

Deteksi Emosi Berdasarkan Sinyal Suara Manusia Menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) Dengan Klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM)

Tasya Busrizal Putri^{*1}, Sofia Saidah², Bambang Hidayat³, Fadia Qothrunnada⁴, Darwindra⁵

^{1,2,3,4,5}Teknik Telekomunikasi, Universitas Telkom, Indonesia

Email: ¹tasyabusrizal@student.telkomuniversity.ac.id, ²sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id,

³bhidayat@telkomuniversity.ac.id, ⁴fadianada@student.telkomuniversity.ac.id,

⁵darwindraa@student.telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Manusia saling berkomunikasi melalui dialog. Suasana hati seseorang merupakan salah satu faktor yang dapat mempengaruhi kualitas komunikasi. Salah satu bentuk yang merepresentasikan suasana hati adalah emosi. Emosi adalah suatu kondisi yang mendorong seseorang untuk melakukan suatu tindakan akibat dari adanya rangsangan. Penelitian mengenai deteksi dan klasifikasi emosi berdasarkan sinyal wicara. *Speech recognition* merupakan bidang yang berpengaruh pada penelitian ini untuk mengukur tingkat emosi pada manusia. Penelitian ini merancang sistem yang dapat mendeteksi emosi seseorang berdasarkan ciri sinyal wicara. Pada penelitian ini menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) untuk ekstraksi ciri. DWT adalah teknik analisa sinyal yang dikembangkan dari Short Time Fourier Transform (STFT) melalui domain waktu dan frekuensi yang didekomposisi kedalam komponen frekuensi rendah dan frekuensi tinggi. Untuk mendeteksi dan mengklasifikasi emosi berdasarkan suara manusia menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). SVM adalah sistem *machine learning* yang menggunakan ruang hipotesis dan terdiri dari fungsi-fungsi *linear* yang dilatih dengan algoritma pembelajaran berdasarkan teori optimasi dengan dimensi tinggi Berdasarkan penelitian ini, didapatkan akurasi tertinggi sebesar 100% dengan parameter terbaiknya menggunakan level dekomposisi 4, jenis *wavelet haar* dan jenis kernel *quadratic*. Jenis kernel *quadratic* memiliki *delay consequences* yang lebih baik daripada jenis kernel SVM yang lain dan hasil klasifikasinya dapat diverifikasi menggunakan kurva ROC.

Kata kunci: Akurasi, *Discrete Wavelet Transform* (DWT), Emosi, *Support Vector Machine* (SVM), Waktu Komputasi

Abstract

Humans communicate with each other through dialogue. A person's mood is one of the factors that can affect the quality of communication. One form that represents mood is emotion. Emotion is a condition that encourages a person to take action due to stimulus research on detecting and classifying emotions based on speech signals. *Speech recognition* is an influential field in this study to measure the level of emotion in humans. This study designed a system that can detect a person's emotions based on the characteristics of speech signals. This research uses *Discrete Wavelet Transform* (DWT) method for feature extraction. DWT is a signal analysis technique developed from Short Time Fourier Transform (STFT) through the time and frequency domains decomposed into low-frequency and high-frequency components. To detect and classify emotions based on the human voice using the *Support Vector Machine* (SVM). SVM is a machine learning system that uses a hypothetical space and consists of linear functions trained with learning algorithms based on high-dimensional optimization theory quadratic kernel. The quadratic kernel type has better delay consequences than other SVM kernel types, and the classification results can be verified using the ROC curve.

Keywords: Accuracy, *Discrete Wavelet Transform* (DWT), Emotion, *Support Vector Machine* (SVM), Computing Time

1. PENDAHULUAN

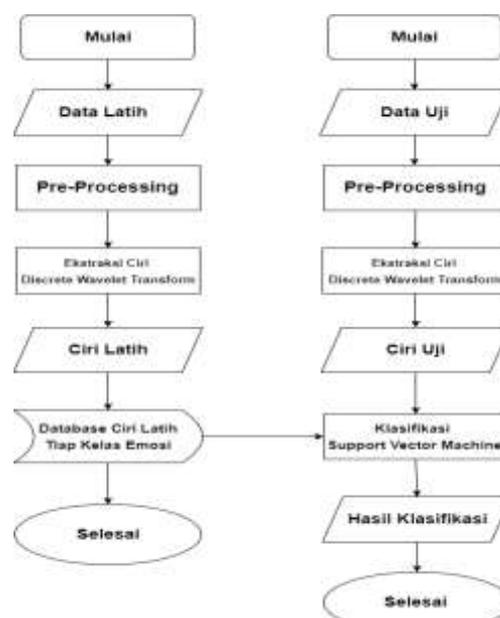
Interaksi antar manusia dapat terjadi melalui dialog atau berbicara satu sama lain. Namun interaksi antar manusia tidak selalu terjadi dengan baik, ada beberapa faktor dari interaksi yang dapat mempengaruhi emosi. Emosi dapat diartikan dengan marah menurut pengertian orang awam. Emosi

merupakan suatu kondisi baik biologis maupun psikologis yang merujuk pada suatu perasaan untuk berekspresi atau melakukan tindakan [1]. *Speech processing* merupakan teknik pemrosesan sinyal digital untuk mewujudkan interaksi yang natural antara manusia dan mesin sehingga mampu mengenali dan mendeteksi emosi melalui sinyal wicara [2]. Terdapat beberapa faktor fisiologis yang dapat mempengaruhi keadaan emosi seseorang, seperti denyut nadi, tekanan darah, ekspresi wajah, gerakan tubuh, gelombang otak, dan lain-lain. Beberapa faktor tersebut dapat terdeteksi jika menggunakan perangkat medis. Namun, ekspresi wajah dan sinyal suara dapat terdeteksi tanpa menggunakan perangkat yang terhubung langsung pada manusia [3]. Sistem deteksi emosi melalui suara manusia dilakukan untuk membantu pihak berwajib dalam proses interogasi dan tes kejujuran sehingga mendapatkan hasil yang maksimal.

Pada penelitian sebelumnya oleh Fajar [4] menggunakan metode KNN dapat disimpulkan bahwa tingkat akurasi tertinggi yaitu sebesar 92.5% yang didapatkan dari 100 data latih dan 40 data uji menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN). Pada penelitian ini metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) digunakan untuk melakukan proses ekstraksi ciri dan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasinya. Metode DWT adalah teknik analisa sinyal yang dikembangkan dari *Short Time Fourier Transform* (STFT) melalui domain waktu dan frekuensi yang didekomposisi kedalam komponen frekuensi rendah dan frekuensi tinggi [5]. Kelebihan dari metode DWT adalah sesuai digunakan untuk data *time series* karena koefisien *wavelet* dan skala sebanyak panjang data terdapat pada level dekomposisi. Kelebihan dari DWT ini dapat mereduksi kelemahan pemfilteran pada DWT yang dilakukan pada ukuran sampel [6]. SVM adalah sistem pada *machine learning* yang menggunakan ruang hipotesis dan terdiri dari fungsi-fungsi linear yang dilatih dengan algoritma pembelajaran berdasarkan teori optimasi dengan dimensi tinggi [7]. SVM dengan model *supervised learning* yaitu dapat mengklasifikasikan data set sebagai titik dalam ruang vektor dan dipetakan ke dalam ruang yang sama sehingga SVM memiliki kelebihan untuk dapat memprediksi mengklasifikasi data secara optimal. Namun, SVM memiliki kekurangan yaitu sulit untuk memilih parameter yang optimal sehingga dapat mempengaruhi akurasi [8].

2. METODE PENELITIAN

Sistem deteksi emosi pada manusia ini bertujuan untuk mendeteksi keadaan emosi seseorang berdasarkan suara. Sistem deteksi ini dirancang menggunakan metode SVM untuk klasifikasi dan DWT untuk ekstraksi cirinya. Gambar 1 menunjukkan diagram alir untuk sistem deteksi emosi berdasarkan sinyal suara manusia.

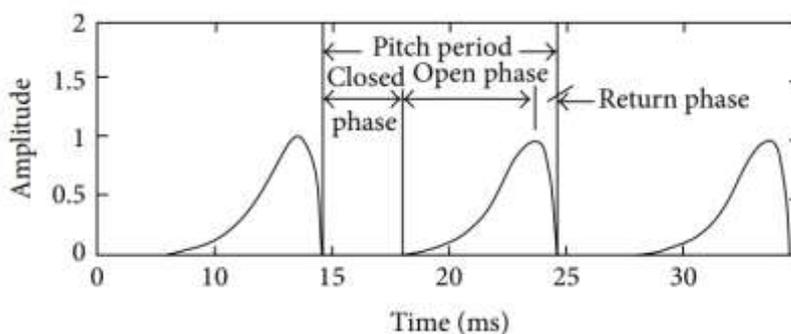


Gambar 1. Diagram Alir Perancangan Sistem Deteksi Emosi

Tahap perancangan adalah mendeteksi dan mengklasifikasikan emosi berdasarkan sinyal suara manusia dengan sampel suara yang direkam menggunakan aplikasi *Audio Recorder* pada *smartphone* dan disimpan dalam format *.wav. Pengambilan sampel data dilakukan sepuluh kali per orang untuk setiap kelas emosi dengan durasi 2 detik dan frekuensi pengambilan sampel 44100 Hz. Hasil dari data sampel yang terekam akan dimasukkan sebagai *database input* pada *software* Matlab dan dibagi menjadi data latih dan data uji. Setelah itu dilakukan proses *preprocessing* terhadap data latih dan data uji. Proses *preprocessing* dilakukan dalam tiga tahap yaitu normalisasi, *thresholding*, dan *cropping*. Selanjutnya dilakukan proses ekstraksi ciri pada data sampel menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT). Setelah ekstraksi fitur, sampel suara dalam data pelatihan akan disimpan sebagai *database* ciri latih untuk setiap kelas emosi. Sebaliknya, sampel suara pada data pengujian akan diklasifikasikan berdasarkan kelas emosinya menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM).

2.1. Suara Manusia

Suara manusia berupa sinyal analog yang memiliki informasi seperti tata bahasa dan emosi pembicara [2]. Terdapat tiga organ penting pada tubuh manusia yang dapat mengenali suara manusia, yaitu telinga yang berfungsi untuk menerima sinyal input berupa sinyal suara, jaringan syaraf untuk transmisi sinyal ke otak, dan informasi yang terdapat dalam sinyal input akan diidentifikasi oleh otak [9]. Suara pada manusia dihasilkan melalui pita suara yang bergetar saat berbicara sehingga menghasilkan bunyi. Ketika manusia berbicara, kondisi pita suara akan terbuka atau bergetar. Getaran yang dihasilkan oleh lipatan vokal pada sumber suara disebut sebagai denyut *glottal*. Gambar 2 merupakan *periodic glottal airflow waveform*. Aliran udara akan bernilai nol diatas pita suara saat lipatan vokal tertutup, saat lipatan membuka secara perlahan maka aliran udara akan meningkat, dan lipatan akan terbuka penuh saat aliran udara dimaksimalkan. Kondisi tersebut dapat menentukan durasi dan frekuensi dasar [10].



Gambar 2. *Periodic Glottal Airflow Waveform*

2.2. Teori Emosi Manusia

Emosi dapat didefinisikan sebagai suatu perasaan atau keadaan baik secara biologis maupun psikologis untuk melakukan suatu tindakan dengan atau tanpa terkendali [1]. Beberapa faktor yang dapat mempengaruhi emosi seseorang dapat berasal dari suasana hati yang sedang tidak baik atau keadaan sekitar yang dirasa kurang nyaman dapat menyebabkan perubahan emosi pada seseorang. Dalam berkomunikasi seseorang dapat saling bertukar pikiran dan meluapkan emosi. Emosi merupakan bentuk rasa sayang, marah, benci dan sebagainya yang memotivasi kehidupan kita dan bersifat universal yang dirasakan oleh setiap orang. Setiap emosi yang meluap pada diri seseorang memiliki makna yang tersirat di dalamnya dan memiliki pengaruh yang kuat pada jiwa manusia [1]. Berikut ini merupakan beberapa jenis emosi, antara lain:

1. Bahagia

Bahagia adalah emosi yang dirasakan oleh seseorang ketika merasa senang, bersyukur, dan merasa puas atas apa yang telah dicapai. Seseorang yang sedang merasa bahagia dapat dilihat melalui ekspresi wajahnya yang selalu tersenyum.

2. Sedih

Sedih adalah kondisi seseorang ketika sedang merasa pilu atau berduka cita. Seseorang yang sedang merasa sedih ditandai dengan kurang bersemangat dan menarik diri dari lingkungan sekitar.

3. Marah

Marah adalah kondisi saat seseorang merasa tidak senang atau merasa disakiti oleh orang lain. Emosi marah juga bisa terjadi ketika seseorang merasa sesuatu yang telah dilakukan tidak sesuai dengan keinginannya.

4. Kecewa

Kecewa adalah kondisi emosi seseorang ketika merasa gagal dan tidak puas dengan apa yang telah dicapai. Ketika seseorang kecewa terhadap orang lain, maka akan merasa tidak percaya lagi pada orang tersebut.

2.3. Discrete Wavelet Transform (DWT)

Discrete Wavelet Transform (DWT) adalah teknik analisa sinyal yang dikembangkan dari *Short Time Fourier Transform* (STFT) melalui domain waktu dan frekuensi yang dibagi menjadi dua komponen frekuensi yaitu frekuensi rendah dan frekuensi tinggi [5]. Berikut menunjukkan persamaan transformasi wavelet kontinyu (TWK).

$$W_{\psi}(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi_{a,b}(t)dt, \quad (1)$$

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-a}{b}\right). \quad (2)$$

Keterangan:

(t) = *mother wavelet*

a = parameter dilatasi/skala

b = parameter translasi

Berdasarkan pada persamaan 1 dan 2 transformasi *wavelet* kontinyu memiliki dua parameter yaitu a dan b yang mewakili parameter dilatasi dan parameter translasi. Jenis *wavelet* yang paling banyak digunakan adalah jenis *wavelet haar* karena lebih sederhana dalam penggunaannya [11]. Persamaan *wavelet function* pada *haar wavelet* dapat didefinisikan pada persamaan 3 berikut.

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 < t < 0.5 \\ -1 & 0.5 < t < 1 \\ 0 & \text{Selainnya} \end{cases} \quad (3)$$

Untuk *scalling function* pada *wavelet haar* didefinisikan dalam persamaan 4 berikut [12].

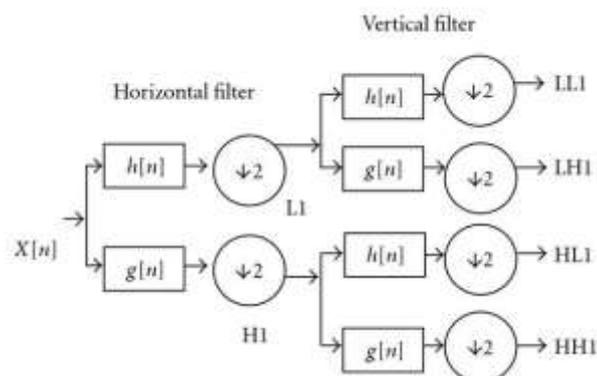
$$\varphi(t) = \begin{cases} 1 & 0 < t < 1 \\ 0 & \text{selainnya} \end{cases} \quad (4)$$

Dekomposisi *wavelet* terbagi kedalam dua filter digital, yaitu filter frekuensi rendah dan filter frekuensi tinggi. Secara matematis dekomposisi DWT dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$A[k] = \sum_n x[n].g[2k - n] \quad (5)$$

$$D[k] = \sum_n x[n].h[2k - n] \quad (6)$$

Berdasarkan persamaan 5 dan 6 $x[n]$ mewakili sinyal, persamaan $D[k]$ merupakan detail yang digunakan untuk rentang frekuensi rendah, dan $A[k]$ adalah *approximation* yang digunakan untuk rentang frekuensi tinggi [13].



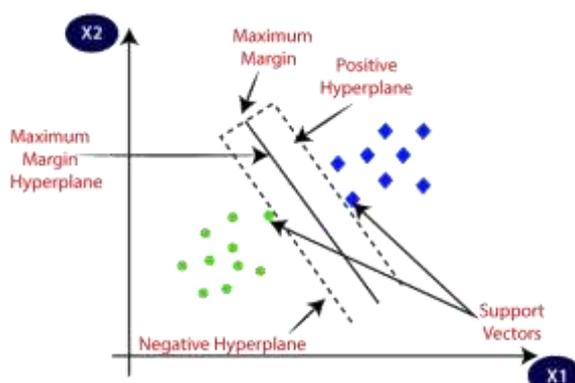
Gambar 1. Dekomposisi *Discrete Wavelet Transform*

Berdasarkan gambar 3 pada transformasi *wavelet* diskrit sinyal dilewatkan ke dalam dua filter yaitu *Lowpass Filter* (LPF) untuk menganalisis frekuensi rendah dan *Highpass Filter* (HPF) untuk menganalisis frekuensi tinggi sehingga menghasilkan informasi dengan empat rentang frekuensi yaitu LL (*low-low frequency*), LH (*low-high frequency*), HL (*high-low frequency*), dan HH (*high-high frequency*) [14].

Wavelet packet decomposition (WPD) adalah metode berbasis *wavelet* yang dikembangkan dari *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dimana WPD menguraikan sinyal menjadi koefisien *approximation* dan *detail* sehingga menghasilkan resolusi frekuensi yang lebih baik. WPD mempresentasikan rekonstruksi sinyal asli dengan menggabungkan berbagai tingkat level dekomposisi. *Wavelet packet decomposition* dapat digunakan untuk proses *denoising* dan ekstraksi fitur [15].

2.4. *Support Vector Machine* (SVM)

Support vector machine (SVM) adalah metode klasifikasi dan analisis regresi dengan teori *machine learning* yang dikembangkan pada tahun 1991 oleh Bernhard, Vapnik, dan Guyon. Metode SVM membagi data menjadi kelas positif dan negatif sehingga umumnya dapat direpresentasikan ke dalam dua dimensi atau tiga dimensi. Algoritma SVM bertujuan untuk memisahkan dua buah kelas dan memaksimalkan margin dengan *hyperplane* terbaik [16].



Gambar 2. *Support Vector Machine Algorithm*

Gambar 4 merupakan algoritma *support vector machine*. Posisi *maximum margin hyperplane* berada diantara dua kelas sehingga jarak *hyperplane* berbeda antara objek data dengan kelas yang berdekatan (terluar). *Support vector* merupakan objek data yang sulit diklasifikasikan karena paling dekat dengan *hyperplane* dan posisinya hampir *overlap* dengan kelas yang lain namun merupakan nilai yang paling diperhitungkan pada SVM untuk mendapatkan *hyperplane* yang optimal [17].

Untuk menggambarkan pembagian *hyperplane* dalam ruang sampel digunakan persamaan linier berikut.

$$W^T x + b = 0, \quad (7)$$

Berdasarkan persamaan 7 W adalah vektor normal untuk menentukan arah *hyperplane* dan b adalah perpindahan, yang menentukan jarak dan titik asal. Diasumsikan *hyperplane* dapat mengklasifikasikan *sample* data latih dengan benar, maka rumus yang terpenuhi [18].

$$w^t x_i + b \geq 1, y = 1, \quad (8)$$

$$w^t x_i + b \leq -1, y = -1. \quad (9)$$

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 yang benar dan data yang dapat diprediksi dengan menggunakan *inner product* diantara dua vektor.

$$\langle x_i, x_{i'} \rangle = \sum_{j=1}^p x_{ij} x_{i'j} \quad (10)$$

Keterangan:

x_i = *feature vector* data latih

$x_{i'}$ = *feature vector* data uji

i = nomor sampel dengan i' adalah sampel data uji

j = jumlah fitur yang digunakan

Fungsi kernel dapat dimanfaatkan untuk fungsi keputusan pada metode SVM untuk klasifikasi *multiclass* dengan mengkombinasikan beberapa *binary classifier*. Fungsi kernel juga dapat digunakan untuk menemukan fungsi $f(x)$.

$$K(x_i, x_{i'}) \quad (11)$$

Pada dasarnya kernel berfungsi sebagai *hyperplane*, sehingga [16].

$$f(x) = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_i, x_{i'}) \quad (12)$$

2.5. Teorema Nyquist

Teorema Shannon-Nyquist menjelaskan hubungan mendasar antara sinyal waktu kontinyu dan sinyal diskrit. Teorema tersebut dapat menangkap informasi pada sampel sinyal waktu kontinyu dengan *bandwidth* terbatas [19]. Teorema Nyquist menyatakan bahwa frekuensi sinyal analog harus disampling menggunakan frekuensi sampling sekurang-kurangnya dua kali frekuensi tertinggi agar dapat direkonstruksi dengan maksimal. Suatu sinyal yang mengandung frekuensi yang lebih tinggi dari frekuensi sampling tidak dapat direkonstruksi secara sempurna [20]. Secara matematis persamaan Teorema Nyquist-Shannon dapat dituliskan sebagai berikut [21].

$$fs \geq 2 x f_{max} \quad (13)$$

Keterangan:

fs = Frekuensi sampling

f_{max} = Frekuensi maksimum

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian pada sistem dilakukan untuk mendapatkan hasil klasifikasi berupa akurasi dan waktu komputasi dan kemudian dilakukan analisis. Penelitian yang akan dilakukan adalah pengaruh perubahan nilai *threshold*, level dekomposisi pada DWT, dan jenis kernel pada SVM. Masing-masing pengujian direpresentasikan dalam bentuk tabel. Skenario pengujian sistem pada penelitian ini dilakukan untuk mendeteksi dan mengklasifikasi emosi menggunakan sistem yang telah dibuat. Jenis emosi yang akan dideteksi dan diklasifikasi dibagi menjadi empat kelas yaitu bahagia, kecewa, marah, dan sedih. Aplikasi *Audio Recorder* digunakan untuk merekam sampel data dan disimpan dalam format *.wav. Dalam mendeteksi emosi ini terdapat 80 sampel data yang dibagi menjadi 60 data latih dan 20 data uji dengan durasi perekaman selama 2 detik untuk masing-masing data. Untuk mengetahui performansi sistem yang telah dirancang, dilakukan pengujian terhadap sistem dengan skenario pengujian sebagai berikut:

- Analisis dan pengujian nilai *thresholding* pada proses *preprocessing* terhadap akurasi dan waktu komputasi *output* sistem.
- Analisis dan pengujian level dekomposisi pada proses ekstraksi ciri menggunakan DWT terhadap akurasi dan waktu komputasi *output* sistem.
- Analisis dan pengujian jenis kernel pada proses klasifikasi menggunakan SVM terhadap akurasi dan waktu komputasi *output* sistem.

3.1. Analisis dan Pengujian Terhadap Nilai *Thresholding*

Tabel 1. Hasil Pengujian Terhadap Nilai Threshold

Threshold	Akurasi Uji (%)	Waktu Ambil Ciri Latih (detik)	Waktu Pengujian (detik)
0.01	100	11.995	1.46
0.02	100	1.2117	1.107
0.03	100	1.5383	1.163
0.04	100	1.6284	1.197
0.05	100	1.679	1.319

Nilai *threshold* yang digunakan pada skenario pengujian ini adalah 0.01 sampai 0.05. Tabel 1 merupakan hasil pengujian nilai *thresholding* terhadap akurasi. Berdasarkan tabel 1 didapatkan akurasi sebesar 100% untuk semua nilai *threshold*. Perubahan pada nilai *threshold* tidak mempengaruhi akurasi namun mempengaruhi waktu ambil ciri latih dan waktu pengujian.

3.2. Analisis dan Pengujian Terhadap Level Dekomposisi

Tabel 2. Hasil Pengujian Terhadap Level Dekomposisi

Level Dekomposisi	Akurasi Uji (%)	Waktu Ambil Ciri Latih (detik)	Waktu Pengujian (detik)
1	100	0.689	0.503
2	100	1.3377	0.511
3	100	1.6787	1.145
4	100	3.644	3.669
5	100	12.645	13.262
6	100	60.145	62.455

Pada skenario ini dilakukan pengujian level dekomposisi 1 sampai 6. Untuk n level dekomposisi menghasilkan jumlah vektor ciri sebesar 2^n *sub-band* pada level tertingginya. Tabel 2 merupakan hasil pengujian level dekomposisi terhadap akurasi. Berdasarkan tabel 2 didapatkan akurasi sebesar 100% untuk semua level dekomposisi. Pada skenario pengujian ini, akurasi yang didapatkan untuk setiap level

dekomposisi tidak mengalami perubahan karena menggunakan jenis kernel yang sama yaitu *medium gaussian*.

3.3. Analisis dan Pengujian Terhadap Jenis Kernel

Pada skenario ini dilakukan pengujian terhadap enam jenis kernel, antara lain kernel *linear*, *quadratic*, *cubic*, *fine gaussian*, *medium gaussian*, dan *coarse gaussian* pada support vector machine. Pengujian ini dilakukan terhadap tiga level dekomposisi yaitu level dekomposisi 4, 5, dan 6 untuk mengetahui *range* akurasi terendah sampai tertinggi dengan nilai *thresholding* sebesar 0.02. Tabel 4.3 merupakan hasil pengujian jenis kernel terhadap akurasi.

Tabel 3. Hasil Pengujian Terhadap Jenis Kernel

Level Dekomposisi	Kernel	Akurasi Uji (%)	Waktu Ambil Ciri Latih (detik)	Waktu Pengujian (detik)
4	Linear	50	1.253	1.408
	Quadratic	100	1.605	1.123
	Cubic	100	2.184	2.667
	Fine Gaussian	100	2.069	2.554
	Medium Gaussian	100	3.126	3.198
	Coarse Gaussian	79.73	3.039	3.093
5	Linear	63.3	4.753	4.877
	Quadratic	100	4.288	4.37
	Cubic	100	8.336	9.052
	Fine Gaussian	100	8.763	8.738
	Medium Gaussian	100	12.406	12.786
	Coarse Gaussian	83.63	12.133	12.575
6	Linear	52	56.113	18.156
	Quadratic	100	55.357	26.224
	Cubic	100	74.365	39.671
	Fine Gaussian	100	72.744	38.345
	Medium Gaussian	100	90.154	56.319
	Coarse Gaussian	81.65	90.798	55.65

Berdasarkan tabel 3 didapatkan akurasi terendah sebesar 50% dengan jenis kernel *linear* pada level dekomposisi 4 dengan waktu pengujian 1.408 detik dan akurasi tertinggi sebesar 100% dengan jenis kernel *quadratic* pada level dekomposisi 4 dengan waktu pengujian 1.123 detik. Jenis kernel *quadratic* mendapat hasil akurasi terbaik karena memiliki *delay consequences* yang lebih baik daripada jenis kernel SVM yang lain.

4. KESIMPULAN

Sistem dirancang untuk mendeteksi dan mengklasifikasi emosi berdasarkan suara manusia. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah *discrete wavelet transform* (DWT) dan metode *support vector machine* (SVM) yang dipengaruhi oleh nilai *thresholding*, level dekomposisi, dan jenis kernel untuk mengenali jenis emosi pada proses pengujian. Berdasarkan hasil pengujian dan analisis, sistem dapat mengklasifikasi emosi dengan akurasi terbaik didapatkan dari kombinasi nilai *thresholding* sebesar 0.02, level dekomposisi 4, dan jenis kernel *quadratic* dengan akurasi sebesar 100%. Sedangkan akurasi terendah didapatkan dari kombinasi nilai *thresholding* sebesar 0.02, level dekomposisi 4, dan jenis

kernel *linear* dengan akurasi sebesar 50%. Hal ini disebabkan oleh perbedaan jenis kernel yang digunakan pada saat proses klasifikasi. Jenis kernel *linear* biasanya digunakan pada dataset yang *linear*, sedangkan untuk dataset yang tidak terpisah secara *linear* biasanya menggunakan jenis kernel *gaussian* atau RBF. Kernel *gaussian* atau RBF lebih banyak digunakan untuk klasifikasi karena menghasilkan nilai akurasi yang tinggi. Namun, *delay consequences* pada kernel *quadratic* lebih baik daripada jenis kernel SVM yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Sarasati and O. Nurvia, "Emosi Dalam Tulisan," *J. Psibermetika*, vol. 14, no. 1, pp. 40–48, 2021, doi: 10.30813/psibermetika.
- [2] S. Helmiyah *et al.*, "Identification Emotion Recognition Using Lpc Extraction Feature," vol. 7, no. 6, 2020, doi: 10.25126/jtiik.202072693.
- [3] 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.
- [4] M. Menggunakan, M. K. Neighbor, and T. Akhir, "CLASSIFICATION OF EMOTIONAL BASED ON HUMAN VOICE SIGNAL," 2019.
- [5] V. N. Sulistyawan, G. Budiman, E. Sarwono, and D. Prastiyanto, "Performansi Audio Terwatermark dengan Metode Discrete Wavelet Transform (DWT) dan Histogram Audio Watermarking Terhadap Parameter SNR dan ODG," vol. 8, no. 2, pp. 2–8, 2019.
- [6] L. Ulfiati and S. Sugiman, "Peramalan Data Saham Dengan Transformasi Wavelet Haar," *Unnes J. Math.*, vol. 4, no. 2, 2015, [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm/article/view/9361%0Ahttps://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm/article/download/9361/6202>
- [7] 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>
- [8] P. Waktu, K. Mahasiswa, and M. Svm, "Berbasis Pso," vol. 7, no. 2, pp. 97–101, 2019.
- [9] E. Nursholihatun, S. M. Sasongko, and A. Zainuddin, "Identifikasi Suara Menggunakan Metode Mel Frequency Cepstrum Coefficients (Mfcc) Dan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," *Dielektrika*, vol. 7, no. 1, p. 48, 2020, doi: 10.29303/dielektrika.v7i1.232.
- [10] P. K. Mongia and R. K. Sharma, "Estimation and statistical analysis of human voice parameters to investigate the influence of psychological stress and to determine the vocal tract transfer function of an individual," *J. Comput. Networks Commun.*, vol. 2014, 2014, doi: 10.1155/2014/290147.
- [11] Z. Ullah, S.-H. Lee, and M. Fayaz, "Enhanced feature extraction technique for brain MRI classification based on Haar wavelet and statistical moments," *Int. J. Adv. Appl. Sci.*, vol. 6, no. 7, pp. 89–98, 2019, doi: 10.21833/ijaas.2019.07.012.
- [12] L. NOVAMIZANTI and A. KURNIA, "Analisis Perbandingan Kompresi Haar Wavelet Transform dengan Embedded Zerotree Wavelet pada Citra," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 3, no. 2, p. 161, 2015, doi: 10.26760/elkomika.v3i2.161.
- [13] J. Too, A. R. Abdullah, and N. M. Saad, "Classification of Hand movements based on discrete wavelet transform and enhanced feature extraction," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 10, no. 6, pp. 83–89, 2019, doi: 10.14569/ijacsa.2019.0100612.
- [14] S. Gani and B. Setiyono, "Teknik Invisible Watermarking Digital Menggunakan Metode DWT (Discrete Wavelet Tarnsform)," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 7, no. 2, 2019, doi: 10.12962/j23373520.v7i2.29845.
- [15] Y. Sugianela, Q. L. Sutino, and D. Herumurti, "Eeg Classification for Epilepsy Based on Wavelet Packet Decomposition and Random Forest," *J. Ilmu Komput. dan Inf.*, vol. 11, no. 1, p. 27, 2018, doi: 10.21609/jiki.v11i1.549.

- [16] W. Mustikarini, R. Hidayat, and A. Bejo, "Real-Time Indonesian Language Speech Recognition with MFCC Algorithms and Python-Based SVM," *IJITEE (International J. Inf. Technol. Electr. Eng.*, vol. 3, no. 2, p. 55, 2019, doi: 10.22146/ijitee.49426.
- [17] B. Gaye, D. Zhang, and A. Wulamu, "Improvement of Support Vector Machine Algorithm in Big Data Background," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2021, 2021, doi: 10.1155/2021/5594899.
- [18] Z. Jun, "The Development and Application of Support Vector Machine," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1748, no. 5, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1748/5/052006.
- [19] W. C. Bauldry, "Shannon-Nyquist Sampling with a Student Exploration Application The Shannon-Nyquist Sampling Theorem Maple-based Student Exploration Applications," pp. 1–5, 2021.
- [20] T. Nyquist and H. Nyquist, "Nyquist – Shannon sampling theorem - wikipedia," no. May, pp. 1–7, 2019.
- [21] K. A. Sugianta, I. G. A. Gunadi, and G. Indrawan, "Analisis Pola Bunyi Sunari Berdasarkan Metode Fast Fourier Transform," *J. Ilmu Komput. Indones.*, vol. 5, no. 2, pp. 14–21, 2020.