



ISSN : 2339 - 1871

JURNAL ILMIAH BETRIK

Besemah Teknologi Informasi dan Komputer

Editor Office : LPPM Sekolah Tinggi Teknologi Pagar Alam, Jln. Masik Siagim No. 75
Simpang Mbacang, Pagar Alam, SUM-SEL, Indonesia
Phone : +62 852-7901-1390.
Email : betrik@sttpagaralam.ac.id | admin.jurnal@sttpagaralam.ac.id
Website : <https://ejournal.sttpagaralam.ac.id/index.php/betrik/index>

PENERAPAN ALGORITMA K-NN DAN SVM DALAM KLASIFIKASI DATA GEMPA BUMI TERHADAP POTENSI TSUNAMI DI INDONESIA

Risky Harahap¹, M. Irpan², M. Azzuhri Dinata³, Rahmaddeni⁴, Lusiana Efrizoni⁵
Program Studi Teknik Informatika STMIK Amik Riau¹²³⁴⁵
Jalan Purwodadi No. KM, 10, Sidomulyo Barat, Tampan, Pekanbaru-Riau 28294,
Indonesia

Surel : 2110031802097@sar.ac.id¹, 2110031802100@sar.ac.id², 2110031802095@sar.ac.id³,
rahmaddeni@sar.ac.id⁴, lusiana@stmik-amik-riau.ac.id⁵

Abstrak: Sebagian besar wilayah Indonesia adalah negara pesisir. Indonesia memiliki lebih banyak lautan dari pada daratan. Terletak diantara dua samudra yaitu Samudra Hindia dan Samudra Pasifik. Letak geografis Indonesia menyebabkan gempa bumi terjadinya potensi tsunami yang sering menyebabkan kerusakan gempa di seluruh Indonesia yang sudah mengalami korban jiwa. Selama ini, BMKG mengalami kesulitan dalam klasifikasi data gempa bumi yang berpotensi terhadap tsunami, oleh karena itu penelitian ini akan bertujuan melakukan klasifikasi data gempa bumi berpotensi terhadap tsunami menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* dan *Support Vector Machine*. Dataset yang digunakan berasal dari dataset BMKG dengan jumlah 620 dengan splitting data. Dataset akan displitkan dibagi menjadi dataset training dan dataset testing dengan rasio 80:20. Hasil penelitian menunjukkan akurasi pada algoritma *K-NN* 96% sedangkan algoritma *SVM* memiliki akurasi tertinggi 98%. Dari dua algoritma terlihat bahwa kinerja algoritma *SVM* lebih tinggi dari pada *K-NN*. Hasil penelitian ini bisa digunakan oleh BMKG dalam melakukan klasifikasi data gempa bumi yang berpotensi terhadap tsunami.

Kunci Utama: Gempa Bumi, Klasifikasi, *K-Nearest Neighbor*, *Support Vector Machine*, Tsunami.

Abstract: Most of Indonesia is a coastal country. Indonesia has more seas than land. Located between two oceans, namely the Indian Ocean and the Pacific Ocean. Indonesia's geographical location causes earthquakes to cause potential tsunamis which often cause earthquake damage throughout Indonesia which has already experienced casualties. So far, BMKG has experienced difficulties in classifying earthquake data that has the potential for tsunamis, therefore this research aims to classify earthquake data that has the potential for tsunamis using the *K-Nearest Neighbor* and *Support Vector Machine* algorithms. The dataset used comes from the 620 BMKG dataset with data splitting. The dataset will be split into a training dataset and a testing dataset with a ratio of 80:20. The research results show that the accuracy of the *K-NN* algorithm is 96% while the *SVM* algorithm has the highest accuracy of 98%. From the two algorithms, it can be seen that the performance of the *SVM* algorithm is higher than *K-NN*. The results of this research can be used by BMKG in classifying earthquake data that has the potential for tsunamis.

Keywords : Classification, Earthquake, *K-Nearest Neighbor*, *Support Vector Machine*, Tsunamis.

1. PENDAHULUAN

Sebagai negara pesisir, Indonesia memiliki luas lautan yang lebih besar daripada luas daratan. Indonesia terletak di antara Australia dan Asia di garis khatulistiwa di antara dua benua, Samudera Hindia dan Samudera Pasifik. Secara geografis, Indonesia terletak antara 6°LU (Lintang Utara) dan 11°LS (Lintang Selatan) dan 95°BT (Bujur Timur) dan 141°BT (Bujur Timur). Secara astronomis, Indonesia terletak di antara tiga bagian utama dunia: Eurasia, Indo-Australia, dan Pasifik. Kawasan di mana Indonesia terletak dikenal sebagai "Kawasan Cincin Api" karena Cincin Api Pasifik, yang membentang sepanjang 40.000 kilometer, sering menyebabkan gempa bumi dan letusan gunung berapi, dan beberapa gunung berapi masih aktif di Pegunungan Pasifik. Gempa bumi, yang rata-rata terjadi hingga 6.000 kali setahun dan dalam bentuk apa pun, adalah ketakutan terbesar bagi masyarakat Indonesia. Gempa menyebabkan tsunami. Gempa bumi seperti tsunami memerlukan perhatian dan kehati-hatian untuk memahami dampak dan akibat gempa bumi karena mereka sering menimbulkan kerusakan di seluruh wilayah Indonesia, bahkan di daerah terpencil seperti Indonesia. Gempa bumi yang melanda Kepulauan Mentawai menyebabkan tsunami pada tahun 2010 dan setelahnya, dan gempa bumi yang menyebabkan tsunami di wilayah Aceh pada tahun 2004 [1].

Klasifikasi adalah aplikasi data mining. Metode ini membagi gempa bumi menjadi kelompok berdasarkan karakteristik tertentu. Studi sebelumnya dilakukan oleh [2] menunjukkan bahwa banyak orang menggunakan teknik data pengolahan untuk mengekstrak lebih banyak data dari data sampel mereka saat ini. Didasarkan pada *Teorema Bayes* algoritma *Naive Bayes* memperkirakan atau memprediksi kemungkinan baru berdasarkan pengalaman dengan menggunakan teknik statistik dan probabilitas [3]. Dengan akurasi maksimum 91,60% dan akurasi minimum 78%.

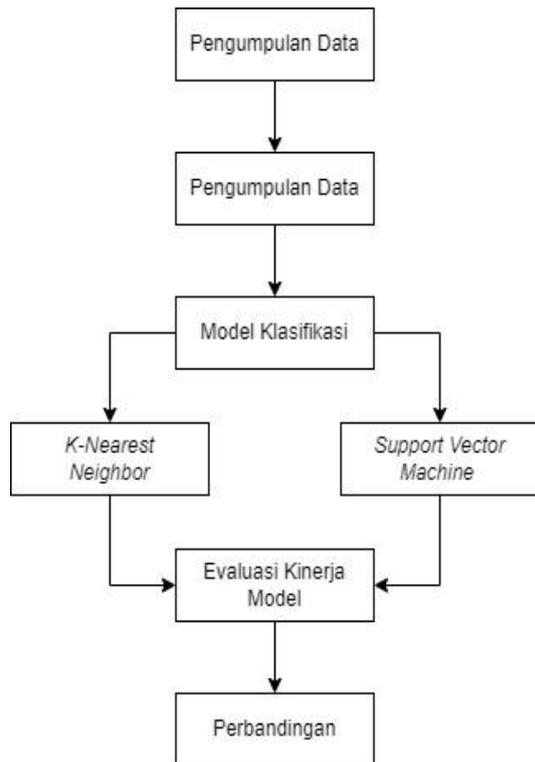
Studi ini akan menggunakan dua klasifikasi algoritma adalah *K-Nearest Neighbor* dan *Support Vector Machine*. Kelas

pertama mencakup algoritma pembelajaran yang diawasi. Tujuan algoritma ini adalah untuk mengklasifikasikan objek baru berdasarkan atribut dan pelatihan data. Metode *K-NN* menunjukkan jarak terdekat antara data, yang kemudian dievaluasi dengan *K* tetangga (tetangga) terdekat dalam data pelatihan untuk mengklasifikasikan hasil pertanyaan instance baru. *Support Vector Machine (SVM)* adalah salah satu jenis algoritma pengajaran mesin yang paling umum dan biasa digunakan untuk klasifikasi dan regresi. Pada dasarnya, metode *SVM* adalah untuk memisahkan data secara linear menjadi dua kelas data dengan hyperplane. Selain itu, *SVM* mencari hyperplane pemisah antara dua kelas data berlabel.

Tujuan penelitian ini adalah untuk menunjukkan algoritma yang menggunakan klasifikasi untuk menentukan nilai akurasi, presisi, dan recall yang lebih baik untuk mengetahui dampak gempa bumi. Selain itu, diharapkan bahwa hasil penelitian ini akan menghasilkan solusi untuk klasifikasi yang tepat dengan menggunakan kedua algoritma tersebut, serta akurasi yang tinggi dalam perbandingan algoritma.

2. METODE PENELITIAN

Salah satu karakteristik utama metodologi penelitian adalah kemampuan untuk memperoleh informasi atau data yang diperlukan untuk memecahkan berbagai jenis masalah. Selain itu, jika metodologi penelitian sesuai dengan topik dan tujuan penelitian, metodologi tersebut akan membantu dalam memberikan solusi untuk masalah dalam jangka panjang. Jika tidak, metodologi tersebut akan membuat penelitian tidak valid dan tidak dapat dibenarkan. Metode penelitian adalah fase proses penelitian, yang dimulai dengan tahap perumusan masalah dan berakhir pada tahap kesimpulan atau hasil penelitian.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

1. Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan melalui penelitian literature dari sumber-sumber yang tersedia di website BMKG dikenal sebagai pengumpulan data. Data ini dikumpulkan dari tahun 2010 hingga saat ini, dan terdiri dari 620 data, masing-masing dengan lima fitur dan satu label. Tujuan dari sumber-sumber ini adalah untuk meningkatkan akses masyarakat umum terhadap informasi tertentu.

2. Preprocessing

Preprocessing adalah proses penggunaan data dalam informasi yang mentah sebelum melakukan analisis, yang mencakup beberapa tahapan seperti pembersihan dan perubahan data. Tujuan dari preprocessing adalah untuk menyediakan data dalam format yang mudah digunakan sehingga prosesnya lebih mudah [4].

3. Model Klasifikasi

Metode ini di gunakan untuk membangun model klasifikasi. Tujuan penelitian ini untuk melakukan sebuah perbandingan antara algoritma *K-Nearest Neighbor* dan *Support Vector Machine*.

3.1 K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor, singkatan dari *K-NN*, adalah salah satu algoritma yang menggunakan pengajaran yang diawasi, di mana proses belajar bergantung pada hubungan antara nilai variabel target dan variabel prediktor. Algoritma *K-NN* melabelkan semua datanya. Oleh karena itu, label dilihat dari data yang paling mirip ketika data baru diberikan, dan data yang paling mirip dibandingkan dengan data sebelumnya [5]. Untuk mengidentifikasi algoritma *K-NN*, langkah-langkah berikut diambil [6]:

- a. Tetapkan nilai K sebagai bilangan bulat positif
- b. Hitung jarak yang ada antara data latih dan data baru

$$D = \sqrt{(X1 - Y1)^2 + (X2 - Y2)^2}$$

Apabila :

X = Sampel data

Y = Data uji

D = Jarak

- c. Tentukan urutan jarak (jangkauan) berdasarkan jarak minimum terhadap K.
- d. Nilai prediksi data baru dapat diperoleh dengan menggunakan mayoritas sederhana dari kelas tetangga terdekat. Nilai prediksi *K-NN* dapat ditemukan dengan menggunakan persamaan.

$$Y = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^k$$

Dimana:

Y = Perkiraan

K= Jumlah tetangga terdekat

Yi = Output tetangga terdekat

3.2 Support Vector Machine

Mesin telah belajar beberapa algoritma, salah satunya adalah *algoritme Support Vector Machine*. Kernel dan C (harga) adalah parameternya. Setelah itu, *SVM* menemukan parameter yang

memiliki nilai terbaik. Setelah itu, bandingkan variabel mana yang menghasilkan hasil prediksi yang paling akurat. Mesin pendukung vektor adalah teknologi baru, tetapi mereka lebih baik daripada metode lain dalam beberapa hal, terutama dalam hal klasifikasi teks dan pengenalan tulisan tangan. Konsep SVM dimulai dengan kesulitan untuk membedakan kelas pelatihan positif dan negatif. Metode ini juga bertujuan untuk menemukan pemisah ideal yang memaksimalkan perbedaan antara dua kelas. Sifat kernel diciptakan untuk mengkategorikan data menjadi bentuk non-linier karena ada kemungkinan bahwa metode SVM linier tidak dapat digunakan untuk mengklasifikasikan data dalam situasi tertentu. Prinsip utama SVM adalah menentukan ruang pemisahan di mana kelas-kelas yang berbeda dapat dipisahkan dalam ruang pencarian; ini merupakan algoritma pelatihan sekuensial yang lebih sederhana dan cepat [7].

4. Evaluasi Kinerja Model

Kinerja dalam konteks confusion matriks. Performance adalah alat yang biasanya digunakan oleh penelitian untuk menentukan kualitas algoritma. Performance ini memiliki tiga metrik yang digunakan untuk mengukur dalam melakukan sebuah klasifikasi yang akan dibangun, seperti akurasi, presisi, dan recall [8].

Tabel 1. Confusion Matriks

	Prediksi	
True	TP	FN
False	FP	TN

Apabila:

TP : True Positive

FP : False Positive

FN : False Negative

TN : True Negative

a. Nilai yang dikenal sebagai akurasi adalah ukuran seberapa dekat nilai prediksi sistem dengan nilai prediksi yang benar.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN}$$

b. Precision ini mencakup nilai sensitifitas atau ketepatan sistem terhadap informasi yang diberikan oleh sistem untuk menunjukkan data positif atau negatif dengan benar.

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

c. Nilai pengembalian adalah nilai yang menunjukkan tingkat keberhasilan atau spesifisitas untuk mengetahui kembali informasi tentang data atau teks yang positif atau negatif.

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

5. Gempa Bumi

Gempa Bumi adalah getaran yang terjadi di permukaan Bumi karena pelepasan energi yang tiba-tiba. Pelepasan energi ini dapat menyebabkan gelombang seismik yang merusak struktur, pohon, atau bahkan kehidupan manusia [9]. Aktifitas gunung berapi menyebabkan gempa bumi vulkanik, sedangkan pergerakan lempeng tektonik menyebabkan gempa bumi tektonik. Saat lapisan batuan bergerak tiba-tiba, energi dilepaskan, yang menyebabkan gelombang gempa bumi atau seismic[10].

6. Tsunami

Kata Jepang "tsu" berarti "pelabuhan" dan "nami" berarti "gelombang", masing-masing menimbulkan istilah "tsunami". Tsunami adalah bencana besar yang menyebabkan perpindahan air yang besar, seperti gempa bumi, letusan gunung berapi, atau longsor laut yang menyebabkan pergerakan besar di permukaan laut. Gempa bumi bawah laut dapat disebabkan oleh gerakan vertikal pada kerak bumi, yang dapat membuat dasar laut naik atau turun secara tiba-tiba, mengganggu keseimbangan air di atasnya, menyebabkan aliran energi air laut, yang mengakibatkan ketenangan air. Gelombang Tsunami bergerak dengan berbagai kecepatan, tergantung pada

kedalaman laut tempat gelombang terjadi [11].

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Pengumpulan Data

Pada tahap data ini dikumpulkan dari penelitian literatur dari sumber-sumber yang tersedia di website BMKG. Data Ini memiliki 620 data, yang terdiri dari lima fitur dan satu label. Data yang disajikan dalam gambar 2.

	Lokasi	Pusat_Gempa	Jarak_Dari_Pantai_	Kedalaman_	Skala	Efek
0	Madura	Darat	6	21.0	4.7	Tidak Tsunami
1	Sukabumi	Darat	42	5.0	4.4	Tidak Tsunami
2	Solok	Darat	9	10.0	5.5	Tidak Tsunami
3	Lombok	Darat	6	7.0	6.5	Tidak Tsunami
4	Lombok	Laut	28	15.0	6.9	Tsunami
...
615	Mamasa	Darat	12	6.0	5.2	Tidak Tsunami
616	Lombok	Darat	23	11.0	5.4	Tidak Tsunami
617	Wajo	Darat	7	2.0	4.4	Tidak Tsunami
618	Selatsunda	Laut	28	11.0	8.0	Tidak Tsunami
619	Manokwari	Darat	55	26.0	6.1	Tidak Tsunami

Gambar 2. Informasi Gempa Bumi

Pada gambar 2 merupakan informasi gempa bumi terdiri dari beberapa fitur seperti lokasi, pusat gempa, jarak dari pantai, kedalaman, skala, dan efek berikut ini dengan memberikan penjelasan masing-masing fitur:

1. Lokasi ini dimana tempat dan waktu gempa terjadi
2. Pusat Gempa mengenai titik lokasi dimana gempa terjadi.
3. Jarak Dari Pantai dalam mengenai jarak garis pantai dan pusat gempa.
4. Kedalaman mengenai berapa jauh pusat gempa dari permukaan laut.
5. Skala mengenai ukuran besar dan kecil gempa.
6. Efek mengenai tingkat kerusakan dan bagaimana gempa dapat berdampak pada daerah pesisir.

2. Preprocessing

a. Pembersihan data

Pembersihan data adalah langkah penting dalam proses pembuatan model dan analisis data. Ini termasuk memprediksi atau mengklasifikasikan gempa bumi dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbors (K-NN)* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Pembersihan data dilakukan dengan tujuan

memastikan kualitas data, menghilangkan anomali, dan menemukan nilai yang hilang disajikan pada tabel 2.

Tabel 2. Pembersihan Data

No	Jarak Dari Pantai	Kedalaman	Skala
1	6	21	4.7
2	42	5	4.4
3	9	10	5.5
4	6	7	6.5
5	28	15	6.9
...
620	55	26	6.1

b. Pengubahan data

Jika itu jauh dari pantai, pergi dari pusat gempa ke daratan atau pantai terdekat. Jika jarak Anda dari pantai kurang dari 25 km, itu dianggap dekat yaitu jika lebih dari 100 km, itu dianggap menengah; dan jika lebih dari 100 km, itu dianggap sangat jauh disajikan pada tabel 3. Klasifikasi jarak dari pusat gempa hingga permukaan laut, kedalaman ini dibagi menjadi tiga kategori. Kedalaman yang tidak lebih dari 15 km dianggap dangkal, sedangkan yang lebih dari itu dianggap sangat dangkal disajikan pada tabel 4. Skala gempa yang digunakan BMKG untuk mengukur kekuatan gempa menunjukkan skala kecil kurang dari 5,0, skala menengah dari 5,1 hingga 7,0, dan skala sangat tinggi lebih dari 7,0 disajikan pada tabel 5.

Tabel 3. Klasifikasi Jarak Dari Pantai

Jarak Dari Pantai	Preprocessing
0 hingga 25 Km	Dekat
26 hingga 100 Km	Menengah
Lebih dari 100 Km	Sangat Jauh

Tabel 4. Klasifikasi Kedalaman

Kedalaman	Preprocessing
Kurang dari 15 Km	Dangkal
Lebih dari 15 Km	Sangat Dangkal

Tabel 5. Klasifikasi Skala

Skala	Preprocessing
Kurang lebih 5,0	Rendah
5,1 hingga 7,0	Menengah
Lebih dari 7,0	Sangat Tinggi

Tabel 6 menunjukkan bagaimana proses pengumpulan dan pengelompokan data digunakan untuk membuat data baru, yang kemudian digunakan untuk menarik kesimpulan pada tahap pengolahan.

Tabel 6. Hasil Data Preprocessing

No	Jarak Dari Pantai	Kedalaman	Skala	Efektif
1	Dekat	Sangat Dangkal	Rendah	Tidak Tsunami
2	Menengah	Dangkal	Rendah	Tidak Tsunami
3	Dekat	Dangkal	Menengah	Tidak Tsunami
4	Dekat	Dangkal	Menengah	Tidak Tsunami
5	Menengah	Dangkal	Menengah	Tsunami
...
620	Menengah	Sangat Dangkal	Menengah	Tidak Tsunami

3. Model Klasifikasi

a. KNN

Untuk klasifikasi atau regresi, algoritma pembelajaran mesin yang disebut metode *K-Nearest Neighbors (K-NN)* dapat digunakan. Kelas data diprediksi oleh *K-NN* dalam konteks klasifikasi berdasarkan mayoritas kelas dari k tetangga terdekatnya. Hasil klasifikasi 96 % menunjukkan bahwa prediksi model *K-NN* sebagian besar benar 96 %.

	precision	recall	f1-score	support
Tidak Tsunami	0.97	0.99	0.98	149
Tsunami	0.50	0.17	0.25	6
accuracy			0.96	155
macro avg	0.73	0.58	0.62	155
weighted avg	0.95	0.96	0.95	155

Gambar 3. Accuracy KNN

b. SVM

Akurasi *SVM (Support Vector Machine)* sebesar 98% dapat digunakan untuk menentukan seberapa baik model dapat

memprediksi dengan benar sebagian besar sampel yang dievaluasi. Sebagai contoh, jika model *SVM* Anda memiliki akurasi 98%, itu berarti bahwa model tersebut membuat prediksi yang benar untuk 98% dari semua sampel yang dievaluasi.

	precision	recall	f1-score	support
Tidak Tsunami	0.98	1.00	0.99	118
Tsunami	1.00	0.50	0.67	6
accuracy			0.98	124
macro avg	0.99	0.75	0.83	124
weighted avg	0.98	0.98	0.97	124

Gambar 4. Accuracy SVM

4. Hasil Perbandingan Algoritma KNN dan SVM

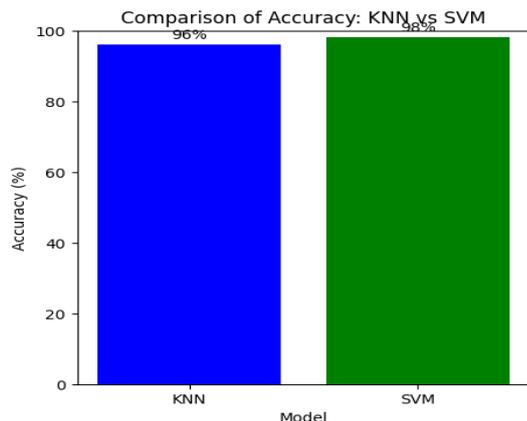
Hasil perbandingan kinerja algoritma ini menunjukkan bahwa *SVM* lebih baik secara konsisten daripada *K-NN*. Dalam kasus di mana tidak ada tsunami, *SVM* memiliki akurasi pembagian data 80% jika tidak ada tsunami dan 20% jika ada tsunami. Namun, skor F1 yang lebih tinggi pada *SVM* menunjukkan bahwa model *SVM* lebih baik dalam mengklasifikasikan data pada set pengujian pada beberapa metrik. Namun, memilih salah satu dari kedua algoritma ini harus disesuaikan dengan karakteristik data gempa bumi yang berpotensi terhadap tsunami pada gambar 6.

Splitting Data	K-Nearest Neighbors				Support Vector Machine				
	Precision	Recall	F1-Score	Support	Precision	Recall	F1-Score	Support	
80:20	Tidak Tsunami	0.97	0.99	0.98	149	0.98	1.00	0.99	118
	Tsunami	0.50	0.17	0.25	6	1.00	0.50	0.67	6
	Accuracy			0.96	155			0.98	124
	Macro Avg	0.73	0.58	0.62	155	0.99	0.75	0.83	124
	Weighted Avg	0.95	0.96	0.95	155	0.98	0.98	0.97	124

Gambar 5. Hasil Perbandingan Algoritma KNN dan SVM

Pada gambar 6 menunjukkan bahwa hasil visualisasikan dalam Kemampuan model untuk mengklasifikasikan atau membuat prediksi berbasis model yang telah dibuat menggunakan teknik ini mungkin terkait dengan akurasi tinggi Support Vector Machine (*SVM*) dan *K-Nearest Neighbors (KNN)* yang mencapai 96% dan 98%. Mencari tahu apakah hasil visualisasi dan akurasi konsisten sangat penting. Garis batas penyebaran data dan keputusan memberikan gambaran tentang kinerja model. Jika ada ketidakseimbangan kelas dalam kumpulan

data, pertimbangkan skor F1, presisi, dan recall.



Gambar 6. Hasil Visualisasikan KNN dan SVM

3. SIMPULAN

Kesimpulannya, dapat digunakan untuk mengevaluasi kemungkinan tsunami di Indonesia dengan menggunakan analisis kinerja algoritma K-NN dan SVM dalam mengklasifikasikan data gempa bumi. Misalnya, apakah kedua algoritma bekerja dengan cara yang sama atau apakah salah satunya menghasilkan hasil yang lebih baik? Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma K-NN memiliki akurasi 96% dalam perbandingan klasifikasi, sedangkan algoritma SVM memiliki akurasi 98%. Ini menunjukkan bahwa algoritma KNN dan SVM keduanya memiliki kinerja yang lebih akurat.

DAFTAR RUJUKAN

- [1] D. P. Utomo and B. Purba, "Penerapan Datamining pada Data Gempa Bumi Terhadap Potensi Tsunami di Indonesia," *Pros. Semin. Nas. Ris. Inf. Sci.*, vol. 1, no. September, p. 846, 2019, doi: 10.30645/senaris.v1i0.91.
- [2] E. W. Sandi Fajar Rodiyansyah, "Klasifikasi Posting Twitter Kemacetan Lalu Lintas Kota Bandung Menggunakan Naive Bayesian Classification," *Indones. J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 6, no. 1, pp. 91–100, 2012.
- [3] L. Irawan, L. H. Hasibuan, and F. Fauzi, "Analisa Prediksi Efek Kerusakan Gempa Dari Magnitudo (Skala Richter) Dengan Metode Algoritma Id3 Menggunakan

Aplikasi Data Mining Orange," *J. Teknol. Inf. J. Keilmuan dan Apl. Bid. Tek. Inform.*, vol. 14, no. 2, pp. 189–201, 2020, doi: 10.47111/jti.v14i2.1079.

- [4] F. Akbar, H. W. Saputra, A. K. Maulaya, M. F. Hidayat, and R. Rahmaddeni, "Implementasi Algoritma Decision Tree C4.5 dan Support Vector Regression untuk Prediksi Penyakit Stroke," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 61–67, 2022, doi: 10.57152/malcom.v2i2.426.
- [5] F. Tempola, M. Muhammad, and A. Khairan, "Perbandingan Klasifikasi Antara KNN dan Naive Bayes pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Cross Validation," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 5, pp. 577–584, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201855983.
- [6] M. E. Lasulika, "Komparasi Naive Bayes, Support Vector Machine Dan K-Nearest Neighbor Untuk Mengetahui Akurasi Tertinggi Pada Prediksi Kelancaran Pembayaran Tv Kabel," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 11, no. 1, pp. 11–16, 2019, doi: 10.33096/ilkom.v11i1.408.11-16.
- [7] H. Tuhuteru and A. Iriani, "Analisis Sentimen Perusahaan Listrik Negara Cabang Ambon Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Naive Bayes Classifier," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 3, no. 3, pp. 394–401, 2018, doi: 10.30591/jpit.v3i3.977.
- [8] M. Azhari, Z. Situmorang, and R. Rosnelly, "Perbandingan Akurasi, Recall, dan Presisi Klasifikasi pada Algoritma C4.5, Random Forest, SVM dan Naive Bayes," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, p. 640, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2937.
- [9] Z. Bahri, "Penggunaan SCR Sebagai Alarm Peringatan Dini Pada Saat Terjadi Gempa Bumi," *Teknika*, vol. 1099, no. 2598, p. 4, 2019.
- [10] H. S. Kuyuk and O. Susumu, "Real-time classification of earthquake using deep learning," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 140, pp. 298–305, 2018, doi: 10.1016/j.procs.2018.10.316.
- [11] P. Artawan and I. K. Purnamawan, "Rancangan detektor gempa berpotensi tsunami berbasis wireless sensor network dengan sistem magnetic altitude," *Pros. Semin. Nas. MIPA*, p. 64, 2015.