampung. Persebaran ternak ayam petelur di Provinsi Jawa Tengah setiap kabupaten berbeda – beda jumlahnya. Kabupaten yang memiliki ternak ayam petelur yang cukup besar berada di kabupaten Kendal berjumlah 3.583.300 ekor, kabupaten Boyolali berjumlah 1.872.923 ekor dan kabupaten karang anyar berjumlah 1.830.060 ekor sedangkan pada ternak ayam petelur terdapat 2 wilayah yang tidak memiliki

ternak ayam petelur yang pada Kota Surakarta dan Kota Tegal. Persebaran ternak ayam pedaging di Provinsi Jawa Tengah setiap kabupaten berbeda – beda jumlahnya. Kabupaten yang memiliki ternak ayam pedaging yang cukup besar berada di kabupaten Batang berjumlah 10.362.000 ekor, kabupaten Semarang berjumlah 10.144.846 ekor dan kabupaten banyumas berjumlah 9.869.101 ekor ayam pedaging, sedangkan jumlah ayam pedaging yang jumlahnya kecil berada di Kota Surakarta berjumlah 5.000 ekor ayam pedaging. Persebaran ternak Itik di Provinsi Jawa Tengah setiap kabupaten berbeda – beda jumlahnya. Kabupaten yang memiliki ternak Itik yang cukup besar berada di kabupaten Brebes berjumlah 512.586 ekor, kabupaten Pemalang berjumlah 322.987 ekor dan kabupaten Klaten berjumlah 292.292 ekor itik, sedangkan jumlah itik yang jumlahnya kecil berada di Kota Surakarta berjumlah 85 ekor itik.

5.2 Asumsi Cluster

5.2.1 Sampel Respresentatif

Populasi pada penelitian ini adalah seluruh Kabupaten/ Kota di Jawa Tengah. Penelitian menggunakan populasi sehingga asumsi sampel representatif sudah terpenuhi.

5.2.2 Uji Multikolinearitas

Uji multikolinieritas pada penelitian ini menggunakan nilai korelasi, akan tetapi dari hasil korelasi hanya di ambil beberapa output saja, untuk lebih rincinya bisa dilihat di lempiran 4,berikut hasil output korelasi :

Tabel 5. 1 Hasil Perhitungan Korelasi

ρ	ρ	Nilai	Kesimpulan
Sapi Perah	Sapi Potong	0.12733556	Terima H0
Kerbau	Itik	0.56291138	Tolak H0
Kuda	Domba	0.31595430	Terima H0
Ayam Kampung	Kambing	0.59577971	Tolak H0
Ayam Petelur	Sapi Potong	-0.04015952	Terima H0
Babi	Ayam Pedaging	0.22541894	Terima H0
Kambing	Domba	0.295152274	Terima H0

Pengujian hipotesis sebagai berikut :

a. Hipotesis

$$H_0 : \rho \text{ itik dan kerbau} = 0$$

$$H_1 : \rho \text{ itik dan kerbau} \neq 0$$

b. Tingkat Signifikansi

$$\alpha = 0,05$$

c. Daerah Kritis

Tolak H_0 jika : $P_{value} < \alpha$ atau nilai korelas variabel itik dan kerbau $> r_{(0,05;35)}$

; dimana $r_{(0,05;35)} = 0,334$

d. Statistik Uji

Sesuai dengan Gambar 5.12 nilai korelasi itik dan kerbau = 0,562

e. Keputusan

Karena nilai korelasi itik dan kerbau lebih dari $r_{(0,05;35)}$ maka tolak H_0

f. Kesimpulan

Dengan tingkat signifikansi sebesar 0,05 data yang ada menolak hipotesis nol (H_0) yang berarti terdapat multikolinieritas antara variabel itik dan kerbau.

Dengan menggunakan uji hipotesis seperti di atas, dapat dilihat bahwa terdapat beberapa variabel lain yang mengandung multikolinieritas, namun terdapat pula beberapa variabel yang tidak mengandung multikolinieritas. Sehingga dapat disimpulkan bahwa asumsi multikolinieritas pada penelitian ini tidak terpenuhi. Penanganan yang dilakukan yaitu dengan melakukan reduksi faktor terhadap variabel-variabel yang diteliti dengan menggunakan analisis komponen utama atau PCA.

5.3 Analisis Komponen Utama

Sebelum melakukan analisis komponen utama, perlu dilakukan uji *Bartlett* dan KMO. Uji *Bartlett* digunakan untuk menguji hipotesis bahwa variabel saling berkorelasi atau tidak. Berikut uji hipotesis untuk uji *bartlett* :

a. Hipotesis

$$H_0 : \rho = 0$$

$$H_1 : \rho \neq 0$$

b. Tingkat Signifikansi

$$\alpha = 0,05$$

c. Daerah Kritis

Tolak H_0 jika: $P_{value} < \alpha$

d. Statistik Uji

, nilai P_{value} yaitu 0,0053

e. Keputusan

Karena nilai P_{value} kurang dari α

f. Kesimpulan

Dengan tingkat signifikansi sebesar 0,05, data yang ada menolak hipotesis nol (H_0) yang berarti terdapat korelasi antar variabel.

KMO digunakan untuk meneliti ketepatan analisis faktor, berdasarkan hasil analisis faktor pada lampiran 2 diketahui bahwa nilai KMO yaitu sebesar 0,530. Nilai ini berada di antara 0,5-1 yang berarti analisis faktor tepat atau layak digunakan.

Untuk menentukan jumlah faktor yang terbentuk, peneliti menggunakan nilai *eigenvalues*. Faktor dengan nilai *eigenvalues* lebih dari satu akan dipertahankan, sedangkan apabila kurang dari satu maka faktor tidak diikutsertakan dalam model. Selain itu, menurut Supranto (2004) ekstraksi faktor dihentikan apabila persentase kumulatif varian paling sedikit 60% atau 75% dari seluruh variabel asli.

Tabel 5. 2 Eigenvalues

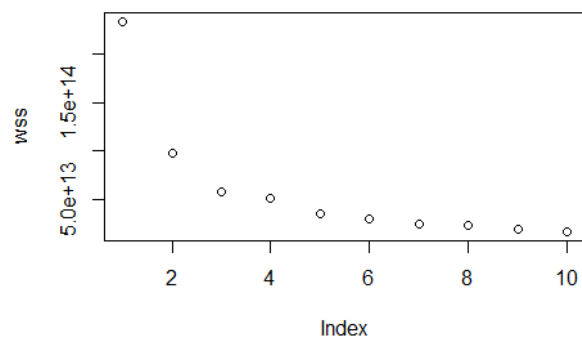
Faktor	Initial Eigenvalues		
	Total	% of Variance	Cumulative %
1	2.726256	22.7188	22.7188
2	1.971729	16.43108	39.14988
3	1.612714	13.43928	52.58916
4	1.157396	9.644969	62.23413
5	1.069632	8.913604	71.14774
6	0.914572	7.621433	78.76917
7	0.718931	5.991091	84.76026
8	0.553383	4.611528	89.37179
9	0.450502	3.754183	93.12597
10	0.347118	2.892651	96.01862
11	0.288801	2.406678	98.4253
12	0.188964	1.574701	100

Berdasarkan tabel 5.1 dapat dilihat bahwa factor 1 sampai factor 5 yang memiliki nilai *eigenvalues* lebih dari satu. Sehingga faktor yang terbentuk pada analisis komponen utama ini sebanyak 5 faktor. Faktor 1 menyumbang varian sebesar 22,7 %, factor 2 menyumbang varian sebesar 16,4 %, factor 3 menyumbang varian sebesar 13,4 %, factor 4 menyumbang varian sebesar 9,6 % dan factor 5 menyumbang varian sebesar 8,9 % sehingga kumulatif varian yang dapat digambarkan oleh ke 5faktor tersebut adalah sebesar 71,1 % lebih dari 60% yang berarti ke faktor tersebut telah dapat menggambarkan data.

5.4 Penerapan Cluster

5.4.1 Penentuan Jumlah Kluster

Untuk menjawab rumusan masalah selanjutnya yaitu mengetahui bagaimana hasil pengklasteran terhadap peternakan di Jawa Tengah tahun 2015 menggunakan metode *K-means Clustering* , maka sebelumnya dilakukan pengklasteran maka terlebih dahulu di tentukan jumlah kluster terbaik terhadap peternakan di Jawa Tengah tahun 2015,terdapat beberapa cara untuk menentukan jumlah kluster terbaik, namun pada penelitian ini menggunakan pendekatan *Within Cluster Sum of Squares*.



Gambar 5.5 *Within Cluster Sum of Squares*

Within Cluster Sum of Squares merupakan jumlah kuadrat dari nilai setiap objek dalam *cluster* tersebut. *WCSS (Within Cluster Sum of Squares)* ini di gunakan dalam membantu menentukan jumlah *cluster* pada penelitian menggunakan *index*. Dari Gambar 5.13 dapat dilihat bahwa titik jumlah *cluster* mulai landai pada indeks 3, berbeda dengan indeks sebelumnya yang terlalu curam. Maka dalam penentuan jumlah *cluster* dalam penelitian ini menggunakan 3 *cluster*.

5.2.2 Analisis Cluster K-Means

Cluster K-Means merupakan salah satu metode yang digunakan oleh peneliti. Metode K-Means mengelompokkan data didasarkan pada jarak yang terdekat dengan pusatnya. pada penelitian ini menggunakan jarak Euclidian, K-terbentuk dari metode K-Means tergantung pada inisiasi nilai pusat awal cluster yang diberikan (santosa, 2007). Daro hasil cluster menggunakan Software R dengan 3 cluster sehingga terbentuk keanggotaan. berikut hasil dari program R dan keanggotaannya :

```
Clustering vector:
[1] 1 1 3 1 3 1 1 2 2 1 1 3 2 1 1 3 2 1 1 1 2 2 2 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1
```

Gambar 5.6 Hasil pengklasteran metode K-Means

Tabel 5. 3 Hasil Cluter Menggunakan K- Means

Cluster	Jumlah Anggota	Kaputen/Kota
1	15	Banjarnegara, Wonosobo, Karanganyar, Sragen, Kudus, Semarang, Temanggung, Kendal, Batang, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan dan Kota Tegal.
2	14	Cilacap, Banyumas, Purbalingga, Purworejo, Magelang, Klaten, Sukoharjo, Pati, Jepara, Demak, Pekalongan, Pemalang, Tegal, dan Brebes
3	6	Kebumen, Boyolali, Wonogiri, Grobogan, Blora, dan Rembang

Pada tabel di atas dapat di ketahui hasil pengelompokan menggunakan algoritma *K-Means* dengan menggunakan *jarak Euclidean* yaitu pada *Cluster 1* terdiri dari 15 Kabupaten/Kota ,*Cluster 2* terdiri dari 14 Kabupaten/Kota. Sedangkan *Cluster 3* terdiri dari dari 6 Kabupaten/Kota.

Kemudian untuk membedakan hasil pengelompokan yang terbentuk maka dilakukan Profilisasi dengan mencari nilai rata-rata dari setiap variabel. Variabel yang digunakan adalah variabel awal, yaitu variabel yang bukan merupakan hasil dari analisis komponen utama.berikut hasil profilisasi yang terbentuk :

Tabel 5. 4 Nilai Rata-rata variable setiap cluster Menggunakan K-Means

Variabel	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Sapi Perah	2.425	818	14.472
Sapi Potong	22.467	34.116	137.991
Kerbau	913	3.265	920

Kuda	186	248	1.047
Kambing	54.137	130.704	237.981
Domba	61.077	62.715	84.993
Babi	5.334	2.018	2.399
Ayam Kampung	517.070	1.412.278	2.198.269
Ayam Petelur	674.883	681.816	366.071
Ayam Pedaging	3.534.469	4.196.703	2.388.644
Itik	73.617	226.175	117.905
Luas Lahan	55.832	139.034	148.409

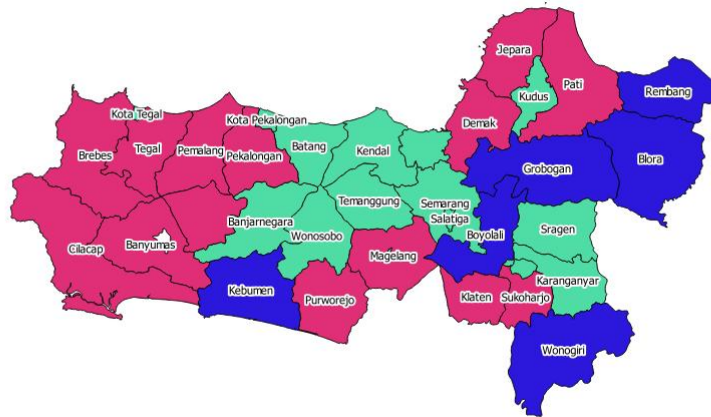
Dari **Tabel 5.4** maka dapat di ketahui karakteristik dari setiap cluster yang terbentuk, bahwa wilayah yang termasuk *Cluster 1* Memiliki rata-rata dengan Luas Lahan sebesar 55.832 M² maka pada wilayah di *Cluster 1* Cuma memiliki rata – rata tertinggi pada ternak babi yaitu sebanyak 5.334 ekor kemudian rata-rata terendah terdapat pada ternak Kerbau, kambing, Sapi Potong, Domba, Ayam Kampung dan Itik.

Berbeda dengan wilayah yang termasuk pada *Cluster 2* memiliki rata rata dengan Luas lahan sebesar 139.034 m² maka pada wilayah di Cluster 2 ini rata-rata tertinggi terdapat pada ternak Ayam Pedaging sebanyak 4.196.703 ekor, Ayam Kampung sebanyak 1.412.278 ekor, Ayam Petelur sebanyak 681.816 ekor dan kerbau sebanyak 3.265 ekor. Sedangkan untuk rata- rata terendah pada *Cluster 2* terdapat pada ternak sapi perah sebanyak 818 ekor dan ternak babi sebesar 2.018 ekor.

Sedangkan pada wilayah *Cluster 3* memiliki rata-rata dengan Luas Lahan sebesar 148.409 m² rata-rata tertinggi terdapat pada ternak Ayam Kampung sebanyak 2.198.269, Kambing sebanyak 237.981 ekor, Sapi Potong sebanyak 137.991 ekor, Domba Sebanyak 84.993, Sapi Perah sebanyak 14.472 Ekor dan Kuda Sebanyak 1.047 Ekor sedangkan untuk rata – rata terendah pada *Cluster 3* terdapat pada ayam petelur dan ayam pedaging

Tabel 5. 5 Karakteristik Cluster

Cluster	Kaputen/Kota	Karakteristik
1	Banjarnegara, Wonosobo, Karanganyar, Sragen, Kudus, Semarang, Temanggung, Kendal, Batang, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan dan Kota Tegal.	Hewan ternak babi tertinggi dikelompok ini, jika di bandingkan dengan kelompok lain, namun jenis ternak kerbau, kambing, sapi potong, domba, ayam kampung dan itik terendah di bandingan dengan kelompok lain. Di karenakan luas lahan sebesar 55.843 m ² jadi tidak ada lahan buat beternak dan juga sumber makanan bagi ternak kurang memadai.
2	Cilacap, Banyumas, Purbalingga, Purworejo, Magelang, Klaten, Sukoharjo, Pati, Jepara, Demak, Pekalongan, Pemalang, Tegal, dan Brebes	Hewan ternak ayam pedaging, ayam kampung, ayam petelur dan kerbau tertinggi di bandingan kelompok lain, namun hewan ternak, sapi perah dan ternak babi terendah di bandingkan kelompok lain. Karena pada wilayah ini mayoritas Bertani.
3	Kebumen, Boyolali, Wonogiri, Grobogan, Blora, dan Rembang	Hewan ternak ayam kampung, kambing, sapi potong, domba, sapi perah dan kuda tertinggi di bandingan dengan kelompok lain di karenakan jumlah lahan yang memenuhi dan sumber makanan hijauan juga banyak dan mayoritas masyarakat beternak hewan. Sedangkan terendah pada ternak ayam petelur dari kelompok lainnya.



Gambar 5. 7 Peta *K-Means*

5.2.3 Analisis Cluster *K-Medoids*

Sama halnya dengan metode *K-Means*, metode *K-medoids* pada penelitian ini menggunakan 3 cluster, metode *K-medoids* juga di olah menggunakan bantuan program *R* dengan library *cluster*. Berikut hasil dari program *R* dan keanggotaannya :

```
Clustering vector:
 [1] 1 2 1 2 1 1 2 1 1 1 2 1 2 2 1 1 2 1 2 1 2 2 2 2 2 2 1 1 1 3 3 3 3 3 3
Objective function:
```

Gambar 5. 8 Hasil pengklasteran metode *K-Medoids*

Tabel 5. 6 Hasil Cluster menggunakan *K-Medoids*

Cluster	Jumlah Anggota	Kaputen/Kota
1	17	Cilacap, Purbalingga, Kebumen, Purworejo, Magelang, Boyolali, Klaten, Sukoharjo, Wonogiri, Grobogan, Blora, Rembang, Pati, Jepara, Pekalongan, Pemalang dan Brebes
2	9	Banyumas, Karanganyar, Sragen, Demak, Semarang, Temanggung, Kendal, Batang dan Tegal

3	9	Banjarnegara, Wonosobo, Kudus, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan dan Kota Tegal.
---	---	---

Pada tabel di atas dapat diketahui hasil pengelompokan menggunakan algoritma *K-Medoids* dengan menggunakan *jarak Euclidean* yaitu pada *Cluster 1* terdiri dari 17 Kabupaten/Kota, *Cluster 2* terdiri dari 9 Kabupaten/Kota. Sedangkan *Cluster 3* terdiri dari 9 Kabupaten/Kota.

Kemudian untuk membedakan hasil pengelompokan yang terbentuk maka dilakukan Profilisasi dengan mencari nilai rata-rata dari setiap variabel. Variabel yang digunakan adalah variabel awal, yaitu variabel yang bukan merupakan hasil dari analisis komponen utama. Berikut hasil profilisasi yang terbentuk :

Tabel 5. 7 Nilai Rata-rata variable setiap cluster Menggunakan *K-Medoids*

variabel	Cluster 1	Cluster 2	cluster 3
sapi perah	5616	3319	1035
sapi potong	75139	33013	7567
kerbau	2465	1947	609
kuda	515	342	80
kambing	171842	82718	44892
domba	65912	109144	22370
babi	2334	9131	89
ayam kampung	1689275	1071934	261386
ayam petelur	556697	1229716	148199
ayam pedaging	2896205	7412325	1128480
itik	196419	123781	58331
luas lahan	148615	93686	33865

Dari tabel di atas maka dapat diketahui karakteristik dari setiap cluster yang terbentuk, bahwa wilayah pada *cluster 1* memiliki rata-rata dengan luas lahan sebesar 148.615 m² maka rata-rata tertinggi pada wilayah ini terdapat pada ternak Sapi Perah sebanyak 5.616 ekor, Sapi Potong Sebanyak 75.139 ekor, Kerbau sebanyak 2.465 ekor, Kuda sebanyak 515 ekor, Kambing Sebanyak 171.842 ekor,

Ayam Kampung sebanyak 1.689.275 ekor dan itik sebanyak 196.419. Sedangkan untuk rata-rata terendah pada cluster ini tidak ada.

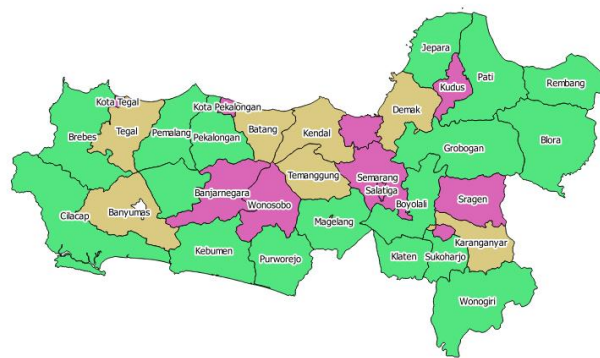
Kemudian untuk wilayah pada Cluster 2 memiliki rata-rata dengan luas lahan sebesar 93.686 m² maka rata-rata tertinggi pada wilayah ini terdapat pada ternak Domba sebanyak 109.144 ekor, Ayam Petelur 1.229.716 ekor dan Ayam Pedaging Sebanyak 7.512.325 ekor. Sedangkan rata-rata terendah pada cluster ini tidak ada.

Kemudian untuk wilayah pada cluster 3 tidak memiliki rata-rata tertinggi pada wilayah cluster lainnya, hampir semua dari wilayah cluster 3 memiliki rata-rata terendah dari wilayah cluster lainnya

Tabel 5. 8 Karakteristik Cluster

Cluster	Kaputen/Kota	Karakteristik
1	Cilacap, Purbalingga, Kebumen, Purworejo, Magelang, Boyolali, Klaten, Sukoharjo, Wonogiri, Grobogan, Blora, Rembang, Pati, Jepara, Pekalongan, Pemalang dan Brebes	Hewan ternak di kelompok ini tertinggi bandingan dengan kelompok lain, dikarenakan dengan luas lahan sebesar 148.615 m ² dan mayoritas juga beternak kemudian sumber makanan begitu banyak karena pada daerah ini hasil pertanian juga banyak.
2	Banyumas, Karanganyar, Sragen, Demak, Semarang, Temanggung, Kendal, Batang dan Tegal	Hewan ternak domba, ayam petelur dan ayam pedaging tertinggi di bandingan dengan kelompok lain, sedangkan untuk ternak seperti sapi perah, sapi potong, kambing, kuda, kerbau, ayam kampung dan itik masih kalah dengan kelompok 1, karena pada wilayah masyarakat mayoritas Bertani.
3	Banjarnegara, Wonosobo,	Hewan ternak di wilayah Ini

	<p>Kudus, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan dan Kota Tegal.</p>	<p>terendah dibandingkan dengan kelompok lain di karenak</p> <p>an dengan luas lahan yang tidak memenuhi dan rata- rata masyakat bekerja sebagai petani, pedagang dan pegawai kantor atau PNS.</p>
--	--	--



Gambar 5.9 Peta K-Medoids

5.5 Perbandingan Validasi Cluster

Tabel 5. 9 Perbandingan cluster dengan metode K-Means dan K-Medoids

Cluster	Kabupaten/Kota (K-Means)	Kabupaten/Kota (K-Medoids)
1	Banjarnegara, Wonosobo, Karanganyar, Sragen, Kudus, Semarang, Temanggung, Kendal, Batang, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan dan Kota Tegal.	Cilacap, Purbalingga, Kebumen, Purworejo, Magelang, Boyolali, Klaten, Sukoharjo, Wonogiri, Grobogan, Blora, Rembang, Pati, Jepara, Pekalongan, Pemalang dan Brebes
2	Cilacap, Banyumas, Purbalingga, Purworejo, Magelang, Klaten, Sukoharjo, Pati, Jepara, Demak, Pekalongan, Pemalang, Tegal, dan Brebes	Banyumas, Karanganyar, Sragen, Demak, Semarang, Temanggung, Kendal, Batang dan Tegal
3	Kebumen, Boyolali, Wonogiri, Grobogan, Blora, dan Rembang	Banjarnegara, Wonosobo, Kudus, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan dan Kota Tegal.

Dari table di atas dapat dilihat bahwa perbandingan antara cluster menggunakan metode K- Means dan Cluster Menggunakan Metode K- Medoids . pada cluster 1 terdapat 1 wilayah yang termasuk pada cluster 1 menggunakan metode K-Means wilayah tersebut juga terdapat pada cluster 1 menggunakan metode K-Medoids. Kemudian untuk wilayah yang masuk pada cluster 2 menggunakan metode K-means dan K-Medoids ada 2 wilayah yang sama yaitu pada kabupaten Banyumas dan kabupaten Tegal, sedangkan pada cluster 3 tidak terdapat perbedaan .

Tabel 5. 10 Variansi Cluster

Kmeans	Sapi Perah	Sapi Potong	Kerbau	Kuda	Kambing	Domba	Babi	Ayam Kampung	Ayam Petelur	Ayam Pedaging	Itik	Luas Lahan
sw	14459.0	37705.9	1450.0	792.9	111528.6	65627.9	6857.6	923325.7	775268.0	2737565.5	78023.8	62719.6
sb	3517.7	29982.5	639.1	226.4	43533.4	6298.1	855.3	396540.9	85007.1	431214.6	36997.4	24022.3
sw/sb	4.1	1.3	2.3	3.5	2.6	10.4	8.0	2.3	9.1	6.3	2.1	2.6
var	4.6											
Kmedoids	Sapi Perah	Sapi Potong	Kerbau	Kuda	Kambing	Domba	Babi	Ayam Kampung	Ayam Petelur	Ayam Pedaging	Itik	Luas Lahan
sw	3082.5	12287.3	705.3	116.9	43375.1	40100.1	5322.9	308409.4	404851.8	1417838.8	48357.9	19153.2
sb	1079.7	16087.8	451.5	103.3	30725.8	20452.8	2219.5	337582.1	257444.9	1527608.9	32562.2	27055.1
sw/sb	2.9	0.8	1.6	1.1	1.4	2.0	2.4	0.9	1.6	0.9	1.5	0.7
var	1.5											

Dari hasil semua *cluster* menggunakan metode *K-means* dan *K-Medoids* maka dilakukan validasi *cluster* untuk kedua metode menggunakan nilai variansi *cluster*. jika dalam suatu kelompok menunjukkan variansi antar anggota dengan nilai variansi semakin kecil maka hasilnya akan semakin baik. sedangkan untuk nilai variansi antar kelompok semakin besar maka hasil akan semakin baik. Nilai variansi *cluster* yang merupakan pembagian dari variansi antar anggota dalam suatu kelompok dan variansi antar kelompok, dimana nilai variansi *cluster* akan semakin baik ketika nilainya semakin kecil. Dari Tabel 5.7 menunjukkan bahwa nilai variansi *cluster* dengan metode K-means sebesar 4,5 sedangkan nilai variansi *cluster* dengan metode K- Medoids adalah sebesar 1,5. Hal ini menunjukkan bahwa metode K-Medoids lebih baik daripada metode K-Mean s karena metode K-Medoids memiliki nilai variansi *cluster* lebih kecil khususnya pada data komoditas Peternakan di Jawa Tengah tahun 2015.

BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, peneliti mengambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Dari hasil komoditas peternakan di Jawa Tengah seperti sapi perah, sapi potong, kerbau, kuda, kambing, domba, babi, ayam pedaging, ayam petelur, ayam kampung dan itik, jumlah ternak unggas lebih banyak dari hewan ternak berkaki empat, dikarenakan bahwa ternak unggas lebih sederhana di banding ternak hewan berkaki empat, dari banyak hewan ternak yang terdapat di Kabupaten/Kota di Jawa Tengah, jumlah yang paling sedikit ternak hewan di daerah Kota.
2. Hasil pengelompokan menggunakan algoritma *K-means* dengan jarak *euclidean* yaitu kelompok 1 terdiri dari 15 Kabupaten/Kota, kelompok 2 terdiri dari 14 Kabupaten/Kota, kelompok 3 terdiri dari 6 Kabupaten/Kota. Hasil pengelompokan menggunakan algoritma *K-Medoids* yaitu kelompok 1 terdiri dari 17 Kabupaten/Kota, kelompok 2 terdiri dari 9 Kabupaten/Kota, kelompok 3 terdiri dari 9 Kabupaten/Kota.
3. Dari perbandingan menggunakan nilai variansi cluster menunjukkan bahwa variansi cluster dengan metode *K-means* sebesar 4.6 sedangkan nilai variasi cluster dengan metode *K-Medoids* sebesar 1.5 . hal ini menunjukkan bahwa metode *K-medoids* lebih baik dari pada metode *K-means* karena metode *K-medoids* memiliki nilai variansi cluster lebih kecil khususnya pada pengelompokan komoditas peternakan di Jawa Tengah tahun 2015

6.2 Saran

Saran dari hasil penelitian yang dapat diberikan terkait tugas akhir ini yaitu sebagai berikut:

1. Untuk cluster 1 metode K-Means jumlah ternak rendah karena luas lahan tidak memenuhi dan masyarakat bekerja sebagai petani, pedagang dan pegawai. Bagi pemerintah selaku kebijakan agar bisa melakukan tindakan atau memberikan sosialisasi agar masyarakat juga bias usaha peternakan di samping sebagai Pegawai negeri guna untuk memajukan ternak di provinsi jawa tengah.
2. Untuk cluster 2 metode k-means jumlah ternak terendah pada ternak sapi potong dan babi, luas lahan pada daerah memenuhi buat peternakan akan tetapi ternak di wilayah cluster 2 tidak tinggi, di karenakan masyarakat bekerja sebagai petani. Bagi pemerintah selaku kebijakan agar bisa melakukan tindakan atau memberikan sosialisasi agar masyarakat juga bisa usaha peternakan di samping sebagai petani.
3. Untuk cluster 3 metode k-means pada wilayah ini ternak ayam petelur dan ayam pedaging rendah sedangkan dari luas lahan masih memenuhi, Bagi pemerintah yang mempunyai kebijakan supaya ayam petelur dan pedaging meningkat di wilayah cluster 3, maka pemerintah harus melakukan tindakan dan sosialisasi supaya masyarakat bisa beternak ayam pedaging dan ayam petelur atau pemerintah bekerja sama dengan masyarakat supaya beternak ayam pedaging dan ayam petelur guna memajukan ternak di provinsi jawa tengah
4. Saran untuk penelitian selanjutnya sebaiknya menggunakan variabel-variabel lain terkait dengan peternakan agar dapat memudahkan analisis sehingga dapat membandingkan tidak hanya pada segi komoditas peternakan saja akan tetapi juga dilihat berdasarkan sumberdaya manusia, luas lahan dan perekonomian pada masyarakat Jawa Tengah itu sendiri.

5. Saran dari hasil penelitian untuk pemerintah selaku pengambil kebijakan agar dapat melihat potensi-potensi yang terdapat dalam suatu wilayah terkait hasil peternakan . Serta memberikan perhatian lebih untuk wilayah-wilayah yang mempunyai hasil peternakan yang menonjol maupun kurang supaya dapat menambah nilai pendapatan provinsi Jawa Tengah.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfina, Tahta. Dkk. 2012. *Analisa Perbandingan Metode Hierarchial Clustering, K-Means, dan Gabungan Keduanya dalam Membentuk Cluster Data (Studi Kasus : Problem Kerja Praktek JuruSAN Teknik Industri ITS)*. Jurnal Teknik POMITS Vol.1, No. 1, 1-5.
- Anton, Howard. 1990. *Aljabar Linier Elementer*. Jakarta: Erlangga
- Asmidar.2014. *Penggunaan Analisis Komponen Utama dan Analisis Kelompok Untuk Menentukan Karakteristik Pengelompokan Hasil komoditi Peternakan di Sulawesi Tenggara*. Tugas Akhir. Kendari : Universitas Halu Oleo
- BPS Jawa Tengah. 2015. *Ternak hewan di jawa Tengah*. Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah. Semarang
- Dillon, W.R., dan Goldstein, M. 1984. *Multivariate Analysis Second Edition*. London: Heinemann Educational Books.
- Fithriyyah, Anisahtul. 2017. *Analisis Cluster Spasial Tingkat Kerawanan Demam Berdarah Dengue (DBD) di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2015*. Skripsi. Yogyakarta: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia.
- Grossman, D.A. dan Frieder, O. 2004. *Information Retrieval Algorithms and Heuristics Second Edition*. Netherlands: Springer.
- Hair, J.F., Anderson, Rolph E., Tatham, Ronald L., dan Black, William C. 1998. *Multivariate Data Analysis (Fifth Edition)*. New Jersey: Pretice-Hall.
- Hasan, Muhammad Iqbal. 2002. *Pokok-Pokok Materi Statistik 2 (Statistik Inferensif)*. Jakarta: Bumi Aksara.
- Hilda, yunita. 2017. *Perbandingan k-means dan k-medoids clustering terhadap kelayakan puskesmas di DIY tahun 2015*. Skripsi. Yogyakarta: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia.
- Han, J., Kamber, M. 2006. *Data Mining: Concept and Techniques*. Waltham: Morgan Kauffman Publisher.

- Kumari, Archana dan Bhagat, H. 2013. *Compression Record Based Efficient K-Medoid Algorithm to Increase Scalability and Efficiency*. International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET). Vol. 2 Issue 8, Agustus 2013 2398 – 2401.
- Larose, Daniel T. 2005. *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*. Hoboken: John Wiley and Sons, Inc.
- Machfudhoh, S., Wahyuningsih, N. 2013. *Analisis Cluster Kabupaten/Kota Berdasarkan Pertumbuhan Ekonomi Jawa Timur*. Jurnal Sains dan Seni Pommits. Vol. 2 No. 1 1 – 8.
- MacQueen, J.B. 1967. *Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations*. Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Berkeley, University of California Press, 1: 281 – 297.
- Maududie dan Wibowo. 2014. *Metode Adaptive-Setting Divisive Clustering dengan Pendekatan Graf Hutan Yang Minimum*. Konferensi Nasional Ilmu Komputer (KONIK) 2014 ISSN : 23 38-3899. Program Studi Sistem Informasi. Universitas Jember.
- Prasetyo, Lambang Agung. 2012. *Aplikasi Sistem Informasi Geografis pada Kerusakan Bangunan Akibat Erupsi Merapi Tahun 2010 di Kabupaten Sleman Daerah Istimewa Yogyakarta Berbasis WEB*. Skripsi Mahasiswa Statistika, FMIPA, UII.
- Pratiwi, Nurkholida. 2016. *Implementasi K-Means dan K-Medoids Clustering dalam Pengelompokan Unit Usaha Koperasi (Studi Kasus: Unit Usaha Koperasi Terdaftar di Kabupaten Sleman per Tahun Buku 2014)*. Skripsi. Yogyakarta: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia.
- Usman, Hardius dan Sobari, Nurdin. 2013. *Aplikasi Teknik Multivariat Untuk Riset Pemasaran*. Jakarta : PT. Raja Grafindo Persada.
- Sarfia. 2016. *Penerapan Metode Ward Pada Analisis Gerombol Hierarki*. Skripsi. Sulawesi Tenggara : Fakultas Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Haluoleo

- Sitepu, R., Irmeilyana, dan Gultom, B. 2011. *Analisis Cluster terhadap Tingkat Pencemaran Udara pada Sektor Industri di Sumatera Selatan*. Jurnal Penelitian Sains. Vol. 14 No. 3A Juli 2011 11 – 17.
- Setyawati, Astri Widiastuti. 2017. *Implementasi Algoritma Partitioning Around Medoid (PAM) untuk Pengelompokan Sekolah Menengah Atas di DIY Berdasarkan Nilai Daya Serap Ujian Nasional*. Skripsi. Yogyakarta: Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Sanata Dharma.
- Sugiyono. 2005. *Statistika untuk Penelitian*. Bandung : CV Alfabeta.
- Supranto, Johanes. 2004. *Analisis Multivariat : Arti dan Interpretasi*. Jakarta : PT. Rineka Cipta.
- Tallahasse, Florida. 2016. Introduction to data mining clustering peixiang zhao. Slideplayer.com/slide/10431363/ diunduh pada tanggal 27 Oktober 2017 pukul 15.40 WIB.
- Triyanto, Wiwit Agus. 2015. *Algoritma K-Medoids untuk Penentuan Strategi Pemasaran Produk*. Jurnal SIMETRIS. Vol. 6 No. 1 April 2015 183 – 188.
- Usman, Hardius dan Sobari, Nurdin. 2013. *Aplikasi Teknik Multivariat Untuk Riset Pemasaran*. Jakarta : PT. Raja Grafindo Persada.
- Vercillis, Carlo. 2009. *Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making*. Milan: WILEY.
- Widarjono, Agus. 2010. *Analisis Statistika Multivariat Terapan*. Yogyakarta: STIM YKPN.
- Walpole, R.E., dan Myers, R.H. 1995. *Ilmu Peluang dan Statistika untuk Insinyur dan Ilmuwan Edisi ke-4*. Bandung : Penerbit ITB.
- Yuhendra. 2009. *Analisis Wilayah pengembangan Komoditas Peternakan di Provinsi Riau dengan menggunakan Analisis Cluster Ward Method*. Skripsi, Riau : Fakultas Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Riau
- Yusuf, Rampi dan Novian, D. 2014. *Aplikasi Image Retrieval pada Varian Ikan Cupang Menggunakan K-Means dan K-Medoids Algoritm*. Gorontalo: Jurnal Teknik. Vol. 12 No.2 Desember 2014 111 – 122.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Peternakan

kabupaten/kota	sapi perah	sapi potong	kerbau	kuda	kambing	domba	babi	ayam kampung	ayam petelur	ayam pedaging	itik	luas lahan
Cilacap	0	16125	2026	210	100246	23518	900	1480500	210000	3906000	274720	213851
Banyumas	2570	13316	1375	101	218798	21365	2973	1287657	1570988	9869010	181375	132759
Purbalingga	116	13522	1152	77	375471	56821	2635	2139738	738009	4570760	119326	77765
Banjarnegara	2543	30336	808	145	193113	68981	91	572897	177285	1018750	37978	106974
Kebumen	30	65256	244	271	422095	136490	397	3925037	6573	2165339	175030	128274
Purworejo	44	19324	1682	236	210391	47073	262	583095	134500	2447387	165607	103482
Wonosobo	990	20308	1043	304	156476	99293	284	894985	45945	1803815	74062	98468
Magelang	2528	78325	6037	407	87671	92397	1294	989523	1691780	1447725	186736	108573
Boyolali	86363	86988	841	303	88051	48644	4776	887706	1872923	3488943	172056	101507
Klaten	5486	99438	937	354	92014	43982	3409	1446963	1045869	1936862	292929	65556
Sukoharjo	13	28160	570	233	44012	41252	12520	819958	740550	2360600	218990	466666
Wonogiri	37	157468	167	0	511181	133227	8960	2296329	43252	5121800	58873	182237
Karanganyar	365	62948	203	177	24600	117606	51021	918961	1830060	4758900	85694	77220
Sragen	17	86620	324	19	74361	73542	3870	759068	482205	4257167	35559	94649
Grobogan	362	178555	2457	494	117756	18257	212	1294904	68619	1140000	104256	197585
Blora	32	211559	1598	87	129812	16619	36	4076584	201358	1658284	67792	179440
Rembang	5	128122	211	5129	158990	156723	15	709051	3700	757500	129421	101410
Pati	215	88680	1508	144	176354	31460	501	943816	94481	5450818	276297	149120
Kudus	261	10253	2170	95	34597	25093	0	375306	265793	5794773	32470	42517
Jejara	19	44845	3672	235	68244	27837	0	724754	588281	561318	72466	100416
Demak	13	4841	3065	548	46022	72637	0	562015	110000	8357600	225686	89743
Semarang	25780	49172	2614	505	123294	172211	18431	818568	1452019	10144846	80801	94686

Temanggung	270	29697	1435	454	70186	288918	85	1881013	682869	4750000	102201	87023
Kendal	458	21440	2110	830	36718	29839	0	458066	3583300	8587800	168037	100227
Batang	167	19021	1523	92	78871	32717	5800	567902	759000	10362000	106979	78895
Pekalongan	166	22357	2876	115	50389	31060	0	982729	138246	5285350	189045	83613
Pemalang	7	9701	8225	174	171123	40670	3756	2788356	165300	815500	322987	101190
Tegal	233	10059	4877	356	71612	173458	0	2394155	597000	5623603	127700	87970
Brebes	47	28936	7702	283	117508	174479	0	2628632	1720414	6121304	512586	165773
kota magelang	36	251	68	11	205	628	425	52345	800	182300	6300	1812
kota Surakarta	15	701	16	6	388	348	0	10854	0	5000	85	4403
kota Salatiga	3475	1350	90	70	3489	800	0	89300	145000	226900	3956	5296
kota Semarang	1703	4505	1179	85	10625	2846	0	135900	692980	1016960	29714	37367
kota Pekalongan	293	325	80	0	2414	749	0	173320	5988	9820	51334	4496
kota Tegal	0	74	28	0	2720	2590	0	47567	0	98000	289082	3449

Lampiran 2 *syntax software* R Untuk metode *K-Means* dan *K – Medoids*

1. *K- Means*

- `Data <- read.delim("clipboard")`
- `Data`
- `Kmeans(data,3)`

2. *K – Medoids*

- `Library (fpc)`
- `Data <-read.delim("clipboard")`
- `Pamk(data,3)`

Lampiran 3 : Hasil Uji Barlet dan KMO

```
> uji_bart(data)
```

```
      Bartlett's test of sphericity
```

```
data: data
```

```
Chi-squared = 99.209, df = 66, p-value = 0.005118
```

```
> kmo(data)
```

```
$KMO
```

```
[1] 0.5304395
```

```
$MSA
```

sapi.perah	sapi.potong	kerbau	kuda	kambing
0.3907862	0.4745867	0.5748324	0.2222035	0.6325478
domba	babi	ayam.kampung	ayam.petelur	ayam.pedaging
0.4935756	0.4721196	0.5478318	0.5804643	0.5895746
itik	luas.lahan			
0.5859621	0.6909884			

Lampiran 4. Nilai Korelasi

```

> cor(data)
      sapi.perah sapi.potong   kerbau      kuda      kambing
sapi.perah  1.000000000  0.12733556 -0.07066611 -0.008733035 -0.04351840
sapi.potong  0.127335560  1.000000000 -0.09446452  0.273942298  0.36001438
kerbau      -0.070666109 -0.09446452  1.000000000 -0.058010446 -0.03662818
kuda        -0.008733035  0.27394230 -0.05801045  1.000000000  0.04244096
kambing     -0.043518402  0.36001438 -0.03662818  0.042440965  1.000000000
domba       0.024273972  0.13672256  0.21426566  0.315954298  0.29515274
babi        0.099451482  0.10024267 -0.14453631 -0.063995096 -0.03308504
ayam.kampung -0.073764919  0.44664063  0.35218008 -0.056817653  0.59577971
ayam.petelur  0.331798206 -0.04015952  0.23336879 -0.007246817 -0.14733609
ayam.pedaging 0.087991691 -0.10696905  0.17096882 -0.075627049  0.12718987
itik        0.017156964 -0.05032526  0.56291138  0.039260307  0.08458296
luas.lahan  -0.028054999  0.34549282  0.12220528  0.038236234  0.26421413

      domba      babi ayam.kampung ayam.petelur ayam.pedaging
sapi.perah  0.02427397  0.09945148 -0.07376492  0.331798206  0.08799169
sapi.potong 0.13672256  0.10024267  0.44664063 -0.040159520 -0.10696905
kerbau      0.21426566 -0.14453631  0.35218008  0.233368791  0.17096882
kuda        0.31595430 -0.06399510 -0.05681765 -0.007246817 -0.07562705
kambing     0.29515274 -0.03308504  0.59577971 -0.147336088  0.12718987
domba       1.000000000  0.20812772  0.40142192  0.156363621  0.28825248
babi        0.20812772  1.000000000 -0.02735275  0.330199025  0.22541894
ayam.kampung 0.40142192 -0.02735275  1.000000000 -0.031609087  0.07150627
ayam.petelur 0.15636362  0.33019902 -0.03160909  1.000000000  0.49034284
ayam.pedaging 0.28825248  0.22541894  0.07150627  0.490342845  1.000000000
itik        0.13457278 -0.08288088  0.32877621  0.230876465  0.19029028
luas.lahan  0.12213201  0.13024428  0.34979506  0.084615646  0.12702935

      itik luas.lahan
sapi.perah  0.01715696 -0.02805500
sapi.potong -0.05032526  0.34549282
kerbau      0.56291138  0.12220528
kuda        0.03926031  0.03823623
kambing     0.08458296  0.26421413
domba       0.13457278  0.12213201
babi        -0.08288088  0.13024428
ayam.kampung 0.32877621  0.34979506
ayam.petelur 0.23087647  0.08461565
ayam.pedaging 0.19029028  0.12702935
itik        1.000000000  0.33556121
luas.lahan  0.33556121  1.000000000
>

```

Lampiran 5. Hasil PCA

RC1	RC3	RC2	RC4	RC5
-0.13775	0.701371	-0.41599	-0.44858	-0.29442
0.04142	0.277651	1.178335	-0.8159	-0.06847
1.159738	-0.19973	0.331683	-0.80358	-0.58255
0.069148	-0.775	-0.48629	-0.1711	-0.35967
2.572816	-0.13591	-0.25119	-0.25901	-0.69238
-0.01318	-0.03643	-0.45392	-0.26296	-0.47555
0.028938	-0.4892	-0.32136	0.107207	-0.64068
-0.2137	1.291124	-0.11395	0.42302	0.540497
-0.03119	0.03152	-0.00468	-0.22427	4.989385
0.261676	0.397896	-0.40957	0.065672	0.881854
-0.49543	-0.20192	0.233172	-0.16336	-0.02199
2.894384	-1.32278	0.536497	-0.29356	-0.35583
-0.15005	-1.77196	3.176835	0.089506	0.063075
0.056407	-0.93656	0.146435	-0.096	-0.07534
0.840909	-0.31364	-1.23969	0.240677	0.714154
2.276365	-0.34766	-1.18446	-0.45241	0.884251
-0.0216	-0.61568	-1.03071	5.207704	-0.0244
0.417837	0.31942	-0.34647	-0.32206	0.014051
-0.82779	-0.29893	0.028142	-0.4326	-0.52103
-0.44269	0.157058	-0.74846	-0.14182	0.004437
-0.77375	0.758506	0.353464	0.17766	-0.76009
-0.01217	-0.30489	2.340473	0.497723	0.676204
0.306541	0.078585	1.014805	1.259311	-1.0928
-1.33917	0.788352	1.506212	0.307768	0.803457
-0.57324	-0.2035	1.137752	-0.54981	-0.47865
-0.46085	0.530864	-0.2311	-0.40614	-0.39593
0.525798	2.352928	-0.8319	-0.578	-0.41704
0.176861	1.056112	0.565518	0.374714	-0.92412
0.287475	3.432529	0.710097	0.366531	-0.17611
-1.06633	-1.01368	-0.86382	-0.47485	-0.34286
-1.07884	-1.04809	-0.90532	-0.46969	-0.33575
-1.06041	-0.97803	-0.84496	-0.43334	-0.11438
-1.10794	-0.53372	-0.55945	-0.41089	-0.01643
-1.01541	-0.79954	-0.93964	-0.4887	-0.2862
-1.09482	0.152921	-1.07649	-0.41884	-0.1187