



# Prosiding Seminar Nasional Komputasi 2012

**Menjawab Tantangan Dunia  
dengan  
Ilmu Komputasi**

Bandung, 22 september 2012

Prodi Ilmu Komputasi  
Institut Teknologi Telkom  
[snakom.ittelkom.ac.id](http://snakom.ittelkom.ac.id)

Penerbit  
ISBN : 978-602-18892-0-6



**PERFORMANCE DISTANCE SPACE  
MANHATTAN(CITYBLOCK) DENGAN EUCLIDEAN  
PADA ALGORITMA K-MEANS CLUSTERING  
STUDI KASUS : DATA BALITA DI WILAYAH KEC.MLATI SLEMAN**

Sri Redjeki<sup>1</sup>, Andrias Pamungkas<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Jurusan Teknik Informatika, STMIK AKAKOM Yogyakarta  
<sup>1</sup>drsky@akacom.ac.id, <sup>2</sup>dcloppi@yahoo.com

**ABSTRACT**

*Minik Clustering merupakan salah satu metode Data Mining yang bersifat tanpa arahan (unsupervised learning). Tujuan utama dari metode cluster adalah pengelompokan sejumlah data/objek ke dalam kelompok - kelompok data sehingga dalam setiap kelompok akan berisi data yang semirip mungkin. Salah satu algoritma yang paling terkenal clustering adalah K-Means. Metode ini mempartisi data ke dalam cluster sehingga data yang memiliki karakteristik yang sama dikelompokkan ke dalam satu cluster yang sama dengan cara menghitung jarak terdekat data dengan titik pusat data/centroid yaitu dengan menggunakan *distance space*.*

*Dalam *distance space* yang ada antara lain Manhattan(City Block), Euclidean dan Minkowski. Masing-masing *distance space* tersebut mempunyai kemampuan yang cukup berbeda sehingga perlu dilakukan perbandingan *performance* jenis-jenis *distance space* yang ada. Pada penelitian ini akan membandingkan *performance* dua dari tiga *distance space* yaitu antara Manhattan(City Block) dengan Euclidean pada *clustering* K-Means dengan objek data status gizi balita di Kecamatan Mlati Sleman.*

*Pada akhir percobaan didapatkan bahwa pola clustering dari kedua rumus tersebut adalah berbeda, tetapi ini terlihat pada hasil jumlah iterasi, serta perbandingan waktu. Manhattan(City Block) clustering lebih cepat dibandingkan dengan rumus Euclidean namun dari beberapa percobaan hasil *clustering* Euclidean lebih baik dari Manhattan(City Block).*

**Kata Kunci :** Clustering, Euclidean, Gizi Balita, K-Means, Manhattan (City Block), Performance.

**ABSTRACT**

*Clustering techniques one of data mining method, it character is without direction (unsupervised learning). The main objective of the cluster for grouping several methods of data objects which each group contain the similar / resembled data. One of the simplest clustering algorithms is the K-Means, method partitioning data into clusters so the data with the same characteristics can be grouped into same cluster by calculating between the shortest distance of data and the data center/centroid with *distance space* formula.*

*The existing *distance space* formulas are Manhattan(City Block), Euclidean and Minkowski. Each *distance space* tend to have different ability so it is necessary to compare their performance. This research will compare two of three *distance space*, it is between Manhattan(City Block) and the Euclidean K-Means clustering with nutritional data of children in the District Mlati Sleman as data objects.*

*The End of the experiment results obtained that the clustering pattern of the two formulas are different, this difference was seen in the number of iterations, as well as the comparison time. Manhattan(City Block) tend to be faster than the Euclidean formula, but some experimental results of Euclidean clustering process is better than Manhattan(City Block).*

**Keywords:** Clustering, Euclidean, Nutrition, K-Means, Manhattan (City Block), Performance.

**1. Pendahuluan**

*Minik Clustering merupakan salah satu metode Data Mining yang bersifat tanpa arahan (unsupervised learning) dimana tidak perlu ada *rule* (*learning*) pada metode tersebut. Tujuan utama dari metode cluster adalah pengelompokan sejumlah data/objek ke dalam kelompok - kelompok data sehingga dalam setiap kelompok akan berisi data yang semirip mungkin (Ikali Samso, 2007) dan ini pendekatan dalam clustering yang sering*

*digunakan dalam proses pengelompokan data yakni *heuristic* (trial & error) data clustering dan pertumbuhan (non heuristic) data clustering. K-Means merupakan salah satu metode data clustering non heuristik yang paling terkenal.*

*Menurut Yoshi Agusta (2007) Metode ini mempartisi data ke dalam cluster sehingga data yang memiliki karakteristik yang sama dikelompokkan ke dalam satu cluster yang sama dan data yang mempunyai karakteristik yang berbeda*

dikelompokkan ke dalam kelompok yang lain dengan cara menghitung jarak terdekat data dengan titik pusat data/centroid yaitu dengan rumus *distance space*.

Beberapa *distance space* telah dimplementasikan dalam menghitung jarak (*distance*) antara data dan *centroid* termasuk di antaranya adalah L1 (*Manhattan City Block*) *distance space*, L2 (*Euclidean*) *distance space*, dan L $p$  (*Minkowski*) *distance space*. Tetapi secara umum *distance space* yang sering digunakan adalah *Manhattan City Block* dan *Euclidean*. *Euclidean* sering digunakan karena penghitungan jarak dalam *distance space* ini merupakan jarak terpendek yang bisa didapatkan antara dua titik yang diperhitungkan, sedangkan *Manhattan City Block* sering digunakan karena kemampuanya dalam mendekripsi klasifikasi khusus seperti keberadaan *outliers* dengan lebih baik (Yudi Agusta, 2007).

Pada penelitian ini, akan membandingkan dua *distance space* yaitu antara *Manhattan/City Block* dan *Euclidean* dengan objek penelitian yaitu data remaja balita usia dibawah lima tahun. Dari dua rumus tersebut akan dipelajari hasil pengelompokan data yang terbentuk.

Adapun tujuan dari dibuatnya penelitian ini yaitu mengetahui *performa* dari clustering data menggunakan metode K-Means dengan rumus *distance space* antara *Manhattan/City Block* dan *Euclidean*, serta menggali informasi data dari objek penelitian data status gizi balita di wilayah Mlati Sleman. Sehingga pada hasil akhir *cluster* diharapkan dapat dipelajari pola pengelompokan mana yang lebih baik untuk masing-masing rumus *distance space* identifikasi masalah yang ada pada penelitian ini antara lain melakukan perbandingan antara dua *distance space* pada K-Means yaitu *Manhattan/City Block* dengan *Euclidean*, jumlah cluster yang digunakan pada penelitian sebanyak 4 cluster yang menggunakan status gizi balita, data yang digunakan untuk adalah data balita di wilayah Puskesmas Kecamatan Mlati Sleman Yogyakarta.

Metode penelitian dilakukan dengan cara antara lain survei data mengenai status gizi balik yang ada di Kabupaten Sleman terutama Kecamatan Mlati, melakukan preprocessing data sebelum dilakukan training, melakukan desain sistem berbasis K-Means, melakukan training dan testing data objek penelitian untuk dua jenis *distance space* serta melakukan perbandingan hasil clustering dari 2 jenis *distance space*.

## 2. Penyajian Penelitian

### 2.1 K-Means Clustering

Teknik Clustering merupakan salah satu metode Data Mining yang bersifat tanpa arahan (*unsupervised*). Data yang memiliki karakteristik yang sama dikelompokkan ke dalam satu *cluster*

yang sama dan data yang mempunyai karakteristik yang berbeda dikelompokkan ke dalam kelompok yang lain. Menurut Yudi Agusta (2007), tujuan utama dari metode *cluster* adalah pengelompokan sejumlah data/objek ke dalam kelompok-kelompok data sehingga dalam setiap kelompok akan berisi data yang semirip mungkin. Ada dua jenis data clustering yang sering digunakan dalam proses pengelompokan data yaitu *hierarchical* (hierarki) data clustering dan *non-hierarchical* (non hierarki) data clustering atau yang disebut *partitioning*.

Dalam clustering hierarki, akan dimulai dengan membuat m cluster, dimana setiap cluster beranggotakan satu objek dan berakhir dengan satu cluster dimana anggotanya adalah m objek dan berakhir dengan satu cluster dimana anggotanya adalah m objek. Pada setiap tahap dalam prosesnya, satu cluster digabung dengan cluster yang lain. Sedangkan dalam partitioning/non hierarki, data dikelompokkan ke objek - objek ke dalam k cluster

K-Means merupakan salah satu metode data clustering non hierarki yang berhasil mempartisi data yang ada ke dalam bentuk satu atau lebih cluster atau kelompok. Metode ini mempartisi data ke dalam kelompok-kelompok sehingga data yang mempunyai karakteristik yang sama dikelompokkan ke dalam satu cluster yang sama dan data yang mempunyai karakteristik yang berbeda dikelompokkan ke dalam kelompok yang lain dengan cara menghitung jarak terdekat data dengan titik pusat data/centroid yaitu dengan rumus *distance space*.

*Distance space* atau jarak objek dengan titik pusat menjadi komponen yang sangat penting dalam algoritma clustering. Jarak terdekat akan memperkuat posisi objek untuk masuk ke dalam cluster mana saja. Ilustrasi *distance space* dapat kita lihat pada gambar 1 dibawah



Gambar 1. Ilustrasi Distance Space

Yudi agusta (2007) dalam makalahnya mengatakan beberapa rumus *distance space* bisa dimplementasikan dalam menghitung jarak (*distance*) antara data dan *centroid* termasuk di antaranya L1 (*Manhattan/City Block*) *distance space*, L2 (*Euclidean*) *distance space*, dan L $p$  (*Minkowski*) *distance space*. Jarak antara dimana dan x2 pada *Manhattan/City Block* *distance space* dihitung dengan menggunakan rumus berikut :

$$D_{L_1}(x_2, x_i) = \|x_2 - x_i\|_1 = \sum_{j=1}^p |x_{2j} - x_{ij}| \quad (1)$$

Sedangkan untuk *L2 (Euclidean) distance space*, jarak antara dua titik dihitung menggunakan rumus sebagai berikut:

$$D_{L_2}(x_2, x_i) = \|x_2 - x_i\|_2 = \sqrt{\sum_{j=1}^p (x_{2j} - x_{ij})^2} \quad (2)$$

dimana:

$\rho$  Dicari data dan  $||$  Nilai absolute

Budi Santoso (2007) menyatakan selain mean atau rata-rata sebagai prosedur pengelompokan, dibutuh juga ukuran pemusatan yang lain seperti median yang bisa digunakan. Untuk kasus – kasus tertentu pemakaian median sebagai alternatif dari mean memberikan hasil yang lebih baik. Seperti kita ketahui median tidak sensitif terhadap data *outlier*, yaitu data yang terletak jauh dari sekumpulan data.

Clustering menggunakan metode K-Means ini umum dilakukan dengan algoritma dasar sebagai berikut:

1. Tentukan jumlah cluster
2. Inisialisasi titik pusat (*centroid*) data ke dalam cluster secara random
3. Hitung jarak titik tengah dengan data menggunakan rumus *distance space*
4. Alokasikan masing-masing data ke *centroid* berdasarkan hasil *distance space*
5. Hitung kembali titik pusat cluster dengan kesebagian data cluster yang sekarang. Titik pusat adalah rata-rata dari semua data dalam cluster tertentu
6. Apabila masih ada data yang berpindah cluster maka kembali ke Step 3, jika tidak ada maka proses clustering selesai

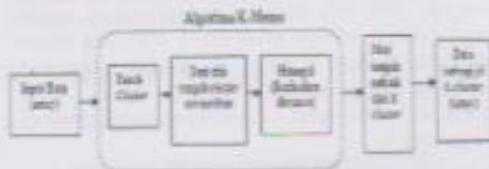
Jika *cluster* dengan metode k-means sangat tergantung pada nilai pusat *cluster* yang diberikan. Sementara nilai awal yang berbeda bisa menghasilkan hasil *cluster* yang berbeda. Adapun tujuan dari data clustering ini adalah untuk meminimalisasikan *objective function* yang diset pada proses *clustering*, yang pada umumnya mencoba meminimalisasikan variasi di dalam suatu *cluster* dan memaksimasikan variasi antar *cluster*.

### Model Penelitian

Clustering menggunakan K-Means mempunyai karakteristik dimana iterasi pada algoritma ini akan berhenti apabila sudah tidak ada perubahan nilai titik pusat *cluster* terhadap data yang ada pada *cluster* tersebut. Selama proses iterasi ini, jumlah data

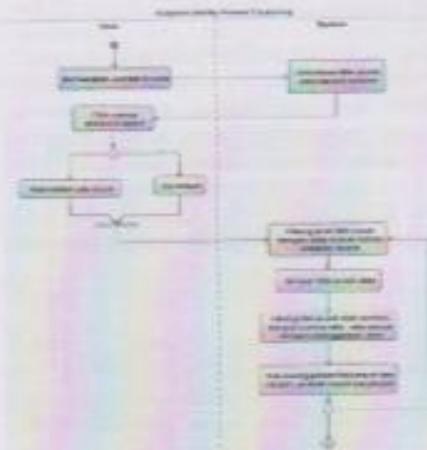
yang ada pada masing-masing *cluster* tetapi berubah sampai mendapatkan jarak terbaiknya.

Penelitian ini mempunyai model penelitian yang di gambarkan menggunakan blok diagram yang ada pada gambar 2 (Sri, 2010)



Gambar 2. Blok Diagram K-Means Clustering

Pada gambar 2 proses iterasi pada algoritma K-Means terlihat pada blok yang ada pada kotak K-means, selama nilai titik tengah tidak ada perubahan maka proses iterasi akan berlanjut terus dan akan berhenti apabila sudah tidak ada perubahan nilai titik tengah. Sistem Clustering yang dibangun pada penelitian ini dapat dilihat pada diagram aktivitas pada gambar 3.



Gambar 3. Diagram Aktivitas Sistem

Pada gambar diatas menunjukkan diagram aktivitas proses *clustering* data. Aktivitas akan dimulai dengan user menentukan jumlah cluster yang diminta. Sistem akan merandom nilai titik pusat data sesuai dengan jumlah cluster. Kemudian user memilih rumus *distance space* yang digunakan, rumus tersebut akan digunakan oleh sistem untuk menghitung jarak titik pusat dengan data dan mengukurkan data berdasar jarak kedekatan data. Aktivitas selanjutnya adalah menghitung kembali titik pusat dengan rumus *mean* atau rata – rata sesuai dengan kesebagian cluster. Sistem akan mengecek apakah data masih ada yang berpindah *cluster*, jika ya maka proses kembali ke penghitungan jarak data dengan titik pusat, jika tidak maka proses akan selesai.

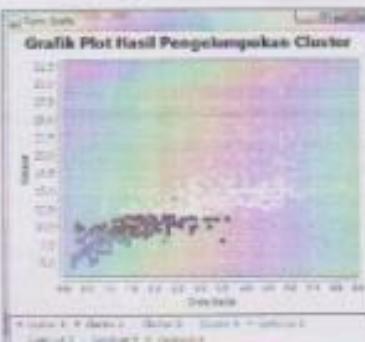
### 2.3 Analisis Hasil Penelitian

Pengujian aplikasi *clustering* menggunakan K-Means dilakukan pada data status gizi balita yang mewakili Kecamatan Mlati. Data balita yang dipilih sebanyak 500 data untuk membandingkan waktu dengan jumlah *cluster* sebanyak 4. Plot data obyek penelitian terlihat gambar 4, setelah dilakukan *clustering* menggunakan 2 *distance space* maka terlihat perbedaan hasil yang nampak pada gambar 5 dan gambar 6.

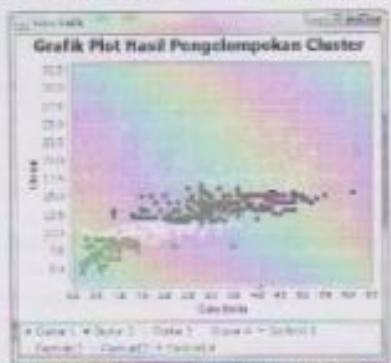


Gambar 4. Plotting Data Awal

Perbedaan hasil clustering *distance space Euclidean* dan *Manhattan (CityBlock)*



Gambar 5. Hasil Grafik Euclidean



Gambar 6. Hasil Grafik Manhattan (CityBlock)

Dari hasil gambar 5 dan gambar 6 menunjukkan perbedaan hasil *clustering* yaitu hasil cluster 1 terdapat 72 data, cluster 2 terdapat 153 data, cluster 3 terdapat 65 data dan cluster 4 sebanyak 210 data, sedangkan untuk hasil clustering menggunakan *distance space Manhattan (City Block)* yaitu hasil cluster 1 terdapat 76 data, cluster 2 terdapat 203 data, cluster 3 terdapat 75 data dan cluster 4 terdapat 146 data. Perbedaan *performance* antara kedua *distance space* terlihat pada tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan Waktu dan Iterasi

Metode	Titik awal random	Iterasi	Waktu	
			Lama iterasi (dalam milidetik)	Rata-rata (dalam milidetik)
1	42 - 2 - 1 91 - 2,2 42 - 2 - 1 91 - 2,1 42 - 2 - 1 91 - 2,0 42 - 2 - 1 91 - 2,5	33	422 milidetik	7
2	41 - 2 - 1 91 - 2,2 41 - 2 - 1 91 - 2,1 41 - 2 - 1 91 - 2,0 41 - 2 - 1 91 - 2,4	3	422 milidetik	6
3	41 - 2 - 1 91 - 2,2 42 - 2 - 1 91 - 2,2 42 - 2 - 1 91 - 2,1 42 - 2 - 1 91 - 2,4	9	402 milidetik	7

Diketahui bahwa perbandingan dari kelas rumus berdasarkan waktu akan bergantung kepada jumlah iterasi. Dilihat dari tabel diatas, rumus *manhattan(CityBlock)* lebih sedikit iterasinya sehingga lebih cepat beberapa milidetik dari rumus *Euclidean*.

Untuk mengetahui keakuratan hasil *clustering* dengan status gizi balita maka dilakukan percobaan *clustering* untuk 30 data. Hasil sejauh ini sebagai berikut:

Tabel 2. Data Awal Status Gizi Balita

No	Umur	Berat	Gizi Lekas (02)	Gizi Baik (02)	Gizi Kurang (02)	Gizi Sangat Kurang (02)
1	2,2	4,6		✓		
2	1,0	11			✓	
3	2,2	11		✓		
4	3,0	13		✓		
5	1,8	10		✓		
6	1,0	13		✓		
7	2,0	7			✓	
8	1,0	15	✓			
9	2,1	14,5		✓		
10	2,2	15			✓	
11	2,2	14			✓	
12	1,0	8				✓
13	2,0	12				✓
14	3,0	13,5	✓			
15	1,0	8		✓		
16	3,0	13,5		✓		
17	2,0	8,5			✓	
18	4,0	7,2	✓			
19	2,7	8,5			✓	
20	2,0	9				✓
21	3,0	13	✓			
22	2,0	9,5		✓		
23	0,0	7			✓	
24	2,0	13,5		✓		
25	4,0	18		✓		
26	0,7	8		✓		
27	2,0	3				✓
28	1,0	15		✓		
29	1,8	5				✓
30	2,7	12			✓	

Hasil pengujian *Clustering* untuk 30 data pada *Euclidean* dan *Manhattan (City Block)* terlihat pada tabel 3 dan tabel 4.

Tabel 3. Hasil Akhir Euclidean

No	Score	Berat	G1	G2	G3	G4
1	3.3	4.4	✓	✓	✓	✓
2	3.3	11	✓	✓	✓	✓
3	2.5	11	✓	✓	✓	✓
4	3.2	11	✓	✓	✓	✓
5	3.3	11	✓	✓	✓	✓
6	3.2	11	✓	✓	✓	✓
7	3.3	7	✓	✓	✓	✓
8	3.3	21	✓	✓	✓	✓
9	3.3	11	✓	✓	✓	✓
10	3.3	11	✓	✓	✓	✓
11	3.3	11	✓	✓	✓	✓
12	3.4	6	✓	✓	✓	✓
13	2.2	11	✓	✓	✓	✓
14	3.2	11	✓	✓	✓	✓
15	3.3	11	✓	✓	✓	✓
16	3.3	11	✓	✓	✓	✓
17	3.3	11	✓	✓	✓	✓
18	3.3	11	✓	✓	✓	✓
19	3.3	11	✓	✓	✓	✓
20	3.3	11	✓	✓	✓	✓
21	3.3	11	✓	✓	✓	✓
22	3.3	11	✓	✓	✓	✓
23	3.3	11	✓	✓	✓	✓
24	3.3	11	✓	✓	✓	✓
25	3.3	11	✓	✓	✓	✓
26	3.3	11	✓	✓	✓	✓
27	3.3	11	✓	✓	✓	✓
28	3.3	11	✓	✓	✓	✓
29	3.3	11	✓	✓	✓	✓
30	3.3	11	✓	✓	✓	✓

Tabel 4. Hasil Akhir Manhattan (CityBlock)

No	Score	Berat	G1	G2	G3	G4
1	3.3	4.4	✓	✓	✓	✓
2	3.3	11	✓	✓	✓	✓
3	2.5	11	✓	✓	✓	✓
4	3.3	11	✓	✓	✓	✓
5	3.3	11	✓	✓	✓	✓
6	3.3	11	✓	✓	✓	✓
7	3.3	7	✓	✓	✓	✓
8	3.3	11	✓	✓	✓	✓
9	3.2	11	✓	✓	✓	✓
10	3.2	11	✓	✓	✓	✓
11	3.2	11	✓	✓	✓	✓
12	3.3	11	✓	✓	✓	✓
13	3.3	11	✓	✓	✓	✓
14	3.3	11	✓	✓	✓	✓
15	3.3	11	✓	✓	✓	✓
16	3.3	11	✓	✓	✓	✓
17	3.3	11	✓	✓	✓	✓
18	3.3	11	✓	✓	✓	✓
19	3.3	11	✓	✓	✓	✓
20	3.3	11	✓	✓	✓	✓
21	3.3	11	✓	✓	✓	✓
22	3.3	11	✓	✓	✓	✓
23	3.3	11	✓	✓	✓	✓
24	3.3	11	✓	✓	✓	✓
25	3.3	11	✓	✓	✓	✓
26	3.3	11	✓	✓	✓	✓
27	3.3	11	✓	✓	✓	✓
28	3.3	11	✓	✓	✓	✓
29	3.3	11	✓	✓	✓	✓
30	3.3	11	✓	✓	✓	✓

Presentase hasil dari *Euclidean* untuk tiap cluster yaitu dapat mengenali pada cluster 1 sebesar 44.4%, mengenali pada cluster 2 sebesar 100%, mengenali pada cluster 3 sebesar 53.84%, mengenali pada cluster 4 sebesar 42.85%. Untuk hasil dari *Manhattan* pada tiap cluster yaitu dapat mengenali pada cluster 1 sebesar 66.7%, mengenali pada cluster 2 sebesar 37.5%, mengenali pada cluster 3 sebesar 44.4% dan mengenali pada cluster 4 sebesar 50%.

Dapat kita lihat, bahwa dua rumus *distance space* antara *Manhattan(CityBlock)* dan *Euclidean* menghasilkan pola data yang berbeda untuk jumlah data sebanyak 30 dan jumlah kelompok sebanyak 4 cluster data. Dilihat dari hasil presentase kesakuratan data dengan tabel status gizi, *Euclidean* cenderung lebih teliti dalam memasukkan kesanggolan sebuah data ke dalam *cluster* walaupun jumlah terasanya lebih banyak. Beberapa hal yang mempengaruhi hasil *cluster* terletak pada titik *centroid* awal yang berupa random.

Hasil *cluster* menunjukkan pola kocenderungan untuk tingkatan data yang tergantung

dari titik awal *centroid*. Tiap *cluster* akan mengikuti titik awal *centroid* sehingga tidak dapat dipastikan kelompok data akan masuk ke *cluster* Oleh karena itu *clustering* data kurang cocok untuk mengetahui status gizi pada suatu wilayah. Algoritma *k-means* merupakan kategori algoritma pengelompokan data *unsupervised learning*.

### 3. Kesimpulan dan Saran

#### 3.1. Kesimpulan

Dari hasil penjelasan pembahasan di atas maka dapat di simpulkan beberapa hal, antara lain:

- Hasil pengelompokan data oleh kedua rumus *distance space* *Euclidean* dan *Manhattan(CityBlock)* dengan *Euclidean* adalah berbeda. Dari pola pengelompokan *Performance* *Euclidean* cenderung lebih teliti dalam memasukkan kesanggolan sebuah data kedalam cluster. Pada percobaan pada 30 data batita, *Euclidean* dapat mengenali status gizi hingga 60.27% sedangkan *Manhattan(CityBlock)* 48.4%
- Waktu proses untuk kedua rumus tersebut selisih tidak jauh berbeda, karena akan bergantung dari jumlah iterasinya. Dari beberapa percobaan dengan 500 data batita, disimpulkan rumus *Manhattan(CityBlock)* memiliki jumlah iterasi yang lebih sedikit sehingga ukuran waktu lebih cepat beberapa miliarik dalam mengelompokan data dari rumus *Euclidean*.
- Hasil dari random titik *centroid* awal akan sangat mempengaruhi hasil akhir *clustering*.

#### 3.2. Saran

Dalam pengembangan penelitian *clustering K-Means* agar menjadi lebih baik lagi, penulis menyarankan beberapa hal:

- Membandingkan ketiga jenis *distance space* yang ada pada *K-Means* secara bersama-sama sehingga dapat diketahui performa masing-masing *distance space* yang ada.
- Menggunakan metode *Fuzzy C-Means*.
- Membandingkan *clustering K-Means* dengan *clustering* menggunakan *Neural Network*.

#### Daftar Pustaka:

- Bezdek, J. C. 1981. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. Plenum Press, New York.
- Budi Santosa. 2007. *Data Mining : Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Miyamoto, S. and Agusta, Y. 1995. Algorithms for L1 and L $\infty$  Fuzzy C-Means and Their Convergence, in C. Hayashi, N. Oshumi, K. Yajima, Y. Tanaka, H. H. Bock and Y. Baba

- (eds). *Data Science, Classification, and Related Methods*, Springer-Verlag, Tokyo, Japan, pp. 295-302.
4. Sri Redjeki dkk. 2010. "Clustering Terhadap Indeks Prestasi Mahasiswa Smaik Akadem Menggunakan K-Means"
5. Yudi Agusta. 2007. *K-Means. Penerapan, Permasalahan Dan Metode Terkait*. Jurnal Sistem dan Informatika 2007. Vol. 3.
6. [http://home.dei.poliimi.it/matteucc/Clustering/tutorial\\_html/kmeans.html](http://home.dei.poliimi.it/matteucc/Clustering/tutorial_html/kmeans.html)

\*