



KLASIFIKASI SEBARAN WILAYAH DENGAN RISIKO PENYAKIT MERS DI PROVINSI JAWA TIMUR DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)

Sharenada Norisdita Wahyudi¹, Moh. Hafiyussholeh², Hugeng Susanto³,
Hani Khaulasari⁴

Corresponding author: Sharenada Norisdita Wahyudi

¹Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya, Jawa Timur, 60237, sharenadaw@gmail.com

²Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya, Jawa Timur, 60237, hafiyusholeh@uinsa.ac.id

³Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, Jawa Timur, 60231, hugengsusantu492@gmail.com

⁴Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya, Jawa Timur, 60237, hani.khaulasari@uinsa.ac.id

Received : 4 Juni 2024, Revised : 4 September 2024, Accepted : 4 September 2024

Abstract

Middle East Respiratory Syndrome Coronavirus (MERS-CoV) is a respiratory disease transmitted through the coronavirus. MERS first appeared and was confirmed in 2012 with initial symptoms of fever, cough with phlegm accompanied by shortness of breath. MERS is one of the deadliest diseases, with more than 2600 confirmed cases with a total of 935 deaths. This disease is most confirmed in Saudi Arabia, precisely in Mecca, where the city is the center of the implementation of Hajj and Umrah for all Muslims of the world. East Java is one of the regions with the highest pilgrims quota in Indonesia, and it has a high potential for the spread of MERS-Cov disease. Therefore, it is necessary to carry out a risk mitigation effort to minimize the potential for the spread of MERS disease in Indonesia, especially in East Java, one of which is to predict the potential distribution using the Support Vector Machine (SVM) algorithm. That would be because SVM is considered superior in processing non-linear data well since it has been equipped with kernel function assistance in the performance of its algorithm. The data used in this study is data on the distribution of potential MERS cases in East Java in 2023 obtained from the East Java Provincial Department of Health. Several tests were carried out to obtain optimal results using several divisions of the proportion of training: testing data, including 60:40, 65:35, 70:30, 75:25, 80:20, and the highest test results were found in the proportion of training data testing of 75: 25 with an accuracy value of 0.9 (90%).

Keywords : Classification, MERS-Cov, Support Vector Machine (SVM)

Abstrak

Middle East Respiratory Syndrome Coronavirus (MERS-CoV) ialah penyakit saluran pernapasan yang menular melalui virus corona. MERS pertama kali muncul dan terkonfirmasi pada tahun 2012 dengan gejala awal berupa demam, batuk berdahak disertai dengan sesak napas. MERS merupakan salah satu penyakit mematikan dengan jumlah kasus lebih dari 2600 kasus terkonfirmasi dengan total 935 kematian. Penyakit ini paling banyak terkonfirmasi di Arab Saudi tepatnya di Mekkah, yang mana kota tersebut menjadi pusat terlaksananya ibadah Haji dan Umroh bagi seluruh umat muslim dunia. Jawa Timur merupakan salah satu wilayah dengan jumlah kuota jamaah haji tertinggi di Indonesia yang memiliki potensi tinggi terjadinya penyebaran penyakit MERS-Cov. Oleh karenanya perlu dilakukan suatu usaha mitigasi resiko guna memperkecil potensi terjadinya sebaran penyakit MERS di Indonesia khususnya di Jawa Timur, salah satunya ialah melakukan prediksi sebaran potensi menggunakan algoritma SVM. Hal itu dikarenakan SVM dinilai unggul dalam mengolah data non linear dengan baik karena sudah dilengkapi dengan bantuan fungsi kernel dalam kinerja algoritmanya. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sebaran potensi kasus MERS di Jawa Timur pada tahun 2023 yang didapatkan dari Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur. Dilakukan beberapa pengujian untuk mendapatkan hasil optimal dengan menggunakan beberapa pembagian proporsi data training:testing, diantaranya 60:40, 65:35, 70:30, 75:25, 80:20, dan didapati hasil pengujian tertinggi terdapat pada proporsi data sebesar 75:25 dengan nilai akurasi 0.9 (90%).

1. Pendahuluan

Middle east respiratory syndrome corona virus (MERS-CoV) ialah penyakit saluran pernapasan yang menular melalui virus corona. MERS pertama kali muncul dan terkonfirmasi ialah pada tahun 2012 tepatnya di Arab Saudi dengan gejala awal berupa demam, batuk berdahak disertai dengan sesak napas [1]. Berdasarkan data yang ada dalam situs resmi world health organization (WHO), bahwasanya dari 27 negara sejak tahun 2012, terdapat lebih dari 2600 kasus terkonfirmasi dengan total 935 kematian akibat terjangkit atau disertai komplikasi [2]. Kasus meninggal akibat MERS paling banyak dilaporkan dari negara bagian Uni Emirates Arab, yakni sebanyak 854 kematian dengan sebaran wilayah terbanyak di wilayah kota Makkah, dan Riyadh [3]. Kota Mekkah merupakan pusat peribadatan umat islam dimana di kota tersebut menjadi tempat terlaksananya ibadah haji dan umroh.

Dikarenakan pelaksanaan ibadah haji dan umroh berpusat di Kota Makkah, maka peningkatan kewaspadaan terhadap kasus MERS masih menjadi topik yang harus diantisipasi. Dikarenakan virusnya yang bersifat zoonotic, penularannya berlangsung melalui hewan (unta) menuju manusia yang kemudian memungkinkan penularan terjadi antara satu individu terjangkit dengan individu lain [4]. Dilansir dari website resmi Kementerian Agama Republik Indonesia, Arab Saudi menetapkan jumlah kuota haji untuk Indonesia adalah 241.000 dengan tambahan kuota 20.000. Jumlah tersebut terdiri atas 221.720 kuota jemaah haji reguler dan 19.280 kuota jemaah haji khusus [5]. Jemaah haji terbanyak berasal dari provinsi Jawa Timur dengan jumlah lebih dari satu juta jemaah pada periode tahun 2023 [6].

Hal tersebut menjadikan Jawa Timur dapat dikategorikan sebagai wilayah rawan terjadi penyebaran virus bawaan MERS dari jemaah-jemaah yang baru berpulang se usai pelaksanaan ibadah di Tanah Suci. Penyebaran virus MERS sangat mudah terjadi, sehingga tidak menutup kemungkinan terjadinya wabah disertai dengan komplikasi seperti ISPA yang berakibat pada kematian.

Oleh karenanya perlu dilakukan suatu usaha mitigasi resiko guna memperkecil potensi terjadinya sebaran penyakit MERS di Indonesia. Salah satunya adalah dengan melakukan penelitian terkait klasifikasi sebaran wilayah berpotensi penyakit MERS di Indonesia, khususnya di Jawa Timur.

Algoritma klasifikasi yang umum digunakan diantaranya *K-Nearest Neighbor* (KNN) yang mudah diimplementasikan karena bekerja berdasarkan prinsip tetangga terdekat [7]. Hanya saja, algoritma KNN sangat sensitif terhadap data outlier dan noise [8]. Selain KNN, terdapat algoritma *Decision Tree* (C4.5) yang bekerja berdasarkan prinsip pohon keputusan, mudah diimplementasikan pada data numerik maupun data kontinu [9]. Kelemahan algoritma ini adalah hasil yang kurang stabil dan rawan terhadap *overfitting* [10]. Selain itu, terdapat algoritma yang cukup unggul yakni *Support Vector Machine* (SVM), karena sangat meminimalisir terjadinya *overfitting* [11]. Hal tersebut dikarenakan SVM sudah dilengkapi dengan fungsi kernel untuk menstabilkan berbagai jenis data termasuk data-data nonlinear [12]. Oleh karena itu, algoritma SVM dianggap mampu dan akan memberikan hasil kinerja yang lebih unggul dibanding dengan algoritma mesin yang lain.

Penelitian sebelumnya terkait penyakit ini masih sangat jarang, diantaranya hanya berfokus pada teoritis penyakit seperti penelitian oleh Zhu, et al. Mostafa, et al pada tahun 2020, disusul penelitian oleh Cevik, et al pada tahun 2021 yang melakukan analisis terkait sebaran penyakit, penyebab serta hal-hal yang berkaitan dengan transmisi virus MERS [13], [14], [15]. Terdapat juga penelitian lain yang dilakukan oleh Owen pada tahun 2022 melakukan pemodelan terhadap sebaran penyakit MERS di dua wilayah rentan dan terinfeksi dengan memanfaatkan Metode Pengali Lagrange yang menghasilkan temuan berupa bifurkasi kodimensi satu dan kodimensi dua yaitu bifurkasi fold dan bifurkasi cusp [16]. Dengan kata lain, penelitian terkait klasifikasi potensi resiko penyakit MERS-Cov belum banyak dilakukan. Oleh karena itu, penelitian ini

berfokus pada klasifikasi dengan memanfaatkan kinerja algoritma *Support Vector Machine* (SVM).

Pemanfaatan algoritma SVM dinilai unggul dalam sistem klasifikasi, sebagaimana ditinjau dari penelitian oleh Ropikoh, et al pada tahun 2021 terhadap berita Hoax kasus Covid-19 dan didapati hasil akurasi tertinggi dengan menggunakan SVM kernel linear sebesar 97% [17]. Penelitian lain oleh Ridho dan Mahalisa pada tahun 2023 yang melakukan klasifikasi pencemaran udara pada masa pandemi Covid-19 dengan algoritma SVM dan mendapatkan hasil akurasi sebesar 97% [18]. Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Pamungkas pada tahun 2021 yang melakukan perbandingan pada kinerja algoritma SVM, *Naive Bayes* dan KNN pada sentimen kebijakan Covid-19, didapati bahwa algoritma SVM dengan kernel linear lebih unggul dengan tingkat akurasi sebesar 90,1% [19].

Berdasarkan pemaparan diatas disertai dengan beberapa penelitian yang ada, algoritma SVM menunjukkan performa yang baik dan optimal dibandingkan dengan algoritma lain dalam melakukan klasifikasi terhadap beberapa kasus. Oleh karena itu, pada konteks ini peneliti tertarik untuk menerapkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) pada klasifikasi potensi resiko MERS pada data sebaran kasus yang ada di Provinsi Jawa Timur.

2. Metode

Penelitian ini melakukan klasifikasi sebaran wilayah dengan memanfaatkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Klasifikasi sendiri merupakan suatu teknik pembelajaran mesin yang bertujuan untuk mengelompokkan data kedalam kategori tertentu berdasarkan kemiripan atribut yang ada [20]. Sistematis pengolahan data secara umum diantaranya adalah sebagai berikut.

A. Normalisasi data

Normalisasi data termasuk kedalam tahapan *pre-processing* data. Normalisasi merupakan tahapan untuk menstandarisasi dan menskalakan data kedalam rentang tertentu tanpa merubah bentuk dari data yang sudah ada [21] Metode normalisasi yang umum digunakan adalah *Min-Max Scaler*.

Perhitungan dari normalisasi *min-max* dituliskan pada persamaan (1) [22]

$$x' = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1)$$

Keterangan:

x_i : Nilai yang dinormalisasikan
 $\min(x)$: Nilai terkecil dalam rentang x
 $\max(x)$: Nilai tertinggi dalam rentang x

B. Klasifikasi menggunakan SVM

Klasifikasi dengan SVM dilakukan dengan memisahkan data menjadi dua kelas berbeda menggunakan prinsip kerja *hyperplane* [23]. *Hyperplane* yang optimal adalah ketika margin memiliki nilai minimal dengan batas terjauh pada tiap kelas [24]. SVM dapat mengatasi data linear maupun non linear. Berikut tahapan SVM dalam mengatasi permasalahan pada data linear [25]

- 1) Asumsikan data menjadi dua kelas yakni +1 dan -1, dimana setiap kelas harus memenuhi persamaan (2) dan (3) sebagai berikut.

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \geq 1, \text{ pada kelas } +1 \quad (2)$$

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \leq -1, \text{ pada kelas } -1 \quad (3)$$

Keterangan:

\vec{w} : Bobot / Weight
 \vec{x} : Data input
 b : Nilai bias

- 2) Dirumuskan secara singkat dalam persamaan (4) sebagai berikut.

$$y_u(\vec{x} \cdot \vec{w} + b) - 1 \geq 0, \forall x \in A \quad (4)$$

dengan y_u merupakan kelas target ke-u dengan $u = \{1, 2, 3, \dots, n\}$

- 3) Menentukan *hyperplane* dengan rumus pada persamaan (5) sebagai berikut.

$$\min_w \frac{1}{2} (\|\vec{w}\|)^2$$

$$y_u(\vec{x} \cdot \vec{w} + b) - 1 \geq 0 \quad (5)$$

Sehingga didapati margin dengan nilai optimal dari *hyperplane* terkecil pada jarak terjauh.

Selain dari mengatasi masalah data linear, SVM mengatasi data non linear dengan bantuan fungsi berupa nilai kernel [26] Macam dari fungsi kernel tersebut antara lain *Radial Basis Function* (RBF), Linear, dan Polinomial. Sebagaimana dirumuskan

berdasarkan persamaan (8), (9) dan (10) sebagai berikut [27]

$$\text{Linear} : K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = (\vec{x}_i, \vec{x}_j) \quad (8)$$

Radial Basis Function (RBF) :

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

Polinomial :

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = (\vec{x}_i, \vec{x}_j + c)^d \quad (10)$$

Keterangan:

\vec{x}_i, \vec{x}_j : Vektor dari ruang fitur

d : Nilai degree

σ : Nilai gamma

c : Parameter bebas

C. Evaluasi model

Evaluasi model bertujuan untuk mengetahui seberapa dekat hasil kinerja model prediksi dengan data aktual [28]. Terdapat banyak metode dalam evaluasi model diantaranya yaitu RMSE, MAPE, *Silhouette*, serta *Confusion matrix* [29], [30], [31], [32]. Pada algoritma klasifikasi, umumnya menggunakan *confusion matrix*. Penyajian *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 1 sebagai berikut [33].

Nilai Prediksi	Nilai Aktual	
	Benar	Salah
Benar	TP	FP
Salah	FN	TN

Tabel 1 digunakan untuk mengetahui nilai performa dari model yang terbentuk, diantaranya nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F1-Score* dengan memanfaatkan TP, TN, FP dan FN dengan rumus-rumus pada Persamaan (11) sampai (14) berikut [34]

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (11)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (13)$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{\text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \quad (14)$$

Keterangan :

TP (*True Poitif*) : Banyaknya kelas positif yang terklasifikasi benar

FP (*False Positive*) : Banyaknya kelas prediksi yang diakurasi positif

TN (*True Negative*) : Banyaknya kelas negatif yang terklasifikasi benar

FN (*False Negative*) : Banyaknya kelas prediksi yang diakurasi negative

D. Sumber Data

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif yang menggunakan data sekunder terkait sebaran jumlah kasus pada wilayah berpotensi MERS di Jawa Timur. Data diambil dari Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur berupa rekap mobilitas jemaah haji ditiap Kab/Kota yang ada di Jawa Timur. Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Sampel Data Sebaran Resiko Penyakit MERS di Jawa Timur tahun 2023

No.	Kabupaten/ Kota	...	Risiko	Potensi Kasus
1	Malang (M)	...	160	1
2	Surabaya (M)	...	89	1
3	Banyuwangi	...	121	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
37	Pasuruan (M)	...	108	1
38	Pamekasan	...	183	2

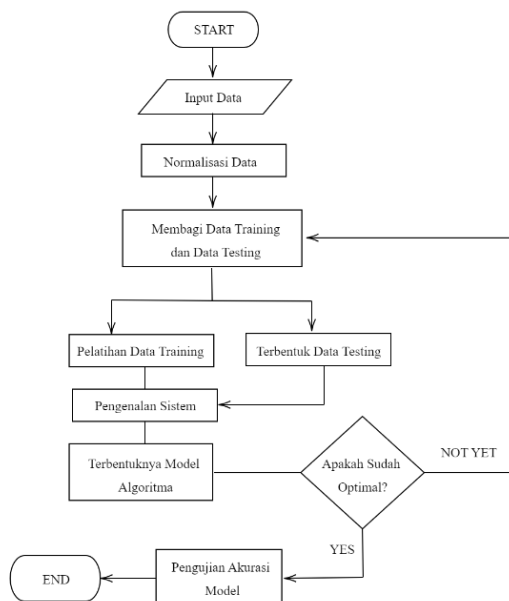
Variabel dari data tersebut meliputi daftar nama kabupaten/kota, jumlah kasus perwilayah kabupaten/kota di provinsi, jumlah jemaah haji, akomodasi keluar masuk kendaraan berupa data kunjungan bandara, pelabuhan dan terminal, kepadatan antrean jemaah haji perwilayah kabupaten/kota, usia, jumlah puskesmas dan RS rujukan, laporan petugas pengawasan haji ke puskesmas terdekat, indeks ancaman, indeks kerentanan, indek kapasitas, risiko serta yang terakhir ialah kelas sebaran potensi penyakit ditiap kabupaten/kota.

E. Tahapan penelitian

Tahapan penelitian direpresentasikan melalui diagram alir seperti pada Gambar 1. Berdasarkan diagram alir (*flowchart*) pada Gambar 1, tahapan penelitian terkait ialah sebagai berikut:

- 1) Input data berdasarkan data tersaji pada Tabel 2.
- 2) Dilakukannya normalisasi data menggunakan bantuan normalisasi *Min-Max Scaller* menggunakan rumus seperti pada persamaan (1).

- 3) Membagi data kedalam proporsi tertentu berdasarkan fungsinya menjadi data latih dan data uji.
- 4) Data latih (*training*) diolah untuk mengenali sistem algoritma SVM. Apabila proses training telah selesai, kemudian akan dilanjutkan prosesi testing dengan memasukkan data uji guna menguji seberapa baik kinerja dari metode SVM dalam penganalisisan data yang telah dilatih.
- 5) Setelah itu dilakukan pengujian akurasi menggunakan *confussion matrix* untuk mengetahui seberapa baik algoritma dijalankan dengan melihat tingkat akurasi, presisi, F-1 Score dan sensitifitas menggunakan rumus pada persamaan (11) sampai (14).
- 6) Data telah selesai dianalisa dan didapati hasil yang dapat diimplementasikan kedalam tujuan penelitian.



Gambar 1. Flowchart alur penelitian

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Normalisasi data

Hasil normalisasi data ditunjukkan pada Tabel 3. Terlihat pada Tabel 3 bahwa rentang data ditransformasi pada angka 0 sampai dengan 10. Data sebenarnya tidak berubah, hanya menyesuaikan rentang supaya memudahkan algoritma dalam pengolahan data. Normalisasi memastikan bahwa jarak dihitung secara proporsional dan adil di seluruh dimensi fitur.

Tabel 3. Normalisasi MinMax Scaller

No.	(X ₁) Jumlah Jamaah Haji	...	(X ₁₈) Indeks Kap.	(X ₁₉) Risiko	(Y) Potensi Kasus
1	4.78748998	...	2.650	7.350	0
2	1.00000000	...	2.771	3.161	0
3	3.45629510	...	3.979	5.079	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
37	6.33520449	...	5.286	4.286	0
38	5.90216520	...	2.679	8.679	1

3.2. Klasifikasi dengan SVM

Data yang telah dinormalisasi kemudian dibagi menjadi dua jenis data, yakni data *training* dan data *testing*. Pembagian data pada percobaan pertama adalah dengan menggunakan proporsi 75: 25, dengan 75% merupakan data *training* dan 25% merupakan data *testing*.

Pengujian ini menggunakan bantuan nilai kernel linear untuk memisahkan kelompok kelas data secara sistematis. Setelah 75% data *training* selesai diuji, sistem akan otomatis melakukan pelatihan menggunakan 25% data *testing* guna mengetahui seberapa baik model algoritma mengenali tipe data yang ada. Untuk mendapatkan hasil optimal, dilakukan pengujian berulang dengan proporsi pembagian data *training:testing* yang berbeda diantaranya digunakan skema 60: 40; 65: 35; 70: 30; 75: 25 dan 80: 20. Pembagian tersebut menghasilkan kinerja evaluasi yang berbeda-beda.

3.3. Evaluasi model

Pengujian evaluasi model dari algoritma SVM yang pertama adalah pada proporsi data 75: 25 yang disajikan pada *confussion matrix* sebagaimana tertera pada Tabel 4 sebagai berikut.

Tabel 4. Tabel *Confussion Matrix*

Nilai Prediksi	Nilai Aktual	
	Benar	Salah
Benar	8	1
Salah	0	1

Tabel 4 menunjukkan bahwa pada hasil pengujian model terdapat 8 data terklasifikasi benar dikelas positif (TP), kemudian terdapat 1 data terprediksi benar dikelas negatif (FP), kemudian tidak ada data atau 0 yang masuk dalam kategori prediksi salah dikelas positif

(FN), dan yang terakhir adalah data dengan prediksi salah dikelas negatif (TN).

Dari tabel tersebut, dilakukan evaluasi model dengan menghitung performa algoritma sebagaimana tersaji pada Tabel 5 sebagai berikut.

Proporsi Data Training : Testing	75 : 25
<i>Accuracy</i>	0.9
<i>Precision</i>	1
<i>Recall</i>	0.89
<i>F1-Score</i>	0.94

Dari Tabel 5 dapat dilihat bahwa tingkat accuracy model berada pada nilai 0.9 atau 90%. Selain itu terdapat *precision* yang menunjukkan kesesuaian hasil aktual pada data positif dibandingkan dengan keseluruhan nilai prediksi data positif yakni sebesar 1 atau 100%. Selain itu ada nilai *recall* yang menunjukkan nilai sensitifitas model yakni sebesar 0.89 atau 89%. Terakhir adalah *f1-score* guna mengetahui kelemahan dari sensitifitas dan presisi dari suatu model yang terbentuk yakni sebesar 0.94 atau 94%.

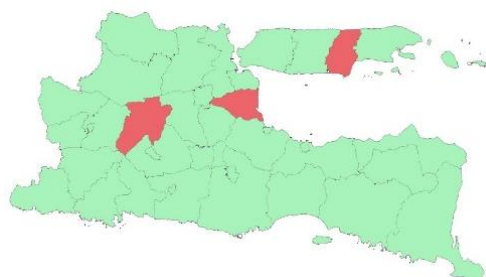
Selain dari proporsi data 75:25 pengujian juga dilakukan berulang dengan proporsi data berbeda guna mendapat model paling optimal. Adapun pembagian proporsi data *training:testing* diantaranya adalah dengan jumlah perbandingan 60:40; 65:35; 70:30; 75:25; dan 80:20. Menghasilkan evaluasi model sebagaimana tertera pada Tabel 6.

Proporsi Data	60:40	65:35	70:30	75:25	80:20
<i>Accuracy</i>	0.88	0.86	0.83	0.9	0.75
<i>Precision</i>	0.93	0.92	0.91	1	0.86
<i>Recall</i>	0.93	0.92	0.91	0.89	0.86
<i>F1-Score</i>	0.93	0.92	0.91	0.94	0.86

Pada Tabel 6 dapat dilihat dari beberapa kali pengujian, data dengan proporsi tertinggi adalah 75:25 yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 90% dengan performa yang unggul dilihat dari presisi sampai dengan *f1-score* yang berarti pengelompokkan data risiko terjadinya MERS di provinsi Jawa Timur mendekati nilai aktual dengan

menggunakan algoritma *Support Vector Machine*. Sehingga hasil klasifikasi data risiko sebaran MERS di Jawa timur dapat diimplementasikan pada data provinsi lain dalam menentukan sebaran potensi risiko MERS di wilayah tersebut.

Dari hasil klasifikasi, dapat difisualisasikan data sebaran MERS di Jawa Timur pada Gambar 2 sebagai berikut.



Gambar 2. Sebaran potensi MERS di Jawa Timur

Dari peta yang ada pada gambar 2, wilayah Kabupaten/Kota yang berpotensi ditandai dengan warna merah, sedangkan warna hijau menyatakan bahwa wilayah tersebut aman dan minim potensi risiko terjadinya sebaran penyakit MERS CoV. Adapun wilayah-wilayah yang masuk dalam kategori berpotensi diantaranya ada Kabupaten Nganjuk, Sidoarjo dan Pamekasan. 35 Kab/Kota lainnya masih tergolong aman dan minim potensi sebaran virus MERS CoV.

4. Penutup

Penelitian ini menunjukkan hasil optimal dalam pengklasifikasian potensi penyakit MERS di Provinsi Jawa Timur dengan menggunakan bantuan kernel linear pada algoritma SVM. Hasil optimal pembagian training-testing data berada pada proporsi 75:25 dengan hasil akurasi sebesar 90%. Masih belum banyak penelitian yang membahas terkait topik MERS-Cov sebelumnya, sehingga klasifikasi risiko sebaran MERS menggunakan algoritma SVM menunjukkan hasil optimal dan diharapkan hasil yang disajikan dapat diimplementasikan untuk klasifikasi pada wilayah lain yang memiliki tingkat kepadatan serupa dengan Jawa Timur sebagai bentuk antisipasi terjadinya sebaran potensi kasus atau hal lain yang mengkhawatirkan.

Referensi

- [1] M. P. Ladimo and I. Irwan, "Vol :4, No.1,April 2020," *Journal Health & Science: Gorontalo Journal Health and Science Community*, vol. 4, no. 2, pp. 18–28, 2020, [Online]. Available: <https://ejurnal.ung.ac.id/index.php/gojhes/article/view/4666>
- [2] WHO, "MERS Situation Updates 2024," HEALTH TOPIC-MERS. Accessed: Mar. 23, 2024. [Online]. Available: <https://www.emro.who.int/health-topics/mers-cov/mers-outbreaks.html>
- [3] European Centre for Disease Prevention and Control, "Geographical distribution of confirmed cases of MERS in Saudi Arabia by probable region of infection and exposure, with dates of onset from 1 January to 6 August 2024," Official Website of the Europe Union.
- [4] N. N. Chathappady House, S. Palissery, and H. Sebastian, "Corona Viruses: A Review on SARS, MERS and COVID-19," *Microbiol Insights*, vol. 14, p. 117863612110024, 2021, doi: 10.1177/11786361211002481.
- [5] amnisa salma, "Kemenag Umumkan Daftar Jemaah yang Masuk Alokasi Kuota Haji Reguler 1445 H/2024 M," Direktorat Jendral Penyelenggaraan Haji dan Umrah. Accessed: Mar. 18, 2024. [Online]. Available: <https://haji.kemenag.go.id/v5/detail/kemenag-umumkan-daftar-jemaah-yang-masuk-alokasi-kuota-haji-reguler-1445-h-2024-m>
- [6] F. B. Komariah, "Kuota Tambahan Haji Terbanyak Diberikan ke Jawa Timur," *Radio Republik Indonesia*, Jakarta, Indonesia, p. 1, Nov. 07, 2023. [Online]. Available: <https://www.rri.co.id/nasional/433005/kuota-tambahan-haji-terbanyak-diberikan-ke-jawa-timur#:~:text=%22Karena Jawa Timur menjadi provinsi,Tengah dengan tambahan 3.095 kuota.>
- [7] M. N. Maskuri, Harliana, K. Sukerti, and R. M. H. Bhakti, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Memprediksi Penyakit Stroke," *Jurnal Ilmiah Intech: Information Technology Journal of UMUS*, vol. 4, no. 1, pp. 130–140, 2022.
- [8] R. K. Halder, M. N. Uddin, M. A. Uddin, S. Aryal, and A. Khraisat, "Enhancing K-nearest neighbor algorithm: a comprehensive review and performance analysis of modifications," *J Big Data*, vol. 11, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1186/s40537-024-00973-y.
- [9] A. H. Nasrullah, "Implementasi Algoritma Decision Tree Untuk Klasifikasi Produk Laris," vol. 7, no. 2, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.fikom-unasman.ac.id>
- [10] N. Nazifah, C. Prianto, and C. A. Id, "Analisis Perbandingan Decision Tree Algoritma C4.5 dengan algoritma lainnya: Sistematis Literature Review," *Jurnal Informatika dan Teknologi Komputer*, vol. 04 No.02, no. 2774–7115, pp. 57–64, Oct. 2023, [Online]. Available: <https://ejurnalunsam.id/index.php/jicom/>
- [11] Normah, B. Rifai, S. Vambudi, and R. Maulana, "Analisa Sentimen Perkembangan Vtuber Dengan Metode Support Vector Machine Berbasis SMOTE," *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI*, vol. 8, no. 2, pp. 174–180, 2022, doi: 10.31294/jtk.v4i2.
- [12] S. P. Azzahra, Y. A. Apriyanto, and A. Wijaya, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi DEEPL Pada Google Play Dengan Metode Support Vector Machine (SVM)," vol. 4, no. 2, pp. 59–66.
- [13] Z. Zhu, X. Lian, X. Su, W. Wu, G. A. Marraro, and Y. Zeng, "From SARS and MERS to COVID-19: A brief summary and comparison of severe acute respiratory infections caused by three highly pathogenic human coronaviruses," Aug. 27, 2020, *BioMed Central Ltd*. doi: 10.1186/s12931-020-01479-w.
- [14] A. Mostafa *et al.*, "Middle east respiratory syndrome coronavirus (MERS-CoV): State of the science,"

- Microorganisms*, vol. 8, no. 7, pp. 1–27, 2020, doi: 10.3390/microorganisms8070991.
- [15] M. Cevik, M. Tate, O. Lloyd, A. E. Maraolo, J. Schafers, and A. Ho, “SARS-CoV-2, SARS-CoV, and MERS-CoV viral load dynamics, duration of viral shedding, and infectiousness: a systematic review and meta-analysis,” *Lancet Microbe*, vol. 2, no. 1, pp. e13–e22, Jan. 2021, doi: 10.1016/S2666-5247(20)30172-5.
- [16] L. Owen, “Bifurkasi Pada Model Penyebaran Penyakit MERS-CoV di Dua Wilayah dengan Populasi Konstan,” *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 4, no. 2, pp. 296–305, 2022, doi: 10.34312/jjom.v4i2.14190.
- [17] I. A. Ropikoh, R. Abdulhakim, U. Enri, and N. Sulistiyowati, “Penerapan Algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk Klasifikasi Berita Hoax Covid-19,” 2021. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [18] A. Toha, P. Purwono, and W. Gata, “Model Prediksi Kualitas Udara dengan Support Vector Machines dengan Optimasi Hyperparameter GridSearch CV,” *Buletin Ilmiah Sarjana Teknik Elektro*, vol. 4, no. 1, pp. 12–21, May 2022, doi: 10.12928/biste.v4i1.6079.
- [19] F. S. Pamungkas and I. Kharisudin, “Analisis Sentimen dengan SVM,” vol. 4, pp. 628–634, 2021, [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>
- [20] R. N. Ainum, N. Hidayat, and A. A. Soebroto, “Klasifikasi Buku Perpustakaan menggunakan Metode Naive Bayes,” 2022. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [21] M. -Normalisasi Data Untuk Efisiensi K-Means Pada Pengelompokan Wilayah Berpotensi Kebakaran Hutan Dan Lahan Berdasarkan Sebaran Titik Panas, A. Harmain, H. Kurniawan, D. Maulina, and M. Universitas Amikom Yogyakarta, “Data Normalization For K-Means Efficiency On Groups Of Areas With Potential Forest And Land Fire Based On Heat Spots Distribution.”
- [22] I. Permana and F. N. S. Salisah, “Pengaruh Normalisasi Data Terhadap Performa Hasil Klasifikasi Algoritma Backpropagation,” *Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering (IJIRSE)*, vol. 2, no. 1, pp. 67–72, 2022, doi: 10.57152/ijirse.v2i1.311.
- [23] B. T. P. Briandy, E. Yulianingsih, Fatmasari, and Ferdiansyah, “Analisis Tingkat Akurasi Prediksi Gejala COVID - 19 Dengan Menggunakan Metode Logistic Regression dan Support Vector Machine,” *Jurnal Fasilkom*, vol. 13, no. 02, pp. 269–278, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i02.5629.
- [24] F. Adams, R. A. Dwi Anggoro, M. B. Satria, A. W. Oktavia, and N. Chamidah, “Perbandingan Normalisasi Data untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma Naïve Bayes, Decision Tree, dan Support Vector Machine,” *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, vol. 2, no. 2, pp. 260–268, 2021, [Online]. Available: <https://conference.upnvj.ac.id/index.php/senamika/article/view/1744>
- [25] N. G. Ramadhan and A. Khoirunnisa, “Klasifikasi Data Malaria Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 5, no. 4, p. 1580, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i4.3347.
- [26] S. Rabbani, D. Safitri, N. Rahmadhani, A. A. F. Sani, and M. K. Anam, “Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 3, no. 2, pp. 153–160, Oct. 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.897.
- [27] N. Pratiwi and Y. Setyawan, “Analisis Akurasi Dari Perbedaan Fungsi Kernel Dan COST Pada Support Vector Machine Studi Kasus Klasifikasi Curah

- Hujan di Jakarta,” *Journal of Fundamental Mathematics and Applications (JFMA)*, vol. 4, no. 2, pp. 203–212, Nov. 2021, doi: 10.14710/jfma.v4i2.11691.
- [28] R. Nadzirah, I. Indarto, D. R. Widyaningsih, and M. I. T. Okiawan, “Analisis Perbandingan Tutupan Lahan (Land Cover) Wilayah Malang Raya Menggunakan Citra Sentinel,” *Rona Teknik Pertanian*, vol. 16, no. 2, pp. 160–174, 2023, doi: 10.17969/rtp.v16i2.33675.
- [29] U. Indahyanti, N. L. Azizah, and H. Setiawan, “Pendekatan Ensemble Learning Untuk Meningkatkan Akurasi Prediksi Kinerja Akademik Mahasiswa,” *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 160–169, 2022, doi: 10.34128/jsi.v8i2.459.
- [30] T. Terttiaavini and T. S. Saputra*, “Analisa Akurasi Penggunaan Metode Single Eksponential Smoothing untuk Perkiraan Penerimaan Mahasiswa Baru Pada Perguruan Tinggi XYZ,” *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, vol. 11, no. 1, pp. 64–68, 2020, doi: 10.36982/jiig.v11i1.1075.
- [31] R. A. Farissa, R. Mayasari, and Y. Umaidah, “Perbandingan Algoritma K-Means dan K-Medoids Untuk Pengelompokan Data Obat dengan Silhouette Coefficient di Puskesmas Karangsambung,” *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 5, no. 2, pp. 109–116, 2021, doi: 10.30871/jaic.v5i1.3237.
- [32] Endang Etriyanti, “Perbandingan Tingkat Akurasi Metode Knn Dan Decision Tree Dalam Memprediksi Lama Studi Mahasiswa,” *Jurnal Ilmiah Binary STMIK Bina Nusantara Jaya Lubuklinggau*, vol. 3, no. 1, pp. 6–14, 2021, doi: 10.52303/jb.v3i1.40.
- [33] B. P. Pratiwi, A. S. Handayani, and S. Sarjana, “Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi Wsn Menggunakan Confusion Matrix,” *Jurnal Informatika Upgris*, vol. 6, no. 2, pp. 66–75, 2021, doi: 10.26877/jiu.v6i2.6552.
- [34] A. J. Arifin and A. Nugroho, “Uji Akurasi Penggunaan Metode KNN dalam Analisis Sentimen Kenaikan Harga BBM pada Media Twitter,” *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, no. September, pp. 700–708, 2023.