Clustering Kanker Serviks Berdasarkan Perbandingan Euclidean dan Manhattan Menggunakan Metode K-Means

Slamet Widodo^{1,*}, Herlambang Brawijaya¹, Samudi²

¹ Teknik dan Informatika, Sistem Informasi (D3), Universitas Bina Sarana Informatika, Jakarta, Indonesia

² Prodi Sistem Informasi, STMIK Nusa Mandiri, Jakarta, Indonesia

Email: ^{1,*}slamet.smd@bsi.ac.id, ²herlambang.hba@bsi.ac.id, ³samudi.smx@nusamandiri.ac.id

Email Penulis Korespondensi: slamet.smd@bsi.ac.id

Abstrak—*K-means* algoritma pengklasteran yang cukup sederhana dan biasa digunakan untuk mempartisi dataset kedalam beberapa kluster k. Perhitungan jarak digunakan untuk menemukan objek data serupa yang mengarah untuk mengembangkan algoritma yang kuat untuk datamining seperti klasifikasi dan pengelompokan. Beberapa penelitian menerapkan algoritma k-means menggunakan perhitungan jarak seperti *Euclidean*, *Manhattan* dan *Minkowski*. Penelitian ini menggunakan dataset dari pasien *gynekologi* dengan jumlah data sebanyak 401 pasien yang diperiksa dan sebanyak 205 pasien yang terdeteksi kanker serviks, sedangkan 196 pasien lainnya tidak terkena kanker serviks. Hasil ditampilkan dengan bantuan *confusion matrix* dan kurva ROC, Nilai akurasi didapat sebesar 79,30% dengan ROC 79,17% pada *K-Means Euclidean Metric* sedangkan *K-Means Manhattan Metric* sebesar 67,83% dengan ROC 65,94%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa metode *Euclidean* merupakan metode terbaik untuk diterapkan dalam algoritma *K-Means Clustering* pada dataset kanker serviks.

Kata Kunci: Serviks; K-Means; Euclidean; Manhattan; Kluster

Abstract—*K-means* is a fairly simple and commonly used cluster of clusters to partition datasets into multiple clusters. Distance calculations are used to find similar data objects that lead to developing powerful algorithms for datamining such as classification and grouping. Some studies apply k-means algorithms using distance calculations such as *Euclidean*, *Manhattan* and *Minkowski*. The study used datasets from gynecological patients with a total of 401 patients examined and as many as 205 patients detected cervical cancer, while 196 other patients did not have cervical cancer. The results were shown with the help of confusion matrix and ROC curve, accuracy value obtained by 79.30% with ROC 79.17% on *K-Means Euclidean Metric* while *K-Means Manhattan Metric* by 67.83% with ROC 65.94%. Thus it can be concluded that the *Euclidean* method is the best method to be applied in the *K-Means Clustering* algorithm on cervical cancer datasets.

Keywords: Cervix; K-Means; Euclidean; Manhattan; Cluster

1. PENDAHULUAN

Menjaga kesehatan organ reproduksi, memberikan pengaruh yang besar bagi kelangsungan hidup demi menjaga kelanjutan generasi suatu bangsa. Salah satu masalah pada kesehatan reproduksi pada wanita adalah ditemukannya kanker mulut rahim atau kanker serviks. Kanker serviks merupakan kanker yang paling sering terjadi pada perempuan Indonesia, diperkirakan 52 juta perempuan Indonesia berisiko terkena kanker serviks, sementara 36% perempuan dari seluruh penderita kanker adalah pasien kanker serviks [1]. Kanker serviks merupakan kanker ginekologi tersering terjadi pada wanita. Di Indonesia lebih dari 15.000 kasus baru kanker serviks dan hampir 8000 kematian yang disebabkan oleh kanker ini [2]. Setiap tahun, lebih dari setengah juta wanita didiagnosis dengan kanker serviks dan penyakit ini menyebabkan lebih dari 300.000 kematian di seluruh dunia [3].

Kanker serviks adalah tumor ganas primer yang berasal dari sel epitel skuamosa. Sebelum terjadinya kanker, akan didahului oleh keadaan yang disebut lesi prakanker atau *neoplasia intraepitel serviks (NIS)*. Salah satu penyebabnya terinfeksi virus *Human papillomavirus (HPV)* tipe 16 dan 18 yang persisten [4]. Perempuan yang rawan mengidap kanker serviks adalah mereka yang berusia antara 35 sampai dengan 50 tahun, terutama wanita yang telah aktif secara seksual sebelum usia 16 tahun. Hubungan seksual pada usia terlalu dini dan yang mempunyai banyak pasangan bisa meningkatkan risiko terserang kanker leher rahim [5]. Skrining deteksi dini sangat penting untuk tetap dilakukan, walaupun sudah dilakukan vaksinasi HPV karena vaksinasi HPV tidak bisa menyembuhkan seseorang yang telah terinfeksi HPV atau disebabkan oleh vaksin HPV yang saat ini tersedia belum menjangkau seluruh tipe HPV penyebab kanker serviks [6].

Salah satu tugas utama untuk diagnosis yang akurat adalah ekstraksi pengetahuan yang berguna dari data diagnosis masa lalu. Teknik mesin pembelajaran memungkinkan komputer untuk belajar dari pengalaman dan contoh pola masa lalu. Dengan demikian, penggunaan alat-alat mesin pembelajaran dalam diagnosis medis meningkat secara bertahap. Teknik *data mining* dan *soft computing* diterapkan untuk mengekstrak aturan dan pola dari berbagai dataset, beberapa teknik ini telah menunjukkan hasil yang sangat baik dalam masalah datamining, yang dapat membantu ahli medis dalam mengenali penyakit. Tujuan yang paling penting dari aplikasi *data mining* dalam diagnosis adalah deteksi akurat, diagnosis dini dan identifikasi faktor risiko. Hasil dari prosedur ini menjadi dasar dari pemilihan metode pengobatan yang tepat [7].

Clustering memiliki banyak algoritma, seperti yang berbasis partisi (*Kmeans*, *Partitioning Around Medoids (PAM)*, *Fuzzy C-Means (FCM)*, *K-mode*), berbasis hierarki (*CURE*, *Bunglon*, *BIRCH*), yang berbasis *density* (*DBSCAN*, *DENCLUE*, *OPTICS*), yang berbasis grid (termasuk *STING*, *OptiGrid*, *CLIQUE*)

dan yang berbasis model (*COBWEB*, *CLASSIT*, *EM*) [8], namun pada penelitian yang telah dilakukan sebelumnya menyebutkan bahwa *clustering* menggunakan algoritma *K-Means* paling sering digunakan karena memiliki kelebihan yaitu algoritmanya sangat sederhana, mudah untuk di implementasikan. Dan merupakan salah satu metode yang cukup efisien dalam menangani kompleksitas [9]. Algoritma *K-Means* dimulai dengan pembentukan partisi kluster di awal kemudian secara iteratif partisi kluster ini diperbaiki hingga tidak terjadi perubahan yang signifikan pada tiap partisi kluster [7].

Metode perhitungan jarak digunakan untuk menemukan objek data serupa yang mengarah untuk mengembangkan algoritma yang kuat untuk fungsi klasifikasi dan pengelompokan datamining, diantaranya *Manhattan*, *Euclidean* dan *Minkowski* dibandingkan untuk menemukan metode perhitungan jarak yang paling baik, hasil penelitian menyimpulkan bahwa metode perhitungan jarak *Euclidean* lebih baik dari pada metode *Manhattan* [10]. Untuk mengukur kesamaan atau keteraturan antara data-item, jarak metrik memainkan peran yang sangat penting. Perhitungan jarak bagian penting dalam banyak metode pembelajaran seperti *K-Means*, *KNN* dan *Learning Vector Quantization* [11]. Metode perhitungan serupa pernah dilakukan oleh [12] pada algoritma *K-Means* dengan menggunakan pengujian *chi-square* untuk pelabelan kluster status disparitas kebutuhan guru dan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode *Euclidean distance* lebih baik dari pada metode *Manhattan* dan *Minkowski*.

Berdasarkan uraian diatas, penelitian ini mengimplementasikan pengukuran jarak menggunakan metode *Euclidean* dan *Manhattan* pada algoritma *K-Means* berbasis *Confusion Matrix* dan *ROC Curve (AUC)* untuk mengevaluasi hasil akurasi terbaik dari jarak kedua metode tersebut.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Metodologi Penelitian

Penelitian ini menggunakan penelitian eksperimen. Penelitian eksperimen melibatkan penyelidikan perlakuan pada parameter atau variabel tergantung dari penelitinya dan menggunakan tes yang dikendalikan oleh si peneliti itu sendiri, dengan metode penelitian sebagai berikut:

Gambar 1. Metodologi Penelitian

Berdasarkan gambar 1 diatas dapat dijelaskan proses tahapan metodologi penelitian untuk *clustering* kanker serviks:

1. Analisa masalah
Masalah yang menjadi pokok penelitian adalah mencari pengukuran jarak terbaik menggunakan metode *Euclidean* dan *Manhattan* pada pengelompokan data set kanker serviks. Sehingga dapat terbentuk suatu partisi/kluster yang mirip satu sama lain pada masing-masing partisi.
2. Studi Literatur
Penelitian ini didasari rujukan yang digunakan untuk mendapatkan informasi dan teori yang mendukung penelitian.
3. Pengumpulan Data
Pada tahap ini ditentukan data yang akan diproses. Mencari data yang tersedia, memperoleh data tambahan yang dibutuhkan, mengintegrasikan semua data kedalam data set, termasuk variabel yang diperlukan dalam proses. Data yang digunakan adalah data pasien *gynekologi* dengan jumlah data sebanyak 401 pasien.
4. Pengolahan Data awal
Data yang telah dikumpulkan selanjutnya dianalisa dengan menyeleksi data yang meliputi pembersihan data dengan membuang data yang tidak konsisten dan pembersihan data yang tidak lengkap (*missing value*) dan melakukan transformasi data dibutuhkan dalam proses penyelesaian masalah.
5. Implementasi Algoritma *K-Means*
Pada penelitian ini, algoritma *K-Means* digunakan untuk mendapatkan kualitas *cluster* yang optimal dengan menentukan atau mendeskripsikan tingkat kemiripan atau ketidakmiripan data, sehingga perlu dilakukannya perbandingan beberapa metode yang sering digunakan, yaitu jarak *Euclidean* dan *Manhattan*.
6. Eksperimen dan Pengujian Metode

Perbandingan metode perhitungan jarak *Euclidean* dan *Manhattan* pada algoritma *K-Means* dilakukan untuk mengetahui nilai *sensitivity (recall)*, *specificity*, *precision* dan *accuracy* dan AUC tertinggi dengan menggunakan dataset medis (kanker serviks) dan diuji menggunakan *tool* WEKA.

7. Evaluasi dan Validasi

Pada tahap ini dilakukan evaluasi terhadap model yang ditetapkan untuk mengetahui tingkat kemiripan atau ketidakmiripan data antar *cluster* dengan menggunakan pengukuran *confusion Matrix* dan kurva ROC.

2.2 Analisa Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari RSPAD Gatot Soebroto Jakarta yang diambil oleh Ridwansyah dalam penelitiannya mengenai mioma uteri. Data pasien *gynekologi* dengan jumlah data sebanyak 401 pasien yang diperiksa dan sebanyak 205 pasien yang terdeteksi kanker serviks, sedangkan 196 pasien lainnya tidak terkena kanker serviks. Data kanker serviks terdiri dari 15 variabel atau atribut. Variabel tersebut yaitu: umur, sistol, diastol, suhu, nadi, pernapasan, status, pendarahan_setelah_senggama, keluarnya_tinja_melalui_vagina, menstruasi_lebih_lama, keputihan, sering_lelah, keluar_air_kemih, pembengkakan_area_kaki, nyeri_tulang_panggul_dan_belakang. Berikut adalah data penelitian yang ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Data Pasien *gynekologi*

Sistol	Diastol	Suhu	Nadi	Perna- pasan	Umur	Meni- kah	Pendarahan Setelah Senggama	Keluarnya Tinja Melalui vagina	Menstruasi Lebih Lama dan Banyak	Kepu- tihan	Sering Lelah		Hasil
120	80	36	89	20	51	Ya	Tidak	Ya	Ya	Ya	Ya		Serviks
140	90	36	88	20	43	Ya	Tidak	Tidak	Tidak	Tidak	Tidak		Miom
140	90	36	85	21	45	Ya	Ya	Tidak	Ya	Ya	Ya		Serviks
120	80	36	80	20	39	Ya	Ya	Ya	Ya	Ya	Ya		Miom
120	90	36	82	20	45	Ya	Tidak	Ya	Ya	Ya	Ya		Serviks
116	79	36	89	24	28	Ya	Ya	Ya	Ya	Ya	Ya		Miom
100	70	38	80	20	43	Ya	Tidak	Ya	Ya	Ya	Ya		Serviks
120	78	36	85	21	61	Ya	Ya	Ya	Ya	Ya	Tidak		Serviks
....													
130	90	36	86	20	51	Ya	Tidak	Ya	Ya	Ya	Ya	Ser viks	Serviks

(Data Asli terdapat pada file Suplemen)

2.3 Data Mining

Data mining merupakan analisis dari kumpulan data untuk menemukan hubungan yang tidak diduga dan meringkas data dengan cara yang berbeda dengan sebelumnya, yang dapat dipahami dan bermanfaat bagi pemilik data [13]. Datamining didefinisikan sebagai proses menemukan pola dalam data. Prosesnya bisa otomatis atau semi-otomatis, pola yang ditemukan harus bermakna [7].

2.4 Algoritma *K-Means*

Algoritma *K-Means* adalah algoritma pengelompokan iterasi sederhana, jumlah *cluster* tergantung pada pengaturan nilai *K* [14]. Berikut tahapan algoritma *K-Means* [13]:

- Menentukan jumlah *cluster* *k* dataset yang harus dipartisi
- Pilih secara acak *k* point untuk dijadikan pusat *cluster*.
- Untuk setiap record, temukan pusat *cluster* terdekat. Jadi, dalam arti tertentu, masing-masing pusat *cluster* “memiliki” subset dari record, dengan demikian merepresentasikan sebuah partisi dari kumpulan data.
- Untuk setiap *cluster* *k*, temukan pusat *cluster*, dan perbarui lokasi setiap pusat *cluster* ke nilai baru dari *centroid*.
- Ulangi langkah hingga data di dalam segmentasi tidak berubah.

Langkah penting dalam pengelompokan adalah memilih perhitungan jarak, yang akan meningkatkan hasil algoritma berbasis jarak [15]. Hal ini diperlukan untuk mengidentifikasi, dengan cara apa data tersebut saling terkait, bagaimana berbagai data berbeda atau serupa satu sama lain dan ukuran apa yang dipertimbangkan untuk perbandingannya. Inilah tujuan utama perhitungan jarak dalam memecahkan masalah tertentu. Dalam penelitian ini perhitungan jarak menggunakan metode *Euclidean* dan *Manhattan*.

1. Euclidean Distance

Euclidean distance merupakan salah satu metode perhitungan jarak yang digunakan untuk mengukur jarak dari 2(dua) buah titik dalam Euclidean space [12].

$$d(x, y) = |x - y| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

Keterangan:

d = jarak antara x dan y

x = data pusat klaster

y = data pada atribut

i = setiap data

n = jumlah data,

x_i = data pada pusat klaster ke i

y_i = data pada setiap data ke i

2. Manhattan Distance

Manhattan distance digunakan untuk menghitung perbedaan absolut (mutlak) antara koordinat sepasang objek [12].

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|} \quad (2)$$

Keterangan:

d = jarak antara x dan y

x = data pusat klaster

y = data pada atribut

x_i = data pada pusat klaster ke i

y_j = data pada setiap data ke i

2.5 Evaluasi dan Validasi

Untuk menguji model, pada penelitian ini, digunakan metode *Confusion Matrix*, dan kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*).

1. Confusion Matrix

Confusion Matrix memberikan penilaian *performance* berdasarkan objek dengan benar atau salah [16]. *Confusion Matrix* berisi informasi aktual (*actual*) dan prediksi (*predicted*), urutan pengujian ditabulasikan dalam *Confusion Matrix* dimana kelas yang diprediksi ditampilkan dibagian atas matriks dan kelas yang diamati disisi kiri. Setiap sel berisi angka yang menunjukkan berapa banyak kasus yang sebenarnya dari kelas yang diamati.

Tabel 1. *Confusion Matrix* for a- 2 class model

CLASSIFICATION	PREDICTED CLASS	
	Class = YES	Class = No
OBSERVED CLASS	Class = Yes	a (<i>true positive</i> – TP)
	Class = No	b (<i>false negative</i> – FN)
		c (<i>false positive</i> – FP)
		d (<i>true negative</i> – TN)

Keterangan:

True Positive (tp) = proporsi *positif* dalam data set yang diklasifikasikan *positif*

True Negative (tn) = proporsi *negatif* dalam data set yang diklasifikasikan *negatif*

False Positive (fp) = proporsi *negatif* dalam data set yang diklasifikasikan *positif*

FalseNegative (fn) = proporsi *negatif* dalam data set yang diklasifikasikan *negatif*

Setelah data uji dimasukkan ke dalam *Confusion Matrix*, nilai-nilai yang telah dimasukkan tersebut untuk dihitung jumlah *sensitivity* (*recall*), *specificity*, *precision* dan *accuracy*. *Sensitivity* digunakan untuk membandingkan jumlah TP terhadap jumlah record yang positif sedangkan *specificity* adalah perbandingan jumlah TN terhadap jumlah record yang negatif. Berikut persamaan model *Confusion Matrix* [16].

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}$$

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$NPV = \frac{TN}{TN + FN}$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} \quad (3)$$

2. Kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*)

Curve ROC (*Receiver Operating Characteristic*) adalah cara lain untuk mengevaluasi akurasi secara visual, untuk merepresentasikan grafis yang menentukan mana yang lebih baik, digunakan metode yang menghitung luas

daerah dibawah kurva ROC yang disebut AUC (*Area Under the ROC Curve*) yang diartikan sebagai probabilitas [16]. Sebuah grafik ROC adalah plot dua dimensi dengan proporsi *positif* salah (fp) pada sumbu X dan proporsi *positif* benar (tp) pada sumbu Y. Titik (0,1) merupakan klasifikasi yang sempurna terhadap semua kasus *positif* dan kasus *negatif*. Nilai *positif* salah adalah tidak ada (fp = 0) dan nilai *positif* benar adalah tinggi (tp = 1). Titik (0,0) adalah klasifikasi yang memprediksi setiap kasus menjadi negatif {-1}, dan titik (1,1) adalah klasifikasi yang memprediksi setiap kasus menjadi positif {1}. Grafik ROC menggambarkan *trade-off* antara manfaat (*true positives*) dan biaya (*false positives*) [16].

Gambar 2. Grafik ROC

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Penerapan Algoritma K-Means

Dalam datamining, *clustering* digunakan untuk pembagian data, melihat ciri-ciri masing-masing *cluster*, dan menemukan pusat pada kumpulan *cluster* tertentu untuk selanjutnya dianalisa. *Clustering* merupakan bagian penting dalam pengenalan data (recognition), memainkan peran penting dalam menemukan struktur dalam data. Ini dapat berfungsi sebagai langkah pra-pemrosesan untuk algoritma lain.

Sebelum melakukan proses perhitungan, dilakukan normalisasi data yang bertujuan untuk memetakan nilai dari masing-masing variabel ke dalam rentang yang sama yakni rentang [0,1], sehingga pada saat proses perhitungan nilai kemiripan, masing-masing variabel memberikan tingkat kemampuan yang sama.

A. Perhitungan jarak Euclidean

Berikut tahapan Algoritma K-Means dengan *Euclidean Metric*:

1. Tentukan 'c' pusat kluster secara acak
2. Hitung jarak antara data dan *centroid* menggunakan persamaan (1)
3. Tetapkan titik data yang jaraknya paling minimum dari pusat *cluster*
4. Hitung pusat kluster baru menggunakan persamaan:

$$V_i = \left(\frac{1}{c_i} \right) \sum_{j=1}^{c_i} x_j \quad (4)$$

di mana, V adalah pusat data dan 'ci' menunjukkan jumlah titik data di kluster ke-i.

5. Hitung ulang setiap partisi yang terbentuk
6. Ulangi langkah hingga data di dalam partisi tidak berubah, jika tidak ulangi langkah 3 hingga 5.

B. Perhitungan jarak Manhattan

Berikut tahapan Algoritma K-Means dengan *Manhattan Metric*:

1. Tentukan 'c' pusat kluster secara acak
2. Hitung jarak antara data dan *centroid* menggunakan persamaan (2)
3. Tetapkan titik data yang jaraknya paling minimum dari pusat *cluster*
4. Hitung pusat kluster baru menggunakan persamaan (4)
5. Hitung ulang setiap partisi yang terbentuk
6. Ulangi langkah hingga data di dalam partisi tidak berubah, jika tidak ulangi langkah 3 hingga 5.

Tabel 3. Jarak Titik Pusat Kluster

Atribut	Euclidean		Manhattan	
	C1	C2	C1	C2
Sistol	0.4015	0.3944	0.4	0.4
Diastol	0.6864	0.6836	0.7087	0.6893
Suhu	0.76	0.7653	0.75	0.75
Nadi	0.6171	0.634	0.6168	0.6262
Pernapasan	0.3033	0.3128	0.2667	0.2667
Umur	0.5158	0.5491	0.5102	0.5102

Atribut	Euclidean		Manhattan	
	C1	C2	C1	C2
Menikah	0.9906	0.9787	1	1
Pendarahan Setelah Senggama	0.7183	0.2181	1	0
Keluarnya Tinja Melalui vagina	0.3944	0.9309	0	1
Menstruasi Lebih Lama dan Banyak	0.5446	0.9096	1	1
Keputihan	0.6808	0.883	1	1
Sering Lelah	0.7746	0.4734	1	0
Keluar Air Kemih	0.662	0.8191	1	1
Pembengkakan Area Kaki	0.554	0.6809	1	1
Nyeri Tulang Panggul dan belakang	0.6338	0.8404	1	1

3.2 Pengujian Cluster dengan Software WEKA

Pada penelitian ini, proses pengujian menggunakan aplikasi WEKA dengan memanfaatkan tool *classificationViaClustering*, dimana jumlah kelompok ditentukan sebanyak 2, yaitu serviks dan miom. Algoritma *K-Means* dipilih dengan pengukuran jarak *Euclidean*. Inisialisasi *k* ditetapkan secara random, hasil dapat dilihat pada gambar berikut:

```
Classes to clusters mapping:
1. Class (Miom): 1. Cluster
2. Class (Serviks): 2. Cluster

Time taken to build model: 0.02 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      318          79.3017 %
Incorrectly Classified Instances     83          20.6983 %
Total Number of Instances         401

=== Detailed Accuracy By Class ===
               TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   ROC Area  Class
               0.735   0.151   0.823    0.735   0.792    Miom
               0.849   0.265   0.770    0.849   0.792    Serviks
Weighted Avg.   0.793   0.210   0.796    0.793   0.792

=== Confusion Matrix ===
  a  b  <-- classified as
144 52 | a = Miom
 31 174 | b = Serviks
```

Gambar 3. Hasil *Confusion Matrix K-Means Euclidean*

Pada gambar *Confusion Matrix* diatas dapat diketahui ada 174 kasus masuk kedalam cluster benar sebagai serviks (*tp*) dari total 401 kasus, ada 31 kasus yang salah yang seharusnya bukan serviks tetapi masuk ke dalam cluster serviks (*fp*). Berikutnya ada 144 kasus yang masuk ke dalam cluster benar bukan serviks (*tn*), dan 52 kasus yang salah yang seharusnya serviks tetapi masuk ke dalam cluster bukan serviks (*fn*). Untuk mencari nilai *accuracy*, *sensitivity*, *specificity*, *ppv* dan *npv* hasilnya pada persamaan berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{Sensitivity} &= \frac{tp}{tp+fn} = \frac{174}{174+52} = 0,7699 \\
 \text{Specificity} &= \frac{tn}{tn+fp} = \frac{144}{144+31} = 0,8228 \\
 \text{PPV} &= \frac{tp}{tp+fp} = \frac{174}{174+31} = 0,8487 \\
 \text{NPV} &= \frac{tn}{tn+fn} = \frac{144}{144+52} = 0,7346 \\
 \text{Accuracy} &= \frac{tp+tn}{tp+fn+tn+fp} = \frac{174+144}{174+52+144+31} = 0,793
 \end{aligned}$$

Gambar 4. Hasil *AUC Dalam Grafik ROC Algoritma K-Means Euclidean*

Selanjutnya Algoritma *K-Means* dipilih dengan pengukuran jarak *Manhattan*. Inisialisasi *k* ditetapkan secara random, hasil dapat dilihat pada gambar berikut:

```
Classes to clusters mapping:
  1. Class (Miom): 1. Cluster
  2. Class (Serviks): 2. Cluster

Time taken to build model: 0.01 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      266          66.3342 %
Incorrectly Classified Instances    135          33.6658 %
Total Number of Instances          401

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   ROC Area  Class
          0.485    0.166    0.736    0.485    0.659    Miom
          0.834    0.515    0.629    0.834    0.659    Serviks
Weighted Avg.    0.663    0.345    0.681    0.663    0.659

=== Confusion Matrix ===

  a  b  <-- classified as
 95 101 |  a = Miom
 34 171 |  b = Serviks
```

Gambar 5. Hasil *Confusion Matrix K-Means Manhattan*

Hasil *Confusion Matrix* mencatat 171 kasus masuk kedalam kluster benar sebagai serviks (*tp*) dari total 401 kasus, ada 34 kasus yang salah yang seharusnya bukan serviks tetapi masuk ke dalam kluster serviks (*fp*). Berikutnya ada 101 kasus yang masuk ke dalam kluster benar bukan serviks (*tn*), dan 95 kasus yang salah yang seharusnya serviks tetapi masuk ke dalam kluster bukan serviks (*fn*). Untuk mencari nilai *accuracy*, *sensitivity*, *specificity*, *ppv* dan *npv* hasilnya pada persamaan berikut:

$$\text{Sensitivity} = \frac{tp}{tp+fn} = \frac{171}{171+95} = 0,6428$$

$$\text{Specificity} = \frac{tn}{tn+fp} = \frac{101}{101+34} = 0,7481$$

$$\text{PPV} = \frac{tp}{tp+fp} = \frac{171}{171+34} = 0,8341$$

$$\text{NPV} = \frac{tn}{tn+fn} = \frac{101}{101+95} = 0,5153$$

$$\text{Accuracy} = \frac{tp+tn}{tp+fn+tn+fp} = \frac{171+101}{171+95+101+34} = 0,6783$$

Gambar 4. Hasil *AUC Dalam Grafik ROC Algoritma K-Means Manhattan*

Tabel 4. Nilai *accuracy*, *sensitivity*, *specificity*, *ppv*, *npv* dan *ROC*

<i>K-Means Euclidean (%)</i>		<i>K-Means Manhattan (%)</i>	
<i>Accuracy</i>	79,30	<i>Accuracy</i>	67,83
<i>Sensitivity</i>	76,99	<i>Sensitivity</i>	64,28
<i>Specificity</i>	82,28	<i>Specificity</i>	74,81
<i>PPV</i>	84,87	<i>PPV</i>	83,41
<i>Npv</i>	73,46	<i>Npv</i>	51,53
<i>ROC</i>	79,17	<i>ROC</i>	65,94

4. KESIMPULAN

Dari penelitian yang sudah dilakukan, yaitu mengevaluasi kinerja algoritma *K-means* pada dataset kanker serviks berdasarkan perhitungan jarak *Euclidean* dan *Manhattan*. Pada gambar 4 dan 5 menunjukkan bahwa kluster yang terbentuk dari kedua metode memiliki kemiripan dalam jumlah kluster benar sebagai serviks (*tp*), sedangkan kluster yang salah yang seharusnya bukan serviks tetapi masuk ke dalam kluster serviks (*fp*) metode *Euclidean* memiliki hasil yg lebih baik. Dari penelitian ini dapat disimpulkan algoritma *K-Means* dengan metode perhitungan jarak *Euclidean* memiliki akurasi yang terbaik dibandingkan dengan metode perhitungan jarak *Manhattan*. Nilai akurasi yang didapat 79,30% dengan kurva ROC 79,17% pada *K-Means Euclidean Metric*, sedangkan *K-Means Manhattan Metric* sebesar 67,83% dengan kurva ROC 65,94%.

REFERENCES

- [1] B. Budiman, Y. Mulyana Hidayat, and A. Budi Harsono, "Evaluasi Program Deteksi Dini Kanker Serviks dengan Metode See and Treat di Kabupaten Karawang," *Indones. J. Obstet. Gynecol. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 72–80, 2019, doi: 10.24198/obgynia.v2n1.77.
- [2] A. Rosiana and N. Tiara, "Pengaruh Psikoedukasi Keluarga Terhadap Kemampuan Perawatan Kebersihan Diri Pada anak Retardasi Mental Di SDLB P urwosari Kudus Tahun 2015," *Indones. J. Perawat*, vol. 2, no. I, pp. 50–56, 2017, [Online]. Available: <https://jurnal.ugm.ac.id/buletinpsikologi/article/view/12679>.
- [3] P. A. Cohen, A. Jhingran, A. Oaknin, and L. Denny, "Cervical cancer," *Lancet*, vol. 393, no. 10167, pp. 169–182, 2019, doi: 10.1016/S0140-6736(18)32470-X.
- [4] C.-J. Chen *et al.*, *Epidemiology of Virus Infection and Human Cancer BT - Viruses and Human Cancer: From Basic Science to Clinical Prevention*. 2021.
- [5] S. Rio, E. Sri, and T. Suci, "Persepsi tentang Kanker Serviks dan Upaya Prevensinya pada Perempuan yang Memiliki Keluarga dengan Riwayat Kanker," *J. Kesehat. Reproduksi*, vol. 4, no. 3, pp. 159–169, 2017, doi: 10.22146/jkr.36511.
- [6] D. Makassar, "Sebaran Kanker di Indonesia, Riset Kesehatan Dasar 2007," *Indones. J. Cancer*, vol. 11, no. 29, pp. 1–8, 2017, [Online]. Available: <https://media.neliti.com/media/publications/197251-ID-sebaran-kanker-di-indonesia-riset-keseha.pdf>.
- [7] I. H. Witten, *Data Mining (Fourth Edition)*. 2017.
- [8] A. Javed, B. S. Lee, and D. M. Rizzo, "A benchmark study on time series clustering," *arXiv*, vol. 1, no. June, p. 100001, 2020, doi: 10.1016/j.mlwa.2020.100001.
- [9] N. Nidheesh, K. A. Abdul Nazeer, and P. M. Ameer, "An enhanced deterministic K-Means clustering algorithm for cancer subtype prediction from gene expression data," *Comput. Biol. Med.*, vol. 91, pp. 213–221, 2017, doi: 10.1016/j.combiomed.2017.10.014.
- [10] S. Kapil and M. Chawla, "Performance Evaluation of K-means Clustering Algorithm with Various Distance Metrics," *1st IEEE Int. Conf. Power Electron. Intell. Control Energy Syst.*, vol. 110, no. 11, pp. 12–16, 2016, doi: 10.5120/19360-0929.
- [11] D. P. P. Mesquita, J. P. P. Gomes, A. H. Souza Junior, and J. S. Nobre, "Euclidean distance estimation in incomplete datasets," *Neurocomputing*, vol. 248, pp. 11–18, 2017, doi: 10.1016/j.neucom.2016.12.081.
- [12] M. Nishom, "Perbandingan Akurasi Euclidean Distance, Minkowski Distance, dan Manhattan Distance pada Algoritma K-Means Clustering berbasis Chi-Square," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 4, no. 1, pp. 20–24, 2019, doi: 10.30591/jpit.v4i1.1253.
- [13] D. T. Larose and C. D. Larose, *Data Mining and Predictive Analytics*, Second. New Jersey: Wiley, 2015.
- [14] C. Yuan and H. Yang, "Research on K-Value Selection Method of K-Means Clustering Algorithm," *J*, vol. 2, no. 2, pp. 226–235, 2019, doi: 10.3390/j2020016.
- [15] J. L. Suárez, S. García, and F. Herrera, "A tutorial on distance metric learning: Mathematical foundations, algorithms, experimental analysis, prospects and challenges," *Neurocomputing*, vol. 425, pp. 300–322, 2021, doi: 10.1016/j.neucom.2020.08.017.
- [16] G. Florin, *Data Mining Concepts, Models and Techniques*. Berlin: Springer, 2011.