

CLUSTERING KECAMATAN DI KOTA BANDUNG BERDASARKAN INDIKATOR JUMLAH PENDUDUK DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS

Septian Wulandari

Informatika, Universitas Indraprasta PGRI
Jl. Raya Tengah, Gedong, Pasar Rebo, Jakarta Timur
septian.pmb09@rocketmail.com

ABSTRAK

Indonesia merupakan negara dengan jumlah penduduk terbesar ke-4 di dunia. Salah satu kota terbesar di Indonesia adalah Bandung. Hal itu dibuktikan dengan meningkatnya jumlah penduduk di Kota Bandung dari tahun ke tahun. Hal ini mengakibatkan semakin banyak populasi di Kota Bandung membuat Kota Bandung semakin padat sehingga lahan-lahan pemukiman menjadi semakin padat. Untuk membantu pemerintah dalam menghindari penumpukan penduduk di satu wilayah maka diperlukan *clustering* jumlah penduduk di setiap kecamatan di Kota Bandung. Oleh karena itu, dilakukan *clustering* kepada 30 kecamatan di Kota Bandung dengan algoritma K-Means *clustering*. Tahap penelitian dilakukan dengan mengumpulkan data sebanyak 30 kecamatan di kota Bandung, kemudian dilakukan normalisasi data menggunakan *min-max normalization*, setelah dilakukan normalisasi maka langkah selanjutnya adalah *clustering* data menggunakan algoritma K-means, dan tahap terakhir adalah menyimpulkan hasil penelitian. Hasil pada penelitian ini diperoleh 10 *cluster* yaitu *cluster* 1 berjumlah 264.137 jiwa, *cluster* 2 berjumlah 242.241 jiwa, *cluster* 3 berjumlah 111.152 jiwa, *cluster* 4 berjumlah 55.705 jiwa, *cluster* 5 berjumlah 180.904 jiwa, *cluster* 6 berjumlah 216.705 jiwa, *cluster* 7 berjumlah 291.338 jiwa, *cluster* 8 berjumlah 292.947 jiwa, *cluster* 9 berjumlah 250.362 jiwa, dan *cluster* 10 berjumlah 575.978 jiwa yang digolongkan sebagai kepadatan penduduk.

Kata Kunci: *Clustering*, K-Means, Jumlah Penduduk, Bandung

ABSTRACT

Indonesia is the 4th most populous country in the world. One of the biggest cities in Indonesia is Bandung. This is evidenced by the increasing number of residents in the city of Bandung from year to year. This resulted in more and more population in the city of Bandung making the city of Bandung more dense so that residential land becomes more dense. To assist the government in avoiding population congestion in one region, it is necessary to cluster the population in each district in the city of Bandung. Therefore, clustering was conducted to 30 districts in Bandung using the K-Means clustering algorithm. The research phase was carried out by collecting data on 30 sub-districts in Bandung, then normalizing the data using min-max normalization, after normalizing, the next step was to cluster the data using the K-means algorithm, and the final step was to conclude the results of the study. The results in this study were obtained 10 clusters namely cluster 1 totaling 264,137 inhabitants, cluster 2 totaling 242,241 inhabitants, cluster 3 totaling 111,152 inhabitants, cluster 4 totaling 55,705 inhabitants, cluster 5 totaling 180,904 inhabitants, cluster 6 totaling 216,705 inhabitants, cluster 7 totaling 291,338 inhabitants, cluster 8 totaled 292,947 people, cluster 9 totaled 250,362 people, and cluster 10 totaled 575,978 people classified as population density.

Keyword: *Clustering*, K-Means, Sum of Population, Bandung

PENDAHULUAN

Jumlah penduduk Indonesia dari tahun ke tahun terus mengalami kenaikan. Berdasarkan data dari Worldmeters, Indonesia sampai dengan tahun 2019 memiliki jumlah penduduk sebanyak 269 juta jiwa (Jayani, 2019). Hal ini menunjukkan bahwa Indonesia merupakan penduduk terbanyak keempat di dunia. Selain Jakarta, Bandung juga merupakan provinsi yang memiliki jumlah penduduk terbesar di Indonesia. Berikut

merupakan tabel jumlah penduduk di Kota Bandung dari tahun 2011-2015 (BPS, 2018):

Tabel 1. Jumlah Penduduk di Kota Bandung dari Tahun 2011-2015

Tahun	Jumlah Penduduk (Jiwa)
2011	2.429.176
2012	2.444.617
2013	2.458.503
2014	2.470.802
2015	2.481.469

Berdasarkan Tabel 1. terlihat bahwa laju pertumbuhan jumlah penduduk di kota Bandung mengalami peningkatan dari tahun ke tahun. Hal ini mengakibatkan semakin banyak populasi di Kota Bandung sehingga membuat Kota Bandung semakin padat penduduknya. Terdapat beberapa penelitian sejenis yang berkaitan dengan clustering dengan menggunakan algoritma K-means diantaranya penelitian yang dilakukan oleh Talakua, Leleury, dan Talluta pada tahun 2014. Penelitian tersebut bertujuan untuk menggolongkan kabupaten/kota di provinsi Maluku berdasarkan indikator indkes pembangunan manusia (Talakua, Leleury, & Talluta, 2017). Sedangkan pada penelitian ini, indikator yang digunakan adalah indikator jumlah penduduk yang didapatkan dari Badan Pusat Statistik pada tahun 2015 terdapat 30 kecamatan di Kota Bandung. Untuk menghindari penumpukan penduduk di satu wilayah kecamatan maka perlu adanya gambaran *clustering* jumlah penduduk pada setiap kecamatan di Kota Bandung. *Clustering* kecamatan dapat mengacu pada banyaknya jumlah penduduk di Kota Bandung.

Clustering merupakan salah satu teknik pengelompokan dalam *data mining*. *Clustering* sendiri memiliki pengertian pengelompokan sejumlah data atau objek ke dalam *cluster* (*group*) sehingga setiap dalam *cluster* tersebut akan berisi data semirip mungkin dan berbeda dengan objek dalam *cluster* yang lainnya (Nasari & Sianturi, 2016). Metode *clustering* yang paling banyak dipelajari adalah metode partisi dan metode hirarki. Metode partisi bertujuan untuk menemukan pengelompokan yang terdapat dalam data dengan mengoptimalkan fungsi tujuan yang dapat meningkatkan kualitas partisi. Sedangkan, metode hirarki merupakan metode yang melakukan pendekatan dengan mengembangkan struktur berbasis pohon biner yang disebut sebagai dendogram. Metode partisi terdiri dari K-Means, SOM (*Self Organizing Maps*), Fuzzy C-Means, PAM (*Partitioning Around Medoid*), dan lain sebagainya.

K-Means merupakan salah satu metode yang dipopulerkan oleh James B MacQueen. Metode K-means merupakan metode yang bertujuan untuk menggolongkan n objek

ke dalam k cluster ($k < n$), dimana nilai k telah ditentukan sebelumnya (Adzima, Bustamam, & Aldila, 2019). Proses *clustering* dimulai dengan mengidentifikasi data yang akan dilakukan *clustering* $X_{ij}(i = 1, \dots, n), j = 1, \dots, m)$ dengan n adalah jumlah data yang akan dilakukan *clustering*, dan m adalah atribut (variabel). Pada awal iterasi, pusat pada setiap *cluster* ditentukan secara sembarang $c_{kj}(k = 1, \dots, k); j = 1, \dots, m$. Kemudian dilakukan perhitungan jarak antar setiap data dengan setiap pusat *cluster* disebut *centroid*. Perhitungan jarak dilakukan dengan *Euclidian distance* yaitu (Bustamam, Tasman, Yuniarti, Frisca, & Mursidah, 2017):

$$d_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_{ij} - c_{kj})^2} \quad (1)$$

dengan:

- d_{ik} = jarak objek i ke centroid ke- k
- m = banyaknya atribut (dimensi data)
- x_{ij} = koordinat dari objek ke- i pada dimensi ke- j
- c_{kj} = koordinat centroid ke- k pada dimensi ke- j

Data tersebut akan menjadi anggota dari *cluster* ke- k jika jarak antar data ke *centroid* ke- k bernilai paling kecil jika dibandingkan dengan jarak ke *centroid* lainnya yang dapat dihitung dengan persamaan:

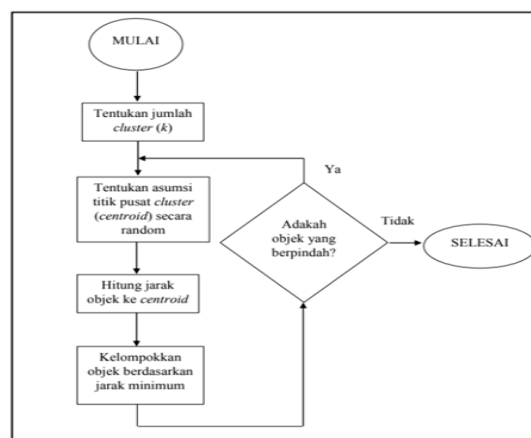
$$\text{Min} \sum_{k=1}^k d_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_{ij} - c_{kj})^2} \quad (2)$$

Sedangkan, nilai *centroid* yang baru dapat dihitung dengan mencari rata-rata dari data yang menjadi anggota pada setiap *cluster* dengan persamaan:

$$c_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^p x_{ij}}{p} \quad (3)$$

$x_{ij} \in \text{cluster ke-}k$

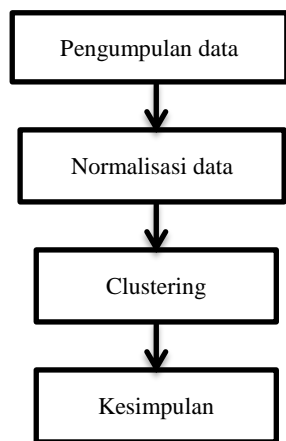
p = banyaknya anggota *cluster* ke- k



Gambar 1. Diagram Alir Algoritma K-Means

METODE PENELITIAN

Statistika deskriptif merupakan metode-metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian suatu gugus data sehingga memberikan informasi yang berguna (Suherni & Maduratna, 2013). Adapun tahap-tahap pada penelitian ini dapat dilihat di Gambar 2.



Gambar 2. Tahap-Tahap Penelitian

Lebih lanjut, tahap-tahapan penelitian yang dilakukan pada penelitian ini adalah:

1. Pengumpulan data
 Data yang digunakan pada penelitian ini adalah jumlah penduduk pria dan wanita pada 30 kecamatan di kota Bandung pada tahun 2015 yang diambil dari data Badan Pusat Statistika Indonesia. Data jumlah penduduk pria sebanyak 1.253.274 jiwa dan wanita sebanyak 1.229.195 jiwa dengan total keseluruhan sebanyak 2.481.469 jiwa.
2. Normalisasi data
 Data yang digunakan pada penelitian ini memiliki terdapat data yang terlalu besar sampai terlalu kecil, sehingga perlu adanya normalisasi untuk menghindari dimensi data yang terlalu besar atau terlalu kecil. Normalisasi data adalah proses penskalaan nilai atribut dari suatu data sehingga data dapat terletak pada rentang skala tertentu. Dari data yang telah dikumpulkan maka selanjutnya dilakukan normalisasi data dengan menggunakan *min-max normalization* dengan rumus (Nasution, Khotimah, & Chamidah, 2019):

$$normalized(x) = \frac{minRange + (x - minValue)(maxValue - minRange)}{maxValue - minValue} \quad (4)$$

3. Clustering

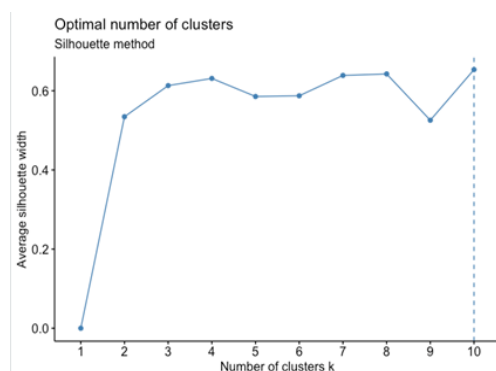
Setelah data dilakukan normalisasi, maka langkah selanjutnya adalah melakukan clustering. Sebelum dilakukan tahap *clustering* terlebih dahulu mengoptimalkan banyaknya *cluster* yang dihasilkan dengan metode *Average Sillhouette* (Adzima et al., 2019). Setelah menemukan banyaknya *cluster* yang optimal dengan metode *Average Sillhouette* selanjutnya dilakukan tahap *clustering* dengan menggunakan Algoritma K-Means. Proses *clustering* dilakukan pada 30 jumlah penduduk di masing-masing kecamatan di provinsi Bandung. Proses *clustering* menggunakan *software R* karena *software R* merupakan salah satu *open source* program yang dapat diakses oleh siapapun.

4. Kesimpulan

Dari setiap *cluster* yang telah dihasilkan pada tahap *clustering* maka dapat ditarik kesimpulan dari penelitian ini.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum dilakukan tahap *clustering*, maka terlebih dahulu menentukan jumlah *cluster* (k). Menentukan nilai k menggunakan metode *Average Sillhouette*. Pada proses penentuan nilai k dilakukan dengan program R. Nilai *Average Sillhouette* yang mendekati angka 1 menentukan nilai k yang terbaik. Dari data jumlah penduduk di 30 kecamatan di Kota Bandung pada tahun 2015 diperoleh $k = 10$ dengan grafik nilai *Average Sillhouette* dapat dilihat di Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Nilai Average Sillhouette untuk setiap k

Selanjutnya, setelah mendapat jumlah cluster yang optimal, maka data dapat diclustering dengan menggunakan

Algoritma K-Means menggunakan program R dengan *syntax*:

```
clusters<-kmeans(input, centers = 10, nstart = 100)
input$borough <- as.factor(clusters$cluster)
print(clusters)
```

Gambar 4. *Syntax Clustering K-Means*

Cluster means:								
	X.1	X.2	X.3	X.4	X.5	X.6	X.7	X.8
1	0.09485267	0.13460062	0.0919761782	0.38554750	0.53208854	0.42246113	0.50976828	0.61357521
2	0.18720423	0.22695218	0.0003753785	0.29319595	0.43973698	0.33010958	0.41741672	0.52122365
3	0.89637303	0.93612098	0.7095441752	0.41597285	0.26943181	0.37905922	0.29175208	0.18794515
4	0.97396391	1.01371186	0.7871350604	0.49356373	0.34702270	0.45665811	0.36934296	0.26533603
5	0.70024266	0.73999061	0.5134138077	0.21984248	0.07330145	0.18292885	0.09562171	0.01327462
6	0.29490835	0.33465630	0.1080794959	0.18549183	0.33203286	0.22240546	0.30971260	0.41351953
7	0.01987397	0.01987397	0.2067028267	0.50027415	0.64681519	0.53718778	0.62449493	0.72830185
8	0.38519743	0.42494538	0.1983685796	0.09520275	0.24174378	0.13211638	0.21942352	0.32323045
9	0.50493897	0.54468692	0.3181101167	0.02453879	0.12200224	0.01237484	0.09968198	0.20348891
10	0.60158207	0.64133002	0.4147532202	0.12118189	0.02683113	0.08426826	0.01929825	0.10684581

	X.9	X.10	X.11	X.12	X.13	X.14	X.15	X.16
1	0.30968730	0.47744355	0.811142416	0.52045602	0.78221718	0.47737606	0.90514733	0.53797650
2	0.21733574	0.38509199	0.718790859	0.42810446	0.68986562	0.38502451	0.81279577	0.44562494
3	0.49183306	0.32407681	0.009661428	0.28106433	0.01930317	0.32414429	0.10362697	0.26354385
4	0.56942394	0.40166769	0.067968822	0.35865522	0.09689406	0.40173518	0.02603609	0.34113474
5	0.29570269	0.12794644	0.205752430	0.08493396	0.17682719	0.12801392	0.29975734	0.06741349
6	0.10963162	0.27738787	0.611086742	0.32040035	0.58216151	0.27732039	0.70509165	0.33792082
7	0.42441395	0.59217019	0.925869065	0.63518267	0.89694383	0.59210271	1.01987397	0.65270315
8	0.01934254	0.18709879	0.520797658	0.23011126	0.49187242	0.18703130	0.61480257	0.24763174
9	0.10039900	0.06735725	0.401056121	0.11036973	0.37213088	0.06728977	0.49506103	0.12789020
10	0.19704210	0.02930272	0.304413018	0.02101487	0.27548778	0.02935334	0.39841793	0.03124710
	X.17	X.18	X.19	X.20	X.21	X.22	X.23	X.24
1	0.48513670	0.58138544	0.0005609589	0.0927269353	0.811201464	0.28997360	0.27137338	0.85307515
2	0.39278514	0.48903389	0.0929125157	0.0003753785	0.718849908	0.19762204	0.17902182	0.76072359
3	0.31638366	0.22013491	0.8020813123	0.7087934181	0.009681111	0.51154676	0.53014697	0.05155480
4	0.39397454	0.29772580	0.8796721975	0.7063843033	0.067909774	0.58913764	0.60773786	0.02603609
5	0.12025329	0.02400454	0.6895989449	0.5126638087	0.205811478	0.31541639	0.33401661	0.24768517
6	0.28508102	0.38132977	0.2006166331	0.1073287388	0.611145790	0.08991792	0.07131771	0.65301948
7	0.59968335	0.69611209	0.1141656896	0.2074535838	0.925928113	0.40470025	0.38610003	0.96780180
8	0.19479194	0.29104068	0.2909057167	0.1976178225	0.520856707	0.01277131	0.01897138	0.56273039
9	0.07505040	0.17129915	0.4106472538	0.3173593596	0.401115170	0.12011270	0.13871292	0.44288886
10	0.02545615	0.07465604	0.5072903574	0.4140024632	0.304472066	0.21675580	0.23535602	0.34634575
	X.25	X.26	X.27	X.28	X.29	X.30		
1	0.201401132	0.51358955	0.0005609589	0.198710216	0.42225025	0.62120931		
2	0.109049575	0.42123799	0.0917905978	0.106358659	0.32989869	0.52885775		
3	0.600119221	0.28793081	0.8009593944	0.602810137	0.37927011	0.18031104		
4	0.677710107	0.36552169	0.8785502796	0.680401022	0.45686099	0.25790193		
5	0.403988854	0.09180044	0.6048290270	0.406679770	0.18313974	0.01581932		
6	0.001345458	0.31353387	0.1994947152	0.001345458	0.22219457	0.42115364		
7	0.316127781	0.62831620	0.1152876074	0.313436865	0.53697690	0.73593596		
8	0.088943626	0.22324479	0.2897837988	0.091634542	0.13190549	0.33086455		
9	0.208685163	0.10350325	0.4095253359	0.211376079	0.01230454	0.21112301		
10	0.305328266	0.01929825	0.5061684395	0.308019182	0.08447915	0.11447991		

Gambar 5. Perhitungan Jarak ke *Centroid*

Pada penelitian ini dilakukan iterasi sebanyak 100 kali hingga *centroid* tidak berubah sehingga dapat menghasilkan *clustering* final. Hasil perhitungan jarak ke *centroid* untuk masing-masing kecamatan setelah 100 iterasi dapat dilihat di Gambar 5. Sedangkan, untuk pusat *centroid* dari masing-masing *cluster* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Pusat *Centroid*

o	Cluster	Centroid
1	Cluster 1	$1,888050 \times 10^{-5}$
2	Cluster 2	$8,454543 \times 10^{-6}$
3	Cluster 3	$1,676534 \times 10^{-2}$
4	Cluster 4	$4,067267 \times 10^{-2}$
5	Cluster 5	$2,647636 \times 10^{-2}$
6	Cluster 6	$1,086154 \times 10^{-4}$
7	Cluster 7	$2,369849 \times 10^{-2}$
8	Cluster 8	$2,153664 \times 10^{-2}$
9	Cluster 9	$2,7087720 \times 10^{-2}$
10	Cluster 10	$1,118806 \times 10^{-1}$

Berdasarkan Gambar 2 diperoleh banyaknya *cluster* yaitu $k = 10$, dengan 100 iterasi, sehingga hasil *clustering* dapat dilihat pada Gambar 6.

```
> head(clusters$cluster,31)
 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31
7 7 2 9 10 9 10 5 8 10 3 10 3 10 4 10 10 5 1 2 3 8 8 4 6 10 1 6 9 5

> clusters$size
[1] 2 2 2 3 2 2 3 3 8
```

Gambar 6. Hasil *Clustering*

Dari hasil *similarity* dari setiap *cluster* yang telah dihasilkan maka dapat dianalisa sebagai berikut:

1. *Cluster 1* memiliki kemiripan sebesar 91,52% dengan 2 jumlah anggota yaitu Kiaracondong dan Coblong dengan jumlah penduduk 264.137 jiwa.
2. *Cluster 2* memiliki kemiripan sebesar 92,29% dengan 2 jumlah anggota yaitu Bojongloa Kaler dan Batununggal dengan jumlah penduduk 242.241 jiwa.
3. *Cluster 3* memiliki kemiripan sebesar 91,66% dengan 3 jumlah anggota yaitu Gedebage, panyileukan dan Sumur Bandung dengan jumlah penduduk 111.152 jiwa.
4. *Cluster 4* memiliki kemiripan sebesar 90,15% dengan 2 jumlah anggota yaitu Cinambo dan Bandung Wetan dengan jumlah penduduk 55.705 jiwa.
5. *Cluster 5* memiliki kemiripan sebesar 91,52% dengan 3 jumlah anggota yaitu Bandung Kidul, Mandalajati, dan Cidadap dengan jumlah penduduk 180.904 jiwa.
6. *Cluster 6* memiliki kemiripan sebesar 93,65% dengan 2 jumlah anggota yaitu Cibeunying Kidul dan Sukajadi dengan jumlah penduduk 216.705 jiwa.

7. *Cluster 7* memiliki kemiripan sebesar 88,71% dengan 2 jumlah anggota yaitu Bandung Kulon dan Babakan Ciparay dengan jumlah penduduk 291.338 jiwa.
8. *Cluster 8* memiliki kemiripan sebesar 91,77% dengan 3 jumlah anggota yaitu Buah Batu, Andir, dan Cicendo dengan jumlah penduduk 292.947 jiwa.
9. *Cluster 9* memiliki kemiripan sebesar 92,78% dengan 3 jumlah anggota yaitu Bojongloa Kidul, Regol, dan Sukasari dengan jumlah penduduk 250.362 jiwa.
10. *Cluster 10* memiliki kemiripan sebesar 80,88% dengan 8 jumlah anggota yaitu Astanaanyar, Lengkong, Gedebage, Cibiru, Ujungberung, Arcamanik Mandalajati, dan Cibeunying Kaler dengan jumlah penduduk 575.978 jiwa.

Kesepuluh *clustering* yang diperoleh digolongkan sebagai kepadatan penduduk pada kecamatan di Kota Bandung. Berdasarkan hasil *clustering* yang diperoleh dapat menjadi pertimbangan pemerintah Kota Bandung dalam menanggulangi atau menghindari penumpukan atau kepadatan penduduk pada kecamatan di Kota Bandung.

SIMPULAN DAN SARAN

SIMPULAN

Pada penelitian ini dilakukan pengolahan data jumlah penduduk kecamatan di Kota Bandung dengan menggunakan Algoritma K-Means. Setelah dilakukan *clustering* diperoleh 10 *cluster* jumlah penduduk yang yang digolongkan sebagai kepadatan penduduk. Dilakukan iterasi sebanyak 100 kali hingga *centroid* tidak berubah sehingga menghasilkan *clusterin* final. 10 *clustering* yang telah dihasilkan memiliki kemiripan diatas 50% yang artinya setiap *cluster* identik memiliki kesamaan di dalam satu *cluster*.

SARAN

Pada penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan data per kelurahan pada setiap daerah agar penyebaran darat dilihat lebih detail.

DAFTAR PUSTAKA

Adzima, K. R., Bustamam, A., & Aldila, D. (2019). The implementation of k-means

partitioning algorithm in HOPACH clustering method. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 243(1).

<https://doi.org/10.1088/1755-1315/243/1/012073>

BPS. (2018). Jumlah Penduduk dan Laju Pertumbuhan Penduduk di Kota Bandung 2011 Kabupaten / Kota Program dan.

Bustamam, A., Tasman, H., Yuniarti, N., Frisca, & Mursidah, I. (2017). Application of k-means clustering algorithm in grouping the DNA sequences of hepatitis B virus (HBV). *AIP Conference Proceedings*, 1862(July 2017). <https://doi.org/10.1063/1.4991238>

Jayani, D. H. (2019). Jumlah Penduduk Indonesia 269 Juta Jiwa, Terbesar Keempat di Dunia | Databoks. *Katadata.Co.Id*, (April), 2018. Retrieved from <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2019/04/29/jumlah-penduduk-indonesia-269-juta-jiwa-terbesar-keempat-dunia>

Nasari, F., & Sianturi, C. J. M. (2016). Penerapan Algoritma K-Means Clustering Untuk Pengelompokan Penyebaran Diare Di Kabupaten Langkat. *CogITo Smart Journal*, 2(2), 108. <https://doi.org/10.31154/cogito.v2i2.19.108-119>

Nasution, D. A., Khotimah, H. H., & Chamidah, N. (2019). Perbandingan Normalisasi Data untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-NN. *Computer Engineering, Science and System Journal*, 4(1), 78. <https://doi.org/10.24114/cess.v4i1.11458>

Suherni, N., & Maduratna, M. (2013). Analisis Pengelompokan Kecamatan di Kota Surabaya Berdasarkan Faktor Penyebab Terjadinya Penyakit Tuberkulosis. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 2(1), 2337–3520. Retrieved from http://ejurnal2.its.ac.id/index.php/sains_seni/article/view/3083

Talakua, M. W., Leleury, Z. A., & Talluta, A. W. (2017). Analisis Cluster Dengan Menggunakan Metode Provinsi Maluku Berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia Tahun 2014 Cluster Analysis By Using K-Means Method for Grouping of District / City in Maluku Province Industrial Based on Indicators of Maluku Dev. 11, 119–128.