

Prosiding Seminar Nasional
ADIWIDYA7
Pascasarjana

Perspektif Berbagai Bidang Ilmu dalam
Menghadapi Perkembangan Inovasi Teknologi
di Era Industri 4.0

Bandung, 1 November 2019



KATA PENGANTAR

*Bimillahirrohmanirrahim
Assalamualaikum Wr. Wb.*

Alhamdulillah segala puja dan puji syukur kami haturkan kehadirat Allah SWT atas segala rahmat dan nikmat-Nya sehingga buku Prosiding Seminar Nasional Adiwidya 7 Pascasarjana ITB ini, akhirnya berhasil diterbitkan. Prosiding ini, merupakan kumpulan makalah yang disajikan di dalam rangkaian acara *Call for Paper* (CFP) yang mengambil tema: **“Perspektif Berbagai Bidang Ilmu dalam Menghadapi Perkembangan Inovasi Teknologi di Era Industri 4.0”** yang diselenggarakan pada tanggal 01 November 2019 di Aula Sipil (AISI), kampus ITB Bandung.

CFP ini merupakan salah satu rangkaian agenda acara Adiwidya 7 yang disinergikan dengan agenda Seminar Nasional dan Diskusi Panel (Sendipa). Adiwidya merupakan suatu wadah yang dapat menjadi sarana untuk menerbitkan hasil karya mahasiswa pascasarjana dalam bentuk prosiding paper penelitian dan dapat menjadi media pencerdasan masyarakat umum terkait isu revolusi industri 4.0. Harapan kami dari Adiwidya 7 ini dapat menumbuhkan kesadaran masyarakat dunia dan masyarakat Indonesia pada khususnya mengenai revolusi industri 4.0 untuk kemajuan peradaban suatu bangsa.

Tujuan dari kegiatan ini dalam rangka, menghidupkan budaya akademisi dan literasi bagi mahasiswa, juga dengan harapan dapat meningkatkan kontribusi para mahasiswa pascasarjana dalam upaya menciptakan dan melakukan inovasi dalam bidang sains dan teknologi di era industri 4.0 ini untuk membawa Negara Kesatuan Republik Indonesia menjadi negara yang maju di kancah internasional.

Terima kasih kami ucapkan kepada seluruh penulis yang telah menyumbangkan karyanya, juga kepada seluruh panitia Adiwidya 7 KAMIL pascasarjana ITB secara umum yang sudah bekerja keras merencanakan, mempersiapkan dan melaksanakan acara seminar ini dengan penuh keikhlasan. Juga khususnya kepada tim *Call for Paper* (CFP) yang sudah bekerja keras agar naskah dapat terbit memenuhi kaidah penulisan ilmiah dan ejaan bahasa Indonesia yang disempurnakan dan dari sisi tampilan yang disajikan secara menarik.

Kami mohon maaf, jika dalam penerbitan prosiding ini terdapat kekurangan dan kekeliruan, kepada Allah kami mohon ampun. Kami berharap, semoga prosiding ini memberikan banyak manfaat untuk masyarakat.

Bandung, 20 Maret 2020
Adiwidya 7 2019,

Moh. Ali
Ketua Pelaksana




SUSUNAN DEWAN REDAKSI

Editor Kepala : Aditya Firman Ihsan
Editor Pelaksana : Jasmine Chanifah Uzdah Bachtiar
Dewan Editor : Nurul Aisyah Salman, Jessica Olifia
Asisten Editor : Baiq Ulfana Syabila, Abdurrahman Adam

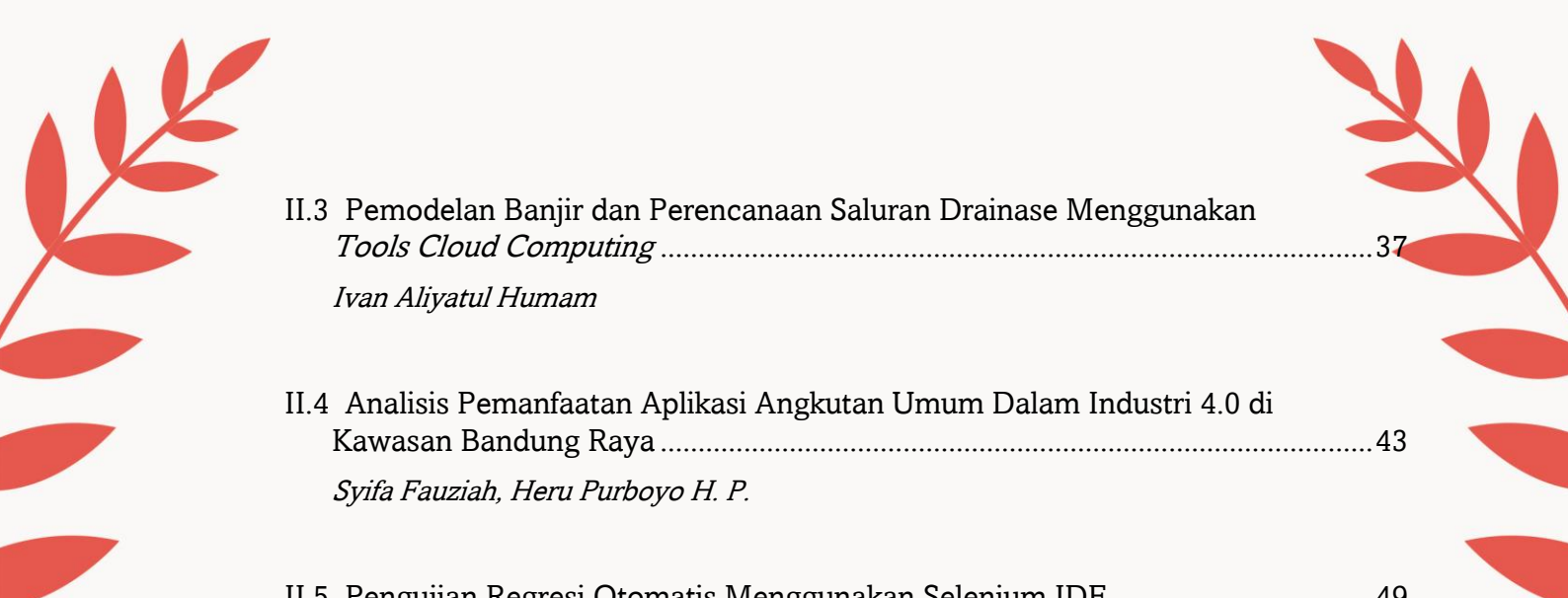
Layout : Ummi Nur Asyifah Bahmi, Putri Faradilla, Hafi Auliya Nurhayati
Desain sampul : Hesti Rosita Dwi Putri
Staf Redaksi : A. Iin Nindy Karlinda K., Arfa Izzati, Arif Efendi, Atika Rahmawati, Helfa Rahmadyani, Jehan Faradika, Nanik Aryani Putri, Togi Haidat Manggara, Zulhendra
Distribusi : Yeni Saro Manalu, Mutiara Qalbi Pebrian

Alamat Redaksi : KAMIL Pasca Sarjana ITB
Gedung Kayu lt.2, Kompleks Masjid Salman ITB, Jalan Ganesha
No.10 Bandung 40132




DAFTAR ISI

Chapter I BIOTEKNOLOGI	1
I.1 Analisis Bioinformatika interaksi Protein Tirosin Fosfatase A (PtpA) dengan Asam Lemak Trans-2-Eikosenoat	1
<i>Baiq Repika Nurul Furqan, Imam Syahputra Yamin</i>	
I.2 <i>Biorefinery</i> Industri Sawit Nasional dalam Upaya Pemanfaatan Limbah Tandan Kosong Sawit (TKS) sebagai Bahan Baku Xilitol	5
<i>Abdurrahman Adam, Shelvi Putri Ayu, Muhammad Hanief Auliya Lukman</i>	
I.3 Strategi Sintesis dan Peningkatan Kadar Zat Aktif Pada Tanaman Kumis Kucing (<i>Orthosiphon aristatus (Blume)</i> Miq. dengan Rekayasa Genetik.....	11
<i>Fahrauk Faramayuda, Sukrasno, Elfahmi</i>	
I.4 Karakterisasi Taksonomi dan Substrat Alami <i>Phythium vexans</i> Sebagai Potensi Sumber Pangan Protein	19
<i>Istikoyah, I Nyoman Pugeg Aryantha</i>	
Chapter II ELEKTRO DAN INFORMATIKA	27
II.1 Sistem Monitoring Kualitas Produksi PT. XYZ Berbasis <i>Internet of Things</i>	27
<i>Mulyani Pratiwi, Teguh Raharjo, Mochammad Aldi Kushendriawan, Kevin Chandra Abimaulana</i>	
II.2 Kecerdasan Buatan untuk Rekognisi Audio Alat Musik Berbasis <i>Ciri Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC)</i>	33
<i>Sinta, Yokanan Wigar Satwika, Miranti Indar Mandasari</i>	



II.3	Pemodelan Banjir dan Perencanaan Saluran Drainase Menggunakan <i>Tools Cloud Computing</i>	37
	<i>Ivan Aliyatul Humam</i>	
II.4	Analisis Pemanfaatan Aplikasi Angkutan Umum Dalam Industri 4.0 di Kawasan Bandung Raya	43
	<i>Syifa Fauziah, Heru Purboyo H. P.</i>	
II.5	Pengujian Regresi Otomatis Menggunakan Selenium IDE.....	49
	<i>Dwi Ilham Prabowo, Hanson Prihantoro Putro</i>	
II.6	Perbandingan Filter Digital pada <i>Accelerometer</i> untuk Mengoptimalkan Pengukuran Sudut <i>Pitch</i> dan <i>Roll</i>	55
	<i>Adidin Aidin Maulana, Hendri Maja Saputra, Abdurrahman Nurhakim</i>	
Chapter III SOCIAL SCIENCE		63
III.1	<i>Social Impact in Digital Economic Era to Improving Coffee Production at Temanggung District</i>	63
	<i>Fajar Abdurrafi</i>	
III.2	Konseptualisasi Aplikasi Chatbot sebagai Kanal Interaksi Layanan Pemerintah di Era Industri 4.0	71
	<i>Arfive Gandhi</i>	
III.3	Masyarakat Pasca-Literasi sebagai Fenomena Baru Revolusi Digital	77
	<i>Aditya Firman Ihsan</i>	
III.4	Menyoal Tawaran Revolusi Industri 4.0 pada Interaksi Manusia dan Teknologi, Sebuah Kajian Kritis	85
	<i>Aditya Firman Ihsan, Muhammad Suryo Panotogamo Abi Suroso</i>	



Kecerdasan Buatan untuk Rekognisi Audio Alat Musik Berbasis Ciri Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC)

Sinta^{1*}, Yokanan Wigar Satwika¹, Miranti Indar Mandasari²

¹ Kelompok Keilmuan Instrumentasi dan Kontrol, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Bandung

² Kelompok Keilmuan Fisika Bangunan, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Bandung

ABSTRACT

Artificial intelligence nowadays is developed rapidly to create computer system that imitate human ability, such as hearing capability. Human can identify any sound sources according to their characteristics, even musical instrument with many tones. This paper contributes a study of musical instrument audio identification based on Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC). MFCC is an audio recognition technique by imitating human hearing system to recognize the audio source. The audio of music instruments such as guitar, recorder, piano, and angklung in different tone are recorded by HP and Zoom recorder and analyzed based on their wave's frequency spectrum. Principal Component Analysis (PCA) is used to reduce and select the MFCC coefficient that represent the characteristic of musical instruments. These coefficients are used as the input of machine learning method called K-Nearest Neighbor (KNN). The datasets used in this paper recorded in Anechoic Chamber, Bandung Institute of Technology. The audio recognition result using train Zoom train dataset– Zoom test dataset has 90% accuracy while HP train data set – HP test dataset has 95%. The high accuracy shows that MFCC method can recognize music instrument very well. When using cross train-test dataset (HP – Zoom and Zoom – HP), the accuracy drops until 50% shows that the different recording technique affect audio recognition.

Keywords: artificial intelligence, audio recognition, mel frequency cepstral coefficient, principal coefficient analysis, k-nearest neighbor

ABSTRAK

Perkembangan kecerdasan buatan saat ini sangatlah pesat guna menciptakan sistem komputer yang mendekati perilaku manusia. Salah satu perilaku manusia yang dapat diadaptasi menggunakan kecerdasan buatan adalah kemampuan pendengaran manusia. Manusia mampu mengidentifikasi berbagai jenis sumber suara berdasarkan warna suaranya, termasuk suara alat musik bahkan pada nada dengan frekuensi yang beragam. Makalah ini memberikan kontribusi studi tentang sistem pengenalan audio alat musik berbasis *Mel Frequency Cepstral Coefficient* (MFCC), sebuah metode pengenalan audio yang menirukan karakteristik sistem pendengaran manusia. Audio rekaman alat musik berupa gitar, suling, piano, dan angklung dianalisis spektrum gelombangnya pada berbagai nada dasar. Dua jenis perangkat perekaman, Zoom dan HP recorder, digunakan secara bersamaan untuk menentukan seberapa pengaruh perekam terhadap pengenalan audio. Dalam konteks ini, analisis spektrum gelombang juga memanfaatkan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mereduksi sejumlah koefisien hasil MFCC sehingga terpilih koefisien-koefisien yang paling merepresentasikan warna suara alat musik. Selanjutnya, koefisien tersebut menjadi masukan bagi sistem pembelajaran mesin dengan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN). Dievaluasi pada dataset yang diambil di Laboratorium *Anechoic Chamber* ITB, hasilnya menyoroti bahwa tingkat akurasi dalam pengenalan audio alat musik menggunakan data latihan dan data uji dengan perekam yang sama yaitu *Zoom – Zoom* sebesar 90% dan *HP – HP* sebesar 95%. Tingginya akurasi menunjukkan bahwa metode MFCC mampu mengenali audio alat musik dengan baik. Sedangkan tingkat akurasi untuk data latihan dan data uji dengan perekam yang berseberangan, *Zoom – HP* dan *HP – Zoom*, yaitu di bawah 50%. Hal ini menunjukkan bahwa perangkat perekaman sangat mempengaruhi kualitas audio dan sistem komputer dalam mengenali audio alat musik.

Kata Kunci: kecerdasan buatan, rekognisi audio, *mel frequency cepstral coefficient*, *principal coefficient analysis*, k-nearest neighbor

Kontak Penulis

Sinta

*Mahasiswa Program Studi Instrumentasi dan Kontrol, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Bandung Gedung TP

Rachmat (Labtek VI) Jl. Ganesha No 10 Kode pos 40132

Tel : +62-22-2504424 Fax : +62-22-2506281

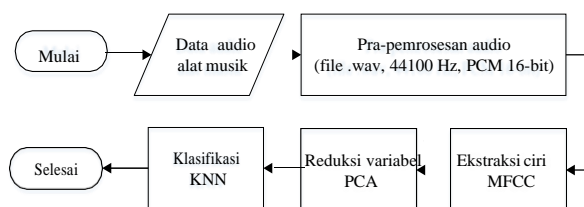
E-mail : sintasinta@students.itb.ac.id

1. Pendahuluan

Kecerdasan buatan adalah kemampuan suatu sistem buatan manusia untuk menafsirkan data melalui proses pembelajaran agar mampu melakukan pengambilan keputusan seperti manusia (Wang, 2009). Setiap manusia memiliki kemampuan untuk mengenali alat musik berdasarkan informasi musikal, timbre, yaitu warna nada suara yang berbeda pada tiap-tiap vokal atau instrumen. Timbre dipengaruhi oleh sumber suara dan bagaimana sumber suara itu dihasilkan. Timbre suatu alat musik yang ditiup berbeda dengan yang dipetik, meskipun keduanya dimainkan pada nada yang sama. Selama proses pendengaran alat musik, manusia memperoleh informasi seperti nama alat musik, nada dan lagu, serta bagaimana alat musik dimainkan. Hal ini terjadi karena otak manusia mempunyai kemampuan untuk belajar berdasarkan suara yang didengarkan dari luar. Kemampuan manusia inilah yang diadaptasikan ke dalam sebuah mesin yang dapat dilatih sehingga dapat berfungsi sebagaimana manusia mengenali suara alat musik apa yang dimainkan. Dalam menentukan jenis alat musik, proses rekognisi menggunakan ekstraksi ciri *Mel Frequency Cepstral Coefficient* (MFCC) merupakan metode yang paling sering digunakan dalam pengenalan audio karena diproses menggunakan filter yang mendekati respon pendengaran manusia (Han, Chan, Choy, & Pun, 2006). Koefisien MFCC tersebut dianalisis menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) sedemikian hingga diperoleh koefisien yang paling merepresentasikan warna suara. Selanjutnya dilakukan proses pembelajaran mesin dengan metode *K-Nearest Neighbor*, yaitu algoritma untuk mengklasifikasi suatu data berdasarkan jarak dari sejumlah k titik yang terdekat (Ding & He, 2004).

2. Metode

Penelitian ini diusulkan untuk mengklasifikasi alat musik dengan mengekstraksi ciri audio rekaman yang dijelaskan dalam bagian ini.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Metode Pengumpulan Data

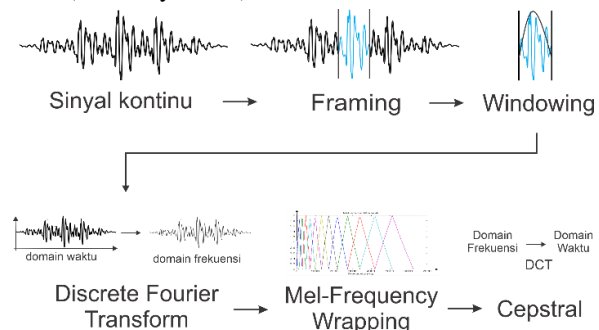
Dataset penelitian merupakan rekaman suara alat musik; angklung, gitar, piano, dan suling, dengan berbagai variasi nada dasar. Perekaman diambil di Laboratorium *Anechoic Chamber* ITB menggunakan HP dan *Zoom recorder*.

Dataset berupa *file* audio sebanyak 420 data yang terdiri

dari 210 data hasil rekaman HP dan 210 data hasil rekaman *Zoom*. Sebanyak 80% dari dataset penelitian dijadikan sebagai data latih (train dataset) dan 20% sebagai data uji (test dataset). Perekaman menggunakan HP *recorder* memiliki format Ogg sehingga harus dikonversi ke *file wav* terlebih dahulu sementara *Zoom recorder* telah memiliki *file output* dengan tipe wav. Seluruh audio alat musik dilakukan pra-pemrosesan sehingga memiliki sifat yang sama yaitu sampling rate 44100 Hz dan PCM 16-bit.

Metode Analisis Data

Proses ekstraksi ciri dengan MFCC dimulai dengan perubahan data suara menjadi data citra berupa spektrum gelombang. Secara umum, langkah-langkah dalam MFCC antara lain *pre-emphasis*, *framing*, *windowing*, dan *Discrete Fourier Transform* (DFT) yang ditampilkan pada gambar berikut (Chamidy, 2016).



Gambar 2. Ekstraksi Ciri dengan MFCC

Tahapan MFCC yang dilakukan yaitu *pre-emphasis* dengan koefisien filter 0,97; *framing* dengan frame size 0,025 detik dan *frame stride* 0,01 detik; *windowing* dengan fungsi Hamming, dan *Fourier transform & power spectrum* dengan nilai NFFT 512. Hasil ekstraksi ciri dengan MFCC yaitu koefisien-koefisien dalam bentuk matriks berukuran $m \times n$ dimana m adalah jumlah *time frame* untuk setiap audio alat musik dan n adalah jumlah koefisien *cepstral* yang ditentukan ($n=7$).

Matriks koefisien hasil MFCC kemudian direduksi dimensinya menggunakan PCA yang sangat dipengaruhi oleh besarnya nilai eigen yang dimiliki oleh vektor eigen. Oleh karena itu, mereduksi dimensi dengan cara membuang vektor-vektor eigen dengan nilai eigen yang sangat kecil tidak akan menghilangkan data yang penting. Vektor-vektor eigen dengan nilai terbesar disebut sebagai *principal component* dari sebuah matriks (Jolliffe, 2002). Pada penelitian ini, jumlah *time frame* pada matriks hasil MFCC direduksi menjadi 1 buah sehingga hasil ekstraksi ciri dengan kombinasi metode MFCC dan PCA adalah koefisien-koefisien dalam matriks berukuran 1×7 .

Metode Klasifikasi Data

Pada penelitian ini, digunakan metode KNN untuk mengklasifikasi jenis alat musik dari dataset berdasarkan

jarak titik data ke sejumlah k titik data/tetangga terdekatnya berdasarkan persamaan Euclidean.

$$d(a,b) = \sqrt{\sum_{i=0}^k (x_i - y_i)^2} \dots\dots\dots(1)$$

Dimana $d(a,b)$ merupakan jarak Euclidian, x adalah data 1, y adalah data 2, i adalah tetangga ke- i , dan k adalah jumlah tetangga (Chris, 2018)

Titik-titik yang saling bertetangga tersebut diurutkan berdasarkan jarak terkecil hingga terbesar dan dikategorikan menjadi sejumlah kelompok. Pada penelitian ini, dataset dikelompokkan menjadi 4 jenis alat musik yang diwakili nilai-nilai, yaitu 1 (angklung), 2 (gitar), 3 (piano) dan 4 (suling). Matriks parameter-parameter audio alat musik yang sudah berukuran 1×7 inilah yang kemudian menjadi masukan bagi mesin pembelajaran KNN. Nilai k optimal yang dipilih adalah $k=7$. Performa KNN akan dilihat berdasarkan F1-score dengan rentang nilai antara 0 hingga 1. Semakin F1-score mendekati nilai 1, maka prediksi semakin tepat (Van Rijsbergen, 1979).

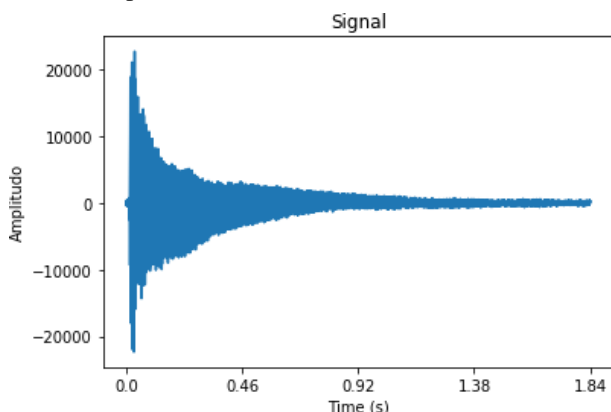
$$F1 = \frac{2 \times \text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \dots\dots\dots(2)$$

Recall merupakan perbandingan jumlah prediksi *correct positive* terhadap jumlah sampel positif. Sedangkan *precision* merupakan perbandingan jumlah *correct positive* terhadap seluruh prediksi positif (Tan, 2005).

Dalam mengklasifikasi jenis alat musik, dilakukan percobaan menggunakan 4 kombinasi data latih dan data uji berdasarkan perekam suara alat musik. Kombinasi data latih dan data uji yang digunakan adalah HP - HP, *Zoom - Zoom*, HP - *Zoom*, dan *Zoom - HP*.

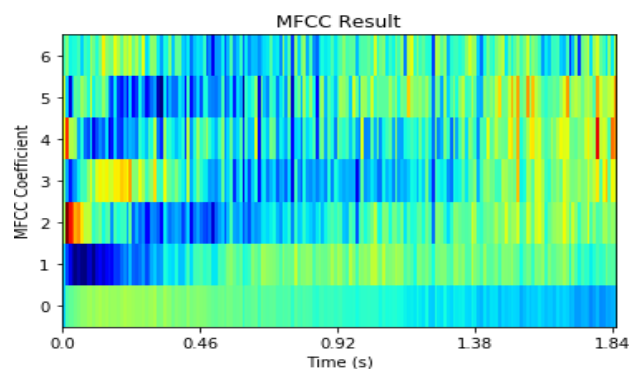
3. Hasil dan Pembahasan

Gambar 3 merupakan contoh sinyal audio gitar yang dimainkan pada nada A3.



Gambar 3. Sinyal Audio Gitar (A3)

Sinyal audio tersebut diekstraksi ciri dengan metode MFCC, sehingga diperoleh hasil seperti ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil MFCC Audio Gitar (A3)

Tabel 1 merupakan contoh hasil reduksi koefisien menggunakan PCA sehingga matriks menjadi berukuran 1×7 . Terdapat 420 file rekaman audio alat musik yang dianalisis.

Tabel 1. Contoh hasil ekstraksi ciri untuk beberapa file

File ke-	Koefisien Ekstraksi Ciri ke-						
	1	2	3	4	5	6	7
1	636	-582	-1875	1317	-1444	2366	-418
2	42	-155	-339	154	-139	351	86
3	396	-664	-1657	1347	-1231	2313	-503
4	-211	-210	-121	-305	274	92	480
5	272	-906	-1927	1351	-943	2471	-318
6	199	451	373	-188	-186	-440	-209

Penelitian 1: HP – HP

Penelitian 1 menggunakan data latih dan data uji yang direkam menggunakan HP recorder. Tabel 2 menunjukkan performa penelitian 1 dimana F1-score yang diperoleh adalah 0,95.

Tabel 2. Performa penelitian 1 (HP – HP)

	Precision	Recall	F1-score	Support
1 (Angklung)	1,00	1,00	1,00	14
2 (Gitar)	0,86	1,00	0,92	6
3 (Piano)	0,94	1,00	0,97	15
4 (Suling)	1,00	0,71	0,83	7
Micro avg	0,95	0,95	0,95	42
Macro avg	0,95	0,93	0,93	42
Weighted avg	0,96	0,95	0,95	42

Penelitian 2: Zoom - Zoom

Penelitian 2 menggunakan data latih dan data uji yang direkam menggunakan Zoom recorder. Tabel 3 menunjukkan performa penelitian 2 dimana F1-score yang diperoleh adalah 0,90.

Tabel 3. Performa penelitian 2 (*Zoom – Zoom*)

	Precision	Recall	F1-score	Support
1 (Angklung)	0,93	0,93	0,93	14
2 (Gitar)	0,86	1,00	0,92	6
3 (Piano)	0,88	1,00	0,94	15
4 (Suling)	1,00	0,57	0,73	7
Micro avg	0,90	0,90	0,90	42
Macro avg	0,92	0,88	0,88	42
Weighted avg	0,91	0,90	0,90	42

Penelitian 3: HP – Zoom

Penelitian 3 menggunakan data latih yang direkam menggunakan HP recorder dan data uji yang direkam menggunakan Zoom recorder. Tabel 4 menunjukkan performa penelitian 3 dimana F1-score yang diperoleh adalah 0,49.

Tabel 4. Performa penelitian 3 (HP – Zoom)

	Precision	Recall	F1-score	Support
1 (Angklung)	1,00	0,14	0,25	14
2 (Gitar)	0,42	0,83	0,56	6
3 (Piano)	0,57	0,87	0,68	15
4 (Suling)	0,60	0,43	0,50	7
Micro avg	0,55	0,55	0,55	42
Macro avg	0,65	0,57	0,50	42
Weighted avg	0,69	0,55	0,49	42

Penelitian 4: Zoom – HP

Penelitian 4 menggunakan data latih yang direkam menggunakan Zoom recorder dan data uji yang direkam menggunakan HP recorder. Tabel 5 menunjukkan performa penelitian 4 dimana F1-score yang diperoleh adalah 0,42.

Tabel 5. Performa penelitian 4 (*Zoom – HP*)

	Precision	Recall	F1-score	Support
1 (Angklung)	0,83	0,36	0,50	14
2 (Gitar)	0,29	0,33	0,31	6
3 (Piano)	0,48	0,80	0,60	15
4 (Suling)	0,00	0,00	0,00	7
Micro avg	0,45	0,45	0,45	42
Macro avg	0,40	0,37	0,35	42
Weighted avg	0,49	0,45	0,42	42

Berdasarkan pengamatan dari penelitian yang sudah dilakukan, F1-score pada penelitian yang menggunakan alat perekam yang sama untuk data latih dan data uji (Penelitian 1 dan 2) yaitu mendekati 1. Hal ini menunjukkan bahwa metode KNN mampu mengklasifikasi suara alat musik dengan baik. Sedangkan F1-score pada penelitian yang menggunakan alat perekam yang berseberangan untuk data latih dan data uji yaitu di bawah 0,5. Hal ini menunjukkan bahwa alat perekam sangat berpengaruh pada kualitas file audio sehingga mempengaruhi mesin pembelajaran KNN dalam mengklasifikasi jenis alat musik.

4. Kesimpulan

Metode MFCC dan PCA mampu mengekstraksi ciri audio alat musik dengan baik. Seperti terlihat pada Tabel 1 bahwa setiap file audio memiliki koefisien yang berbeda dimana koefisien tersebut bergantung pada jenis alat musik dan nada yang dimainkan, serta media perekam yang digunakan. Berdasarkan Tabel 6, metode klasifikasi KNN mampu mengenali alat musik dengan performa 0,95 untuk data latih HP data uji HP dan 0,90 untuk data latih Zoom data uji Zoom. Hal ini menunjukkan bahwa metode KNN mampu mengenali audio alat musik dengan baik selama audio data latih dan data uji direkam menggunakan media perekam yang sama. Apabila dilakukan pengujian silang dataset Zoom – HP maka performanya akan menurun secara drastis menjadi < 0,50. Hal ini disebabkan perekaman menggunakan HP recorder menghasilkan file dengan format Ogg (memerlukan konversi menjadi wav) sementara Zoom recorder memiliki format file murni wav dan tidak memerlukan konversi tipe file.

Tabel 6. F1-score klasifikasi jenis alat musik

Penelitian	Data Latih	Data Uji	Akurasi
1	HP	HP	0,95
2	Zoom	Zoom	0,90
3	HP	Zoom	0,49
4	Zoom	HP	0,42

Daftar Pustaka

- Chamidy, T. (2016). Metode Mel Frequency Cepstral Coeffisients (MFCC) Pada klasifikasi Hidden Markov Model (HMM) Untuk Kata Arabic pada Penutur Indonesia. *MATICS*. <https://doi.org/10.18860/mat.v8i1.3482>
- Chris, A. (2018). Python Machine learning Cookbook: Practical Solutions from preprocessing to deep learning. In *O Reilly*. <https://doi.org/10.1002/9781119557500>.
- Ding, C., & He, X. (2004). K-nearest-neighbor consistency in data clustering: Incorporating local information into global optimization. *Proceedings of the ACM Symposium on Applied Computing*.
- Han, W., Chan, C. F., Choy, C. S., & Pun, K. P. (2006). An efficient MFCC extraction method in speech recognition. *Proceedings - IEEE International Symposium on Circuits and Systems*.
- Jolliffe, I. T. (2002). Principal Component Analysis, Second Edition. *Encyclopedia of Statistics in Behavioral Science*. <https://doi.org/10.2307/1270093>
- Tan, S. (2005). Neighbor-weighted K-nearest neighbor for unbalanced text corpus. *Expert Systems with Applications*. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2004.12.023>
- Van Rijsbergen, C. J. (1979). Information Retrieval, 2nd edition. In *Butterworths*.
- Wang, Y. (2009). Toward a Unifying Theory of Natural , On Abstract Intelligence. *Artificial Intelligence*.