

KLASIFIKASI KODALY HAND SIGN UNTUK ROBOT ANGKLUNG MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Muhammad Ichwan¹⁾, Fikri Ramadhan^{*2)}

1. Program Studi Informatika, Fakultas Teknik Industri, Institut Teknologi Nasional, Indonesia
2. Program Studi Informatika, Fakultas Teknik Industri, Institut Teknologi Nasional, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: Angklung; pose tangan kodaly; Mediapipe; Support Vector Machine

Keywords: Angklung; Kodaly hand sign; Mediapipe; Support Vector Machine

Article history:

Received 14 January 2025

Revised 7 March 2025

Accepted 12 March 2025

Available online 1 March 2026

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jipi.v11i1.7379>

* Corresponding author.

Fikri Ramadhan

E-mail address:

fikri.ramadhan@mhs.itenas.ac.id

ABSTRAK

Angklung merupakan alat musik tradisional asal Jawa Barat yang perlu dilestarikan untuk menjaga warisan budaya Indonesia. Penelitian ini bertujuan membangun sistem robot angklung yang dikontrol oleh pose tangan sesuai aturan kodaly hand sign hanya dengan webcam bawaan laptop dengan menggunakan hand landmark detection mediapipe. Untuk klasifikasi pose tangan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Model Support Vector Machine (SVM) dilatih dengan kernel linear dan kernel RBF dan parameter C dengan rentang 0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, dan 100, dan dievaluasi dengan menggunakan metrik akurasi dan F1-score. Jumlah dataset yang digunakan untuk training sebanyak 1600 data dan jumlah dataset yang digunakan untuk evaluasi sebanyak 4800 data dari tiga orang partisipan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kernel RBF dengan parameter C=0.1 memiliki kinerja terbaik dengan akurasi sebesar 90,1% dan macro average F1-score sebesar 89,8%. Hasil pemodelan tersebut digunakan pada sistem robot angklung yang dibangun dengan berbasis mikrokontroler Arduino Mega 2560. Sistem yang dibangun mampu mengenali pose tangan sesuai aturan kodaly hand sign dari pengguna secara real-time.

ABSTRACT

Angklung is a traditional musical instrument from West Java that needs to be preserved to maintain Indonesia's cultural heritage. This study aims to build an angklung robot system controlled by hand poses according to the kodaly hand sign rules only with a laptop's built-in webcam using the hand landmark detection mediapipe. For hand pose classification using the Support Vector Machine (SVM) algorithm. The Support Vector Machine (SVM) model was trained with a linear kernel and RBF kernel and C parameters with a range of 0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, and 100, and evaluated using accuracy metrics and F1-score. The number of datasets used for training was 1600 data and the number of datasets used for evaluation was 4800 data from three participants. The results showed that the RBF kernel with parameter C = 0.1 had the best performance with an accuracy of 90.1% and a macro average F1-score of 89.8%. The modeling results are used in the angklung robot system built based on the Arduino Mega 2560 microcontroller. The system built is able to recognize hand poses according to the Kodaly hand sign rules from users in real-time.

I. PENDAHULUAN

Angklung merupakan alat musik tradisional asal Jawa Barat yang terbuat dari bambu dan dirangkai menjadi 2 sampai 4 dengan menggunakan tali rotan [1]. Saat ini, minat generasi muda terhadap alat musik tradisional angklung ini cenderung menurun. Padahal, sejak tahun 2010 angklung sudah ditetapkan sebagai warisan budaya oleh UNESCO sejak 2010 yang mana hal tersebut merupakan hal yang harus dibanggakan [2]. Penggabungan teknologi dengan alat musik angklung bisa menjadi salah satu solusi untuk mendorong minat dalam pelestarian dan pengembangan warisan budaya ini.

Dalam penelitian yang telah dilakukan oleh Muhammad Croassacipto, teknologi telah diintegrasikan ke instrumen musik angklung dengan cara membuat sistem robot angklung berbasis mikrokontroler yang dikontrol menggunakan pose kodaly hand sign dari pengguna robot [3]. Kekurangan pada penelitian tersebut adalah sistem robot menggunakan perangkat keras tambahan berupa leap motion yang tidak semua orang memilikinya.

Seiring perkembangan teknologi pengolahan citra digital, muncul berbagai solusi yang dapat digunakan untuk

pendeteksi tangan hanya dengan kamera, salah satu contohnya adalah mediapipe. Mediapipe adalah framework yang bersifat open-source dari Google yang membantu para pengembang untuk mengimplementasikan sistem deteksi gerakan. Salah satu solusi yang disediakan mediapipe adalah hand landmark detection, yang dapat digunakan untuk mendeteksi pose tangan secara *real-time* hanya dengan kamera [4].

Pengklasifikasian hasil mediapipe dilakukan untuk menentukan nada pada robot angklung. Berdasarkan penelitian tentang klasifikasi pose telapak tangan dengan mediapipe yang sudah ada, algoritma Support vector Machine (SVM) menjadi algoritma dengan akurasi terbaik dibandingkan dengan algoritma yang lain [5][6][7]. Sehingga, algoritma Support vector Machine (SVM) dipilih sebagai algoritma pengklasifikasian hasil mediapipe.

Penelitian lebih lanjut dari algoritma SVM dilakukan oleh Khawaritzmi [8]. Khawaritzmi membandingkan hasil akurasi dan f1-score untuk pengklasifikasian gestur tangan dengan empat kernel dari SVM dan ANN. Hasil penelitian tersebut adalah model SVM yang menggunakan kernel polynomial menjadi model dengan akurasi dan f1-score yang tertinggi. Namun, penelitian yang dilakukan oleh Khawaritzmi tersebut hanya meneliti kernel-kernel pada SVM saja.

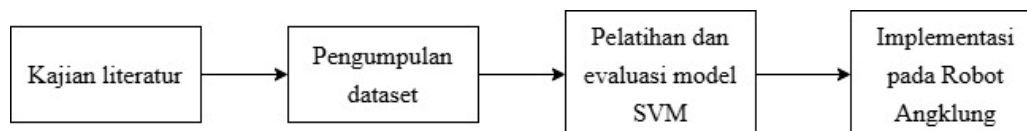
Selain kernel yang digunakan pada algoritma SVM, parameter yang digunakan juga dapat mempengaruhi tingkat akurasi dari model yang dibuat [9]. Salah satu parameter yang ada pada SVM adalah parameter regulasi (parameter C). Parameter C ini memberikan pengaruh besar dalam hasil klasifikasi SVM [10]. Parameter C adalah koefisien penalti yang mengatur tingkat kesalahan generalisasi dan nilai parameter C tersebut harus diatur (*di-tuning*) [11].

Kontribusi yang dilakukan pada penelitian ini adalah melihat pengaruh nilai parameter C pada kernel-kernel dalam algoritma SVM untuk pengklasifikasian gestur *kodaly hand sign* hasil *output* mediapipe. Model SVM tersebut digunakan untuk robot angklung berbasis mikrokontroler. Dengan penelitian ini, dapat menjadi referensi dalam pembuatan robot angklung yang digerakkan dengan tangan hanya dengan kamera. Dengan robot angklung yang lebih interaktif tersebut, diharapkan dapat menarik perhatian masyarakat untuk lebih mencintai warisan budaya ini. Dengan lebih mengenal dan mencintai alat musik angklung, diharapkan lebih meningkatkan minat dan partisipasi masyarakat khususnya generasi muda dalam mempelajari dan memainkan angklung.

II. METODE PENELITIAN

A. Tahapan Penelitian

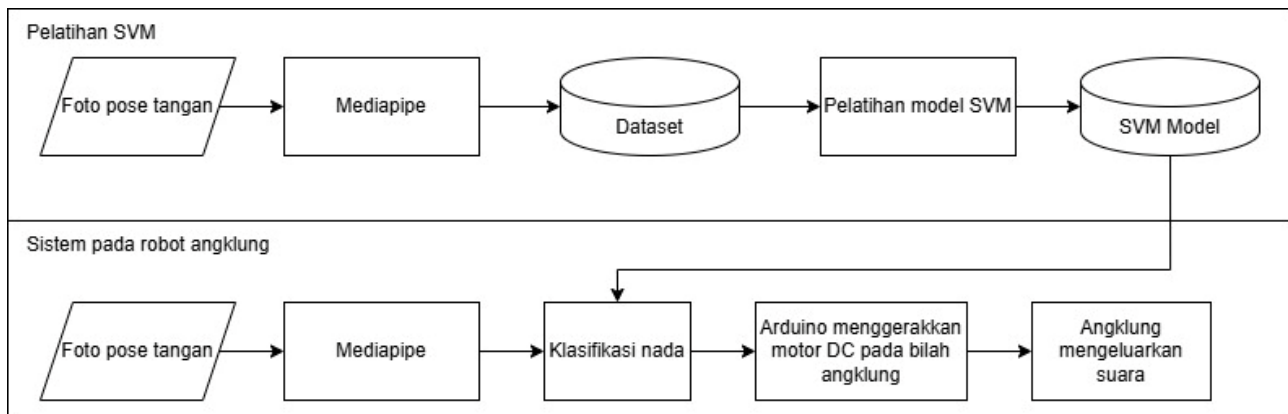
Tahapan penelitian yang dilakukan terdiri dari empat tahapan. Tahapan-tahapan penelitian digambarkan pada Gambar 1. Tahapan dimulai dengan kajian literatur tentang yang sudah ada, kemudian dilanjutkan dengan pengumpulan dataset untuk pelatihan model SVM. Model SVM yang telah dilatih kemudian dievaluasi, dan hasil evaluasi yang terbaik diimplementasikan pada robot angklung.



Gambar. 1. Alur Metode Penelitian

B. Blok Diagram

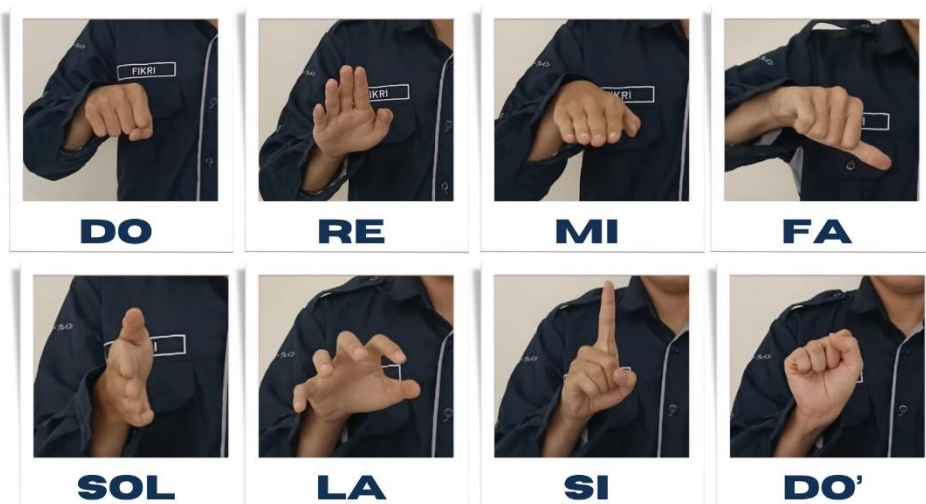
Blok diagram terdiri atas proses-proses yang dilakukan dalam pelatihan SVM dan proses-proses yang ada pada robot angklung. Pelatihan model SVM dimulai dengan pembuatan dataset, citra berisi pose tangan yang didapat dari kamera diproses oleh mediapipe dan kemudian disimpan untuk dijadikan sebagai dataset. Pelatihan model SVM kemudian dilakukan untuk memperoleh model SVM. Pada sistem pada robot angklung proses awal juga sama dimulai dengan foto pose tangan yang diproses oleh mediapipe. Namun, hasilnya tidak dibuat sebagai dataset, tapi dimasukkan dalam model SVM untuk diklasifikasikan pose tersebut merupakan nada apa. Sistem akan mengirim pesan ke Arduino untuk menggerakkan motor DC pada bilah angklung sesuai nada hasil pengklasifikasian. Untuk gambaran proses blok diagram dari penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar. 2. Blok diagram

C. Kodaly hand sign

Kodaly hand sign merupakan sistem isyarat tangan yang dipopulerkan oleh komposer asal Hungaria bernama Zoltán Kodály yang dapat merepresentasikan notasi nada pada musik [12]. Isyarat tangan ini digunakan untuk merepresentasikan ke-tujuh nada dalam skala nada C Mayor (do-re-mi-fa-sol-la-si). Pada penelitian ini ditambahkan nada do', sehingga ada delapan buah pose tangan untuk delapan buah nada atau dapat digunakan juga untuk pose netral. Pose tangan yang merepresentasikan setiap nada dapat dilihat pada Gambar 3.



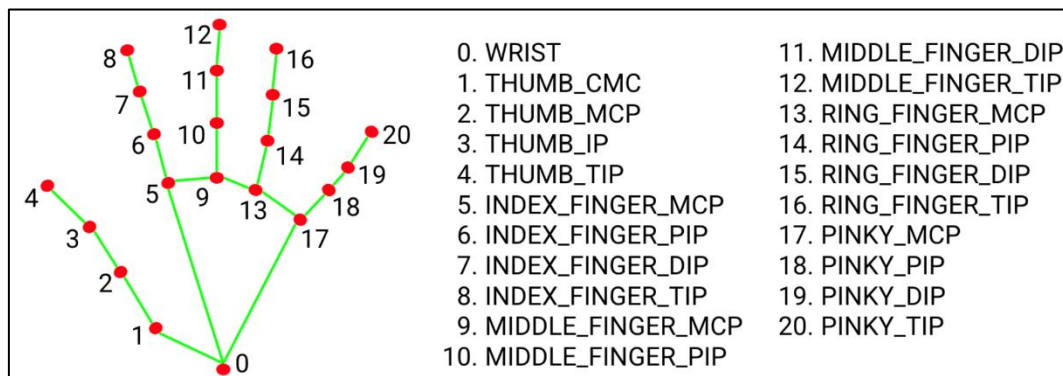
Gambar. 3. Pose tangan tiap nada

D. Hand Landmark Detection Mediapipe

Mediapipe adalah kerangka kerja (framework) yang dikembangkan oleh Google dan bersifat open-source. Framework ini dirancang untuk memfasilitasi pengembangan dalam pembuatan aplikasi berdasarkan computer vision dan machine learning. Google juga menyediakan solusi yang siap pakai yang menggunakan framework ini, yaitu mediapipe solutions. Solusi ini dapat digunakan untuk tugas-tugas seperti deteksi objek, pelacakan, estimasi pose, dan termasuk mendeteksi telapak tangan. Hand landmark mediapipe ini dapat digunakan untuk hand detection dan hand tracking secara real-time [8]. Terdapat tiga output dari hand landmark mediapipe [4], yaitu:

- 21 keypoint telapak tangan dengan tiap keypoint memiliki nilai x,y, dan z (kedalam relatif).
- Probabilitas dari hasil pendeteksian telapak tangan (seberapa yakin mediapipe menganggap suatu objek sebagai telapak tangan).
- Klasifikasi biner yang mengklasifikasikan tangan yang terdeteksi itu tangan kanan atau tangan kiri.

Untuk gambaran posisi ke-21 keypoint pada telapak tangan hasil keluaran dari mediapipe tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar. 4. Keypoint hand landmark mediapipe

E. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma supervised machine learning yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi data [13], algoritma ini dipopulerkan Vapnik pada 1992 [9]. Tujuan dari SVM adalah menemukan hyperplane atau fungsi pemisah (decision boundary) yang paling optimal untuk memisahkan antar kelas. Hyperplane yang paling optimal ditentukan dengan mengukur margin dari hyperplane lalu dicari titik maksimalnya. Margin sendiri merupakan jarak antara hyperplane tersebut dengan data yang paling mendekati dari setiap kelas.

Dalam algoritma SVM, parameter dan fungsi kernel yang digunakan memiliki pengaruh pada tingkat akurasi model [9]. Salah satu parameter yang ada pada SVM adalah parameter regulasi (parameter C). Parameter C ini memberikan pengaruh paling besar dalam hasil klasifikasi [10]. Parameter C ini juga digunakan pada semua kernel [14]. Parameter C adalah parameter yang mengatur error penalty pada SVM. Jika parameter C tinggi, maka memungkinkan model untuk menghindari kesalahan klasifikasi. Jika parameter C rendah, membantu memaksimalkan batas margin pada pengklasifikasian data, namun akan berdampak pada tingkat akurasi yang lebih rendah [15]. Sedangkan kernel yang ada pada SVM dibagi menjadi dua jenis, yaitu kernel linear dan nonlinear [16]. Salah satu kernel non-linear yang banyak digunakan adalah kernel Radial Base Function (RBF).

Pada awalnya SVM didesain hanya untuk klasifikasi biner saja [17]. Untuk mengatasi klasifikasi dengan multi-class dalam SVM dapat digunakan dengan metode dekomposisi. Metode dekomposisi dilakukan dengan membagi multi-class menjadi multiple subkelas biner. Hasil dekomposisi tersebut nantinya akan menghasilkan pengklasifikasian biner sebanyak subkelas sesuai yang ada pada data. One-versus-One (OvO) termasuk metode dekomposisi dalam SVM. Metode OvO melakukan evaluasi pada semua kombinasi pasangan kelas [18].

F. Dataset

Dataset berupa file .csv yang terdiri dari 42 kolom dan 1 kolom kelas. 42 kolom didapat dari nilai x dan y dari ke-21 titik telapak tangan hasil dari hand landmark detection mediapipe, sehingga totalnya ada sebanyak 42. Kolom kelas berisi salah satu dari 8 nada (do-re-mi-fa-sol-la-si-do') yang merepresentasi nada pada tiap data. Seluruh data dinormalisasikan dengan normalisasi min-max.

Dataset yang digunakan pada penelitian terbagi menjadi dua dataset, yaitu dataset training dan dataset evaluasi. Dataset training diperoleh dari pose telapak tangan peneliti sendiri, terdiri dari 200 data untuk setiap nada, sehingga total ada 1600 data. Sesuai namanya, dataset training digunakan untuk pelatihan model SVM. Dataset evaluasi diperoleh dari pose telapak tangan tiga orang partisipan. Setiap partisipan melakukan kedelapan pose kodaly dengan masing-masing pose diambil sebanyak 200 data, sehingga total ada 4800 buah data. Dataset evaluasi digunakan pada proses evaluasi model hasil pelatihan SVM.

G. Evaluasi

Evaluasi dalam penelitian ini bertujuan untuk mengetahui performa dari model SVM dalam mengklasifikasi kedelapan kelas nada. Evaluasi menggunakan F1-score dan accuracy (akurasi) sebagai metrik yang mengukur performa dari model. Perhitungan F1-score melibatkan metrik lain yang bernama precision dan recall. Precision (presisi) adalah metrik yang mengukur keakuratan model untuk memprediksi data positif, sedangkan recall adalah metrik untuk mengukur sejauh mana suatu model mengidentifikasi seluruh data positif [19]. Persamaan pengukuran performa model ditunjukkan pada persamaan (1) sampai (4). Confusion matrix digunakan untuk merepresentasikan hasil evaluasi. Confusion matrix adalah tabel yang dapat menggambarkan kinerja model klasifikasi terhadap Kumpulan data yang memiliki label [20].

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN (Total klasifikasi yang benar)}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN (Total data)}} \quad (1)$$

$$\text{precision(MacroAverage)} = \frac{\sum_{k=1}^{\text{jumlah kelas}} \text{precision}(k)}{\text{jumlah kelas}} \quad (2)$$

$$\text{recall(MacroAverage)} = \frac{\sum_{k=1}^{\text{jumlah kelas}} \text{recall}(k)}{\text{jumlah kelas}} \quad (3)$$

$$\text{F1 - score(MacroAverage)} = 2 \times \frac{\text{precision(MA)} \times \text{recall(MA)}}{\text{precision(MA)} + \text{recall(MA)}} \quad (4)$$

Nilai precision dan recall pada persamaan (2) dan (3) digunakan pada setiap kelas nada (k). Sedangkan persamaan untuk mencari nilai precision dan recall ditunjukkan pada persamaan (5) dan (6). Sebagai contoh TP, FP, TN, dan FN dapat dilihat pada gambar 5. Gambar 5 adalah gambaran yang menunjukkan posisi TP, FP, TN, dan FN pada confusion matrix untuk nada mi.

$$\text{precision}(k) = \frac{\text{TP}(k)}{\text{TP}(k) + \text{FP}(k)} \quad (5)$$

$$\text{recall}(k) = \frac{\text{TP}(k)}{\text{TP}(k) + \text{FN}(k)} \quad (6)$$

		Predicted classification							
		Classes	DO	RE	MI	FA	SOL	LA	SI
Actual classification	DO	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN
	RE	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN
	MI	FN	FN	TP	FN	FN	FN	FN	FN
	FA	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN
	SOL	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN
	LA	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN
	SI	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN
	DO'	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN

Gambar. 5. Contoh Confusion Matrix Multi-Class pada nada mi

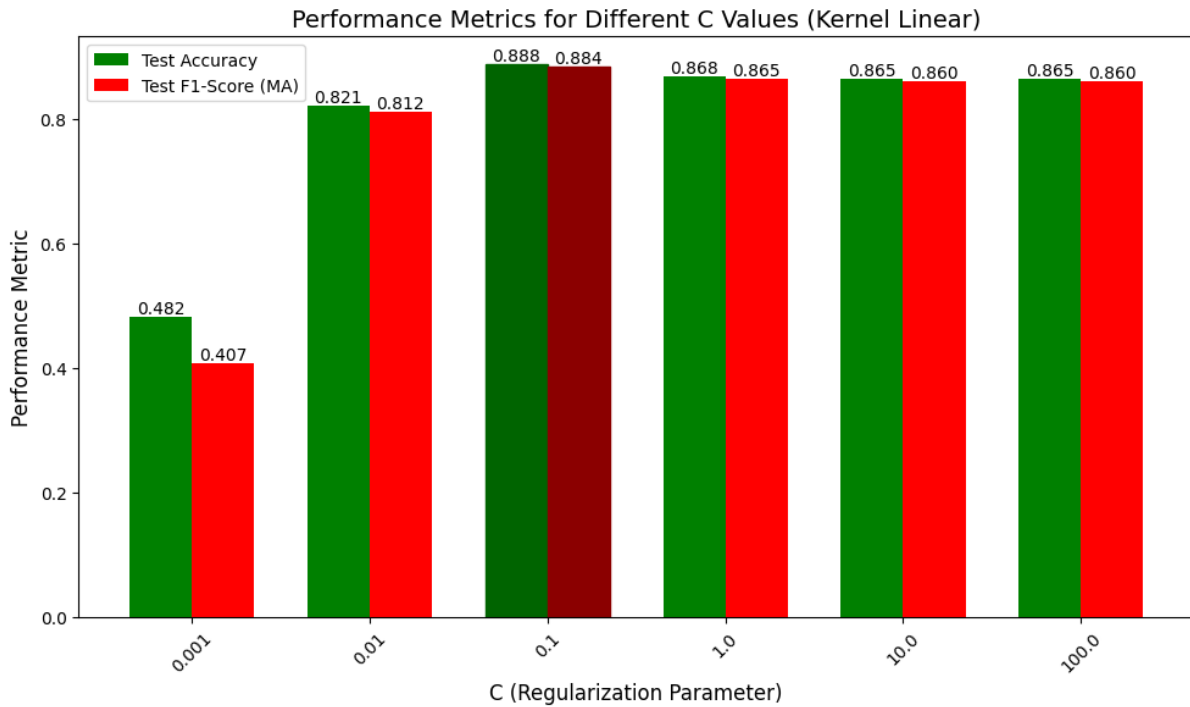
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Evaluasi Algoritma Support Vector Machine (SVM)

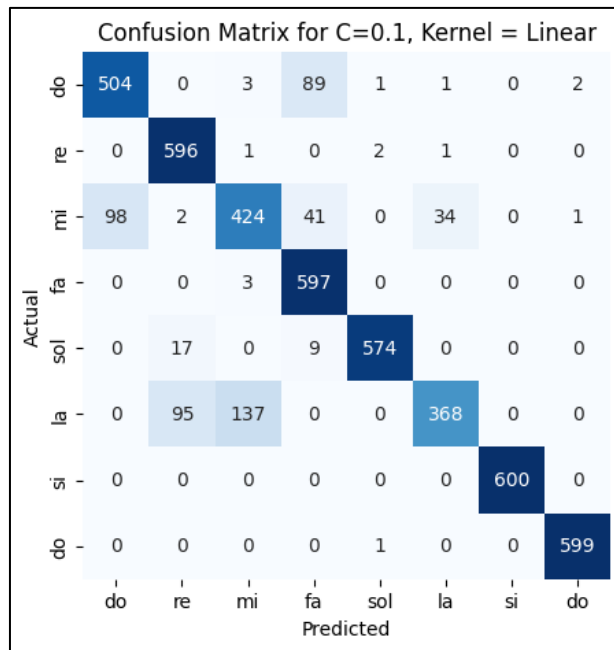
Evaluasi dilakukan mencari parameter C terbaik pada empat kernel, yaitu kernel linear, RBF, polynomial, dan sigmoid. Parameter C terbaik dicari dari kelipatan 10^n , dengan $n = -3, -2, -1, 0, 1, \text{ dan } 2$. Dalam desimal, keenam nilai parameter tersebut adalah 0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, dan 100.

1. Hasil Evaluasi Kernel Linear

Hasil evaluasi F1-score dan accuracy pada kernel linear dapat dilihat pada Gambar 6. Berdasarkan data hasil evaluasi parameter C yang terbaik adalah parameter $C = 0.1$ dengan test accuracy sebesar 0.888 dan test F1-score(MacroAverage) sebesar 0.884. Sedangkan parameter $C = 0.001$ menjadi parameter dengan evaluasi terburuk dengan test accuracy yang hanya 0.482 dan test F1-score(MacroAverage) hanya 0.407. Untuk confusion matrix parameter $C = 0.1$ pada kernel ini dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar. 6. Hasil Evaluasi Kernel Linear



Gambar. 7. Confusion Matrix Parameter C=0.1 Kernel Linear

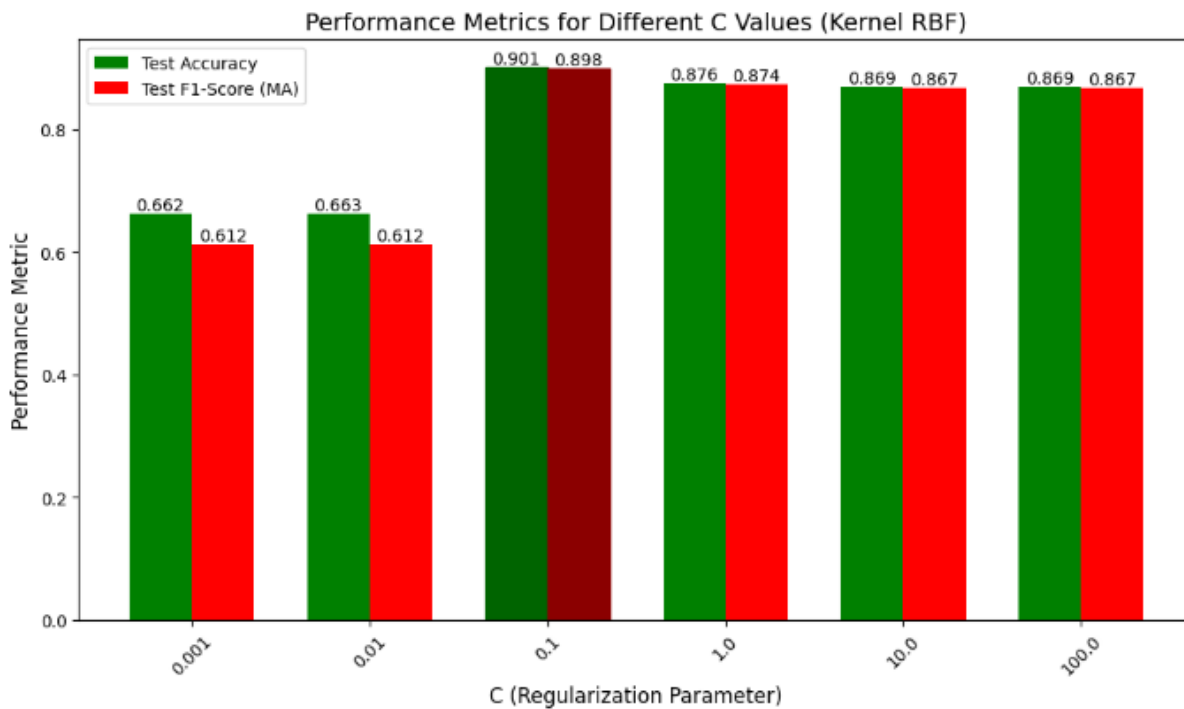
Sedangkan untuk evaluasi dari precision, recall dan F1-score dari tiap kelas untuk C=0.1 kernel linear dari confusion matrix Gambar 7 dapat dilihat pada Tabel 1.

TABEL 1
 HASIL PRECISION, RECALL, DAN F1-SCORE UNTUK TIAP KELAS KERNEL LINEAR C=0.1

Nada	Precision	Recall	F1-score
Do	0.8372	0.8400	0.8386
Re	0.8394	0.9933	0.9099
Mi	0.7465	0.7067	0.7260
Fa	0.8111	0.9950	0.89376
Sol	0.9931	0.9567	0.9745
La	0.9109	0.6133	0.7331
Si	1.0000	1.0000	1.0000
Do'	0.9950	0.9983	0.9967
Macro Average	0.8917	0.8879	0.8841

2. Hasil Evaluasi Kernel RBF

Hasil evaluasi F1-score dan accuracy pada kernel RBF dapat dilihat pada Gambar 8. Berdasarkan data hasil evaluasi, didapat nilai parameter C yang terbaik adalah parameter C = 0.1 dengan test accuracy sebesar 0.901 dan test F1-score(MacroAverage) sebesar 0.898. Sedangkan parameter C dengan evaluasi terburuk adalah parameter C = 0.001 dengan test accuracy yang hanya 0.662 dan test F1-score(MacroAverage) hanya 0.612. Untuk confusion matrix parameter C = 0.1 pada kernel ini dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 8. Hasil Evaluasi Kernel RBF

	do	re	mi	fa	sol	la	si	do'
do	521	0	15	57	1	1	3	2
re	0	590	4	0	3	1	1	1
mi	114	0	380	29	0	56	20	1
fa	17	0	16	566	0	1	0	0
sol	0	14	10	3	573	0	0	0
la	0	70	34	0	0	496	0	0
si	0	0	0	0	0	0	600	0
do'	0	0	0	0	1	0	0	599
	do	re	mi	fa	sol	la	si	do'

Gambar. 9 Confusion Matrix Parameter C=0.1 Kernel RBF

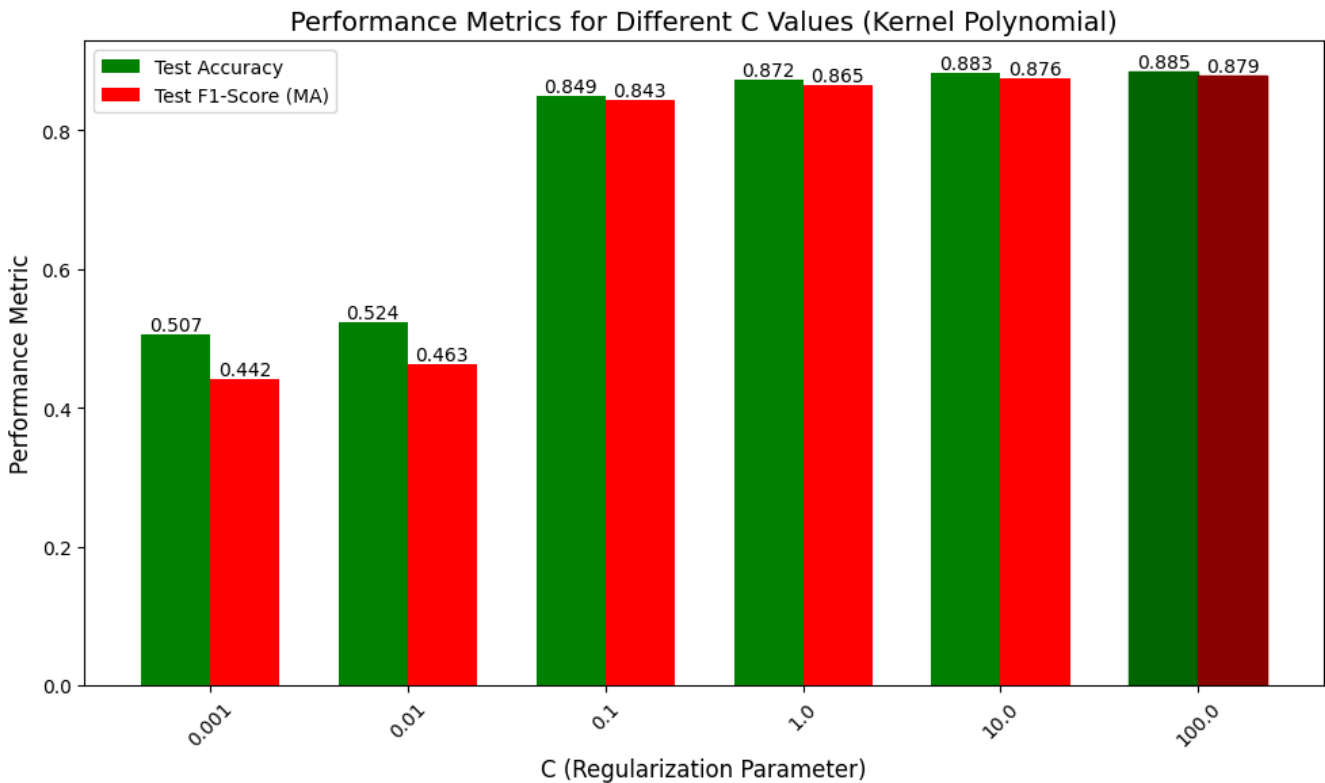
Sedangkan untuk evaluasi dari precision, recall dan F1-score dari tiap kelas untuk C=0.1 kernel RBF dapat dilihat pada Tabel 2.

TABEL 2
 HASIL PRECISION, RECALL, DAN F1-SCORE UNTUK TIAP KELAS KERNEL RBF C=0.1

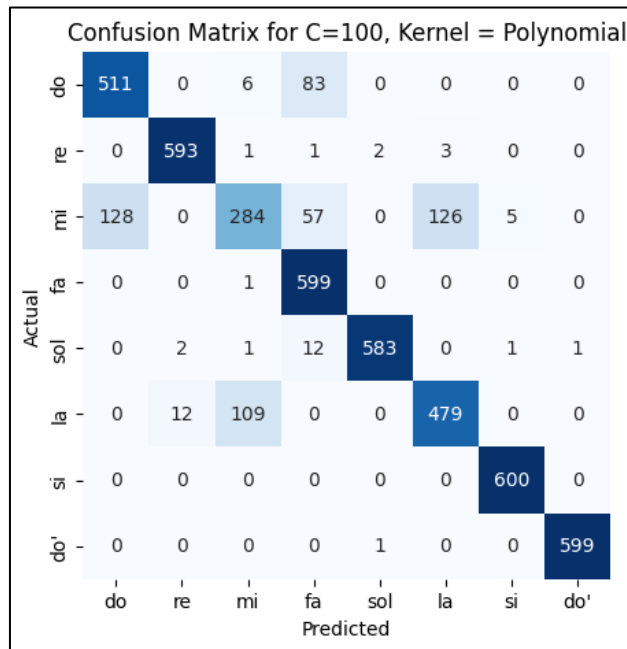
Nada	Precision	Recall	F1-score
Do	0.7991	0.8683	0.8323
Re	0.8754	0.9833	0.9262
Mi	0.8279	0.6333	0.7177
Fa	0.8641	0.9433	0.9020
Sol	0.9913	0.9550	0.9728
La	0.8937	0.8267	0.8589
Si	0.9615	1.0000	0.9804
Do'	0.9934	0.9983	0.9958
Macro Average	0.9008	0.9010	0.8983

3. Hasil Evaluasi Kernel Polynomial

Hasil evaluasi F1-score dan accuracy pada kernel polynomial dapat dilihat pada Gambar 10. Berdasarkan data hasil evaluasi, didapat nilai parameter C yang terbaik adalah parameter C = 100 dengan test accuracy sebesar 0.885 dan test F1-score(MacroAverage) sebesar 0.879. Sedangkan parameter C dengan evaluasi terburuk adalah parameter C = 0.001 dengan test accuracy yang hanya 0.507 dan test F1-score(MacroAverage) hanya 0.442. Untuk confusion matrix parameter C = 100 pada kernel polynomial dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar. 10. Hasil Evaluasi Kernel polynomial



Gambar. 11. Confusion Matrix Parameter C=0.1 Kernel polynomial

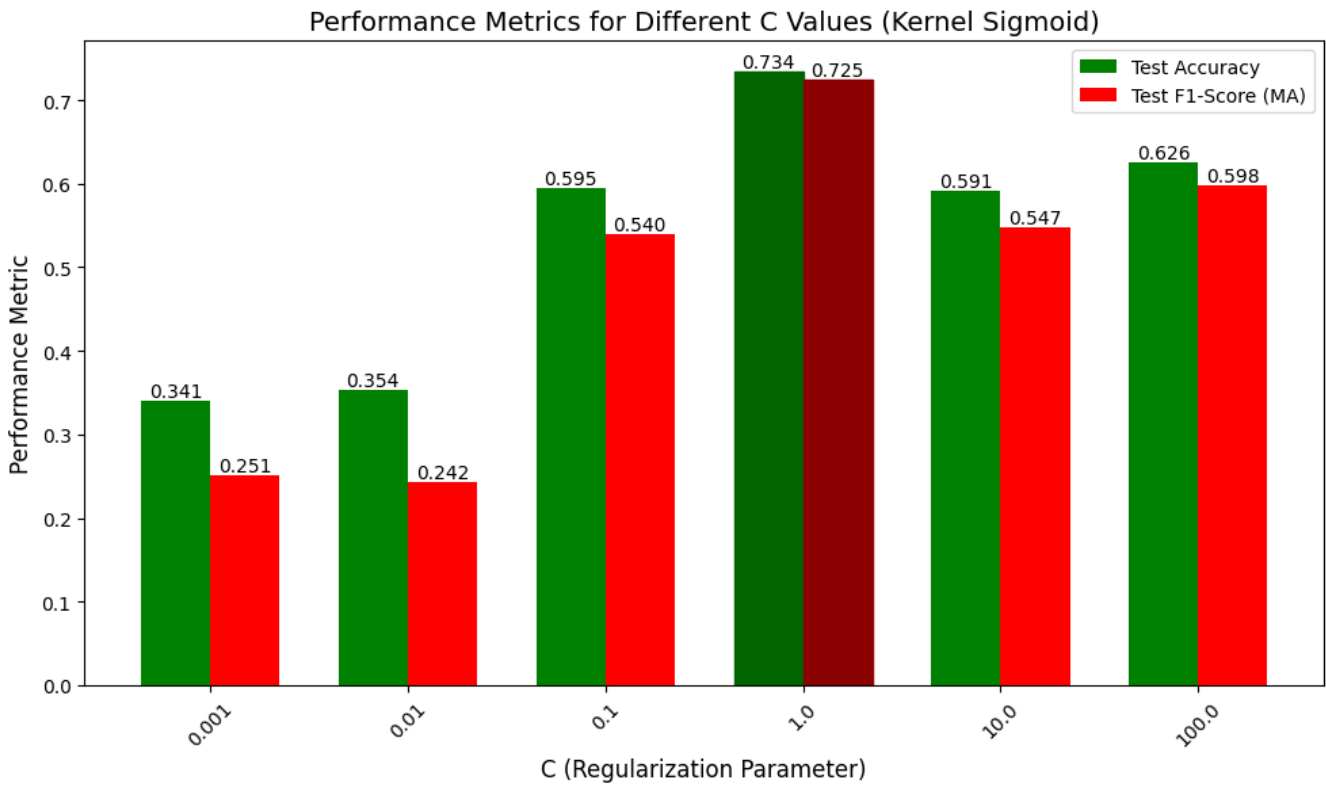
Sedangkan untuk evaluasi dari precision, recall dan F1-score dari tiap kelas untuk C=100 kernel polynomial dapat dilihat pada Tabel 3.

TABEL 3
 HASIL PRECISION, RECALL, DAN F1-SCORE UNTUK TIAP KELAS KERNEL POLYNOMIAL C=0.100

Nada	Precision	Recall	F1-score
Do	0.7997	0.8517	0.8249
Re	0.9769	0.9883	0.9826
Mi	0.7065	0.4733	0.5669
Fa	0.7965	0.9983	0.8861
Sol	0.9949	0.9717	0.9831
La	0.7878	0.7983	0.7930
Si	0.9901	1.0000	0.9950
Do'	0.9983	0.9983	0.9983
Macro Average	0.8813	0.8850	0.8787

4. Hasil Evaluasi Kernel sigmoid

Hasil evaluasi F1-score dan accuracy pada kernel sigmoid dapat dilihat pada Gambar 12. Berdasarkan data hasil evaluasi, didapat nilai parameter C yang terbaik adalah parameter C = 1 dengan test accuracy sebesar 0.734 dan test F1-score(MacroAverage) sebesar 0.725. Kernel ini adalah kernel dengan akurasi terbaik yang paling rendah diantara keempat kernel yang lain. Sedangkan parameter C dengan evaluasi terburuk pada kernel ini adalah parameter C = 0.001 dengan test accuracy yang hanya 0.341 dan test F1-score(MacroAverage) hanya 0.251. Untuk confusion matrix parameter C = 1 pada kernel ini dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar. 12. Hasil Evaluasi Kernel Sigmoid

Confusion Matrix for C=1, Kernel = Sigmoid

	do	re	mi	fa	sol	la	si	do'
do	491	0	57	32	3	5	3	9
re	0	597	0	0	2	0	0	1
mi	144	2	232	28	3	155	1	35
fa	1	0	181	361	0	57	0	0
sol	0	19	0	8	573	0	0	0
la	0	311	14	0	0	275	0	0
si	0	0	0	0	0	0	396	204
do'	0	0	0	0	1	0	0	599
	do	re	mi	fa	sol	la	si	do'

Gambar. 13. Confusion Matrix Parameter C=1 Kernel Sigmoid

Sedangkan untuk evaluasi dari precision, recall dan F1-score dari tiap kelas untuk C=0.1 kernel sigmoid dapat dilihat pada Tabel 4.

TABEL 4
 HASIL PRECISION, RECALL, DAN F1-SCORE UNTUK TIAP KELAS KERNEL SIGMOID C=1

Nada	Precision	Recall	F1-score
Do	0.7720	0.8183	0.7945
Re	0.6426	0.9950	0.7809
Mi	0.4793	0.3867	0.4280
Fa	0.8415	0.6017	0.7017
Sol	0.9845	0.9550	0.9695
La	0.5589	0.4583	0.5037

Si	0.9900	0.6600	0.7920
Do'	0.7064	0.9983	0.8273
Macro Average	0.7469	0.7342	0.7247

B. Diskusi Hasil Evaluasi

Berdasarkan hasil evaluasi dari rentang parameter C pada keempat kernel, Didapat hasil bahwa, nilai evaluasi terbaik adalah dengan parameter $C=0.1$ pada kernel RBF dengan nilai akurasi 90,1% dan *F1-score* sebesar 89,83%, hal ini lebih baik dibandingkan dengan kernel Polynomial dengan nilai akurasi 88,5% dan *F1-score* sebesar 87,9% yang menjadi parameter terbaik pada penelitian yang dilakukan oleh Khawaritzmi [8]. Artinya perubahan parameter C terbukti mampu meningkatkan akurasi dan *F1-score* pengklasifikasian pose tangan hasil *output* mediapipe. Model SVM dengan kernel RBF dan nilai $C=0.1$ terpilih untuk dijadikan model dalam klasifikasi pada robot angklung.

C. Implementasi Robot Angklung

Robot angklung yang dibangun berbasis mikrokontroler Arduino Mega 2560. Robot angklung terdiri dari 5 komponen utama, yaitu: set angklung, set motor DC, mikrokontroler, motor driver, dan power adapter yang diatur pada 8 volt. Untuk Konstruksi dari robot angklung dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar. 14. Robot Angklung

Hasil klasifikasi dengan model Support Vector Machine (SVM) untuk kodaly hand sign pada sistem klasifikasi nada angklung dilihat pada Gambar 11 sampai Gambar 18. Berdasarkan pengalaman yang didapat dari mencoba sistem, nada mi sering salah klasifikasi menjadi nada do, hal ini sesuai dengan hasil evaluasi yang telah dilakukan. Hipotesa penulis kesalahan klasifikasi ini adalah karena kemiripan pose tangan yang mengakibatkan sering terjadi salah klasifikasi. Untuk mengatasi masalah ini dapat dilakukan dengan lebih memiringkan tangan kebawah seperti pada gambar 17, dengan posisi yang lebih dimiringkan, pengklasifikasian nada mi menjadi lebih akurat. Sedangkan nada selain mi, klasifikasi pose nada dapat dilakukan dengan akurat.



Gambar. 15. Klasifikasi nada do



Gambar. 16. Klasifikasi nada re



Gambar. 17. Klasifikasi nada mi



Gambar. 18. Klasifikasi nada fa



Gambar. 19. Klasifikasi nada sol



Gambar. 20. Klasifikasi nada la



Gambar. 21. Klasifikasi nada si



Gambar. 22. Klasifikasi nada do'

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, *hand landmark detection* mediapipe dapat digunakan sebagai tools untuk land marking telapak tangan hanya menggunakan webcam bawaan laptop pada sistem angklung. Penelitian ini membuktikan perubahan nilai parameter C pada model SVM dapat meningkatkan akurasi pengklasifikasian *output* dari mediapipe. Berdasarkan hasil evaluasi algoritma Support Vector Machine (SVM), model yang menggunakan kernel RBF dan nilai parameter C = 0.1 menjadi model dengan hasil evaluasi yang terbaik dengan hasil test accuracy sebesar 90.1% dan test F1-score(MacroAverage) sebesar 89,8%. Model RBF dengan C = 0.1 tersebut digunakan pada robot angklung untuk pengklasifikasian nada.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. D. S. A. Ningsih, Alifiya, M. N. I. Putri, and Q. D. Darussani, "Perkembangan Alat Musik Tradisional Angklung," *Gudang J. Multidisiplin Ilmu*, vol. 2, pp. 208–217, 2024.
- [2] Selvi Listyaningsih, Yatim Riyanto, and Muhammad Turhan Yani, "Pengaruh Media Angklung Interaktif terhadap Revitalisasi Motivasi Belajar Siswa SD di Masa Pandemi," *EDUKASIA J. Pendidik. dan Pembelajaran*, vol. 4, no. 1, pp. 137–148, 2023, doi: 10.62775/edukasia.v4i1.231.
- [3] M. Croassacipto, M. Ichwan, and D. B. Utami, "Tone Classification Matches Kodaly Handsign with the K-Nearest Neighbor Method at Leap Motion Controller," *Int. J. Inf. Commun. Technol.*, vol. 5, no. 2, p. 40, 2020, doi: 10.21108/ijocit.2019.52.283.
- [4] F. Zhang *et al.*, "MediaPipe Hands: On-device Real-time Hand Tracking," 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2006.10214>
- [5] S. R. Cholil, T. Handayani, R. Prathivi, and T. Ardianita, "Implementasi Algoritma Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Klasifikasi Seleksi Penerima Beasiswa," *IJCIT (Indonesian J. Comput. Inf. Technol.)*, vol. 6, no. 2, pp. 118–127, 2021, doi: 10.31294/ijcit.v6i2.10438.
- [6] L. Chandwani *et al.*, "Gesture based Sign Language Recognition system using Mediapipe," 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3106646/v1>
- [7] K. Km and S. Nr, "Recognition of Hand Gestures Using Mediapipe Hands," *Int. Res. J. Mod. Eng. Technol. Sci.*, no. 06, pp. 2582–5208, 2022, [Online]. Available: www.irjmets.com
- [8] K. A. AHMAD, D. C. SILPANI, and K. YOSHIDA, "Hand Gesture Recognition by Hand Landmark Classification," *Int. Symp. Affect. Sci. Eng.*, vol. ISASE2022, no. 0, pp. 1–4, 2022, doi: 10.5057/isase.2022-c000026.
- [9] I. Monika Parapat and M. Tanzil Furqon, "Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 10, pp. 3163–3169, 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [10] R. Nanda, E. Haerani, S. K. Gusti, and S. Ramadhani, "Klasifikasi Berita Menggunakan Metode Support Vector Machine," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 269–278, 2022, doi: 10.32672/jnknti.v5i2.4193.
- [11] H. Harafani and R. S. Wahono, "Optimasi Parameter pada Support Vector Machine Berbasis Algoritma Genetika untuk Estimasi Kebakaran Hutan," *J. Intell. Syst.*, vol. 1, no. 2, 2015.
- [12] "Teaching Methods for Music-Note Education in Students with Special Needs: A Proposed Model for Note Instruction Teaching Methods for Music-Note Education in Students with Special Needs: A Proposed Model for Note Instruction," no. December 2024, 2025.
- [13] D. Safryda Putri and T. Ridwan, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Pospay Dengan Algoritma Support Vector Machine," *J. Ilm. Inform.*, vol. 11, no. 01, pp. 32–40, 2023, doi: 10.33884/jif.v11i01.6611.
- [14] D. Rahmadini, N. Diana, F. Salsabila, A. Kunaefi, and D. Rolliawati, "Analisis Peramalan Harga Penutupan Saham PT. Telekomunikasi Indonesia dengan Support Vector Machine (SVM)," vol. 11, no. 1, pp. 22–33, 2024.
- [15] R. H. Dananjaya, S. Sutrisno, and F. A. Wellianto, "Akurasi Penggunaan Metode Support Vector Machine Dalam Prediksi Penurunan Pondasi Tiang," *Matriks Tek. Sipil*, vol. 10, no. 3, p. 298, 2022, doi: 10.20961/mateksi.v10i3.64519.
- [16] S. D. Wahyuni and R. H. Kusumodestoni, "Optimalisasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dalam Klasifikasi Kejadian Data Stunting," *Bull. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 2, pp. 56–64, 2024, doi: 10.47065/bit.v5i2.1247.
- [17] A. Mathur and G. M. Foody, "Multiclass and binary SVM classification: Implications for training and classification users," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 5, no. 2, pp. 241–245, 2008, doi: 10.1109/LGRS.2008.915597.
- [18] A. N. Arifah, J. Suprijadi, and I. Ginanjar, "Klasifikasi Rumpun Jabatan ASN Berdasarkan Riwayat Pelatihan Menggunakan Multiclass Support Vector Machine," *J. Stat. Teor. dan Apl.*, vol. 1, no. 1, pp. 191–197, 2022, [Online]. Available: <http://prosiding.statistics.unpad.ac.id>
- [19] A. Cardova and A. Hermawan, "Implementasi Metode LSTM Untuk Mengklasifikasi Berita Palsu Pada PolitiFact," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 3, pp. 471–479, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i3.6175.
- [20] Dania Siregar, Faroh Ladayya, Naufal Zhafran Albaqi, and Bintang Mahesa Wardana, "Penerapan Metode Support Vector Machines (SVM) dan Metode Naïve Bayes Classifier (NBC) dalam Analisis Sentimen Publik terhadap Konsep Child-free di Media Sosial Twitter," *J. Stat. dan Apl.*, vol. 7, no. 1, pp. 93–104, 2023, doi: 10.21009/jsa.07109.