MUSICAL INSTRUMENT RECOGNITION DENGAN METODE MEL-FREQUENCY CEPSTRAL COEFFICIENTS (MFCC) DAN LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ) DALAM MENGKLASIFIKASIKAN SUMBER BUNYI PADA ALAT MUSIK

Sofiyanudin[1], Irfan Maliki[2]

[1,2] Universitas Komputer Indonesia
Jl. Dipatiukur No 112-116 Bandung. 40132
E-mail : sofiyanudin.first@gmail.com[1], irfanmaliki007@gmail.com[2]

ABSTRAK

Musical Instrument Recognition merupakan proses yang digunakan untuk mengenali suara alat musik, pada penelitian ini suara alat musik yang dikenali yaitu suara alat musik berdasarkan sumber bunyi. Berdasarkan sumber bunyi yang dihasilkan alat musik dibagi kedalam lima bagian antara lain, *Aerophone, Elektrophone, Chordofone, Idiophone, Membranophone*. Karena hasil dari penelitian sebelumnya untuk pengenalan suara dengan metode LVQ dan MFCC menghasilkan akurasi yang baik. Maka pada penelitian ini akan dilakukan pengenalan suara dengan metode serupa untuk mengklasifikasikan sumber bunyi pada alat musik. Adapun tujuan dari penelitian ini yaitu mengetahui perfomansi pada metode MFCC dan LVQ sebagai pengenalan suara dalam mengklasifikasikan sumber bunyi pada alat musik.

Kata Kunci: *Musical Instrument Recognition*, Klasifikasi, LVQ, MFCC, Bunyi alat musik

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Musical Instrument Recognition merupakan proses yang digunakan untuk mengenali suara alat musik, pada penelitian ini suara alat musik yang dikenali yaitu suara alat musik berdasarkan sumber bunyi. Berdasarkan sumber bunyi yang dihasilkan alat musik dibagi kedalam lima bagian antara lain, Aerophone, Elektrophone, Chordofone, Idiophone, Membranophone [1].

Untuk dapat mengklasifikasikan suara alat musik, maka diperlukannya pengenalan suara, terdapat metode ekstraksi dan metode klasifikasi untuk dapat mengenali suara. Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan pengenalan suara dengan metode klasifikasi Learning Vector Quantization (LVQ) dan metode ekstraksi Mel frequency cepstral coefficients (MFCC) pada beberapa kasus, diantaranya identifikasi suara paru-paru dengan akurasi 87.83% [2], identifikasi multi Bahasa dengan akurasi 90% [3], penerapan untuk transkripsi suara ke teks dengan akurasi 98.57% [4]. Karena hasil dari penelitian sebelumnya untuk pengenalan suara dengan metode LVQ dan MFCC menghasilkan akurasi yang baik. Maka pada penelitian ini akan dilakukan pengenalan suara dengan metode serupa untuk mengklasifikasikan sumber bunyi pada alat musik. Adapun tujuan dari penelitian ini yaitu mengetahui perfomansi pada metode MFCC dan LVQ sebagai pengenalan suara dalam mengklasifikasikan sumber bunyi pada alat musik.

1.2 Maksud dan Tujuan

Maksud dari penelitian ini adalah untuk implementasi ekstraksi suara metode MFCC dan LVQ sebagai pengenalan suara dan Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk mengetahui perfomansi LVQ dalam mengklasifikasikan alat musik berdasarkan sumber bunyi.

1.3 Sumber Bunyi

Berdasarkan pengelompokanya alat musik dibagi menjadi tiga bagian, diantaranya adalah: berdasar atas cara memainkan alat musik, berdasar atas sumber bunyi alat musik, berdasar atas fungsi alat musik [1].

1) *Aerophone* yaitu alat musik yang sumber bunyinya berasal dari udara yang bergetar dengan cara ditiup atau di pompa. Contoh: flute, seruling, rekorder, tuba, melodeon, klarinet, saksopon dan horn yang cara memainkanya ditiup. Akordin dengan dipompa

2) Idiophone yaitu alat musik yang sumber bunyinya berasal dari batang logam atau kayu yang dipukul atau sumber bunyinya berasal dari alat itu sendiri. Contoh: bellira, calung, angklung, kulintang, perangkat gamelan.

3) Elektrophone yaitu alat musik yang sumber bunyinya berasal dari rangkain elektronika yang terdapat di dalam alat tersebut. Perkembangan teknologi saat ini membuat alat ini bias mengeluarkan suara dari berbagai jenis alat

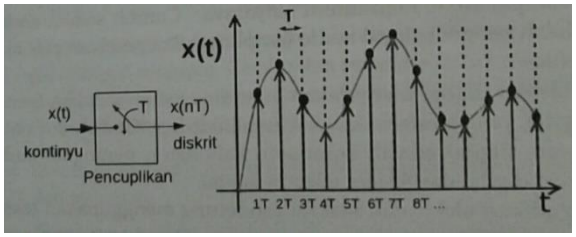
musik. Contoh: keyboard, Organ elektrik, Gitar elektrik, bass elektrik dan lain-lain.

4) Membranophone yaitu alat musik yang sumber bunyinya bersumber pada getaran pada selaput tipis yang terbuat dari kulit atau plastic yang berbunyi dengan cara dipukul. Contoh: tamborin, rebana, bedug, drum set, ketipung, bongo, konga, timpani dan lain-lain.

5) Cordophone yaitu alat musik yang sumber bunyinya berasal dari rangkaian dawai yang bergetar Karena dipetik, digesek maupun ditekan.
    a. Di petik: gitar, harpa mandolin, ukulele, banjo, siter, kecapi bas dan lain-lain.
    b. Di gesek: biola, viola, double bass, rebab
    c. Di tekan: piano akustik [1]

1.4 Sinyal Analog dan Digital

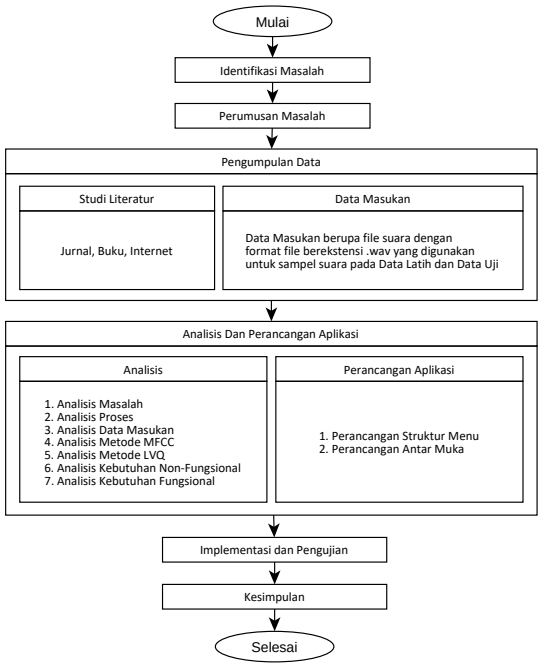
Sinyal dapat dikelompokan menjadi sinyal kontinyu dan sinyal disktrit. Amplitudo sinyal kontinyu terdefinisi untuk semua waktu t, sedangkan amplitude sinyal disktrit terdefinisi untuk nilai t tertentu. Sinyal disktrit diperoleh dengan mencuplik (mengambil sampel) sinyal kontinyu di waktu-waktu tertentu. Pencuplikan dilakukan secara periodik dengan periode T (Gambar 2.1). Pencuplikan sinyal kontinyu x(t) dilakukan dengan memutus sambungkan saklar dengan periode T. untuk menghasilkan sinyal diskrit x(nT).



Sinyal kontinyu dapat dinyatakan dengan x(t) dan sinyal diskrit dinyatakan dengan x(nT) atau disingkat x[n], dengan n bilangan bulat dan T periode pencuplikan. Amplitudo sinyal diskrit x(nT) hanya terdefinisi di T detik, 2T, 3T dan seterusnya.
Sinyal analog adalah sinyal kontinyu yang mempunyai amplitudo kontinyu dalam jangkauan tertentu. Dengan kata lain, sinyal analog ini mempunyai karakteristik waktu dan amplitudo kontinyu.
Sinyal digital adalah sinyal diskrit yang mempunyai jangkauan amplitudo diskrit (terbatas). Dengan kata lain, sinyal digital ini mempunyai karakteristik waktu dan amplitudo yang diskrit. Waktu diskrit diperoleh dengan proses yang disebut kuantisasi [5].

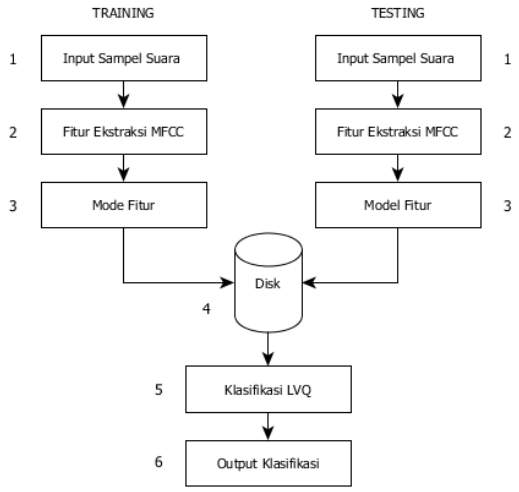
1.5 Metodologi Penelitian

Metode penelitian kuantitatif dapat diartikan sebagai metode penelitian yang berlandaskan pada filsafat positivisme, digunakan untuk meneliti pada populasi atau sampel tertentu, pengumpulan data menggunakan instrumen penelitian, analisis data bersifat kuantitatif/statistik, dengan tujuan untuk menguji hipotesis yang telah ditetapkan [21].



1.6 Analisis Proses

Analisis Proses dalam penelitian bertujuan untuk mengidentifikasi permasalahan-permasalahan yang ada dalam mengklasifikasikan sumber bunyi. Adapun gambaran dari analisis proses sebagai berikut:



Gambar 1. Analisis Proses

Berikut merupakan penjelasan dari gambar alur proses:

1) Tahap memasukan data sampel suara dengan file berektensi .wav.

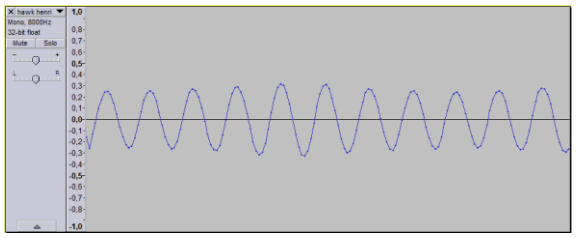
2) Tahap melakukan ekstraksi fitur dari sampel suara menggunakan metode MFCC. Hasil dari fitur ekstraksi berupa nilai vektor yang akan dimasukan kedalam model fitur, alur proses dapat dilihat pada Gambar 2.1 Alur proses MFCC.
3) Model Fitur merupakan model yang dilakukan pada tahap pengkodean, diamana model berisi informasi setiap sampel suara yang terdiri dari nama file, nama sampel, kardinalitas ekstraksi, dan vektor akustik.
4) Dari Model Fitur disimpan kedalam file yang berekstensi (.ser) pada Internal Storage.
5) Proses klasifikasi dengan metode LVQ untuk mengetahui jenis sumber bunyi dari sampel suara yang ada pada Model Fitur.
6) 6.Hasil klasifikasi sumber bunyi dengan kelas Aerofon, Elektrofon, Idiofon, Kordofon, dan Membranofon.

2. ISI PENELITIAN

2.1 Analisis Dataset

Dataset digunakan sebagai parameter yang digunakan pada Data Latih dan Data Uji. Data masukan diolah dari data suara file dengan ekstensi (.wav). Nilai yang diambil merupakan sampel suara hasil dari pengolahan data analog ke data digital.

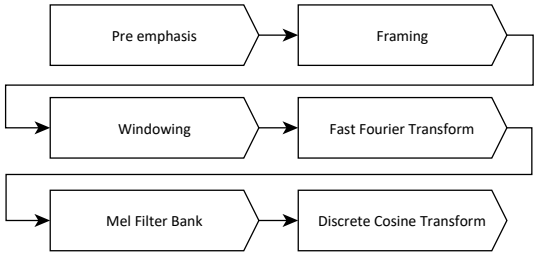
Adapun jenis suara yang digunakan sebagai sampel perhitungan yaitu kelas Aerofon dengan sample rate 8000, chanel mono dan durasi 1 detik. Hasil pengolahan data analog ke digital dapat dilihat pada gambar 1 menggunakan Audacity.



Gambar 2. Sampel data masukan

2.2 MFCC

MFCC metode yang digunakan dalam mengekstraksi ciri dari suara, hasil dari ekstraksi merupakan nilai vektor akustik yang dijadikan sebagai parameter pada algoritma klasifikasi. Dalam melakukan ekstraksi ciri menggunakan metode MFCC terdiri dari beberapa tahap antara lain, *Pre-Emphasis, Framing, Windowing, FFT (Fast Fourier Transform), Mel Filter Bank,DCT (Discrete Cosine Transform)* [1] [2].



Gambar 3. Alur proses MFCC

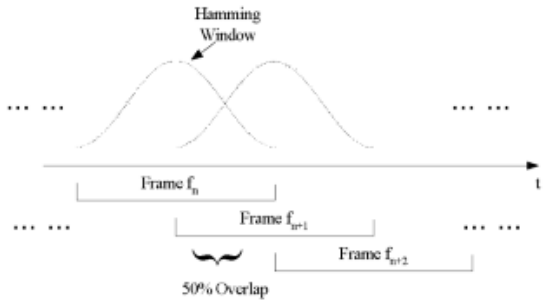
2.2.1 Pre-Emphasis

Pada langkah ini akan dilakukan proses sinyal melalui filter yang menekankan frekuensi yang lebih tinggi. [5]. Pada penelitian sebelumnya α = 0.95 [5] Adapun persamaan dari pre-emphasis yaitu pada persamaan (1):

$$Sa[n] = s[n] - \alpha . s[n-1] \quad (1)$$

2.2.2 Framing

Proses segmentasi sampel suara yang diperoleh dari analog to digital conversion (ADC) menjadi frame yang lebih kecil dengan panjang dalam kisaran 20 sampai 40 ms. Tujuan dari framing adalah untuk menghindari diskontinuitas sinyal, Karena diskontinuitas sinyal dapat menyebabkan ekstraksi parameter yang salah selama analisis. Untuk menghindari diskontinuitas sinyal pada dua frame berturut-turut, setiap dua frame saling tumpang tindih (overlapping) [5]. Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan framing 20ms, overlaping 10ms [9]. Proses dari framing dapat dilihat pada Gambar 2 [9]:



Gambar 2. Proses Framing

Adapun persamaan dari *framing* yaitu pada persamaan (2), (3, (4):

$$Ns = sample\ rate \times durasi\ framing \quad (2)$$

$$No = sample\ rate \times durasi\ overlapping \quad (3)$$

$$Nf = \frac{sample\ rate}{Ns} \quad (4)$$

2.2.3 Windowing

Pada langkah selanjutnya dalam pengolahan MFCC adalah melakukan windowing, setiap individu frame akan meminimalkan diskontinuitas sinyal pada awal dan akhir frame. Konsep ini adalah untuk meminimalkan penyimpangan spektral dengan menggunakan window dengan melancipkan sinyal menjadi nol pada awal dan akhir setiap frame [11].

Adapun persamaan dari windowing yaitu pada persamaan (5), (6):

$$Wham[n] = 0.54 - 0.46\cos\left(\frac{2\pi n}{\mathrm{Ns}-1}\right) \quad (5)$$

Dimana $0 \le n \le Ns - 1$

$$Sb[n] = Sa[n] \times Wham[n] \quad (6)$$

Dimana $0 \le n \le Ns - 1$

2.2.4 FFT

Pada langkah selanjutnya adalah FFT, mengubah setiap frame sampel N dari domain waktu menjadi domain frekuensi. FFT adalah algoritma cepat untuk mengimplementasikan Discrete Fourier Transform (DFT) [11]. Adapun persamaan FFT yaitu pada persamaan (7), (8):

$$F[k] = \sum_{n=0}^{Ns-1}\left(\mathrm{Sb[n]}\cos\frac{2\pi nk}{Ns}\right) - j\sum_{n=0}^{Ns-1}\left(\mathrm{Sb[n]}\sin\frac{2\pi nk}{Ns}\right)$$

Dimana $k = 0,1,2,\dots,Ns-1$ (7)

$$Sc[n] = \left|[R^2 + I^2]^{1/2}\right| \quad (8)$$

2.2.5 Mel Filter Bank

Penelitian *psychophysical* telah menunjukkan bahwa persepsi manusia tentang frekuensi sinyal suara tidak mengikuti skala linier. Jadi untuk setiap nada dengan frekuensi aktual f diukur dalam Hz, nada subyektif diukur pada skala yang disebut skala 'mel'. Skala frekuensi mel adalah jarak frekuensi linear di bawah 1000 Hz dan jarak logaritmik di atas 1000 Hz. [11]. Pada penelitian sebelumnya jumlah Filter Bank 30, *Low mel frequency* 130Hz, *High mel frequency* 6800Hz [12]. Adapun persamaan *mel filter bank* yaitu pada persamaan (9), (10), (11), (12), (13)

$$mel(f) = 2595\,log_{10}\left(1 + \frac{f}{700}\right) \quad (9)$$

$$mel^{-1}(f) = 700 \times \left(10^{\frac{f}{2595}} - 1\right) \quad (10)$$

$$f_{b(i)} = \left(\frac{Ns}{Fs}\right) \times mel^{-1}\left(mel(Nlow) + i\frac{mel(Nhigh) - mel(Nlow)}{Nfbank - 1}\right) \quad (11)$$

$$h(i,k) = \begin{cases} 0, & untuk\ k < f_{b(i-1)} \\ \dfrac{k - f_{b(i-1)}}{f_{b(i)} - f_{b(i-1)}}, & untuk\ f_{b(i-1)} \le k < f_{b(i)} \\ \dfrac{f_{b(i+1)} - k}{f_{b(i+1)} - f_{b(i-1)}}, & untuk\ f_{(i)} \le k < f_{b(i+1)} \\ 0, & untuk\ k > f_{b(i+1)} \end{cases} \quad (12)$$

$$Sd[i] = \sum_{k=0}^{Ns-1} |Sc[i]|^2 \times h(i,k) \quad (13)$$

Dimana $i = 1,2 \dots Nfbank$

2.2.6 DCT

Ini adalah proses untuk mengubah log Mel spectrum menjadi domain waktu menggunakan Discrete Cosine Transform (DCT). Hasil konversi tersebut disebut Mel Frequency Cepstrum Coefficient. Himpunan koefisien disebut vektor akustik. Oleh karena itu, setiap ucapan masukan ditransformasikan menjadi urutan vektor akustik [5]. Adapun persamaan DCT yaitu pada persamaan (14):

$$Se[n] = \sqrt{\frac{2}{Nbank}}\sum_{k=0}^{Nbank-1}\log(Sd[k+1]) \times \cos\left[n\left(\frac{2k-1}{2}\right)\frac{\pi}{Nfbank}\right]$$

Dimana $n = 0,1,2 \dots Nk - 1$

2.3 LVQ

LVQ adalah algoritma perhitungan saraf dengan kecerdasan komputasi, dengan menggunakan pembelajaran kompetitif untuk melakukan klasifikasi. LVQ mempelajari vektor fitur dari ekstraksi ciri yang dihasilkan oleh metode MFCC.

Pada penelititan sebelumnya telah dilakukan pengujian LVQ dengan akurasi 98.57% [2], dengan nilai paramter epoh 90, learning rate (a) 0.007 dan penurunan learning rate (penurunan a) 0.977 [2], maka pada penelitian ini akan dilakukan dengan parameter yang sama. Adapun algoritma pada learning rate antara lain [2]:

1. Inisilaisasi parameter:
   $a, penurunan\ a, epoh$

   Dimana:
   a = *Learning Rate*
   $penurunan\ a$ = penurunan *Learning Rate*
   $epoh$= Maksimum epoh
2. Lakukan perhitungan langkah 3 dan 4 selama perulangan lebih kecil dari maksimum epoh
3. Perhitungan X_i terhadap W_i dengan persamaan *Euclidean Distance* sebagai berikut:

$$C_{xw} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_i - W_i)^2 + \dots + (X_n - W_n)^2} \quad (2.1)$$

   Dimana:
   X_i = Nilai pada Data Latih
   W_i = Nilai Bobot Awal
4. Setelah didapatkan nilai C_{xw} dari nilai $X_i$terhadap nilai W_i, lalu dapatkan nilai bobot baru dengan persamaan berikut:

Jika $T = C_{xw}$ maka

$$W_i(baru) = W_i(lama) + \alpha(X_i - W_i(lama)) \quad (2.16)$$

Jika $T \neq C_{xw}$ maka

$$W_i(baru) = W_i(lama) - \alpha(X_i - W_i(lama)) \quad (2.17)$$

Dimana:

T = Target dari kelas C_{xw} dengan nilai yang terkecil

Tahap mencari bobot baru, setelah di dapatkan nilai X_i terhadap W_i, Maka selanjutnya dilakukan perubahan α dengan persamaan sebagai berikut:

$$\alpha = a - penurunan\ a \times a \quad (2.2)$$

5. Langkah 3 dan 4 dikerjakan pada semua X_i terhadap W_i, sampai maksium epoh.
6. Setelah melakukan perhitungan hingga maksimum epoh, maka didapatkan data bobot baru yang akan dijadikan sebagai data bobot untuk pengujian metode LVQ.

2.4 Pengujian

Pengujian perfomansi dilakukan untuk mengetahui performa serta mengukur tingkat keakuratan dari metode klasifikasi yaitu metode LVQ. Pada pengujian ini dibagi menjadi 3 proses pengujian, adapun proses pengujian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1) Pengujian perfomansi dengan menggunakan *training test.*
2) Pengujian perfomansi dengan menggunakan *supplied test.*
3) Pengujian perfomansi dengan menggunakan metode *k-fold cross validation.*
4) Pengujian perfomansi dengan menggunakan *supplied test* dengan noise..

2.4.1 Pengujian Training Test

Pada pengujian perfomansi ini, untuk data latih dan data uji digunakan dengan *dataset* yang sama. Pengujian ini dilakukan dengan *dataset* berjumlah 750 dan 5 kelas, setiap kelas 150 *dataset* untuk data uji dan data latih. *Confusion Matrix* hasil dari pengujian ini dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1 Confusion Matrix Training Test

Kelas	A	E	I	K	M	Akurasi
A	145	0	0	5	0	96.67%
E	0	144	0	0	6	96%
I	0	0	149	0	1	99.33%
K	2	0	0	127	21	84.66%
M	0	1	0	3	146	97.33%
Total Akurasi						94.80%

Adapun perhitungan untuk akurasi pengujian pada *training test* sebagai berikut:

Aerofon $= \frac{145}{150} \times 100 = 96.67\%$

Elektrofon $= \frac{144}{150} \times 100 = 96\%$

Idiofon $= \frac{149}{150} \times 100 = 96.33\%$

Kordofon $= \frac{127}{150} \times 100 = 84.66\%$

Membranofon $= \frac{146}{150} \times 100 = 97.33\%$

Total Akurasi $= \frac{145 + 144 + 149 + 127 + 146}{750} \times 100 = 94.80\%$

2.4.2 Pengujian Supplied Test

Pada pengujian perfomansi ini, untuk data uji menggunakan *dataset* yang berbeda dengan data latih. Data latih digunakan 750 *dataset* dengan setiap kelas 150 *dataset* dan data uji 250 *dataset* dengan setiap kelas 50 *dataset*. *Confusion Matrix* hasil pengujian ini dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2 Confusion Matrix Supplied Test

Kelas	A	E	I	K	M	Akurasi
A	43	0	0	7	0	86%
E	0	38	0	0	12	76%
I	0	0	50	0	0	100%
K	0	0	0	42	8	84%
M	0	0	0	0	50	100%
Total Akurasi						89.20%

Adapun perhitungan untuk akurasi pengujian pada *supplied test* sebagai berikut:

Aerofon $= \frac{43}{50} \times 100 = 86\%$

Elektrofon $= \frac{38}{50} \times 100 = 76\%$

Idiofon $= \frac{50}{50} \times 100 = 100\%$

Kordofon $= \frac{42}{50} \times 100 = 84\%$

Membranofon $= \frac{50}{50} \times 100 = 100\%$

Total Akurasi $= \frac{43 + 38 + 50 + 42 + 50}{250} \times 100 = 89.20\%$

2.4.3 Pengujian k-fold cross validation

Pengujian perfomansi ini dilakukan menggunakan metode *k-fold cross validation* dengan nilai k=5, dimana *dataset* dibagi menjadi 5, dengan dataset 750 yaitu A1 = 150, A2 = 150, A3 = 150, A4 = 150, A5 = 150. Pengujian dilakukan sebanyak nilai k, adapun pengujian yang dilakukan sebagai berikut:

1. P1 = A1 sebagai data uji dan A2, A3, A4, A5 sebagai data latih.
2. P2 = A2 sebagai data uji dan A1, A3, A4, A5 sebagai data latih.
3. P3 = A3 sebagai data uji dan A1, A2, A4, A5 sebagai data latih.
4. P4 = A4 sebagai data uji dan A1, A2, A3, A5 sebagai data latih.
5. P5 = A5 sebagai data uji dan A1, A2, A3, A4 sebagai data latih.

Tabel 3 Confusion Matrix K-Fold Cross Validation P1

Kelas	A	E	I	K	M	Akurasi
A	30	0	0	0	0	100%
E	0	30	0	0	0	100%
I	0	0	30	0	0	100%
K	0	0	0	26	4	86.67%
M	0	0	2	4	24	80%
Total Akurasi						93.33%

Adapun perhitungan untuk akurasi pengujian pada *k-fold cross validation* P1 sebagai berikut:

Aerofon $= \frac{30}{30} \times 100 = 100\%$

Elektrofon $= \frac{30}{30} \times 100 = 100\%$

Idiofon $= \frac{30}{30} \times 100 = 100\%$

Kordofon $= \frac{26}{30} \times 100 = 86.67\%$

Membranofon $= \frac{24}{30} \times 100 = 80\%$

Total Akurasi $= \frac{30 + 30 + 30 + 26 + 24}{150} \times 100 = 93.33\%$

Tabel 4 Confusion Matrix K-Fold Cross Validation P2

Kelas	A	E	I	K	M	Akurasi
A	30	0	0	0	0	100%
E	0	27	0	0	3	90%
I	0	0	30	0	0	100%
K	1	0	0	28	1	93.33%
M	0	0	0	1	29	96.67%
Total Akurasi						96%

Adapun perhitungan untuk akurasi pengujian pada *k-fold cross validation* P2 sebagai berikut:

Aerofon $= \frac{30}{30} \times 100 = 100\%$

Elektrofon $= \frac{27}{30} \times 100 = 90\%$

Idiofon $= \frac{30}{30} \times 100 = 100\%$

Kordofon $= \frac{28}{30} \times 100 = 93.33\%$

Membranofon $= \frac{29}{30} \times 100 = 96.67\%$

Total Akurasi $= \frac{30 + 27 + 30 + 28 + 29}{150} \times 100 = 96\%$

Tabel 5 Confusion Matrix K-Fold Cross Validation P3

Kelas	A	E	I	K	M	Akurasi
A	30	0	0	0	0	100%
E	0	27	0	0	3	90%
I	0	0	29	0	1	96.67%
K	1	0	0	29	0	96.67%
M	0	0	0	2	28	93.33%
Total Akurasi						95.33%

Adapun perhitungan untuk akurasi pengujian pada *k-fold cross validation* P3 sebagai berikut:

Aerofon $= \frac{30}{30} \times 100 = 100\%$

Elektrofon $= \frac{27}{30} \times 100 = 90\%$

Idiofon $= \frac{29}{30} \times 100 = 96.67\%$

Kordofon $= \frac{29}{30} \times 100 = 96.67\%$

Membranofon $= \frac{28}{30} \times 100 = 93.33\%$

Total Akurasi $= \frac{30 + 27 + 29 + 29 + 28}{150} \times 100 = 95.33\%$

Tabel 6 Confusion Matrix K-Fold Cross Validation P4

Kelas	A	E	I	K	M	Akurasi
A	30	0	0	0	0	100%
E	0	30	0	0	0	100%
I	0	0	30	0	0	100%
K	0	0	0	25	5	83.33%
M	0	0	0	0	30	100%
Total Akurasi						96.67%

Adapun perhitungan untuk akurasi pengujian pada *k-fold cross validation* P4 sebagai berikut:

Aerofon $= \frac{30}{30} \times 100 = 100\%$

Elektrofon $= \frac{30}{30} \times 100 = 100\%$

Idiofon $= \frac{30}{30} \times 100 = 100\%$

Kordofon $= \frac{25}{30} \times 100 = 83.33\%$

Membranofon $= \frac{28}{30} \times 100 = 100\%$

Total Akurasi $= \frac{30 + 30 + 30 + 25 + 30}{150} \times 100 = 96.67\%$

Tabel 7 Confusion Matrix K-Fold Cross Validation P5

Kelas	A	E	I	K	M	Akurasi
A	22	0	0	8	0	73.33%
E	0	30	0	0	0	100%
I	0	0	29	0	1	96.7%
K	1	0	0	23	6	76.67%
M	0	0	0	0	30	100%
Total Akurasi						89.33%

Adapun perhitungan untuk akurasi pengujian pada *k-fold cross validation* P5 sebagai berikut:

Aerofon $= \frac{22}{30} \times 100 = 73.33\%$

Elektrofon $= \frac{30}{30} \times 100 = 100\%$

Idiofon $= \frac{29}{30} \times 100 = 96.7\%$

Kordofon $= \frac{23}{30} \times 100 = 76.67\%$

Membranofon $= \frac{30}{30} \times 100 = 100\%$

Total Akurasi $= \frac{22 + 30 + 29 + 23 + 30}{150} \times 100 = 89.33\%$

Tabel 8 Confusion Matrix Total Rata-rata Akurasi K-Fold Cross Validation

Kelas	A	E	I	K	M	Akurasi
A	142	0	0	0	0	94.67%
E	0	144	0	0	0	96%
I	0	0	148	0	0	98.67%
K	0	0	0	131	0	87.33%
M	0	0	0	0	141	94%
Total Rata-rata Akurasi						94.13%

Adapun perhitungan untuk total rata-rata akurasi pengujian *k-fold cross validation* sebagai berikut:

Aerofon $= \frac{142}{150} \times 100 = 94.67\%$

Elektrofon $= \frac{144}{150} \times 100 = 96\%$

Idiofon $= \frac{148}{150} \times 100 = 98.67\%$

Kordofon $= \frac{131}{150} \times 100 = 87.33\%$

Membranofon $= \frac{141}{150} \times 100 = 94\%$

Total rata-rata akurasi $= \frac{142 + 144 + 148 + 131 + 141}{750} \times 100 = 94.13\%$

2.4.4 Pengujian Supplied Test dengan Noise

Kelas	A	E	I	K	M	Akurasi
A	0	6	0	0	44	0%
E	0	44	0	0	6	88%
I	0	0	27	0	23	54%
K	2	0	0	5	45	10%
M	0	0	0	0	50	100%
Total Akurasi						50.40%

Adapun perhitungan untuk akurasi pengujian pada *supplied test* dengan *noies* sebagai berikut:

Aerofon $= \frac{0}{50} \times 100 = 0\%$

Elektrofon $= \frac{44}{50} \times 100 = 88\%$

Idiofon $= \frac{27}{50} \times 100 = 54\%$

Kordofon $= \frac{5}{50} \times 100 = 10\%$

Membranofon $= \frac{50}{50} \times 100 = 100\%$

Total Akurasi $= \frac{0 + 44 + 27 + 5 + 50}{250} \times 100 = 50.40\%$

3. PENUTUP

Berdasarkan dari pengujian yang telah dilakukan, bahwa metode MFCC dan LVQ dapat mengklasifikasikan sumber bunyi pada alat musik dengan akurasi 94.80% dari pengujian *training test*, 89.20% dari pengujian *supplied test*, 94.13% dari pengujian *k-fold cross validation*,50.40% dari pengujian *supplied test* dengan *noise.* Maka dapat disimpulkan bahwa metode MFCC dan LVQ dapat diimplementasikan dalam mengklasifikasikan sumber bunyi pada alat musik dengan akurasi yang baik.

DAFTAR PUSTAKA

[1] R. Hidayatullah, M.Pd. dan Hasymkan, S.Sn., M.Sn, Dasar-Dasar Musik, Bandar Lampung: arttex, 2016.

[2] F. Syafria, A. Buono dan B. P. Silalahi, "A Comparison of Backpropagation and LVQ : a case study of lung sound recognition," *IEEE,* 2014.

[3] R. Haldar dan P. K. Mishra, "Learning Vector Quantization (LVQ) Neural Network Approach for Multilingual Speech Recognition," *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET),* vol. 3, no. 5, 2016.

[4] L. N. Sari, "Penerapan learning vector quantization (LVQ) dan ekstraksi ciri menggunakan mel-frequency cepstrum coefficents (MFCC) untuk transkripsi suara ke teks," *Institut Pertanian Bogor,* 2014.

[5] E. D. Widianto, Sistem Digital. Analisis, Desain dan Implementasi, 2014: Graha Ilmu.

[6] S.-H. Chen dan Y.-R. Luo, "Speaker Verification Using MFCC and Support Vector Machine," *IMECS,* vol. 1, 2009.

[7] K. K. Kumbhare dan K. V. Warkar, "Secure E-Commerce Transaction using Noisy Password with Voiceprint and OTP," *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication,* vol. 4, no. 8, 2016.

[8] "About the Android Open Source Project," [Online]. Available: https://source.android.com. [Diakses 27 Maret 2017].

[9] "Codenames, Tags, and Build Numbers," [Online]. Available: https://source.android.com/source/build-numbers. [Diakses 2017 Maret 2017].

[10] "Mengenal Android Studio," [Online]. Available: https://developer.android.com/studio/intro/index.html?hl=id. [Diakses 27 Maret 2017].

[11] Rosa A. S dan M. Shalahuddin, Rekayasa Perangkat Lunak (Terstruktur dan Berorientasi Objek), Bandung: Informatika Bandung, 2016.

[12] L. Muda, M. Begam dan I. Elamvazuthi, "Voice Recognition Algorithms using Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC) and Dynamic Time Warping (DTW) Techniques," *JOURNAL OF COMPUTING,* vol. 2, no. 3, 2010.

[13] C. G. K. Leon , "Robust Computer Voice Recognition Using Improved MFCC Algorithm," *IEEE International Conference on New Trends in Information and Service Science,* 2009.

[14] F.-Y. Leu dan G.-L. Lin , "An MFCC-based Speaker Identification System," *IEEE 31st*

International Conference on Advanced Information Networking and Applications, 2017.

[15] K. Chakraborty , A. Talele dan S. Upadhya , "Voice Recognition Using MFCC Algorithm," *International Journal of Innovative Research in Advanced Engineering (IJIRAE)* , vol. 1, no. 10, 2014.

[16] S. K. Kopparapu dan M. Laxminarayana , "Choice of mel filter bank in computing MFCC of Resampled Speech," *International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications ISSPA* , 2010.

[17] W. HAN, C.-F. CHAN, C.-S. CHOY dan K.-P. PUN, "An Efficient MFCC Extraction Method in Speech Recognition," *IEEE ISCAS,* 2006.

[18] R. S. Pressman, Software Enginerring A Practitioner's Approach, McGraw Hill, 2012.

[19] R. Payam Refaeilzadeh, T. Lei dan L. Huan , Cross-Validation, Arizona State University, Tempe, AZ, USA , 2009.

[20] Sugiyono, Metode Penelitian Kuantitatif Kualitatif dan R&D, Bandung: Alfabeta, 2014.

[21] A. Eronen dan A. Klapuri, "Musical instrument recognition using cepstral coefficients and temporal features," *IEEE,* 2000.

[22] L. Muda, M. Begam dan I. Elamvazuthi, "Voice Recognition Algorithms using Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC) and Dynamic Time Warping (DTW) Techniques," *Journal Of Computing,* vol. 2, no. 3, 2010.