

**DETEKSI NADA TUNGGAL ALAT MUSIK KECAPI BUGIS MAKASSAR
MENGUNAKAN METODE *MEL FREQUENCY CEPSTRAL COEFFICIENT*
(MFCC) DAN KLASIFIKASI *K-NEAREST NEIGHBOUR* (KNN)**

***DETECTION SINGLE TONE OF BUGIS MAKASSAR MUSIC INSTRUMENT USING
MEL FREQUENCY CEPSTRAL (MFCC) COEFFICIENT AND K-NEAREST
NEIGHBOUR CLASSIFICATION (KNN)***

Alif Fajri Ryamizard¹, Dr.Ir. Bambang Hidayat, DEA², Sofia Saidah.S.T.,M.T³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

Abstrak

Alat musik tradisional merupakan salah satu komoditas Indonesia yang menjadi asset yang berharga dan telah menjadi salah satu daya tarik Indonesia bagi warga asing. Hampir setiap daerah di Indonesia memiliki alat musik tradisional masing-masing. Nada yang unik menjadi ciri khas berbagai alat musik tradisional Indonesia, seperti alat musik kecapi yang berasal dari Sulawesi Selatan. Kecapi sering digunakan dalam *festival* musik Sulawesi di berbagai daerah, namun sering terdapat permasalahan pada saat penyetelan alat musik kecapi karena membutuhkan waktu cukup lama. Pada Tugas Akhir ini telah dirancang sebuah sistem yang dapat mengidentifikasi nada yang terdapat pada alat musik kecapi melalui pengolahan suara. Pada sistem identifikasi nada alat musik ini terdiri dari ekstraksi ciri dan pengklasifikasi nada alat musik kecapi. Melalui ekstraksi ciri dari suatu sinyal *audio* dapat diketahui jenis nada dan karakteristiknya. Metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah *Mel Frequency Cepstral Coefficient* dan metode klasifikasi yang digunakan yaitu *K-Nearest Neighbor*.

Tugas Akhir ini diharapkan dapat membangun suatu sistem yang dapat mengenali nada pada alat musik kecapi. Nada yang dideteksi terdiri dari 7 nada, yaitu do, re, mi, fa, sol, la, si. Tingkat akurasi yang telah diharapkan sebesar 70%, dimana nada masukan berasal dari microphone.

Kata Kunci: Kecapi, *Mel Frequency Cepstral Coefficient*, *K-Nearest Neighbor*

Abstract

Traditional musical instrument is one of Indonesia's commodities which become a valuable asset and has become one of Indonesia's attraction for foreigners. Almost every region in Indonesia has their own traditional musical instruments. Unique tones characterize a variety of traditional Indonesian musical instruments, such as kecapi instruments originating from South Sulawesi. Kecapi is often used in Sulawesi music festivals in various regions, but there are often problems at the time of adjusting the lute because it takes a long time. In this Final Project has been designed a system that can identify the tone contained in the instruments of the lute through sound processing. The tone identification system of this instrument consists of characteristic extraction and the classification of the tone of the lute music instrument. Through the characteristic extraction of an audio signal can be known the type of tone and its characteristics. The method of feature extraction used is Mel Frequency Cepstral Coefficient and the method of classification used is K-Nearest Neighbor.

This Final Project is expected to build a system that can recognize the tone of the lute instrument. Detected tone consists of 7 tones, namely do, re, mi, fa, sol, la, si. The expected accuracy rate is 70%, where the input tone comes from the microphone.

Keywords: Kecapi, *Mel Frequency Cepstral Coefficient*, *K-Nearest Neighbor*

1. Pendahuluan

Seni dan budaya tradisional merupakan aset warisan leluhur yang terkandung nilai-nilai tinggi di dalamnya. Tradisi Indonesia menjadikannya sebagai komoditas yang dimiliki Indonesia. Beberapa Instrumen yang menjadi fokus dalam penelitian ini adalah alat musik kecapi Sulawesi Selatan. Perbedaan frekuensi dari setiap nada yang keluar dari alat musik menjadi kunci penting dalam klasifikasi instrument. Alat musik kecapi merupakan alat musik petik dari Sulawesi Selatan khususnya suku Bugis. Kecapi biasanya ditampilkan pada acara penjemputan para tamu, perkawinan, hajatan hiburan pada hari ulang tahun. Kecapi terkadang mengeluarkan nada sumbang karena sering dimainkan. Untuk itu kecapi harus dikalibrasi secara rutin agar nada yang dikeluarkan sesuai dengan frekuensinya masing-masing. Proses dari kalibrasi alat musik ini tentunya tidak dapat menghandalkan pendengaran dan perasaan saja agar saat music ini dipetik atau dimainkan diharapkan sesuai dengan nada aslinya. Selama ini kalibrasi atau penataan alat musik kecapi dilakukan secara manual dan menggunakan perasan. Diharapkan suatu sistem yang mampu mengenal nada pada alat musik ini dan dapat digunakan untuk proses kalibrasi apabila nada dikeluarkan alat musik kecapi ini tidak sesuai dengan frekuensinya[1].

Untuk mengatasi masalah tersebut maka dalam tugas akhir ini dibuat suatu sistem yang diharapkan mampu mengidentifikasi nada-nada kecapi sehingga dapat meningkatkan performasinya. Diantaranya sistem ini dapat digunakan sebagai acuan dalam proses kalibrasi alat musik kecapi apabila nada yang dikeluarkan tidak tepat. Metode yang digunakan adalah *Mel Frequency Cepstrum Coefficients* (MFCC). MFCC dapat digunakan sebagai vector ciri yang baik untuk mempresentasikan suara manusia dan sinyal musik. MFCC dapat memproses sinyal suara hampir seperti telinga manusia karena MFCC dapat memproses sinyal suara secara logaritmik. Sedangkan pada proses pengenalnya menggunakan *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk melakukan klasifikasi. Sistem kerja KNN dengan mengelompokkan data baru berdasarkan jarak ke beberapa data k tetangga terdekat. Dimana k digunakan untuk mengurangi efek *noise* pada klasifikasi.

Dalam penerapannya, tugas akhir ini memanfaatkan Matlab R2016a untuk mengolah data input yang didapatkan. Dengan menggunakan metode ini diharapkan dapat memperoleh akurasi yang baik dalam mengidentifikasi nada pada alat musik kecapi.

2. Dasar Teori

2.1 Alat Musik Kecapi

Kecapi adalah salah satu musik instrument tradisional daerah yang dikenal dalam etnis bugis Makassar. Secara bentuk alat music kecapi menyerupai bentuk perahu, alat musik dawai terdiri dari dua senar. Secara etimologis, pakacaping diartikan sebagai kecapi yang bersal dari dua suku kata yaitu pa berarti pemain dan kata kaaping berarti instrument kecapi.[1]

2.2 Audio Signalling Processing

Sinyal audio adalah representasi elektronik dari gelombang suara gelombang longitudinal yang melintasi udara, terdiri dari penekanan dan pengurangan. Energi yang terkandung dalam sinyal audio biasanya diukur dalam desibel . Pengolahan *audio* diperlukan untuk penyiaran radio awal, karena ada banyak masalah dengan hubungan antara studio dan pemancar.[3]

2.2.1 Sinyal Analog

Sinyal analog adalah sinyal data dalam bentuk gelombang yang kontinyu, yang membawa informasi dengan mengubah karakteristik gelombangnya. Sinyal analog bekerja dengan mentransmisikan suara dan gambar dalam bentuk gelombang kontinu (continuous varying). Dua parameter/karakteristik terpenting yang dimiliki oleh isyarat analog adalah amplitude dan frekuensi.[3]

2.2.2 Sinyal Digital

Sebuah representasi digital mengekspresikan bentuk gelombang tekanan sebagai urutan simbol, biasanya bilangan biner. Ini memungkinkan pemrosesan sinyal menggunakan sirkuit digital seperti *mikroprosesor* dan komputer. Meskipun konversi semacam itu dapat rentan terhadap kerugian, sebagian besar sistem audio modern menggunakan pendekatan ini karena teknik pemrosesan sinyal digital jauh lebih hebat dan efisien daripada pemrosesan sinyal domain *analog* [3]

2.3 Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC)

Ekstraksi ciri digunakan untuk mendapatkan ciri dari sinyal suara misalnya frekuensi, amplitude, power, intensitas dan sebagainya. Ekstraksi dengan parameter ciri terbaik dari sinyal akustik merupakan tahap penting untuk meningkatkan akurasi pengenalan suara. Pengolahan (MFCC) Mel Frequency Cepstral Coefficient didasarkan pada persepsi pendengaran manusia yang tidak mampu mendengar suara dengan frekuensi lebih dari satu KHz. Maka dari itu MFCC menggunakan dua jenis filter yaitu menggunakan frekuensi linier di bawah 1000 Hz dan frekuensi logaritmik di atas 1000 Hz. Nilai frekuensi tersebut dikenal dengan mel-frequency. [5]

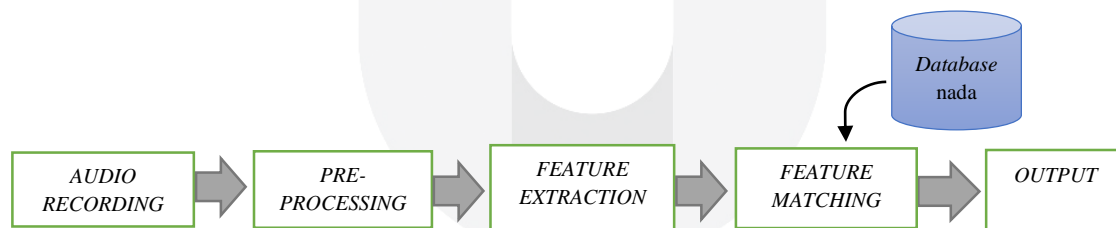
2.6 K-Nearest Neighbor (KNN)

KNN merupakan salah satu algoritma pengklasifikasian yang cukup mudah dipahami, karena KNN mencari jumlah kesamaan terbanyak antara data yang diuji dengan data latih (data yang ada pada database). Data uji tersebut akan masuk ke dalam kelas dengan jumlah kesamaan terbanyak. Konsep dasar dari K-Nearest Neighbor (KNN) adalah seperti pada algoritma Nearest Neighbor, yaitu mencari jarak terdekat dari nilai yang akan dievaluasi (titik query) dengan tetangga terdekatnya dalam suatu data. [5]

Perancangan

3.1 Skema Umum Sistem

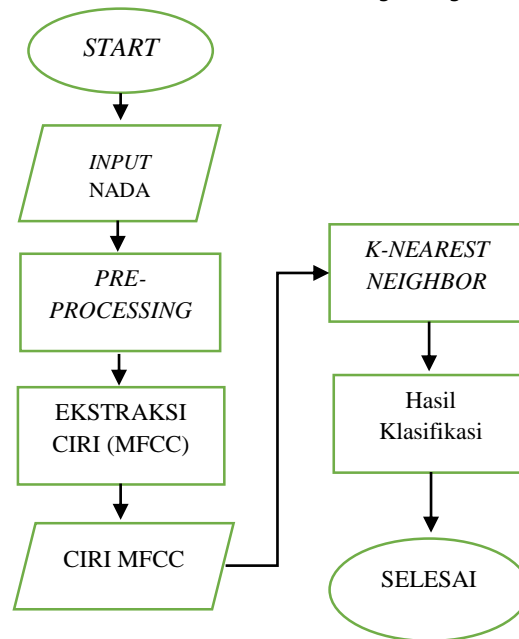
Berikut adalah skema umum perancangan sistem deteksi nada musik



Gambar 3.1 Skema umum perancangan sistem deteksi nada musik

3.2 Diagram blok perancangan sistem

Pada perancangan sistem ini menjelaskan secara umum terkait tahapan sistem menggunakan MATLAB. Gambaran umum dapat dilihat pada diagram alur berikut ini:



Gambar 3.2 Diagram blok perancangan sistem

Secara garis besar ada 4 proses yang sangat berperan dalam sistem deteksi nada ini. Keempat proses tersebut dilakukan secara sekuensial atau secara berurutan dimana proses-proses tersebut saling berkaitan satu sama lain. Penjelasan mengenai keempat proses tersebut adalah sebagai berikut

3.2.1 Penginputan Data

Pre-processing merupakan proses yang dilakukan untuk mengolah citra pola tepi gigitan menjadi citra digital. Penginputan data dilakukan dengan alat bantu *microphone*. Suara yang di input merupakan suara dari nada alat musik kecapi yang terdiri dari 140 data latih yaitu setiap nada di ambil sebanyak 20kali, dan rekaman tersebut terdiri dari berbagai petikan yang berbeda di setiap nada dengan durasi 2 detik dari yaitu do, re, mi, fa, sol, la, si..

3.2.2 Preprocessing

Preprocessing meliputi seluruh proses yang dilakukan terhadap data suara sebelum data suara tersebut diekstraksi cirinya. Hal-hal yang dilakukan pada tahap Preprocessing antara lain :

1. Konversi data suara dalam format *.wav.
2. Normalisasi energy suara yang dikeluarkan pada alat musik kecapi yang berbeda beda membuat perlunya suatu proses untuk menstandarkan amplitude sinyal masukan.

3.2.3 Ekstraksi Ciri

Setelah seluruh data suara *di-preprocessing*, kemudian data tersebut diekstraksi cirinya. Ekstraksi ciri yang dilakukan adalah dengan *Mel Frequency Cepstral Coefficient* (MFCC). Proses MFCC sendiri terdiri dari beberapa langkah yang harus dilakukan secara berurutan. proses MFCC tersebut (1). Framing, (2) windowing, (3) FFT, (4) Mel frequency scaling, (5) Cepstrum

2.3 Klasifikasi K-Nearest Neighbor

Tujuan utama proses klasifikasi untuk mendeteksi nada pada alat musik kecapi yang didapat dari proses ekstraksi ciri. Metode yang digunakan adalah *K-Nearest Neighbor* (KNN). Klasifikasi KNN untuk data latih dimulai dengan masukan nada latih hasil ekstraksi ciri tekstur pada *Mel Frequency Cepstral Coefficient*, kemudian menentukan nada yang tepat yang akan digunakan.

3.6 Performasi Sistem

Parameter performansi system dapat diukur dengan akurasi sistem dalam ketepatan sistem mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar dan waktu komputasi untuk memroses masukan menjadi outputan.

$$Akurasi = \frac{\text{Jumlah data benar}}{\text{Jumlah data keseluruhan}} \times 100\% \tag{3.1}$$

4. Hasil Pengujian

4.1 Pengujian pengaruh windowing pada Mel Frequency Cepstral Coefficient

Tabel 4.1 Hasil Pengujian Parameter Windowing Hamming pada MFCC

Windowing	Akurasi (%)							Akurasi rata-rata (%)
	Do	Re	mi	Fa	Sol	la	si	
120	85	80	80	85	75	70	95	81.42
180	80	50	95	75	55	45	95	70.71
240	80	80	65	80	75	85	95	80
300	70	65	85	60	60	65	80	69.28
360	40	35	70	15	15	25	60	37.14

Berdasarkan Tabel 4.1 akurasi terbesar terdapat pada saat nilai windowing 120 yaitu sebesar 81.42857% dan akurasi terkecil didapatkan saat nilai windowing 360 yaitu 37.14286. Hal ini disebabkan karena windowing bertujuan untuk mengurangi efek diskontinuitas pada ujung-ujung frame yang dihasilkan oleh proses framing. Jika terlalu besar nilai windowing akan membuang informasi yang penting, sehingga menyebabkan akurasi menjadi kecil.

4.2 Pengujian Pengaruh Overlap atau Non-overlap pada MFCC

Pengujian skenario kedua adalah data hasil pengujian pengaruh overlapping dan non-overlap terhadap akurasi. Pengujian pada tahap ini menggunakan overlapping 60 dan non-overlapping. Dalam pengujian ini nilai windowing hamming yang digunakan yaitu 120, dan jenis KNN yaitu distance dengan nilai k=1. Tabel 4.2 merupakan hasil dari pengujian overlap dan non-overlap terhadap akurasi.

Tabel 4. 1 Hasil Pengujian *Overlap dan Non-overlap* pada MFCC

Overlap	Akurasi (%)							Akurasi rata-rata (%)
	Do	Re	mi	Fa	sol	la	si	
Non-Overlap	50	55	60	55	45	30	25	45.71
Overlap	85	80	80	85	75	70	95	81.42

Berdasarkan Tabel 4.2 akurasi terbesar didapatkan ketika menggunakan overlap yaitu 81.42857% dan akurasi terkecil didapatkan pada saat menggunakan non-overlap yaitu 45.71429%. Hal ini disebabkan karena pada saat non-overlap terjadi aliasing sehingga nada output lebih cepat daripada nada aslinya..

4.3 Pengujian Pengaruh Jenis K-nearest Neighbor Dan Nilai K pada MFCC

Tabel 4.2 Hasil pengujian jenis K-Nearest Neighbor dan nilai k pada KNN

Jenis KNN	Nilai K	Akurasi (%)							Akurasi rata-rata (%)
		Do	re	mi	fa	sol	la	si	
Distance	1	85	80	80	85	75	70	95	81.42
	3	90	50	70	80	50	45	60	63.57
	5	40	20	25	60	35	40	50	38.57
	7	40	25	20	60	40	40	50	39.28

	9	50	75	25	30	30	25	25	37.14
City Block	1	80	80	60	75	85	60	85	75
	3	80	50	50	95	45	40	35	56.42
	5	40	25	70	55	30	40	55	45
	7	40	25	25	50	45	40	45	38.57
	9	60	60	30	30	40	20	20	37.14
Cosine	1	85	75	90	80	80	60	80	78.57
	3	50	60	55	85	40	40	45	53.57
	5	35	25	50	45	60	45	60	45.71
	7	45	25	30	45	45	35	50	39.28
	9	50	85	20	30	40	35	50	44.28
Correlation	1	95	65	80	75	55	50	90	72.85
	3	90	50	65	75	55	40	35	58.57
	5	50	25	25	60	30	25	50	37.85
	7	55	20	20	60	35	40	40	38.57
	9	40	40	20	40	45	35	50	38.57

Berdasarkan Tabel 4.3 didapatkan akurasi terbaik ketika jenis KNN *distance* dan nilai k=1 yaitu dengan akurasi 81.42% akurasi terkecil didapatkan ketika jenis KNN *correlation* dan nilai k=9. Hal ini disebabkan secara umum, nilai variable K yang tinggi mengurangi efek *noise* pada klasifikasi, tetapi membuat batasan antar kelas semakin kabur sehingga membuat akurasi semakin kecil.

5. Penutup

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian pada sistem identifikasi nada dan klasifikasi nada secara real time, dalam penelitian ini didapatkan kesimpulan sebagai

1. Sistem ini mampu mengidentifikasi nada alat musik kecapi secara real time menggunakan metode Mel Frequency Cepstral Coefficient dan klasifikasi K-Nearest Neighbor.
2. Akurasi sistem yang paling terbaik didapatkan ketika nilai windowing 120 dengan akurasi 81.42%. hal ini disebabkan karena windowing bertujuan untuk mengurangi efek diskontinuitas pada ujung-ujung frame yang dihasilkan oleh proses framing. sistem yang terbaik didapatkan ketika menggunakan overlap hal ini disebabkan karena pada saat non-overlap terjadi aliasing sehingga nada output lebih cepat dari pada nada aslinya. Dan Pada akurasi tertinggi jenis KNN yang digunakan yaitu *distance* dengan variabel k=1.
3. Faktor-faktor yang mempengaruhi sistem dalam pengenalan nada secara real time yaitu kondisi lingkungan, cara pengambilan nada, letak mikrofon, dan kondisi peralatan.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil pengujian dan analisi yang telah dilakukan, sistem ini masih dapat dikembangkan menjadi lebih baik dan lebih akurat dalam mengidentifikasi nada alat musi kecapi. Adapun saran untuk pengembangan Tugas Akhir ini dan untuk pengembangan penelitian selanjutnya yaitu:

1. Dilakukan penelitian dengan menggunakan ekstraksi ciri yang lain sebagai pembanding untuk melihat akurasi terbaik.
2. Digunakan objek penelitian berupa alat musik tradisional yang lain seperti angklung, seruling, gendang, dan lain-lain, kemajuan dan kelestarian budaya asli bangsa Indonesia.

Daftar Pustaka :

- [1] Kristian,YD.(2014) Kecapi Sulawesi Selatan at <http://budaya-indonesia.org/kecapi-sulawesi-selatan> (di akses 20 oktober)
- [2] Putri,Ayunda.(2015) at Alat musik tradisional Sulawesi Tenggara at <http://specialpengetahuan.blogspot.co.id/2015/09/alat-musik-tradisional-sulawesi-tenggara.html> (di akses 18 oktober)
- [3] Cambridge.org(2009) Applied Speech and Audio Processing: With Matlab Examples (di akses 21 november 2017).
- [4] Mayur Mahajan(2016) Development of Speech Recognition System Using the Mel Frequency Cepstrum Coefficient Method California State University (di akses 17 November 2017).
- [5] Angga Setiawan(2011) Aplikasi Pengenalan Ucapan dengan Ekstraksi Mel-Frequency Cepstrum Coefficients (MFCC) Melalui Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Learning Vector Quantization (LVQ) untuk Mengoperasikan Kursor Komputer (di akses 13 maret 2011)
- [6] Yue-Pok Mack(1978) K-Nearest Neighbor Estimation University of California (di akses 18 november 2017)
- [7] Eva, Kartika Kurniawati Susantyo(2013). Simulasi dan Analisis Perbaikan Ketepatan Nada Suara Manusia Menggunakan Phase Vocoder. Makalah Penelitian Fakultas Elektro dan Komunikasi Institut Teknologi Telkom.(di akses 17 november 2017)
- [8] Matsic(2016). Metode Mel Frequency Cepstral Coeffisients (MFCC) Pada klasifikasi Hidden Markov Model (HMM) Untuk Kata Arabic pada Penutur Indonesia (di akses 1 maret 2016)
- [9] Reza Naufal(2016) Analisis Sinyal Ultrasonik Menggunakan Windowing (21 Juli 2016)
- [10] Darma Putra,Adi Resmanan(2011) Verifikasi Biometrika Suara Menggunakan Metode MFCCdan DTW(1 Juni 2011)
- [11] Inggih Permana(2011) Identifikasi Pembicara dengan Menggunakan Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC) dan Self Organizing Map (SOM) (di akses 2 Febuari 2011)
- [12] Ali Mustafo(2007) Sistem Pengenalan Penutur dengan Metode Mel-frequency Wrapping (di akses 2 September 2007)