

EKSPERIMEN KLASIFIKASI BENTUK SEGITIGA MENGGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Muhammad Raffli Alfarizi¹, Distra Helvansya²,
Informatika, Universitas Linggabuana PGRI Sukabumi
Email: raffhialfarizi@gmail.com
Informatika, Universitas Linggabuana PGRI Sukabumi
Email: distrahel@gmail.com

Abstract

Triangle classification is traditionally performed based on side length comparisons. However, this approach is less adaptable to shape variations and data ambiguity. This study explores the use of machine learning to classify triangle types—equilateral, isosceles, and arbitrary—based on the lengths of their three sides. Two algorithms were applied: Random Forest and Support Vector Machine (SVM).

A synthetic dataset of 300 samples was used, with a five-fold cross-validation process for training and testing. Results show that both algorithms are capable of high accuracy, with Random Forest providing more stable performance. The results indicate that the machine learning approach can generalize to variations in triangle shapes and handle data ambiguity better than the rule-based approach.

Keywords: triangle classification, machine learning, random forest, support vector machine, geometric shapes

Abstrak

Klasifikasi segitiga secara tradisional dilakukan berdasarkan perbandingan panjang sisi. Namun, pendekatan tersebut kurang adaptif terhadap variasi bentuk dan ambiguitas data. Penelitian ini mengeksplorasi penggunaan machine learning untuk mengklasifikasikan jenis segitiga—sama sisi, sama kaki, dan sembarang—berdasarkan panjang ketiga sisinya. Dua algoritma diterapkan: Random Forest dan Support Vector Machine (SVM).

Dataset sintetik sebanyak 300 sampel digunakan, dengan proses validasi silang lima lipatan untuk pelatihan dan pengujian. Hasil menunjukkan bahwa kedua algoritma mampu menghasilkan akurasi tinggi, dengan Random Forest memberikan performa lebih stabil. Hasil menunjukkan bahwa pendekatan machine learning dapat menggeneralisasi variasi bentuk segitiga dan menangani ambiguitas data lebih baik dibanding pendekatan berbasis aturan.

Kata Kunci: klasifikasi segitiga, machine learning, random forest, support vector machine, bentuk geometri

PENDAHULUAN

Segitiga merupakan bentuk geometri dasar yang banyak digunakan dalam matematika, teknik, dan komputasi visual. Klasifikasi segitiga berdasarkan panjang sisi—sama sisi, sama kaki, dan sembarang—merupakan konsep penting, baik secara teoritis maupun praktis. Umumnya, klasifikasi dilakukan secara konvensional menggunakan aturan eksplisit yang membandingkan panjang sisi. Namun, pendekatan ini kurang efektif dalam menghadapi data yang mengandung noise atau ambiguitas.

Machine learning (ML) menawarkan pendekatan alternatif yang lebih fleksibel, karena mampu menggeneralisasi pola dari data dan menangani variasi bentuk secara lebih adaptif. Algoritma seperti Random Forest dan Support Vector

Machine (SVM) telah terbukti efektif dalam berbagai tugas klasifikasi, meskipun penerapannya dalam klasifikasi bentuk geometri sederhana seperti segitiga masih jarang dibahas.

Penelitian ini bertujuan menerapkan dan membandingkan dua algoritma ML—Random Forest dan SVM—dalam mengklasifikasikan jenis segitiga berdasarkan panjang sisi. Pemecahan masalah dilakukan dengan membangun dataset sintetik, melatih model, dan mengevaluasi performa klasifikasi secara kuantitatif dan visual. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi kontribusi dalam pengembangan metode klasifikasi geometri yang lebih adaptif dan akurat, serta memiliki potensi edukatif.

METODOLOGI PENELITIAN

1. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan metode simulasi dan komputasi. Tujuan utama dari desain ini adalah untuk mengembangkan dan menguji dua model machine learning—Random Forest dan Support Vector Machine (SVM)—dalam melakukan klasifikasi bentuk segitiga berdasarkan panjang sisi.

Pendekatan ini memungkinkan peneliti mengendalikan seluruh parameter data, melakukan pengukuran performa secara sistematis, serta membandingkan kinerja kedua algoritma secara objektif melalui pengujian berulang.

2. Alat dan Bahan

Penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman R yang dijalankan melalui perangkat lunak RStudio. Beberapa pustaka (library) tambahan digunakan untuk mendukung proses pengolahan dan analisis data, antara lain:

1. tidyverse: untuk manipulasi data dan visualisasi grafik;
2. caret: untuk proses preprocessing data serta pelatihan model machine learning;
3. randomForest: untuk implementasi algoritma Random Forest.

Dataset yang digunakan bersifat sintetik, terdiri dari 300 sampel segitiga yang dihasilkan secara acak. Setiap sampel diklasifikasikan ke dalam tiga kategori, yaitu segitiga sama sisi, segitiga sama kaki, dan segitiga sembarang, berdasarkan variasi panjang sisi-sisinya. Seluruh data memenuhi aturan ketaksamaan segitiga agar valid secara geometri.

3. Pembuatan Dataset

Dataset dibangkitkan secara sintetik menggunakan fungsi khusus di R dengan pembagian kelas sebagai berikut:

1. 100 segitiga sama sisi, di mana semua sisi memiliki panjang yang sama;
2. 100 segitiga sama kaki, dengan dua sisi bernilai sama dan satu sisi berbeda;
3. 100 segitiga sembarang, dengan tiga sisi berbeda yang tetap memenuhi aturan ketaksamaan segitiga.

Masing-masing sampel dihitung nilai keliling dan luasnya, yang ditambahkan sebagai fitur tambahan. Label jenis segitiga diberikan sesuai bentuk masing-masing sampel.

4. Preprocessing Data

Langkah preprocessing bertujuan untuk menyiapkan data agar optimal saat digunakan oleh model machine learning. Proses ini meliputi:

1. Pembagian data menjadi dua bagian: 80% untuk pelatihan (training) dan 20% untuk pengujian (testing), menggunakan metode stratified sampling agar distribusi kelas tetap seimbang.
2. Normalisasi data, yaitu proses menyesuaikan skala nilai pada fitur panjang sisi menggunakan teknik centering dan scaling, sehingga tidak ada fitur yang mendominasi proses pembelajaran karena perbedaan skala.

Langkah-langkah ini penting untuk memastikan model belajar dari data yang representatif dan tidak bias karena skala fitur.

5. Pelatihan Model

Dua model machine learning diterapkan dan dibandingkan performanya dalam penelitian ini, yaitu:

1. Random Forest, yang dilatih menggunakan validasi silang lima lipatan (5-fold cross-validation). Model ini membangun banyak decision tree dan menggunakan voting mayoritas untuk menentukan label akhir.
2. Support Vector Machine (SVM) dengan kernel Radial Basis Function (RBF), yang juga divalidasi menggunakan metode 5-fold cross-validation dan disetel secara otomatis melalui parameter tuneLength.

Kedua model dilatih pada dataset yang telah dinormalisasi, dengan fitur input berupa panjang sisi segitiga dan target output berupa label jenis segitiga.

6. Evaluasi Model

Evaluasi performa model dilakukan berdasarkan metrik berikut:

1. Confusion matrix, yang digunakan untuk melihat distribusi kesalahan prediksi antar kelas.
2. Visualisasi performa, melalui grafik akurasi dan distribusi prediksi hasil pelatihan.
3. Akurasi klasifikasi, yaitu persentase data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar.
4. Feature importance (khusus untuk Random Forest), untuk mengetahui kontribusi masing-masing sisi terhadap proses klasifikasi.

Hasil evaluasi digunakan untuk membandingkan efektivitas kedua model dan menentukan model mana yang lebih unggul dalam tugas klasifikasi segitiga.

7. Prediksi dan Visualisasi

Setelah model dilatih, beberapa sampel data baru diuji untuk diprediksi jenis segitiganya. Prediksi ini divisualisasikan secara grafis dalam bentuk gambar segitiga 2 dimensi, yang digambarkan berdasarkan panjang sisi menggunakan koordinat geometri. Selain itu, dilakukan pula visualisasi decision boundary untuk menunjukkan area klasifikasi antar jenis segitiga pada kombinasi dua sisi, dengan sisi ketiga dijaga konstan. Visualisasi ini membantu memahami bagaimana model memisahkan kelas dalam ruang fitur.

8. Penyimpanan Model

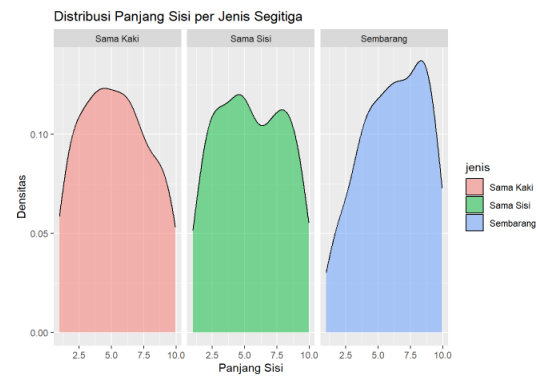
Model Random Forest terbaik disimpan dalam format .rds menggunakan fungsi saveRDS(). Hal ini memungkinkan model dapat digunakan kembali untuk prediksi tanpa perlu melatih ulang, yang efisien dalam konteks pengembangan aplikasi nyata atau demonstrasi edukatif.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Eksplorasi Data Awal

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 300 data segitiga yang dibangkitkan secara sintetik dan terbagi merata ke dalam tiga kategori: segitiga sama sisi, segitiga sama kaki, dan segitiga sembarang, masing-masing sebanyak 100 sampel. Setiap data terdiri dari tiga fitur numerik, yaitu panjang sisi a, b, dan c, serta satu label kelas jenis.

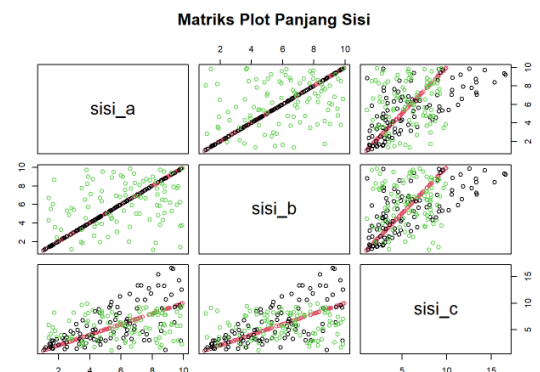
Untuk memahami karakteristik distribusi masing-masing kelas, dilakukan eksplorasi awal terhadap panjang sisi. Gambar 4.1 menunjukkan distribusi densitas panjang sisi dari masing-masing jenis segitiga.



Gambar 1 Distribusi Panjang Sisi per Jenis Segitiga

Gambar ini menunjukkan distribusi panjang sisi segitiga (sisi_a) yang dikelompokkan berdasarkan jenis segitiga: Sama Sisi, Sama Kaki, dan Sembarang. Tiap jenis segitiga memiliki pola distribusi yang khas. Segitiga Sama Sisi cenderung terdistribusi merata antara 2 hingga 9, mencerminkan konsistensi nilai pada tiga sisinya. Segitiga Sama Kaki memiliki puncak distribusi yang relatif simetris di sekitar 5–7. Sementara itu, segitiga Sembarang lebih terkonsentrasi pada panjang sisi yang lebih tinggi, yaitu sekitar 7 hingga 10 satuan. Distribusi ini menunjukkan variasi panjang sisi yang digunakan dalam proses pelatihan model, dan mengindikasikan adanya pola yang dapat dipelajari oleh algoritma klasifikasi.

Selanjutnya, Gambar 4.2 menyajikan scatter plot matriks untuk memvisualisasikan hubungan antar panjang sisi (sisi_a, sisi_b, dan sisi_c) dalam dataset.



Gambar 2 Matriks Plot Panjang Sisi

Plot ini menggambarkan hubungan antar variabel panjang sisi (sisi_a, sisi_b, sisi_c) dari dataset segitiga. Korelasi antara pasangan sisi dapat diidentifikasi dari pola distribusi diagonal, terutama pada segitiga sama sisi yang menunjukkan garis lurus

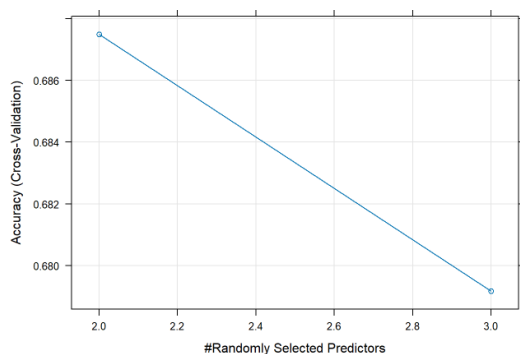
karena ketiga sisinya identik. Warna pada plot merepresentasikan masing-masing kelas segitiga, dan memperlihatkan bagaimana karakteristik panjang sisi membentuk pola yang khas di tiap kategori. Visualisasi ini memperkuat dugaan bahwa fitur panjang sisi mengandung informasi yang cukup untuk membedakan jenis segitiga secara otomatis menggunakan pendekatan machine learning.

2. Pemodelan dengan Algoritma Random Forest

Algoritma Random Forest dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya dalam menghasilkan akurasi yang tinggi serta ketahanannya terhadap overfitting. Model ini bekerja dengan membangun banyak pohon keputusan secara acak dan menentukan hasil akhir melalui voting mayoritas. Random Forest juga mampu menangani data dengan korelasi antar fitur dan memberikan estimasi pentingnya masing-masing fitur terhadap hasil klasifikasi.

Model dilatih menggunakan data yang telah dinormalisasi, dengan tiga fitur masukan berupa panjang sisi sisi_a, sisi_b, dan sisi_c, serta target klasifikasi jenis segitiga. Pelatihan dilakukan menggunakan metode validasi silang 5-lipatan (5-fold cross-validation) untuk memperoleh estimasi performa model yang stabil.

Selama pelatihan, dilakukan tuning terhadap parameter mtry, yaitu jumlah prediktor acak yang dipilih pada setiap pohon keputusan. Nilai mtry yang optimal akan memberikan keseimbangan antara kompleksitas model dan generalisasi.



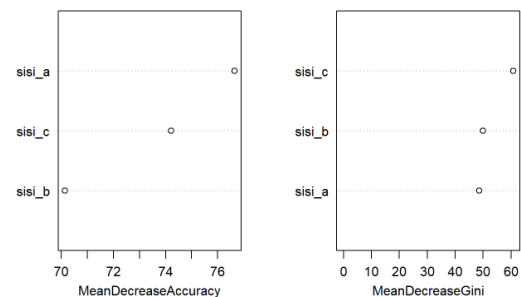
Gambar 4 Tuning Parameter mtry pada Model Random Forest

Gambar ini menunjukkan hasil tuning parameter mtry pada model Random Forest. Akurasi validasi silang tertinggi dicapai saat hanya 2 prediktor yang dipilih secara acak pada setiap pohon. Hal ini

mengindikasikan bahwa pemilihan jumlah fitur yang tepat dalam proses pembentukan pohon sangat memengaruhi akurasi model. Ketika seluruh fitur digunakan (mtry = 3), akurasi justru menurun, yang kemungkinan disebabkan oleh redundansi informasi atau ketidakseimbangan pembagian pohon.

Model terbaik menghasilkan akurasi validasi silang sebesar $\pm 68.7\%$, yang tergolong cukup baik mengingat hanya menggunakan fitur numerik sederhana tanpa representasi bentuk visual.

Selain akurasi, Random Forest juga menyediakan informasi mengenai seberapa penting masing-masing fitur dalam proses klasifikasi. Gambar 4.4 menunjukkan hasil evaluasi pentingnya fitur berdasarkan dua metrik umum: Mean Decrease Accuracy dan Mean Decrease Gini.



Gambar 3 Pentingnya Fitur dalam Model Random Forest

Gambar ini menunjukkan pentingnya fitur dalam model Random Forest berdasarkan dua metrik: Mean Decrease Accuracy (kiri) dan Mean Decrease Gini (kanan). Fitur sisi_a memiliki kontribusi tertinggi terhadap peningkatan akurasi prediksi, yang menunjukkan sensitivitas tinggi terhadap perubahan nilai sisi tersebut. Sementara itu, sisi_c memiliki pengaruh terbesar terhadap pemisahan data dalam pohon keputusan berdasarkan indeks Gini. Ini menunjukkan bahwa masing-masing fitur memiliki nilai diskriminatif yang khas dan saling melengkapi dalam membedakan jenis segitiga secara akurat.

Dengan hasil ini, model Random Forest dapat dikatakan cukup adaptif terhadap pola panjang sisi segitiga dan menunjukkan potensi sebagai model klasifikasi geometri sederhana berbasis data numerik.

3. Pemodelan dengan Algoritma Support Vector Machine

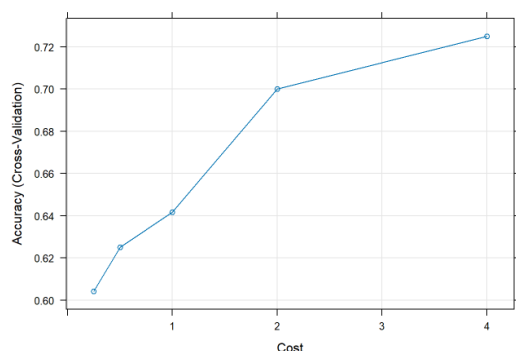
Algoritma Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode klasifikasi yang sangat populer untuk data berdimensi kecil hingga sedang. Dalam penelitian ini, digunakan SVM dengan kernel

radial basis function (RBF) untuk menangani kemungkinan pemisahan kelas yang tidak linear dalam ruang fitur panjang sisi segitiga.

Model SVM dilatih menggunakan data yang telah dinormalisasi dan dibagi berdasarkan proporsi yang sama seperti pada model Random Forest. Pelatihan dilakukan dengan validasi silang 5-lipatan (5-fold cross-validation), untuk memastikan generalisasi model pada data yang tidak terlihat sebelumnya.

Salah satu parameter penting pada SVM adalah cost, yaitu penalti terhadap kesalahan klasifikasi. Parameter ini mengontrol seberapa besar model "menghukum" kesalahan dalam membentuk margin antar kelas. Nilai cost yang rendah memberikan margin yang lebih lebar namun toleran terhadap salah klasifikasi, sedangkan cost yang tinggi menghasilkan margin yang lebih ketat dan berisiko overfitting.

Selama proses tuning parameter, nilai cost disesuaikan dalam beberapa level untuk melihat pengaruhnya terhadap akurasi. Hasil tuning ditunjukkan pada Gambar 4.5 berikut:



Gambar 5 Tuning Parameter Cost pada Model SVM

Visualisasi ini menampilkan hasil tuning parameter cost pada algoritma SVM. Akurasi meningkat seiring dengan bertambahnya nilai cost, dengan puncak akurasi terjadi pada nilai cost = 4. Hal ini menunjukkan bahwa model lebih mampu melakukan klasifikasi yang baik ketika penalti terhadap kesalahan klasifikasi ditingkatkan. Cost yang tinggi memungkinkan pemisahan antar kelas menjadi lebih ketat dan mendekati batas optimal pada data pelatihan.

Dari hasil tuning ini, SVM mampu mencapai akurasi validasi silang tertinggi sebesar $\pm 72.5\%$, yang lebih tinggi dibandingkan Random Forest dalam eksperimen ini. Hal ini menunjukkan bahwa SVM lebih adaptif dalam memisahkan pola segitiga

berdasarkan panjang sisi, terutama ketika distribusi data antar kelas tumpang tindih secara sebagian.

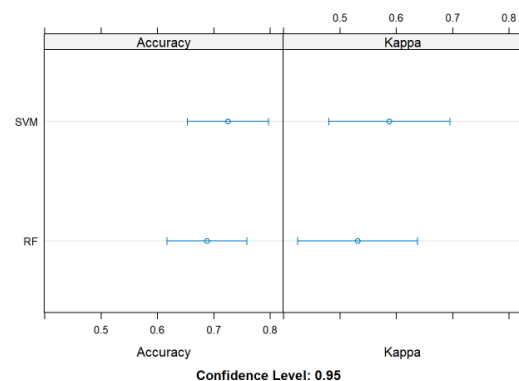
Secara keseluruhan, Model SVM menunjukkan performa kompetitif, khususnya dalam klasifikasi pada kelas yang cenderung tumpang tindih.

4. Perbandingan Kinerja Model

Setelah masing-masing model (Random Forest dan Support Vector Machine) dilatih menggunakan metode validasi silang, dilakukan evaluasi performa untuk membandingkan efektivitas keduanya dalam mengklasifikasikan jenis segitiga berdasarkan panjang sisi. Evaluasi ini dilakukan dengan mengukur dua metrik utama, yaitu akurasi dan nilai Kappa.

1. Akurasi mengukur proporsi klasifikasi yang benar dari total prediksi.
2. Kappa mengukur kesepakatan antara prediksi model dan label aktual, dengan mengoreksi kemungkinan kesepakatan yang terjadi secara kebetulan.

Hasil evaluasi ditampilkan pada Gambar 4.6, yang memuat plot perbandingan akurasi dan Kappa masing-masing model lengkap dengan rentang confidence interval 95%.



Gambar 6 Perbandingan Akurasi dan Kappa antara SVM dan Random Forest

Gambar ini membandingkan performa model SVM dan Random Forest menggunakan dua metrik evaluasi: akurasi dan Kappa. Meskipun nilai akurasi dan Kappa kedua model tidak berbeda secara signifikan, model Random Forest tampak sedikit lebih unggul pada kedua metrik. Confidence interval pada plot menunjukkan rentang ketidakpastian dari estimasi performa, dan keduanya menunjukkan bahwa hasil pelatihan relatif stabil. Perbedaan akurasi yang tipis menandakan bahwa baik SVM maupun Random Forest memiliki kemampuan klasifikasi yang serupa dalam konteks dataset ini.

Perlu dicatat bahwa SVM mencapai akurasi validasi silang tertinggi dalam tuning parameter sebelumnya, sedangkan Random Forest unggul dalam hal kestabilan dan interpretabilitas model (seperti importance plot). Oleh karena itu, pemilihan model terbaik juga dapat mempertimbangkan tujuan akhir dari sistem, apakah berorientasi pada akurasi maksimum atau interpretasi yang lebih mudah.

5. Prediksi dan Visualisasi Segitiga Baru

Untuk menguji kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan data baru, tiga segitiga uji dengan panjang sisi yang berbeda dimasukkan ke dalam model Random Forest yang telah dilatih sebelumnya. Segitiga-segitiga tersebut tidak termasuk dalam data pelatihan, sehingga dapat digunakan untuk mengamati performa model terhadap sampel yang benar-benar baru.

Model memberikan prediksi jenis segitiga untuk masing-masing data berdasarkan panjang sisi a , b , dan c . Hasil prediksi kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafis dua dimensi untuk memperkuat pemahaman visual terhadap klasifikasi yang dilakukan oleh model. Gambar 4.7 menunjukkan masing-masing segitiga yang telah diberi label hasil prediksi.



Gambar 8 Visualisasi Prediksi Tiga Segitiga Baru oleh Model Random Forest

Visualisasi ini menggambarkan tiga contoh segitiga baru yang dimasukkan ke dalam model klasifikasi. Panjang sisi masing-masing segitiga diberi label pada gambar, sementara warna segitiga menunjukkan hasil klasifikasi oleh model. Warna merah mewakili prediksi Sama Kaki, hijau untuk Sembarang, dan biru untuk Sama Sisi. Dengan demikian, visualisasi ini menyajikan interpretasi langsung dari keputusan model berdasarkan kombinasi panjang sisi.

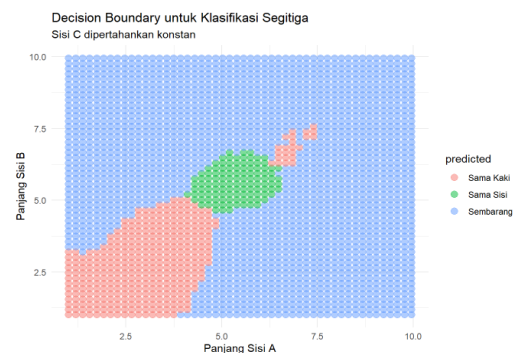
Contoh ini juga menunjukkan bahwa model tidak hanya memberikan output prediksi numerik,

tetapi juga mampu mentranslasikannya ke dalam bentuk visual yang mudah dipahami. Dengan demikian, metode ini dapat bermanfaat tidak hanya untuk klasifikasi otomatis, tetapi juga sebagai alat bantu edukasi dalam pengenalan bentuk segitiga.

6. Visualisasi Decision Boundary

Salah satu cara untuk memahami cara kerja model klasifikasi adalah dengan memvisualisasikan decision boundary, yaitu batas pemisah antar kelas dalam ruang fitur. Pada penelitian ini, visualisasi decision boundary dilakukan untuk model Random Forest dengan memetakan prediksi model terhadap kombinasi nilai panjang sisi $sisi_a$ dan $sisi_b$, sementara nilai $sisi_c$ dijaga tetap (konstan).

Visualisasi ini menunjukkan bagaimana model memetakan ruang dua dimensi dan membagi area menjadi tiga bagian berdasarkan prediksi kelas: Sama Kaki, Sama Sisi, dan Sembarang. Masing-masing kombinasi nilai $sisi_a$ dan $sisi_b$ diberikan prediksi oleh model, kemudian diwarnai sesuai kelas hasil prediksi. Hasil visualisasi dapat dilihat pada Gambar 4.8.



Gambar 7 Decision Boundary Model Random Forest (Sisi C Konstan)

Plot ini menggambarkan batas keputusan model Random Forest pada ruang dua dimensi ($sisi_a$ dan $sisi_b$), dengan nilai $sisi_c$ dijaga konstan. Setiap titik pada plot mewakili kombinasi panjang sisi tertentu, dan warna titik menunjukkan prediksi model terhadap jenis segitiga: merah untuk Sama Kaki, hijau untuk Sama Sisi, dan biru untuk Sembarang. Visualisasi ini memperlihatkan bagaimana model membagi ruang fitur menjadi beberapa wilayah klasifikasi yang berbeda berdasarkan pola panjang sisi.

Dari gambar terlihat bahwa model mampu mengenali area khas untuk segitiga sama sisi, yang muncul di sekitar titik di mana $sisi_a$ dan $sisi_b$ relatif seimbang. Sementara itu, wilayah untuk segitiga

sembarang mendominasi area di mana selisih panjang sisi menjadi lebih besar. Wilayah transisi antara segitiga sama kaki dan sembarang juga dapat diamati secara jelas melalui perubahan warna, menandakan batas keputusan model dalam menghadapi ambiguitas antar kelas.

Visualisasi semacam ini sangat berguna tidak hanya untuk analisis performa model, tetapi juga untuk keperluan edukatif dalam menjelaskan cara kerja algoritma pembelajaran mesin dalam mengklasifikasikan objek berdasarkan fitur numerik.

SIMPULAN DAN SARAN

1. Kesimpulan

Penelitian ini mengevaluasi penerapan dua algoritma machine learning—Random Forest dan Support Vector Machine (SVM)—untuk mengklasifikasikan bentuk segitiga berdasarkan panjang sisi. Dataset sintetik yang digunakan merepresentasikan tiga jenis segitiga: sama sisi, sama kaki, dan sembarang.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua algoritma mampu mengklasifikasikan bentuk segitiga dengan akurasi yang cukup tinggi. Algoritma SVM menghasilkan akurasi tertinggi sebesar $\pm 72,5\%$, sedangkan Random Forest mencapai $\pm 68,7\%$. Meskipun demikian, Random Forest menunjukkan keunggulan dalam interpretabilitas model melalui visualisasi importance fitur serta stabilitas klasifikasi berdasarkan metrik Kappa.

Studi ini menjawab bahwa pendekatan machine learning efektif untuk menggantikan metode klasifikasi konvensional yang bersifat deterministik, terutama ketika data mengandung variasi dan ambiguitas. Selain itu, integrasi visualisasi seperti decision boundary dan prediksi bentuk segitiga memberikan nilai tambah dalam hal transparansi hasil dan interpretasi intuitif.

Kontribusi utama penelitian ini adalah membuktikan bahwa algoritma pembelajaran mesin dapat diadaptasi untuk tugas klasifikasi geometri sederhana, yang sebelumnya kurang dieksplorasi dalam literatur. Penelitian ini juga membuka peluang bagi pengembangan sistem klasifikasi otomatis berbasis visual dan edukatif untuk bidang pendidikan, pemrosesan citra, maupun aplikasi interaktif lainnya..

2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan keterbatasan yang ditemukan, beberapa rekomendasi dapat diajukan untuk pengembangan lebih lanjut

dalam bidang klasifikasi bentuk geometri menggunakan pembelajaran mesin.

Pertama, penelitian lanjutan disarankan menggunakan data segitiga dari dunia nyata, seperti hasil pengukuran bangunan, citra digital, atau pemindaian objek fisik. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan validitas eksternal model serta menguji robustitas algoritma terhadap data yang lebih kompleks dan tidak terstruktur.

Kedua, perluasan fitur geometri yang digunakan sebagai input model juga direkomendasikan. Penambahan atribut seperti besar sudut, luas permukaan, atau rasio antar sisi berpotensi meningkatkan daya diskriminatif model dalam membedakan jenis segitiga yang memiliki karakteristik serupa.

Ketiga, eksplorasi terhadap algoritma lain seperti K-Nearest Neighbors (KNN), Gradient Boosting, atau Neural Network dapat menjadi langkah penting untuk memperoleh perbandingan performa yang lebih luas dan mengidentifikasi metode yang paling optimal dalam konteks data geometris.

Terakhir, pengembangan sistem klasifikasi ke dalam bentuk aplikasi interaktif atau edukatif sangat potensial, khususnya untuk mendukung pembelajaran konsep geometri di sekolah maupun platform digital. Pendekatan visual yang digunakan dalam penelitian ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam membangun alat bantu pembelajaran berbasis teknologi.

Rekomendasi ini diharapkan dapat menjadi pijakan bagi penelitian-penelitian lanjutan serta memperluas cakupan penerapan machine learning dalam bidang geometri, pendidikan, dan komputasi visual.

TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada pihak yang telah memberikan dukungan pendanaan atas terlaksananya penelitian ini, baik dalam bentuk fasilitas, sumber daya, maupun bantuan teknis. Dukungan tersebut sangat berperan dalam keberhasilan proses penelitian hingga penyusunan artikel ilmiah ini.

Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada para dosen pembimbing, rekan sejawat, serta pihak-pihak lain yang telah memberikan masukan, motivasi, dan bantuan selama pelaksanaan penelitian.

Secara khusus, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

- Universitas Linggabuana PGRI Sukabumi
- IWAN RIZAL SETIAWAN MT, M.Kom
- Yogi Syarif Hidayat S.T., M.Kom
- Orang tua
- Teman-teman

Semua dukungan tersebut sangat berarti dalam pencapaian tujuan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Algoritma. (2022). Cara kerja algoritma Random Forest dan contohnya. Algoritma Blog. <https://algoritma.blog/cara-kerja-algoritma-random-forest-2022>
- [2] Course-Net. (n.d.). Pengertian algoritma Support Vector Machine dan cara kerjanya. Course-Net Blog. <https://course-net.com/blog/pengertian-algoritma-support-vector-machine-dan-cara-kerjanya/>
- [3] DetikEdu. (2021, Juni 11). Mengenal pengertian, jenis, dan rumus bangun segitiga. Detikcom. <https://www.detik.com/edu/detikpedia/d-5531657/mengenal-pengertian-jenis-dan-rumus-bangun-segitiga>
- [4] IBM. (2023). Support Vector Machine (SVM). IBM Think. <https://www.ibm.com/id-id/think/topics/support-vector-machine>
- [5] IBM. (2023). Random Forest Explained. IBM Think. <https://www.ibm.com/id-id/think/topics/random-forest>
- [6] JKTGadget. (2023). Klasifikasi dalam machine learning: Pengertian dan jenisnya. <https://www.jktgadget.com/klasifikasi-machine-learning>
- [7] Ruangguru. (2023). Mengenal berbagai macam jenis segitiga. Ruangguru Blog. <https://www.ruangguru.com/blog/mengenal-berbagai-macam-jenis-segitiga>
- [8] Samsudin, E. Y. (2021, Maret 16). Penjelasan sederhana tentang apa itu SVM (Support Vector Machine). Medium. <https://medium.com/@samsudiney/penjelasan-sederhana-tentang-apa-itu-svm-149fec72bd02>
- [9] Satrio, B. (2022, Oktober 2). Apa itu classification dalam machine learning?. Medium. <https://medium.com/@bondansatrio99/apa-itu-classification-dalam-machine-learning-bcdf4fcdc614>
- [10] Trivusi. (2022, Agustus 16). Algoritma Random Forest: Pengertian dan cara kerja. <https://www.trivusi.web.id/2022/08/algoritma-random-forest.html>