

Ekspresi Emosi Berdasarkan Suara Menggunakan Algoritma Multi Layer Perceptron dan Support Vector Machine

Charlen Alta Qurniaty¹, Kusnawi²

charlenaltaqurniaty@students.amikom.ac.id, khusnawi@amikom.ac.id

Universitas Amikom Yogyakarta

Informasi Artikel

Diterima : 3 Des 2023
Direview : 8 Des 2023
Disetujui : 30 Des 2023

Kata Kunci

Ekspresi Emosi, Suara,
Mfcc, Multi-Layer
Perceptron, Support
Vector Machine

Abstrak

Perkembangan pesat dalam pengenalan emosi berbasis suara telah memberikan kontribusi positif pada pemahaman interaksi manusia dan komputer. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa dua algoritma, yakni Multilayer Perception (MLP) dan Support Vector Machine (SVM), dalam pengenalan emosi berdasarkan suara. Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari Kaggle yang berjumlah 1440 data suara. Data kemudian dikelompokkan menjadi beberapa emosi yang nantinya akan dilakukan ekstraksi fitur pada dataset untuk menghilangkan informasi yang tidak relevan dan mengurangi noise agar hasil klasifikasi menjadi optimal. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi menggunakan algoritma Multilayer Perception (MLP) mencapai 83%, sedangkan pada Support Vector Machine (SVM) mencapai 82%. Berdasarkan hasil akurasi kedua metode, dapat disimpulkan bahwa algoritma Multilayer Perception lebih unggul dibandingkan dengan algoritma Support Vector Machine dalam konteks pengenalan emosi berdasarkan suara.

Keywords

*Emotional Expression, Voice,
Mfcc, Multi Layer
Perceptron, Support Vector
Machine*

Abstract

Rapid developments in voice-based emotion recognition have made positive contributions to human-computer interaction. This research aims to compare the performance of two algorithms, namely Multilayer Perception (MLP) and Support Vector Machine (SVM), in recognizing emotions based on sound. The data used in this research was taken from Kaggle, which amounted to 1440 voice data. The data is then collected into several emotions which will then be feature extracted from the dataset to eliminate irrelevant information and reduce noise so that the classification results are optimal. The research results show that the classification accuracy using the Multilayer Perception (MLP) algorithm reaches 83%, while the Support Vector Machine (SVM) reaches 82%. Based on the accuracy results of both methods, it can be concluded that the Multilayer Perception algorithm is superior to the Support Vector Machine algorithm in the context of voice-based emotion recognition.

A. Pendahuluan

Kemajuan dalam bidang ilmu pengetahuan dan teknologi telah menciptakan pengaruh signifikan dalam kehidupan manusia. Salah satu aspek yang menonjol adalah perkembangan teknologi interaksi antara manusia dan komputer, yang telah mengalami kemajuan pesat dalam beberapa tahun terakhir. Agar terwujud komunikasi yang efektif antara manusia dan komputer, perangkat komputer perlu memiliki kemampuan untuk mengenali, memahami, dan merespons ucapan manusia. Pengenalan suara manusia, atau yang dikenal sebagai *speech recognition*, menjadi unsur krusial dalam menjembatani komunikasi antara manusia dan komputer. [1]

Manusia terus berusaha untuk mengembangkan penelitian sehingga komputer dapat secara akurat merepresentasikan preferensi manusia, seperti dalam konteks pengenalan emosi. Salah satu pendekatan yang diambil adalah penerapan teknologi komputer untuk mengenali ekspresi emosional, khususnya melalui analisis suara.[2] Mengingat setiap individu memiliki ciri suara yang unik, perlu dilakukan proses ekstraksi ciri guna mendapatkan hasil ciri suara yang dapat digunakan dalam proses klasifikasi. Langkah tersebut bertujuan untuk menentukan jenis emosi yang sedang dialami oleh individu berdasarkan ciri khas suaranya.[3]

Pengenalan emosi dapat dilakukan dengan dua metode, yaitu melalui analisis wajah dan suara. Dalam mendeteksi emosi melalui wajah, pentingnya isyarat wajah tidak dapat diabaikan karena berkontribusi pada pencapaian akurasi yang optimal. Sebaliknya, pada pendekatan pengenalan emosi melalui suara, peran amplitudo suara menjadi krusial dalam mencapai tingkat akurasi yang baik.[4] Dalam penelitian ini, suara akan dijadikan sebagai fitur untuk mengidentifikasi emosi. Pemilihan suara dipertimbangkan karena dapat diterapkan dalam berbagai konteks yang tidak selalu melibatkan wajah, seperti pada deteksi emosi melalui suara di kokpit pesawat untuk mengevaluasi kondisi psikologis pilot dan mencegah kecelakaan. Selain itu, deteksi emosi melalui suara juga dapat diterapkan dalam percakapan pusat panggilan untuk menganalisis kebiasaan pelanggan, membantu pengembangan kualitas layanan selama panggilan telepon.[5][6]

Dalam melakukan klasifikasi pengenalan emosi, terdapat beberapa algoritma untuk mengklasifikasikan suara menjadi sebuah emosi. Pada penelitian ini menggunakan algoritma Multi Layer Perceptron dan Support Vector Machine. Multi-layer Perceptron (MLP) adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan (neural network) yang terdiri dari setidaknya tiga lapisan node: satu lapisan input, satu atau lebih lapisan tersembunyi, dan satu lapisan output.[7] Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu model klasifikasi yang dapat diterapkan dalam upaya mendeteksi emosi melalui analisis suara. Konsep dasar tentang SVM adalah gabungan yang seimbang dari prinsip-prinsip komputasi sebelumnya, seperti hyperplane margin dan kernel.[8] Berbeda dengan cara jaringan saraf yang berusaha membagi kelas dengan hyperplane, SVM berusaha menemukan hyperplane terbaik di ruang input. Awalnya, SVM hanya bisa mengklasifikasikan secara linier, tapi seiring waktu, SVM dapat mengklasifikasikan secara non-linier dengan menggunakan kernel.[9]

Dalam studi sebelumnya oleh N. Husain & N. Aji pada tahun 2019 yang berjudul "Klasifikasi Sinyal EEG dengan Menggunakan Densitas Spektral Daya Menggunakan Metode Welch dan MLP Backpropagation," digunakan dataset berisi lima kelas (Set

A, Set B, Set C, Set D, dan Set E) yang berasal dari basis data yang disusun oleh Dr. Ralph Andrzejak di Pusat Epilepsi, Universitas Bonn, Jerman. Hasilnya menunjukkan bahwa algoritma MLP dapat mengklasifikasikan sinyal EEG dengan tingkat akurasi yang tinggi, mencapai 99,68%.[10]

Selanjutnya pada tahun 2021 telah dilakukan penelitian oleh Rio Galang Jati Respati tentang identifikasi emosi melalui suara menggunakan algoritma CNN dan SVM, pada penelitian ini didapatkan hasil akurasi yang lebih baik dengan menggunakan algoritma CNN dibandingkan dengan algoritma SVM, akurasi yang didapatkan dengan menggunakan algoritma CNN yaitu sebesar 95% sedangkan algoritma SVM sebesar 96%.[11] Penelitian yang dilakukan oleh Windra Swastika, Alvin, dan Paulus membandingkan akurasi deteksi emosi menggunakan metode multi layer perceptron, random forest, decision tree, dan k-nn. Temuan penelitian menunjukkan bahwa model dengan Random Forest Classifier memiliki tingkat akurasi paling tinggi, mencapai 79%, dengan pembagian dataset 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Sebaliknya, model dengan Decision Tree Classifier menunjukkan tingkat akurasi terendah, yakni 57%, dengan pembagian dataset sebesar 75% untuk pelatihan dan 25% untuk pengujian.[12]

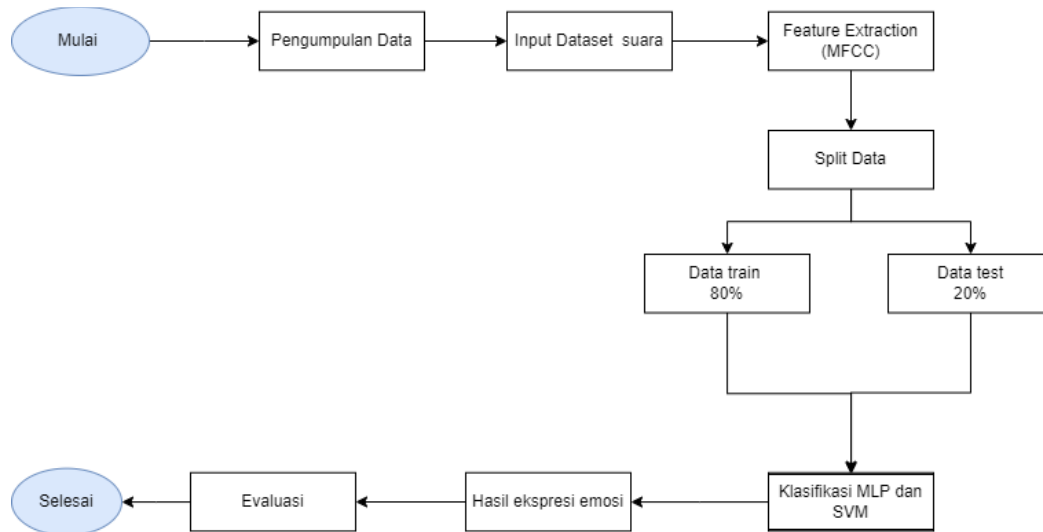
Penelitian yang dilakukan oleh Kasim, Mahmudi, Rahmawati dan Zulnabil mengenai Kecerdasan Buatan untuk Deteksi Emosi Manusia dengan Koefisien Cepstral Mel-Frekuensi (MFCC). Pada penelitian tersebut didapatkan hasil berupa akurasi sebesar 85% dengan menggunakan data train sebanyak 1000 data.[13] Penelitian lainnya yang dilakukan oleh Ainurrochman, Derry Pramono, dan Agustinus Bimo mengenai Deteksi Emosi dalam Wicara pada Media On-Demand menggunakan SVM dan LSTM menunjukkan hasil yang signifikan. Pada penelitian ini, SVM dan LSTM memberikan hasil yang memuaskan dalam mendeteksi emosi. Terutama, SVM yang diberi trained model dalam LSTM memberikan tingkat akurasi yang lebih tinggi. Hasil training pertama untuk SVM dan LSTM mencapai 30%, sementara hasil training kelima meningkat menjadi 47,4%. Peningkatan signifikan dalam tingkat akurasi ini mengindikasikan bahwa kinerja SVM dan LSTM memiliki dampak besar terhadap klasifikasi emosi dalam multi kelas.[14]

Meskipun penelitian mengenai deteksi emosi berdasarkan suara telah banyak diteliti, namun masih diperlukan kajian yang lebih banyak lagi agar pengembangan interaksi antar manusia dan komputer semakin berkembang. Berdasarkan beberapa tinjauan pustaka yang telah dijabarkan diatas, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengenali dan mengklasifikasikan beberapa emosi berdasarkan suara baik suara laki-laki maupun perempuan dengan menggunakan algoritma MLP dan SVM. Penelitian ini dapat berkontribusi untuk membantu pengembangan ataupun penelitian selanjutnya dalam hal interaksi antar manusia dan Komputer sehingga nantinya didapatkan hasil akurasi yang tepat dan lebih maksimal. Hasil dari penelitian ini juga diharapkan dapat membantu dan memberikan pemahaman yang lebih baik mengenai algoritma Multi-layer Perceptron (MLP) dan Support Vector Machine (SVM) dalam pengenalan emosi menggunakan suara.

B. Metode Penelitian

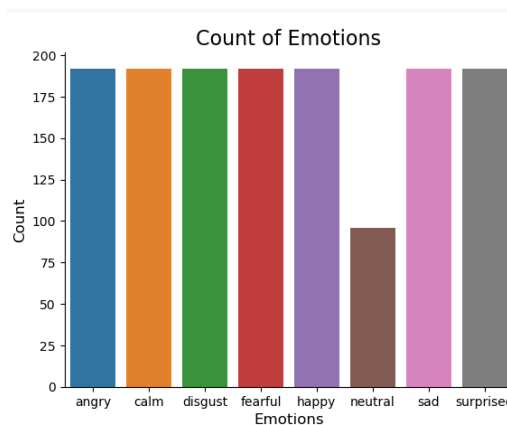
Dalam penelitian ini dilakukan beberapa tahapan atau langkah – langkah agar hasil penelitian sesuai dengan yang di harapkan. Penelitian ini akan mengklasifikasikan emosi berdasarkan suara dengan menggunakan algoritma Multi

Layer Perceptron (MLP) dan Support Vector Machine (SVM). Tahapan Penelitian dapat dilihat pada Gambar.1 sebagai berikut :



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pengumpulan Data pada penelitian ini diambil dari dataset Kaggle yaitu *Ryerson Audio-Visual Database of Emotional Speech and Song (RAVDESS)*. Di dalam dataset RAVDESS terdapat 24 suara laki-laki dan perempuan yang masing masing dari mereka melakukan percobaan rekaman suara sebanyak 60 kali yang artinya total dari seluruh rekaman suara berjumlah 1440. Kemudian dari 1440 data suara tersebut dikelompokkan menjadi beberapa folder sesuai dengan emosi masing masing dari suara yang dihasilkan seperti marah, tenang, jijik, takut, bahagia, netral, sedih dan terkejut. Berikut visualisasi dari dataset suara berdasarkan masing-masing emosi. Dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Visualisasi dari dataset

Setelah dataset yang ada sudah dikelompokkan sesuai dengan emosi masing-masing kemudian dimasukkan kedalam tools untuk mengolah data yaitu google collab. Untuk dilakukan pemrosesan data yang nantinya akan mendapatkan suatu hasil akhir berupa akurasi dari masing-masing model yang digunakan untuk

mengklasifikasikan emosi berdasarkan suara. Proses selanjutnya yaitu Feature Extraction atau ekstraksi ciri dilakukan karena data yang digunakan tidak terstruktur berupa audio atau suara maka tidak dapat dipahami secara langsung oleh model algoritma. Data perlu diubah dahulu menjadi format yang dapat dipahami. Pada tahapan ini dilakukan ekstraksi fitur menggunakan *Mel Frequency Cepstral Coefficient* (MFCC). [15] Ekstraksi fitur dalam proses ini ditandai dengan pengubahan data suara menjadi data citra berupa spektrum gelombang.[16] Lalu hasil dari ekstraksi berupa nilai vector yang nantinya akan dilakukan proses klasifikasi. Kemudian Langkah selanjutnya yaitu membagi data menjadi data train dan data test, yang dimana data train sebesar 80% dan data test 20%.

Data yang sudah dilakukan ekstraksi fitur dan split data kemudian akan dilakukan klasifikasi menggunakan algoritma Multi Layer Perceptron (MLP) dan Support Vector Machine (SVM). Multi-Layer Perceptron (MLP) adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan (neural network) yang terdiri dari beberapa lapisan (layer) neuron, yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi (hidden layer), dan lapisan output. [17] MLP adalah bentuk yang paling umum dari jaringan saraf tiruan dan digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk klasifikasi, regresi, dan pengenalan pola. [18]. Pada penelitian ini algoritma multi layer perceptron mengklasifikasikan emosi menggunakan rumus atau formula seperti dibawah ini

$$Y = f(\sum_{i=1}^n W_i X_i + b) \quad (1)$$

Keterangan :

Y = Hasil atau output dari MLP

x = Input dari MLP

f = Fungsi aktivasi yang digunakan pada setiap neuron

w = Bobot (weight) yang berfungsi untuk menghubungkan antar setiap neuron

b = Bias

SVM adalah algoritma yang sangat efektif untuk berbagai masalah klasifikasi dan regresi, terutama ketika data memiliki struktur yang kompleks dan tidak linier. Salah satu keunggulan utamanya adalah kemampuannya untuk menangani data yang tidak linier melalui penggunaan fungsi kernel.[19] Untuk menggambarkan pembagian *hyperplane* pada data train maka digunakan rumus :

$$W^T x + b = 0 \quad (2)$$

Berdasarkan persamaan diatas W adalah vector normal untuk menentukan arah *hyperplane* dan b adalah perpindahan, yang menentukan jarak dan titik asal. Untuk dapat mengklasifikasikan *hyperplane* dengan akurat menggunakan data train maka rumus yang dapat digunakan sebagai berikut :

$$W^t x_i + b \geq 1, y = 1 \quad (3)$$

$$W^t + b \leq 1, y = -1 \quad (4)$$

Keterangan :

x_i = data ke-i

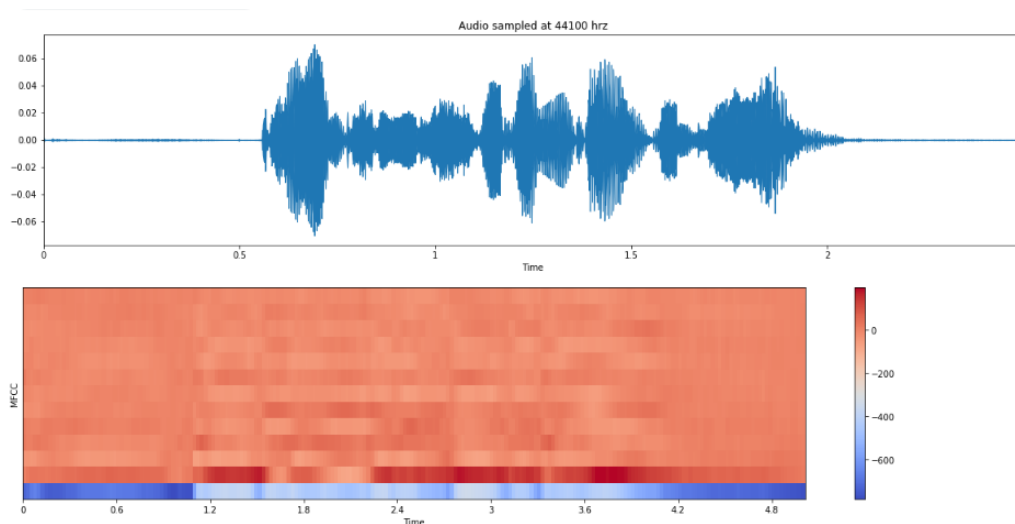
W = nilai bobot support vector yang tegak lurus dengan *hyperplane*

b = nilai bias

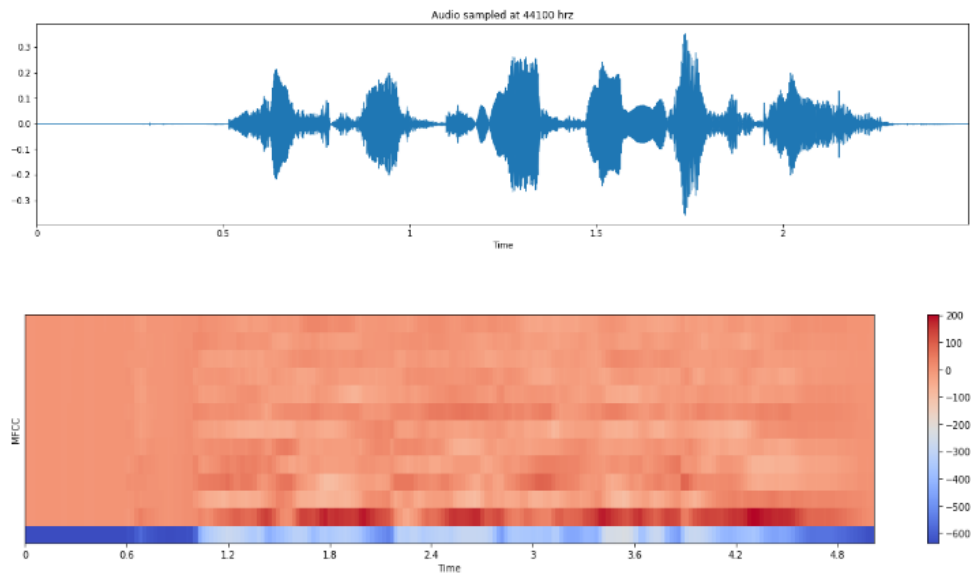
Hyperplane pada SVM berfungsi untuk memisahkan data antar kelas dengan mengamati kesamaan antara data real dan data yang dapat di prediksi dengan menggunakan vector *inner product* diantara dua vector. [20] Tahapan penelitian yang terakhir yaitu Evaluasi. Pada tahap ini dilakukan evaluasi dengan menggunakan confusion matrix terhadap kedua algoritma yang dipakai. Evaluasi bertujuan untuk melihat sejauh mana model dapat mengklasifikasikan data dengan benar.

C. Hasil dan Pembahasan

Penelitian yang dilakukan untuk mengenali ekspresi emosi berdasarkan suara menggunakan algoritma *Multi Layer Perceptron* dan *Support Vector Machine* ini bertujuan untuk menambah dan mengembangkan ilmu pengetahuan dalam interaksi antar manusia dan komputer. Pada penelitian ini kedua metode yang digunakan akan menghasilkan sebuah akurasi yang nantinya akan dilihat dan dibandingkan akurasi mana yang lebih akurat. Hal yang pertama dilakukan ketika data sudah terkumpul dan dijadikan beberapa folder sesuai dengan masing-masing emosi adalah tahapan feature extraction. Pada tahapan feature extraction dataset yang ada akan dilakukan ekstraksi fitur untuk mengubah data yang tidak terstruktur menjadi data yang dapat dipahami dengan menggunakan fitur MFCC. Berikut visualisasi dari contoh feature extraction pada kelas emosi Bahagia dan Marah. dapat dilihat pada gambar 3 dan 4.



Gambar 3. Feature Extraction Emosi Bahagia



Gambar 4. Feature Extraction Emosi Marah

Selanjutnya yaitu Split Data, Pada tahap ini data yang sudah melewati proses ekstraksi fitur akan dilakukan split data atau pembagian data dengan pembagian data train sebesar 80 % dan data test 20 %. Sehingga dari total data sebanyak 1440 dibagi menjadi 1152 data train dan 288 data test. Setelah data sudah dibagi menjadi data train dan data test maka proses selanjutnya yaitu klasifikasi menggunakan algoritma Multi Layer Perceptron dan Support Vector Machine. Hasil dari akurasi kedua algoritma tersebut dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Akurasi MLP dan SVM

Algoritma	Akurasi
Multi Layer Perceptron	83%
Support Vector Machine	82%

Pada tabel 1 proses klasifikasi menggunakan algoritma MLP menghasilkan akurasi sebesar 83 % sedangkan dengan menggunakan algoritma SVM menghasilkan akurasi sebesar 82%. Dilihat dari hasil akurasi kedua algoritma bisa dikatakan bahwa algoritma MLP lebih unggul dibandingkan algoritma SVM.

Kemudian tahapan terakhir pada penelitian ini yaitu evaluasi. Evaluasi dilakukan untuk mengukur performa dari kedua model yang dipakai dalam mengenali emosi berdasarkan suara. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metode confusion matrix untuk mengetahui tingkat akurasi. Pada tahap ini dilakukan evaluasi model dari kedua algoritma yang digunakan yaitu algoritma Multi Layer Perceptron dan Support Vector Machine. Dari setiap emosi suara yang ada akan dilakukan evaluasi dengan menggunakan confusion matrix. Berikut hasil dari masing-masing evaluasi model setiap algoritma.

Tabel 3. Confusion matrix MLP

Confusion Matrix	Prediksi kelas							
	0	1	2	3	4	5	6	7
Marah (0)	168	1	7	13	6	1	0	3
Tenang (1)	0	62	0	0	6	14	4	0
Jijik (2)	2	2	116	0	8	6	1	7
Takut (3)	4	2	1	146	7	6	7	3
Bahagia (4)	0	5	3	3	156	11	3	1
Netral (5)	0	3	0	0	0	159	3	0
Sedih (6)	0	11	3	6	7	10	160	2
Terkejut (7)	0	0	4	1	13	14	1	127

	precision	recall	f1-score	support
angry	0.94	0.84	0.89	199
calm	0.72	0.72	0.72	86
disgust	0.87	0.82	0.84	142
fearful	0.86	0.83	0.85	176
happy	0.77	0.84	0.80	186
neutral	0.72	0.96	0.82	165
sad	0.89	0.80	0.85	199
surprised	0.89	0.79	0.84	160
accuracy			0.83	1313
macro avg	0.83	0.83	0.83	1313
weighted avg	0.84	0.83	0.83	1313

Gambar 4. Classification Report MLP

Pada Gambar 4 dapat dilihat bahwa akurasi dari algoritma Multi-Layer Perceptron yaitu sebesar 83%, Pada algoritma MLP nilai precision, recall, f1-score pada pengenalan emosi angry atau marah yaitu 94%, 84%, 89% dengan support 199. Pada emosi calm baik precision, recall dan juga f1-score masing-masing bernilai 72% dengan support 86. Pada emosi disgust atau jijik nilai precision 87%, recall 82% dan f1-score 84% dengan support 142. Pada emosi fearful atau takut nilai precision 86%, recall 83% dan f1-score 85% dengan support 176. Pada emosi happy atau Bahagia nilai precision 77%, recall 84% dan f1-score 80% dengan support 186. Pada emosi netral nilai precision 72%, recall 96% dan f1-score 82% dengan support 165. Pada emosi sad atau sedih nilai precision 89%, recall 80% dan f1-score 85% dengan support 199 kemudian terakhir pada emosi surprised atau

terkejut nilai precision 89%, recall 79% dan f1-score 84% dengan support 160. Kemudian untuk evaluasi model dari algoritma Support Vector Machine dapat dilihat pada tabel 4 dan Gambar 5 dibawah ini :

Tabel 4. Confusion Matrix SVM

Confusion Matrix	Prediksi kelas							
	0	1	2	3	4	5	6	7
Marah (0)	141	1	5	2	0	0	2	2
Tenang (1)	0	72	0	0	2	0	3	0
Jijik (2)	1	2	108	3	0	0	3	
Takut (3)	9	2	1	114	3	0	9	4
Bahagia (4)	3	11	9	8	120	0	6	7
Netral (5)	0	11	1	0	0	84	10	2
Sedih (6)	1	10	3	16	1	0	121	4
Terkejut (7)	3	7	6	7	1	0	3	105

	precision	recall	f1-score	support
angry	0.89	0.92	0.91	153
calm	0.62	0.94	0.75	77
disgust	0.81	0.91	0.86	119
fear	0.76	0.80	0.78	142
happy	0.94	0.73	0.82	164
neutral	1.00	0.78	0.88	108
sad	0.77	0.78	0.77	156
surprised	0.83	0.80	0.81	132
accuracy			0.82	1051
macro avg	0.83	0.83	0.82	1051
weighted avg	0.84	0.82	0.82	1051

Gambar 5. Classification Report SVM

Pada Gambar 5 dapat di lihat bahwa akurasi dari algoritma Support Vector Machine yaitu sebesar 82%, Pada algoritma SVM nilai precision, recall, f1-score pada pengenalan emosi angry atau marah yaitu 89%,92%,91% dengan support 153. Pada emosi calm nilai precision 62%, recall 94% dan f1-score 75% dengan support 77. Pada emosi disgust atau jijik nilai precision 81%, recall 91% dan f1-score 78% dengan support 119. Pada emosi fearful atau takut nilai precision 76%, recall 80% dan f1-score 78% dengan support 142. Pada emosi happy atau Bahagia nilai precision 94%, recall 73% dan f1-score 82% dengan support 164. Pada emsi netral nilai precision 100%, recall 78% dan f1-score 88% dengan support 108. Pada emosi sad atau sedih nilai precision 77%, recall 78% dan f1-score 77% dengan support

156 kemudian terakhir pada emosi surprised atau terkejut nilai precision 83%, recall 80% dan f1-score 81% dengan support 132.

Kemudian untuk melihat perbandingan hasil dari algoritma Multi Layer Perceptron (MLP) dan Support Vector Machine dapat dilihat pada Tabel 2

Kemudian untuk melihat perbandingan hasil dari algoritma Multi Layer Perceptron (MLP) dan Support Vector Machine dapat dilihat pada Tabel

Tabel 2. Perbandingan Hasil Akurasi MLP dan SVM

	Multi Layer Perceptron (MLP)			Support Vector Machine(SVM)		
	Presisi	Recall	F1-Score	Presisi	Recall	F1-Score
Marah	94%	84%	89%	89%	92%	91%
Tenang	72%	72%	72%	62%	94%	75%
Jijik	87%	82%	84%	81%	91%	86%
Takut	86%	83%	85%	76%	80%	78%
Bahagia	77%	84%	80%	94%	73%	82%
Netral	72%	96%	82%	100%	78%	88%
Sedih	89%	80%	85%	77%	78%	77%
Terkejut	89%	79%	84%	83%	80%	81%

D. Simpulan

Penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan emosi berdasarkan suara dengan menggunakan algoritma Multi Layer Perceptron (MLP) dan Support Vector Machine (SVM) yang dimana data yang digunakan berjumlah 1440 data yang kemudian dibagi menjadi data train dan data testing yang dimana masing masing data dibagi menjadi 80% dan 20%. Data yang ada belum terstruktur sehingga perlu dilakukan ekstraksi fitur yang dalam hal ini menggunakan fitur MFCC. Selanjutnya data yang telah di ekstraksi akan diklasifikasi menggunakan algoritma Multi-Layer Perceptron (MLP) dan Support Vector Machine. Peneliti menyimpulkan bahwa algoritma MLP dan SVM dapat mempermudah mengklasifikasikan emosi berdasarkan suara. Hasil yang didapatkan dari klasifikasi menggunakan algoritma Multi Layer Perceptron (MLP) sebesar 83% dan pada Support Vector Machine (SVM) sebesar 82%. Dapat dilihat bahwa algoritma MLP lebih unggul dibandingkan algoritma SVM walaupun hanya selisih 1% saja.

E. Referensi

- [1] H. Aouani and Y. Ben Ayed, "Speech Emotion Recognition with deep learning," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 176, pp. 251–260, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.08.027.
- [2] T. B. Putri, S. Saidah, B. Hidayat, F. Qothrunnada, and D. Darwindra, "Deteksi Emosi Berdasarkan Sinyal Suara Manusia Menggunakan Discrete Wavelet Transform (DWT) Dengan Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)," *J. Ilmu*

- Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–10, 2023, doi: 10.54082/jiki.45.
- [3] B. Triandi, H. Mawengkang, and S. Efendi, "Pengenal Emosi Ucapan Berdasarkan CMARS dan SVM," *Pros. Semin. Nas. Ris. Dan Inf. Sci.*, vol. 4, pp. 198–208, 2022.
- [4] C. Wang, Y. Ren, N. Zhang, F. Cui, and S. Luo, "Speech emotion recognition based on multi-feature and multi-lingual fusion," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 81, no. 4, pp. 4897–4907, 2022, doi: 10.1007/s11042-021-10553-4.
- [5] Rendi Nurcahyo and Mohammad Iqbal, "Pengenal Emosi Pembicara Menggunakan Convolutional Neural Networks," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 115–122, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3726.
- [6] M. J. Al Dujaili, A. Ebrahimi-Moghadam, and A. Fatlawi, "Speech emotion recognition based on SVM and KNN classifications fusion," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 11, no. 2, pp. 1259–1264, 2021, doi: 10.11591/ijece.v11i2.pp1259-1264.
- [7] O. V. Putra, A. Musthafa, and M. Kholil, "Klasifikasi Intonasi Bahasa Jawa Khas Ponorogo Menggunakan Algoritma Multilayer Perceptron Neural Network," pp. 459–464, 2021.
- [8] S. Sudianto, "Analisis Kinerja Algoritma Machine Learning Untuk Klasifikasi Emosi," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 1027–1034, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i2.2261.
- [9] A. HILMI MASRUROH, "Klasifikasi Keadaan Emosional Berdasarkan Sinyal Eeg Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *MATHunesa*, vol. 7, no. 1, pp. 34–38, 2019.
- [10] N. P. Husain and N. B. Aji, "Klasifikasi Sinyal EEG Dengan Power Spectra Density Berbasis Metode Welch Dan MLP Backpropagation," *J. ELTIKOM*, vol. 3, no. 1, pp. 17–25, 2019, doi: 10.31961/eltikom.v3i1.99.
- [11] H. Judul, D. Oleh, R. Galang, and J. Respati, "Identifikasi Emosi Melalui Suara Menggunakan Support Vector Machine Dan Convolutional Neural Network," *Tek. Inform.*, 2021.
- [12] W. Swastika, A. A. Oepojo, D. Paulus, and L. T. Irawan, "Perbandingan Akurasi Deteksi Emosi Pada Suara Menggunakan Multilayer Perceptron, Random Forest, Decision Tree dan K-NN," vol. 05, no. 01, p. 2023, 2023, doi: 10.52985/insyst.v5i1.264.
- [13] A. A. Kasim, M. Bakri, I. Mahmudi, R. Rahmawati, and Z. Zulnabil, "Artificial Intelligent for Human Emotion Detection with the Mel-Frequency Cepstral Coefficient (MFCC)," *JUITA J. Inform.*, vol. 11, no. 1, p. 47, 2023, doi: 10.30595/juita.v11i1.15435.
- [14] Ainurrochman, D. P. Adi, and A. B. Gumelar, "Deteksi Emosi Wicara pada Media On-Demand menggunakan SVM dan LSTM," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 5, pp. 799–804, 2020, doi: 10.29207/resti.v4i5.2073.
- [15] L. Sun, S. Fu, and F. Wang, "Decision tree SVM model with Fisher feature selection for speech emotion recognition," *Eurasip J. Audio, Speech, Music Process.*, vol. 2019, no. 1, 2019, doi: 10.1186/s13636-018-0145-5.
- [16] S. Helmiyah, A. Fadlil, A. Yudhana, A. Dahlan, and P. Studi Teknik Elektro, "Pengenal Pola Emosi Manusia Berdasarkan Ucapan Menggunakan

- Ekstraksi Fitur Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) Speech Based Emotion Pattern Recognition Using Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) Feature Extraction,” *Cogito Smart J. /*, vol. 4, no. 2, pp. 372–381, 2019.
- [17] Hartono, M. Sadikin, D. M. Sari, N. Anzelina, S. Lestari, and W. Dari, “Implementation of Artifical Neural Networks with Multilayer Perceptron for Analysis of Acceptance of Permanent Lecturers,” *J. Mantik*, vol. 4, no. 2, pp. 1389–1396, 2020, [Online]. Available: <https://iocscience.org/ejournal/index.php/mantik/article/view/954>.
- [18] S. Sudianto, A. D. Sripamuji, I. Ramadhanti, R. R. Amalia, J. Saputra, and B. Prihatnowo, “Penerapan Algoritma Support Vector Machine dan Multi-Layer Perceptron pada Klasifikasi Topik Berita,” *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform. JANAPATI*, vol. 11, no. 2, pp. 84–91, 2022, [Online]. Available: <https://ejournal.undiksha.ac.id/index.php/janapati/article/view/44151>.
- [19] P. Studi and S. Informasi, “KLASIFIKASI EMOSI PADA TWEET BERBAHASA,” no. 86.
- [20] J. Kelamin, T. T. Darah, and T. Kolesterol, “JOURNAL PHARMACY AND APPLICATION SUPPORT VECTOR MACHINE DRUG CATEGORY CLASSIFICATION USING SUPPORT VECTOR MACHINE,” vol. 1, no. 1, pp. 27–32, 2023.