

TONE DETECTION ON TERANIKA MUSICAL INSTRUMENT USING DISCRETE WAVELET TRANSFORM AND DECISION TREE CLASSIFICATION

Fadia Qothrunnada¹, Sofia Sa'idah*², Bambang Hidayat³, Tasya Busrizal Putri⁴, Darwindra⁵

^{1,2,3,4,5} Program Studi Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
Email: ¹fadianada@student.telkomuniversity.ac.id, ²sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id,
³bhidayat@telkomuniversity.ac.id, ⁴tasyabusrizal@student.telkomuniversity.ac.id,
⁵darwindra@student.telkomuniversity.ac.id

(Naskah masuk: 25 Agustus 2022, Revisi: 18 Oktober 2022, Diterbitkan: 23 Maret 2023)

Abstract

Musical instruments are one of the cultures that must be preserved. Teranika is one of the traditional musical instruments from the Majalengka area, which is made of clay. Currently, the manufacture of conventional musical instruments is still done manually, so there are still differences in the tone produced. Meanwhile, the quality of a musical instrument is determined by the accuracy of the technique. Therefore, we need a system that can accurately detect the method's accuracy. The author designed a tone detection system for Teranika musical instruments to help artisans carry out quality control. This system will detect whether or not the musical instrument is successfully matched with the right tone and agent. The technique contained in this musical instrument is Do Re Mi Fa So La Si Do high. To overcome these problems, the author makes this tone detection system using the Discrete Wavelet Transform method and the Decision Tree classification. The working principle of this system is that the recorded sound of musical instruments will be transmitted to this system. Then the sound will be processed as input and matched with the essential voice in the database. The output of this system produces samples according to the sampling frequency used. The test results show the best results at decomposition level 6, a thresholding value of 0.05, and a Fine Tree classification type with an accuracy of 87.5%

Keywords: Accuracy, Decision Tree, Discrete Wavelet Transform (DWT), Instrument, Teranika.

DETEKSI NADA PADA ALAT MUSIK TERANIKA MENGGUNAKAN DISCRETE WAVELET TRANSFORM DENGAN KLASIFIKASI DECISION TREE

Abstrak

Alat musik merupakan salah satu budaya yang harus dilestarikan. Teranika merupakan salah satu alat musik tradisional dari daerah Majalengka yang terbuat dari tanah liat. Saat ini pembuatan alat musik tradisional tersebut masih dilakukan secara manual sehingga masih ada perbedaan nada yang dihasilkan. Sementara itu, kualitas sebuah alat musik ditentukan oleh ketepatan nada yang dihasilkan. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah sistem yang dapat mendeteksi ketepatan nada secara akurat. Penulis merancang sistem deteksi nada pada alat musik Teranika yakni untuk membantu para pengrajin saat melakukan *quality control*. Sistem ini akan mendeteksi apakah alat musik yang dibuat sudah berhasil sesuai dengan nada dan instrumen yang tepat atau tidak. Nada yang terdapat pada alat musik ini yaitu Do Re Mi Fa So La Si Do tinggi. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penulis membuat sistem deteksi nada ini menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* dan klasifikasi *Decision Tree*. Prinsip kerja sistem ini yaitu suara alat musik yang sudah direkam akan diteruskan pada sistem ini. Kemudian suara akan di proses sebagai masukan dan dicocokkan dengan suara dasar yang ada pada *database*. Keluaran sistem ini menghasilkan cuplikan sesuai dengan frekuensi sampling yang digunakan. Hasil pengujian menunjukkan hasil terbaik pada level dekomposisi 6, nilai thresholding 0.05 dan jenis klasifikasi *Fine Tree* dengan akurasi sebesar 87.5%.

Kata kunci: Akurasi, Decision Tree, Discrete Wavelet Transform (DWT), Instrument, Teranika.

1. PENDAHULUAN

Suara merupakan fenomena yang dihasilkan oleh suatu benda yang bergetar karena adanya

gelombang yang dihasilkan dalam rentang frekuensi audio. Suara yang mempunyai keindahan dan irama yang harmonis dihasilkan oleh benda berupa alat musik. Bunyi alat musik yang dihasilkan mampu

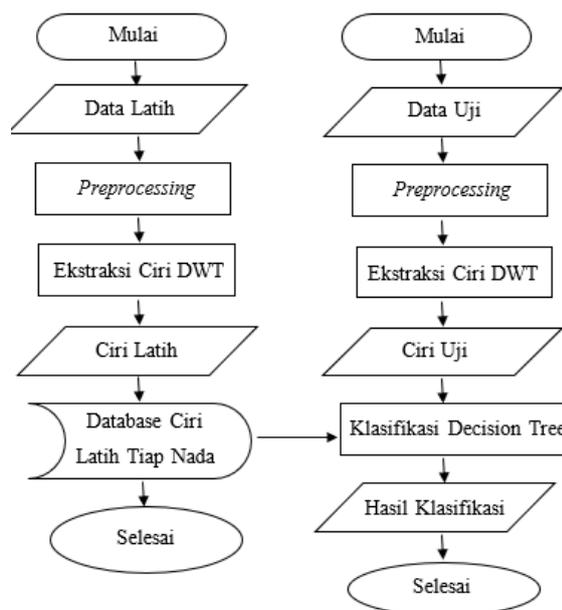
memberikan informasi berupa instrumen dan nada yang dimainkan [1]. Banyak sekali alat musik tradisional yang dikenal oleh masyarakat, salah satunya adalah alat musik dari daerah Majalengka yang mempunyai keunikan sendiri karena terbuat dari tanah liat. Beragamnya alat musik yang ada di Indonesia terkadang menghasilkan bunyi yang hampir serupa. Banyak cara yang dilakukan untuk mengenali alat musik, biasanya dari pengalaman indera pendengaran. Maka dari itu penulis membuat sistem yang mampu mengenali nada pada alat musik sebagai *quality control* para pengrajin [2]. Sistem ini melalui dua tahapan yaitu proses perekaman menggunakan aplikasi *Audio Recorder* dan disimpan dalam bentuk *.wav* dengan frekuensi sampling 44100 Hz yang dilakukan untuk membuat *sample* data dan proses pengenalan nada menggunakan *Software MatLab R2018a*. Pada penelitian kali ini, metode yang digunakan yaitu *Discrete Wavelet Transform* (DWT) yang mampu memberikan informasi tentang kombinasi skala dan frekuensi. DWT juga memiliki kelebihan seperti dapat menganalisis *multiresolusi*, memiliki rekonstruksi yang baik, dan algoritma perhitungan yang sedikit [3]. Klasifikasi pada sistem ini menggunakan *Decision Tree* yang mampu mengubah keputusan kompleks menjadi lebih sederhana dan lebih spesifik. Prosedur pada *Decision Tree* juga mudah dipahami karena sama dengan manusia dalam membuat keputusan dalam kehidupan nyata [4][5].

Beberapa penelitian terkait deteksi nada telah dilakukan sebelumnya. Diantaranya penelitian yang telah dilakukan oleh Ferdiawan mengenai Deteksi Suara Chord Piano Menggunakan Metode Convolutional Neural Network didapatkan tingkat akurasi sebesar 98% [6]. Deteksi nada juga telah dilakukan menggunakan metode Random Forest oleh As Sarofi dengan total tingkat akurasi sebesar 88,83% [7]. Sebuah sistem untuk mendeteksi suara yang mengenali nada dari sebuah alat musik akan dibuat untuk membantu para pengrajin alat musik sebagai *quality control* agar dapat diketahui apakah nada yang dihasilkan sudah berhasil sesuai dengan yang diinginkan atau masih ada kesalahan. Berdasarkan hal diatas, alat musik yang akan digunakan adalah Teranika. Dimana Teranika merupakan alat musik yang dipukul.

2. METODE PENELITIAN

Berdasarkan pada gambar 1 perancangan sistem terdapat 2 ciri yaitu ciri latih dan ciri uji. Pada tahap pertama dilakukan input data yang merupakan hasil dari rekaman suara alat musik. Pengambilan sample per nada dilakukan sebanyak 800 kali yang terbagi menjadi 640 data latih dan 160 data uji dengan format *.wav* menggunakan frekuensi sampling 44100 Hz. Selanjutnya data *sample* akan masuk sebagai *database* pada perangkat lunak MatLab. Data uji yang ada pada *database* selanjutnya akan dilakukan *pre-processing* yang

dilanjutkan dengan ekstraksi ciri. Metode yang digunakan yaitu *Discrete Wavelet Transform*. Setelah mendapatkan ciri pada data uji kemudian dilakukan proses klasifikasi. Klasifikasi yang digunakan pada sistem ini yaitu *Decision Tree*, dimana proses klasifikasi akan mengacu pada *database* ciri latih tiap nada, sehingga hasilnya nanti akan keluar dan mendapatkan akurasi sistem deteksi ini.



Gambar 1. Diagram Alir Perancangan Sistem Deteksi Nada

2.1 Discrete Wavelet Transform (DWT)

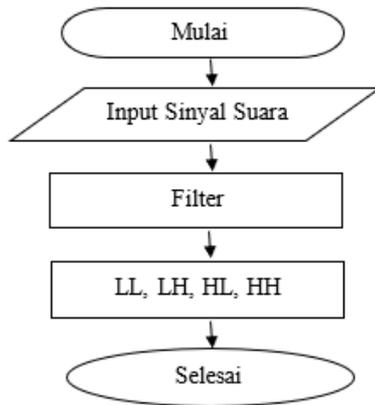
Proses ekstraksi ciri berguna untuk mendekomposisikan sinyal ke dalam beberapa *subband*. *Discrete Wavelet Transform* merupakan fungsi matematis yang dapat mempresentasikan data dan mampu memberikan informasi tentang kombinasi skala dan frekuensi. Metode ini merupakan transformasi yang diturunkan dari *mother wavelet* melalui translasi dan penskalaan [8]. Sinyal dapat dianalisis jika melewati dua filterisasi DWT yaitu *highpass filter* yang digunakan untuk menganalisis frekuensi tinggi dan *lowpass filter* yang digunakan untuk menganalisis frekuensi rendah. Proses tersebut merupakan dekomposisi dengan perhitungan matematis sebagai berikut [9]:

$$Y_{low}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} X[k]g[2n - k] \quad (1)$$

$$Y_{high}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} X[k]h[2n - k] \quad (2)$$

Berdasarkan rumus 1 dan 2 persamaan Y_{low} digunakan untuk rentang frekuensi rendah, sedangkan persamaan Y_{high} digunakan untuk rentang frekuensi tinggi. Transformasi *wavelet* mempunyai banyak kelebihan sehingga banyak sekali turunan yang dikembangkan. Ada faktor penting yang harus diperhatikan sebelum melakukan transformasi, termasuk menentukan jumlah level

multiresolusi, menentukan jenis *wavelet* yang digunakan, dan menentukan aturan batasan. Untuk memisahkan data menjadi berbagai frekuensi dan skala, DWT menggunakan filter *wavelet*. Kemudian masing-masing dari elemen tersebut selanjutnya akan dianalisis dengan suatu resolusi yang konsisten dengan skalanya. Beberapa jenis *wavelet* yang dapat digunakan dalam hal ini yaitu *Discrete Wavelet Packet Transform* (DWPT) dan *Wavelet Haar*. Berikut merupakan diagram alir ekstraksi ciri DWT:



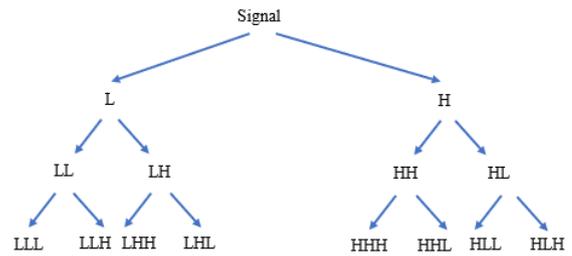
Gambar 2. Diagram Alir Ekstraksi Ciri DWT

Gambar 2 merupakan diagram alir yang merupakan sinyal yang diekstraksi ciri menggunakan *Discrete Wavelet Transform*. Semua *sample* latihan dan uji dilakukan ekstraksi ciri untuk diambil cirinya sebagai masukan untuk proses klasifikasi. Pada proses ini sinyal suara akan masuk ke *filter* sampai mendapatkan frekuensi tinggi dan frekuensi rendah. Kemudian setelah di *filter* sinyal masuk kembali hingga menerima informasi data dengan empat rentang frekuensi yang berbeda yaitu LL (*low-low frequency*), LH (*low-high frequency*), HL (*high-low frequency*), dan HH (*high-high frequency*) [3].

2.2 Discrete Wavelet Packet Transform (DWPT)

Salah satu teknik *transformasi wavelet* yang memungkinkan berbagai analisis sinyal yang lebih luas adalah *Discrete Wavelet Packet Transform*. Sinyal asli terdekomposisi menjadi *subband approximation signal* yang didapat dari *lowpass filter* dan *subband detail signal* yang didapat dari hasil *highpass filter*. Sinyal yang dihasilkan kemudian didekomposisi kembali hingga level yang diinginkan. Transformasi paket *wavelet* menyediakan metode analisis sinyal yang dapat memisahkan pita frekuensi menjadi beberapa lapisan. Dalam analisis *multiresolusi*, komponen frekuensi yang tidak dapat dibagi dapat didekomposisikan lebih lanjut hingga mencapai level yang sesuai dengan karakteristik sinyalnya. Oleh karena itu, transformasi paket *wavelet* memiliki nilai aplikasi yang lebih luas. Berikut merupakan

representasi grafik transformasi paket *wavelet* 3 layer [10].



Gambar 3. Level 3 Dekomposisi Wavelet

Berdasarkan gambar 3 L adalah bagian frekuensi rendah yang dihasilkan oleh masing-masing dekomposisi, dan H adalah bagian frekuensi tinggi yang dihasilkan oleh masing-masing dekomposisi [10].

2.3 Wavelet Haar

Wavelet Haar pertama kali diperkenalkan oleh Alfred Haar pada tahun 1910. Transformasi matematika ini sering digunakan dalam menganalisis sinyal bergerak. Sinyal bergerak menghasilkan informasi tentang waktu dan spektrum frekuensi secara bersamaan. Berikut ini adalah fungsi *wavelet Haar* [8]:

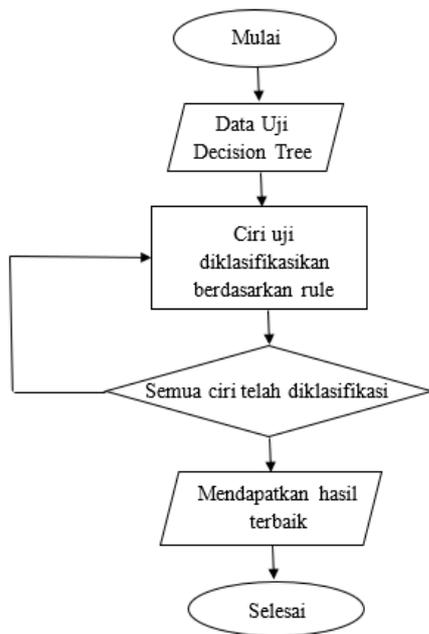
$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x \leq \frac{1}{2} \\ -1, & \frac{1}{2} \leq x < 1 \\ 0, & x \text{ yang lain} \end{cases} \quad (3)$$

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x \leq 1 \\ 0, & x \text{ yang lain} \end{cases} \quad (4)$$

Wavelet Haar hampir sama dengan *wavelet Daubechies* orde 1 yang termasuk dalam kategori *Orthogonal*. Panjang tapis *wavelet Haar* adalah 2.

2.4 Decision Tree

Decision Tree adalah representasi sederhana dan spesifik yang paling populer dari teknik klasifikasi. Model regresi *Decision Tree* terdiri dari akar, cabang, dan daun yang dapat memecah *dataset* menjadi *subset* yang lebih kecil [11]. Algoritma ini mempelajari fungsi objektif yang memetakan setiap himpunan yang telah didefinisikan sebelumnya. Konsep dasar dari *Decision Tree* adalah mengubah data menjadi model pohon yang kemudian digunakan untuk memodelkan aturan dan membuatnya lebih sederhana. Pohon keputusan ini mampu memproses pengambilan keputusan yang kompleks menjadi lebih sederhana sehingga akan lebih mudah untuk memahami bagaimana memecahkan masalah [4]. Berikut merupakan diagram alir klasifikasi *Decision Tree*:



Gambar 4. Diagram Alir Decision Tree

Gambar 4 merupakan diagram alir *Decision Tree*. Data uji yang telah disimpan akan dilakukan proses ekstraksi ciri sehingga akan menghasilkan ciri uji. Kemudian ciri uji akan diklasifikasikan berdasarkan kelasnya yang mengacu kepada ciri latih yang disimpan sebagai *database*. Jika proses ini gagal maka akan kembali ke proses sebelumnya sampai mendapatkan hasil terbaik. Untuk mendapatkan hasil klasifikasi dilakukan analisis terhadap 3 pengujian yaitu pengujian nilai *thresholding*, pengujian terhadap level dekomposisi, dan pengujian terhadap jenis *Decision Tree*. Dalam penelitian kali ini digunakan 3 algoritma data mining, yaitu *Fine Tree*, *Medium Tree*, dan *Coarse Tree* [12]. Untuk menghitung ketidakpastian antara perbedaan keputusan terhadap nilai tertentu maka harus menghitung nilai *entropy*. Dalam membangun *Decision Tree* tahap awal adalah menghitung *gain* untuk mengevaluasi semua atribut. Nilai *gain* adalah *Information Gain* yang digunakan untuk mencari satu *variable* yang akan dijadikan *root/node*. Untuk mencari nilai *gain* dapat dilakukan dengan menghitung *entropy* dan *gini index* terlebih dahulu. Berikut perhitungan *entropy* secara matematis [13]:

$$\text{Entropy}(S) = \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (5)$$

Dengan S merupakan himpunan kasus, n adalah jumlah partisi dari S , dan P_i adalah proporsi dari S_i terhadap S .

Setelah menghitung nilai *entropy* dapat dilanjutkan dengan menghitung nilai *gini* dari masing-masing atribut. Untuk menghitung *gini* digunakan rumus sebagai berikut [10]:

$$\text{Gini}(t) = 1 - \sum_{i=1}^n (P_i)^2 \quad (6)$$

Dengan n merupakan jumlah dari masing-masing atribut dan P_i adalah jumlah atribut dari masing-masing kelas ataupun labelnya.

Selanjutnya dapat dihitung nilai *gain* dari informasi hasil perhitungan *entropy* dan *gini index* sebagai berikut:

$$\text{Gain}(S, A) = \text{Gini}(S) \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} \text{Gini}(S_i) \quad (7)$$

Dengan A merupakan atribut, $|S_i|$ adalah jumlah *sample* dan $|S|$ adalah jumlah seluruh *sample*.

2.5 Teorema Nyquist

Teorema pengambilan *sample Shannon-Nyquist* merupakan teorema yang paling terkenal karena dapat mengubah sinyal waktu kontinu kedalam bentuk waktu diskrit. Teorema pengambilan *sample nyquist* menyatakan bahwa agar tidak ada data yang hilang maka frekuensi *sampling* harus setidaknya dua kali frekuensi tertinggi yang ada pada sinyal [14][15].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Strategi yang dibentuk dalam penelitian ini dirancang sebagai proses dalam mendeteksi nada pada alat musik Teranika dengan menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform*. Pengujian yang dilakukan pada sistem yakni untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang berupa akurasi, kemudian dilakukan analisis untuk mengukur tingkat akurasi sistem. Berikut merupakan skenario pengujian yang dilakukan:

1. Pengujian terhadap nilai *thresholding*
Pada pengujian terhadap *thresholding* ini, penulis membatasi nilai yang digunakan, yaitu 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25. Dari hasil pengujian dianalisis nilai akurasi dan waktu komputasinya. Hasil yang terbaik dari pengujian ini akan digunakan sebagai parameter untuk pengujian selanjutnya.
2. Pengujian terhadap level dekomposisi
Pengujian ini dilakukan dengan mengubah level dekomposisi. Adapun jenis *wavelet* yang dipakai yaitu jenis *Haar*. Dalam pengujian ini dapat dilihat apakah level dekomposisi berpengaruh terhadap tingkat akurasi dan waktu komputasi sistem.
3. Pengujian terhadap jenis *Decision Tree*
Ada 3 jenis *Decision Tree* yang digunakan dalam pengujian ini yaitu *Fine Tree*, *Medium Tree*, dan *Coarse Tree*. Dalam pengujian ini dapat dilihat jenis mana yang paling baik diterapkan pada sistem.

Pengujian data yang dilakukan diatas adalah nada alat musik yang tidak digunakan pada saat *training*. Prosedur pengambilan *sample* dilakukan dengan mengambil *sample* dari beberapa alat musik Teranika sebanyak 800 kali yang terbagi menjadi 640 data latih dan 160 data uji. Untuk mengurangi

noise, pengambilan *sample* dilakukan pada studio musik dengan ukuran 3x3 meter dengan kondisi ruangan kedap suara. Aplikasi yang digunakan dalam pengambilan *sample* yaitu *Audio Recorder* pada *smartphone* dan disimpan dalam bentuk *.wav* dengan durasi 1 detik.

3.1 Analisis Pengaruh Perubahan Nilai Thresholding

Pada tahap pengujian pertama dilakukan proses *preprocessing* dengan mengubah nilai *thresholding* untuk mencari nilai yang memiliki tingkat akurasi tertinggi. Nilai *thresholding* yang digunakan yaitu 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25. Proses ini dilakukan agar sinyal nada hanya memuat sinyal nada alat musik Teranika saja, sehingga kesalahan perekaman bisa dihindari. Selanjutnya, proses ini nantinya akan digunakan untuk *input* pada proses dekomposisi *wavelet*. Pada proses ini digunakan *Decision Tree* jenis *Fine Tree* dengan 160 data uji, dan level dekomposisi 6.

Tabel 1. Hasil Pengujian Pengaruh Perubahan *Thresholding*

Threshold	Akurasi Uji (%)	Waktu Komputasi (detik)	
		Latih	Uji
0.05	87.5%	113.9281	22.2602
0.1	87.5%	92.3074	19.2323
0.15	87.5%	98.9210	18.0936
0.2	87.5%	80.7545	21.7009
0.25	87.5%	81.2102	19.0583

Berdasarkan tabel 1 dari hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap *thresholding*, didapatkan akurasi dengan nilai 87.5% yang didapatkan menggunakan level 6 dekomposisi *wavelet*. Nilai *thresholding* merepresentasikan proses dimana melewati suara ke suatu ambang batas yang telah ditentukan, sehingga suara yang tidak sesuai ambang tersebut tidak terpakai. Untuk nilai *thresholding* sendiri tidak mempengaruhi nilai akurasi sistem, tetapi hanya mempengaruhi waktu komputasi sistem. Hal ini terjadi karena pada nilai *thresholding* berapa saja, sinyal yang diambil sudah merupakan sinyal nada.

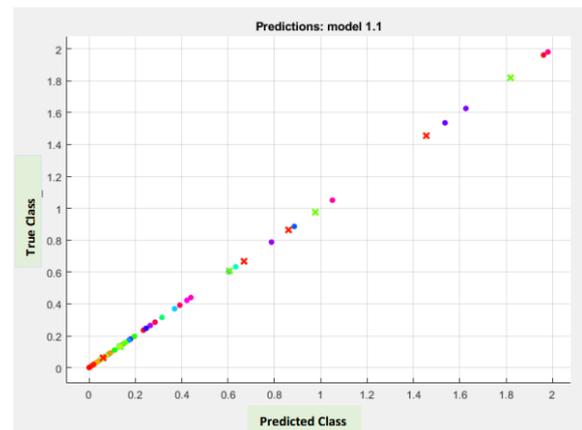
3.2 Analisis Pengaruh Level Dekomposisi

Pengujian level dekomposisi dilakukan untuk mengetahui nilai akurasi yang paling baik terhadap pengaruh perubahan level yang digunakan. Dari hasil analisis akan dicari level dekomposisi yang paling cocok untuk diterapkan pada sistem ini. Untuk n level dekomposisi akan menghasilkan 2^n *subband*, sehingga semakin besar level dekomposisi maka jumlah vektor ciri yang dihasilkan juga semakin besar. Pada proses ini digunakan *Decision Tree* jenis *Fine Tree* dengan 160 data uji, dan level dekomposisi 6. Nilai *thresholding* yang digunakan adalah 0.05 dimana ukuran tersebut didapat dari hasil pengujian sebelumnya.

Tabel 2. Hasil Pengujian Pengaruh Level Dekomposisi

Level	Akurasi Uji (%)	Waktu Komputasi(detik)	
		Latih	Uji
1	50%	54.9308	12.5173
2	25%	63.3431	15.4481
3	12.5%	75.2540	15.8223
4	50%	81.2692	17.8823
5	75%	85.9295	21.6786
6	87.5%	113.9281	22.2602
7	78.9%	117.5366	22.9443
8	39.5%	120.0262	29.1529

Berdasarkan tabel 2 dapat dilihat bahwa nilai akurasi yang dihasilkan dari masing-masing level sangat beragam. Untuk deteksi nada pada sistem ini yang paling baik untuk diterapkan adalah level 6. Dimana pada level 6 memiliki akurasi tertinggi yaitu 87.5% dengan waktu komputasi uji 22.2602 detik. Hal ini dikarenakan pada level dekomposisi tinggi dapat menghasilkan vektor ciri yang semakin banyak. Namun vektor ciri yang banyak pun tidak baik karena parameter yang dibedakan juga akan semakin banyak. Sedangkan pada level dekomposisi rendah akan menghasilkan vektor ciri yang sedikit sehingga satu dengan ciri yang lainnya menjadi sulit dibedakan.



Gambar 5. Scatter Plot Level 6 Dekomposisi

Gambar 5 merupakan *Scatter Plot* dari level dekomposisi 6 dengan nilai *thresholding* 0.05 dan menggunakan jenis *Fine Tree*. Pada *Scatter Plot* terdapat *incorrect* dan *correct* dengan berbagai variasi warna. Ada 64 vektor ciri yang dihasilkan dari level 6 dekomposisi yang ditunjukkan dengan warna berbeda dari setiap *subband* nya.

3.3 Analisis Pengaruh Jenis Decision Tree

Pada pengujian ini dilakukan analisis mengenai 3 jenis *Decision Tree*, yaitu *Fine Tree*, *Medium Tree*, dan *Coarse Tree*. Pada proses ini digunakan 160 data uji, level dekomposisi 6, dan nilai *thresholding* 0.05.

Tabel 3. Hasil Pengujian Jenis *Decision Tree*

Level	Jenis	Akurasi	Waktu Komputasi	
			Latih	Uji
4	Fine Tree	50%	81.2692	17.8823
	Medium Tree	50%	81.2692	17.8823
	Coarse Tree	31.3%	81.2692	17.8823
5	Fine Tree	75.0%	85.9295	21.6786
	Medium Tree	65.6%	85.9295	21.6786
	Coarse Tree	15.6%	85.9295	21.6786
6	Fine Tree	87.5%	113.9281	22.2602
	Medium Tree	37.5%	113.9281	22.2602
	Coarse Tree	7.5%	113.9281	22.2602

Berdasarkan pada tabel 3 bahwa dari ketiga jenis *Decision Tree* dengan menggunakan 3 level dekomposisi mendapatkan akurasi paling tinggi pada jenis *Fine Tree*. Pada level dekomposisi 4 didapatkan akurasi sebesar 50%, level dekomposisi 5 didapatkan akurasi sebesar 75%, dan level dekomposisi 6 didapatkan akurasi sebesar 87.5%. Karena pada jenis *Fine Tree* memiliki model *flexibility* tinggi sehingga banyak daun yang membuat banyak perbedaan antar kelasnya (jumlah maksimum pemisah adalah 100) yang mengakibatkan *sample* diuji sesuai kriteria atau kelasnya.

4. DISKUSI

Dari hasil pengujian berdasarkan perubahan nilai *thresholding*, tidak terjadi perubahan pada tingkat akurasi, tetapi terjadi perubahan pada waktu komputasi. Semakin besar nilai *thresholding* yang digunakan maka semakin cepat waktu komputasinya. Nilai *thresholding* merepresentasikan proses dimana melewati suara ke suatu ambang batas yang telah ditentukan, sehingga suara yang tidak sesuai ambang tersebut tidak terpakai. Hal ini terjadi karena pada nilai *thresholding* berapa saja, sinyal yang diambil sudah merupakan sinyal nada.

Pada pengujian level dekomposisi akurasi yang dihasilkan pada setiap level nya sangat beragam. Untuk akurasi tertinggi didapatkan pada level dekomposisi 6 dan untuk akurasi terendah didapatkan pada level dekomposisi 3. Tetapi untuk waktu komputasi yang dihasilkan oleh sistem pada pengujian level dekomposisi ini yaitu, semakin tinggi level dekomposisi maka waktu yang dibutuhkan dalam ekstraksi ciri akan semakin lama.

Pada pengujian *Decision Tree* dengan menggunakan 3 level dekomposisi mendapatkan akurasi paling tinggi pada jenis *Fine Tree*. Karena pada jenis *Fine Tree* memiliki model *flexibility*

tinggi sehingga banyak daun yang membuat banyak perbedaan antar kelasnya (jumlah maksimum pemisah adalah 100) yang mengakibatkan *sample* diuji sesuai kriteria atau kelasnya.

5. KESIMPULAN

Hasil penelitian sistem deteksi nada pada alat musik Teranika menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* dan klasifikasi *Decision Tree* memberikan beberapa kesimpulan antara lain:

1. Sistem dapat mengidentifikasi nada pada alat musik Teranika secara *real time* menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* dan klasifikasi *Decision Tree*.
2. Prosedur pengambilan *sample* dilakukan dengan mengambil *sample* dari beberapa alat musik Teranika sebanyak 800 kali yang terbagi menjadi 640 data latih dan 160 data uji dan dilakukan pada ruang kedap suara.
3. Berdasarkan hasil pengujian, akurasi tertinggi diperoleh saat nilai masing-masing parameter adalah sebagai berikut: pada saat level dekomposisi 6, nilai *thresholding* 0.05, dan menggunakan jenis *Fine Tree*.
4. Akurasi sistem yang tertinggi didapatkan hasil sebesar 87.5% dan akurasi terendah didapatkan hasil sebesar 12.5%.
5. Sistem ini dapat digunakan sebagai *quality control* para pengrajin alat musik Teranika.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. H. Ashary, R. Patmasari, and S. Saidah, "Sistem Deteksi Nada Alat Musik Angklung Menggunakan Metode Harmonic Product Spectrum Tone Detection System on Angklung Musical Instrument Using Harmonic Product Spectrum Method," *e-Proceeding Eng.*, vol. 6, no. 1, p. 1039, 2019.
- [2] S. Ramdhan, Prayogo, and A. R. Azkia, "Media Pengenalan Alat Musik Tradisional Jawa Tengah Berbasis Multimedia," *Sisfotek Glob.*, vol. 8, no. 2, pp. 117–122, 2018.
- [3] S. Gani and B. Setiyono, "Teknik Invisible Watermarking Digital Menggunakan Metode DWT (Discrete Wavelet Transform)," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 7, no. 2, 2019, doi: 10.12962/j23373520.v7i2.29845.
- [4] P. B. N. Setio, D. R. S. Saputro, and B. Winarno, "PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika Klasifikasi dengan Pohon Keputusan Berbasis Algoritme C4.5," *Prism. Pros. Semin. Nas. Mat.*, vol. 3, pp. 64–71, 2020, [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>

- [5] Y. I. Kurniawan, A. Fatikasari, M. L. Hidayat, and M. Waluyo, "Prediction for Cooperative Credit Eligibility Using Data Mining Classification With C4.5 Algorithm," *J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 67–74, 2021, doi: 10.20884/1.jutif.2021.2.2.49.
- [6] F. Ferdiawan, B. Hartono, J. T. Lomba, J. No, and S. 50241, "Deteksi Suara Chord Piano Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *J. Inform. Rekayasa Elektron.*, vol. 5, no. 1, pp. 62–68, 2022, [Online]. Available: <http://e-journal.stmiklombok.ac.id/index.php/jire>
- [7] M. A. As Sarofi, I. Irhamah, and A. Mukarromah, "Identifikasi Genre Musik dengan Menggunakan Metode Random Forest," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 9, no. 1, pp. 79–86, 2020, doi: 10.12962/j23373520.v9i1.51311.
- [8] 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.
- [9] F. I. Ikromina and E. I. H. Ujianto, "Invisible Watermarking Citra Digital Menggunakan Kombinasi Metode Discrete Cosine Transform Dan Discrete Wavelet Transform," *JANAPATI J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 3, pp. 261–271, 2019.
- [10] U. Ilmi and Z. Abidin, "Simulasi Daya Harmonik berbasis Transformasi Wavelet dengan Matlab," *J. Elektro*, vol. 4, no. 1, p. 244, 2019, doi: 10.30736/je.v4i1.299.
- [11] H. H. Patel and P. Prajapati, "Study and Analysis of Decision Tree Based Classification Algorithms," *Int. J. Comput. Sci. Eng.*, vol. 6, no. 10, pp. 74–78, 2018, doi: 10.26438/ijcse/v6i10.7478.
- [12] E. R. Arboleda, "Comparing performances of data mining algorithms for classification of green coffee beans," *Int. J. Eng. Adv. Technol.*, vol. 8, no. 5, pp. 1563–1567, 2019.
- [13] P. Kasih, "Pemodelan Data Mining Decision Tree Dengan Classification Error Untuk Seleksi Calon Anggota Tim Paduan Suara," *Innov. Res. Informatics*, vol. 1, no. 2, pp. 63–69, 2019, doi: 10.37058/innovatics.v1i2.918.
- [14] U. Sharma and M. Agrawal, "Study of Sub-Nyquist Sampling Techniques for Multi-band Signals," *2020 IEEE 17th India Counc. Int. Conf. INDICON 2020*, pp. 3–7, 2020, doi: 10.1109/INDICON49873.2020.9342573.
- [15] 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.

