

Pengenalan *Chord* pada Alat Musik Gitar Menggunakan *CodeBook* dengan Teknik Ekstraksi Ciri MFCC

Elghar Wisnudisastra, Agus Buono

Departemen Ilmu Komputer, Institut Pertanian Bogor, Jl. Meranti Wing 20 Lv.V, Bogor, Jawa Barat, 16680

Abstract --- Human auditory system is capable of extracting rich and meaningful data from complex audio signal. To recognize chord sequences that played in some kind of music is not an easy task. People need big effort to train their sense of hearing so they can recognize that kind sound of chords. This condition is also valid in a computer system. Finding the key and labeling the chords automatically from music are great use for those who want to do harmonic analysis of music. Hence automatic chord recognition has been a topic of interest in the context of Music Information Retrieval (MIR) for several years, and attempts have been made in implementing such systems using well understood signal processing and pattern recognition techniques. This research is about to recognize the sound of chord that played and recorded by guitar instrument. There are 24 major-minor chords that used in this research. MFCC is used as feature extraction and the number of coefficient cepstral that used are 13 and 26. Each chord signal that has been extracted then clustered using K-means algorithm with 8, 12, 16, 20, 24, 28, 32 k numbers to create codebook that use as a model of each chord. For the recognition process, there are two methods that used in this research, unstructured recognition and structured recognition. For the result, this research produces two kinds model of codebook that are codebook with 13 coefficients and codebook with 26 coefficients. Both types of codebook show a good result with accuracy level above 88%. The best result yielded from usage of 26 coefficient cepstral with structured recognition. It's accuracy level reach 97%. Hence the usage of 26 coefficient cepstral is better than the usage of 13 coefficient cepstral with difference of accuracy level is about 7%. This research also shows the affectation of the numbers k-means that used. An increasing accuracy level shown by increasing the amount of k-cluster.

Keywords: *Chord, Codebook, MFCC, K-means, Structured and Unstructured recognition*

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Sistem pendengaran manusia memiliki kemampuan yang luar biasa dalam menangkap dan mengenali sinyal suara. Dalam mengenali sebuah kata ataupun kalimat bukanlah hal yang sulit dilakukan oleh manusia. Apalagi kata tersebut merupakan bahasa utama yang dipakai sehari-hari. Lain halnya dalam mengenali serangkaian *chord* yang dimainkan dalam sebuah musik. Untuk seorang musisi hal ini dapat dilakukan dengan mudah. Namun untuk orang biasa ataupun

pemula di bidang musik, dibutuhkan banyak waktu dan tenaga untuk mengenalinya. Pendengaran mereka harus terus dilatih agar dapat dengan mudah mengenali *chord* musik. Hal ini pun berlaku untuk sebuah sistem komputer.

Chord merupakan rangkaian nada yang membangun keharmonisan pada musik. Enak tidaknya suatu musik untuk didengarkan, tergantung pada rangkaian *chord* yang menyusunnya. Oleh karena itu menganalisis keseluruhan struktur harmonik pada suatu musik selalu diawali dengan mengenali setiap *chord* yang menyusun musik tersebut. Untuk alasan inilah, pengenalan *chord* telah berhasil menarik banyak perhatian di dunia *music information retrieval* (MIR).

Terdapat dua modul yang sangat penting dalam *speaker recognition* yaitu *feature extraction* dan *feature matching* (Do 1994). *Feature extraction* adalah proses mengekstraksi sejumlah data dari sinyal suara yang nantinya dapat digunakan untuk merepresentasikan sinyal suara tersebut sedangkan *feature matching* adalah proses mengidentifikasi suara dengan cara membandingkan setiap ciri yang telah diekstraksi dari suara yang akan diidentifikasi dengan ciri dari suara yang telah diketahui. Pada penelitian ini penulis akan menggunakan metode *codebook* yang merupakan salah satu teknik *feature matching* dalam mengenali *chord* pada alat musik gitar dan menggunakan teknik *Mel-Frequency Cepstrum Coefficient* (MFCC) untuk ekstraksi cirinya.

B. Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Menerapkan metode *codebook* dan teknik ekstraksi ciri MFCC dalam mengenali setiap *chord* yang dimainkan dengan alat musik gitar.
2. Mengetahui akurasi pengenalan *chord* pada alat musik gitar dengan menggunakan metode *codebook*
3. Mengetahui pengaruh banyaknya *cluster* dari setiap *codebook* terhadap tingkat akurasi dalam mengenali setiap *chord* pada alat musik gitar.

C. Ruang Lingkup

Adapun ruang lingkup dari penelitian ini antara lain :

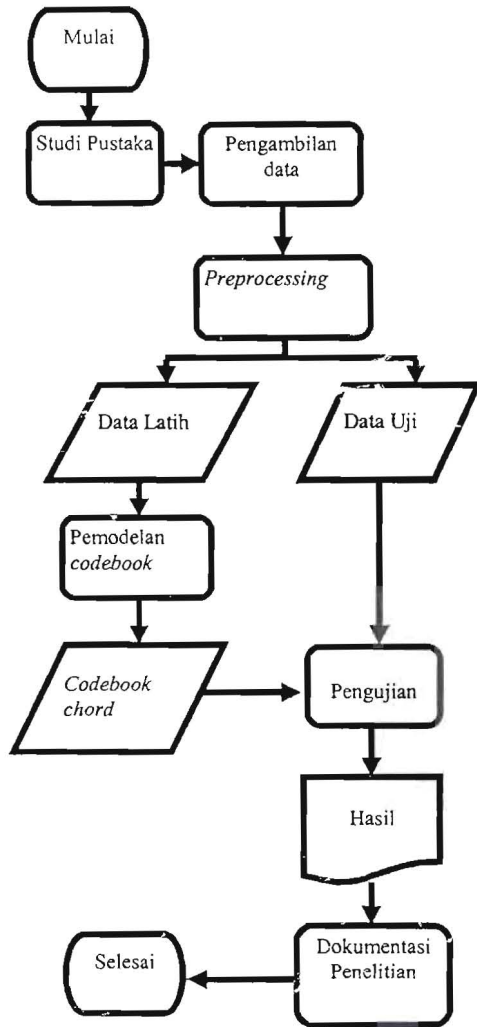
1. *Chord* yang akan dikenali hanyalah *chord* mayor dan minor yang diperoleh dari suara gitar yang direkam. Total terdapat 24 *chord* mayor/minor.
2. *Chord* yang akan dikenali hanya dimainkan dengan cara dipukul serentak dari atas ke bawah dalam satu posisi untuk masing-masing *chord*.
3. Suara *chord* yang dikenali hanyalah suara *chord* yang dimainkan dengan menggunakan jenis gitar dengan senar nylon.

D. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi mengenai akurasi penggunaan metode *codebook* dalam pengenalan *chord* pada alat musik gitar.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan proses, yaitu studi pustaka, pengambilan data, pemodelan *chord*, dan pengujian. Proses pengenalan *chord* gitar dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram proses pengenalan *chord* gitar.

4. Studi Pustaka

Pada tahap ini mulai dilakukan pencarian dan pembelajaran mengenai pustaka-pustaka yang dibutuhkan untuk penelitian ini. Pustaka-pustaka tersebut dapat berupa buku, jurnal, ataupun media yang dapat dibuktikan kebenarannya. Studi pustaka dilakukan guna memahami langkah-langkah dalam metode yang digunakan dalam penelitian ini.

3. Pengambilan Data

Data yang digunakan adalah suara 24 jenis *chord* gitar yang dimainkan dengan cara dipukul serentak dari atas ke

bawah dan direkam masing-masing sebanyak 20 kali pengulangan. Dengan demikian, masing-masing *chord* memiliki 20 data suara. Kemudian dipilih 10 data suara secara acak dari masing-masing *chord* untuk dijadikan sebagai data latih dan 10 data suara lainnya sebagai data uji. *Chord-chord* yang dipakai adalah 24 jenis *chord* mayor dan minor, seperti yang dilihat dalam Tabel 1.

Tabel 1. Data *chord* gitar yang diambil

Chord dasar.	Mayor	Minor
C	CM	Cm
C#	C#M	C#m
D	DM	Dm
D#	D#M	D#m
E	EM	Em
F	FM	Fm
F#	F#M	F#m
G	GM	Gm
G#	G#M	G#m
A	AM	Am
A#	A#M	A#m
B	BM	Bm

Data direkam langsung dengan gitar melalui *microphone* menggunakan software *audacity* selama 2 detik tanpa adanya jeda kosong dan disimpan dalam file berekstensi WAV. Proses perekaman dilakukan di tempat yang hening agar data yang diperoleh bebas dari *noise* lingkungan. Masing-masing *chord* direkam dengan *sampling rate* sebesar 11025 Hz dan *bit rate* sebesar 16 bit.

C. Pemodelan *Codebook Chord*

Pada tahapan ini akan dibuat *codebook* dari setiap data latih yang nantinya akan dipakai sebagai representasi dari sinyal *chord* yang akan dikenali. *Codebook* yang akan dibuat adalah *codebook* dari setiap data *chord* dan *codebook* dari *cluster* yang dibuat dari hasil *clustering* semua data *chord* dengan teknik *hierarchical clustering*. Data *training chord* yang telah diekstraksi pada proses sebelumnya akan di *clustering* dengan menggunakan *hierarchical clustering* sehingga dihasilkan *cluster-cluster* yang berisi *chord-chord* yang berdekatan. Setiap *cluster* tersebut kemudian dibuatkan *codebook*-nya. Masing-masing *codebook* yang dibuat memiliki jumlah *k cluster* 8, 12, 16, 20, 24, 32.

D. Pengujian

Proses pengujian *chord* pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan dua metode, yaitu metode pengenalan tak berstruktur dan metode pengenalan secara berstruktur. Pengenalan tak berstruktur dilakukan dengan membandingkan langsung setiap *chord* pada data uji ke setiap *codebook chord* yang telah dibuat. Proses pengenalan

tersebut dilakukan dengan cara menghitung total jarak minimal dari setiap *frame* sinyal data uji pada setiap *codeword* dalam *codebook chord* yang dibuat. Di sisi lain, metode pengenalan berstruktur dilakukan melalui dua kali proses pengenalan, yaitu proses pengenalan terhadap hasil *cluster* dari *chord* yang ada kemudian proses pengenalan terhadap *chord* yang berada pada *cluster* tersebut. Masing-masing proses pengenalan tersebut dilakukan dengan cara menghitung total jarak minimal dari setiap *frame* sinyal data uji pada setiap *codeword* dalam *codebook cluster* ataupun *codebook chord* yang dibuat.

Pengujian dilakukan pada data uji yang telah dipersiapkan. Setiap data yang diuji akan dilihat apakah data tersebut teridentifikasi pada *chord* yang semestinya. Persentase tingkat akurasi dihitung dengan fungsi berikut :

$$\text{hasil} = \frac{\text{Jumlah chord yang benar}}{\text{jumlah chord yang diuji}} \times 100\%$$

E. Dokumentasi Penelitian

Pada tahap ini akan dilakukan penulisan dokumentasi dari penelitian yang telah dilakukan, mencakup latar belakang dan tujuan dilakukannya penelitian ini, segala pustaka yang dijadikan sebagai acuan, metodologi yang dipakai, pembahasan hasil penelitian sampai dengan penulisan kesimpulan dan saran.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Preprocessing

Dari semua data yang telah diperoleh yaitu sebanyak 240 data latih dan 240 data uji, terlebih dahulu dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan MFCC. Dalam penelitian ini, proses MFCC dilakukan dengan menggunakan fungsi yang terdapat pada *auditory toolbox*. Dalam pemakaiannya terdapat lima parameter yang harus diinputkan yaitu, input suara, *sampling rate*, *time frame*, *overlap*, dan jumlah *cepstral coefficient*. Pemilihan nilai untuk *time frame*, dan *overlap* berturut-turut adalah 30 ms dan 40 %. Jumlah koefisien *cepstral* yang digunakan sebanyak 13 dan 26 koefisien. Proses ekstraksi ciri ini dilakukan terhadap semua data. MFCC mengubah sinyal suara ke dalam suatu matriks yang berukuran jumlah koefisien yang digunakan dikali dengan banyaknya *frame* suara yang terbentuk. Matriks ini menunjukkan ciri *spectral* dari sinyal suara tersebut. Pada penelitian ini masing-masing data suara yang telah diproses dengan MFCC memiliki jumlah *frame* sebanyak 111 *frame*. Setiap *frame* terdiri atas 13 dan 26 koefisien.

B. Pemodelan Codebook

Pada proses pembuatan *codebook*, data yang digunakan adalah data latih yang sudah berupa ciri dari suara *chord* yang telah diperoleh pada tahap *preprocessing*. Terdapat dua jenis model *codebook* yang dimodelkan, yaitu *codebook* untuk setiap *cluster* dan *codebook* untuk setiap *chord*.

1. Pemodelan Codebook Cluster

Terdapat 24 jenis *chord* yang akan dikenali, dan dari 24 *chord* tersebut akan dikelompokkan menjadi beberapa *cluster*. Hal ini dilakukan untuk mempersempit ruang pengenalan *chord*. Data suara yang akan diuji akan dikenal sebagai *chord* berdasarkan golongan *cluster*-nya. Proses pembuatan *cluster* ini menggunakan teknik *hierarchical clustering*. Masing-masing *chord* memiliki 10 suara data latih dimana setiap *chord* memiliki panjang 111 *frame* dan setiap *frame* memiliki 13 dan 26 koefisien. Kemudian 10 suara tersebut digabungkan dan dicari nilai rata-rata masing-masing koefisien dari seluruh *frame*. Dengan demikian, setiap *chord* memiliki vektor yang berisi nilai rata-rata tiap koefisien dari 10 suara. Berdasarkan dari nilai rata-rata tersebut, kemudian dilakukan proses *clustering* terhadap seluruh *chord* yang ada sehingga menghasilkan 5 *cluster* seperti terlihat pada Tabel 2 dan Tabel 3.

Tabel 2. Chord-chord dengan 13 koefisien yang digolongkan berdasarkan cluster-nya

Cluster	Nama Chord
Cluster 1	A#, A#m
Cluster 2	B, Bm, C, Cm
Cluster 3	D, Dm, D#, D#m
Cluster 4	A, Am, E, Em, C#, C#m, F#, F#m, G#, G#m
Cluster 5	F, Fm, G, Gm

Tabel 3. Chord-chord dengan 26 koefisien yang digolongkan berdasarkan cluster-nya

Cluster	Nama Chord
Cluster 1	G, Gm
Cluster 2	F, Fm, F#, F#m, A#, A#m,
Cluster 3	A, Am, C#, C#m, G#, G#m
Cluster 4	B, Bm, C, Cm, E, Em
Cluster 5	D, Dm, D#, D#m

Dapat dilihat dari Tabel 2 dan Tabel 3 bahwa hasil dari *hierarchical clustering* seluruh *chord* tidak sesuai dengan teori harmoni musik. Jika kita lihat dari teori harmoninya, *chord* mayor dan minor yang memiliki hubungan paralel semestinya berada pada satu *cluster* yang sama. Seperti *chord* C dengan Am, D dengan Bm, dan G dengan Em yang sebenarnya sangatlah dekat karena nada penyusun *chord* tersebut berasal dari tangga nada yang disusun dengan nada yang sama. Namun dari hasil *clustering* ini terlihat bahwa pengelompokan *chord* yang dilakukan adalah berdasarkan kedekatan nilai frekuensinya.

Setiap *cluster* yang terbentuk kemudian dimodelkan menjadi *codebook* yang merepresentasikan *chord-chord* pada *cluster* tersebut. Caranya adalah dengan menggabungkan semua data suara latih dari masing-masing *chord* yang berada pada *cluster* yang sama kemudian nilai masing-masing koefisien dari setiap *frame* pada gabungan

data tersebut dikelompokkan dengan menggunakan algoritme *K-means*. Jumlah *K* yang digunakan adalah 8, 12, 16, 20, 24, 28, dan 32. Dengan demikian, setiap *cluster* dari hasil *clustering chord* memiliki *codebook* dengan jumlah $K = 8, 12, 16, 20, 24, 28, \text{ dan } 32$.

2. Pemodelan Codebook Chord

Pada masing-masing *chord*, setiap data latih digabungkan kemudian dilakukan proses dikelompokkan dengan menggunakan *K-means*. Data yang diklasterkan merupakan gabungan koefisien dari setiap data uji pada tiap jenis *chord*. Jumlah *K* yang digunakan adalah 8, 12, 16, 20, 24, 28, 32. Dengan demikian, setiap *chord* memiliki *codebook* dengan 13 dan 26 koefisien *cepstral* dimana setiap *codebook* tersebut dibuat dengan *k-cluster* sebanyak 8, 12, 16, 20, 24, 28, 32.

C. Pengujian

Hasil akhir yang diperoleh setelah proses pengujian dilakukan adalah :

Percobaan dengan 13 koefisien *cepstral*

Pada percobaan ini jumlah koefisien yang dipakai untuk setiap *chord* dan *codebook* adalah sebanyak 13 koefisien *cepstral*. Setiap *chord* pada data uji kemudian diuji dengan menggunakan dua metode pengenalan seperti yang sudah dijelaskan sebelumnya, yaitu pengenalan tak berstruktur dan pengenalan berstruktur. Rataan tingkat akurasi untuk setiap *chord* yang dihasilkan dari kedua proses tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.

Dapat dilihat pada Tabel 4 bahwa tingkat akurasi yang dihasilkan dengan penggunaan 13 koefisien *cepstral* dapat dikatakan baik. Total rataan tingkat akurasi yang dihasilkan dengan pengenalan tak berstruktur adalah sebesar 91% dan lebih tinggi dibandingkan dengan total akurasi yang dihasilkan dengan pengenalan secara berstruktur yang sebesar 88%. Hal ini menunjukkan bahwa pada percobaan ini performa yang dihasilkan pengenalan tak berstruktur lebih baik dibandingkan pengenalan secara berstruktur.

Untuk pengenalan secara tidak berstruktur, *chord* C, Cm, D, Dm, Em, F, Gm, A, B, dan Bm merupakan *chord* yang paling mudah dikenali karena memiliki rataan akurasi sebesar 100%. Hal ini menunjukkan bahwa semua *chord* tersebut pada data uji dapat dikenali dengan baik oleh sistem. *Chord-chord* yang sulit teridentifikasi adalah *chord* F#, F#m, dan Am karena akurasinya yang cukup rendah yaitu di bawah 80%.

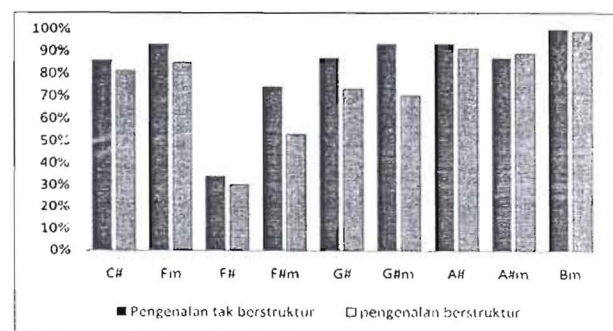
Sama halnya dengan pengenalan tak berstruktur, pada pengenalan secara berstruktur *chord* C, Cm, D, Dm, Em, F, Gm, A, dan B pun dapat dikenali dengan sangat baik oleh sistem dengan rataan akurasi sebesar 100%. *Chord* yang sulit teridentifikasi adalah *chord* F#, F#m, G#, G#m dan Am dengan akurasi di bawah 80%. *Chord-chord* dengan akurasi rendah tersebut berada pada *cluster* yang sama yaitu pada *cluster* 4 yang merupakan *cluster* dengan jumlah anggota terbanyak. Selain itu, tingkat akurasi yang rendah pada pengenalan secara berstruktur mungkin dikarenakan oleh

hasil *clustering* yang tidak sesuai dengan teori harmoni musik yang semestinya.

Performa yang lebih baik pada pengenalan tak berstruktur terlihat jelas saat mengidentifikasi *chord* F#m, G#, dan G#m. Ketiga *chord* tersebut memiliki rataan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan yang dihasilkan pengenalan secara berstruktur. Selisih akurasinya mencapai 21% untuk *chord* F#m, 14% untuk *chord* G#, dan 23% untuk *chord* G#m. Selain *chord-chord* tersebut, beberapa *chord* lain juga yang memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan pada pengenalan berstruktur. Secara lebih jelas dapat dilihat pada Gambar 5.

Tabel 4. Rataan nilai akurasi 24 *chord* mayor dan minor dengan 13 koefisien *cepstral*

Nama chord	Rataan akurasi chord dengan 13 koefisien cepstral	
	Tak berstruktur	Berstruktur
C	100%	100%
Cm	100%	100%
C#	86%	81%
C#m	87%	87%
D	100%	100%
Dm	100%	100%
D#	99%	99%
D#m	97%	97%
E	91%	91%
Em	100%	100%
F	100%	100%
Fm	93%	85%
F#	34%	30%
F#m	74%	53%
G	96%	96%
Gm	100%	100%
G#	87%	73%
G#m	93%	70%
A	100%	100%
Am	76%	76%
A#	93%	91%
A#m	87%	89%
B	100%	100%
Bm	100%	99%
Rataan	91%	88%



Gambar 5. Perbandingan akurasi yang berbeda dari beberapa *chord* pada penggunaan 13 koefisien *cepstral*.

Pada percobaan ini tingkat akurasi terendah berada pada saat mengidentifikasi *chord* F# yaitu hanya berkisar 30%-34%. Hal ini menjadikan *chord* F# sebagai *chord* yang paling sulit diidentifikasi oleh sistem.

Percobaan dengan 26 koefisien cepstral

Pada percobaan ini jumlah koefisien yang digunakan ditambah menjadi 26 koefisien *cepstral*. Hasil dari percobaan ini dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Rataan nilai akurasi 24 *chord* mayor dan minor dengan 26 koefisien *cepstral*

Nama <i>chord</i>	Rataan akurasi <i>chord</i> dengan 26 koefisien <i>cepstral</i>	
	Tak berstruktur	Berstruktur
C	100%	100%
Cm	100%	100%
C#	94%	94%
C#m	100%	100%
D	100%	100%
Dm	100%	100%
D#	100%	100%
D#m	100%	100%
E	96%	100%
Em	100%	100%
F	100%	100%
Fm	100%	100%
F#	64%	66%
F#m	100%	100%
G	100%	100%
Gm	100%	100%
G#	91%	91%
G#m	94%	96%
A	100%	100%
Am	80%	80%
A#	100%	100%
A#m	90%	90%
B	100%	100%
Bm	100%	99%
rataan	96%	97%

Dari Tabel 5 terlihat bahwa rataan akurasi yang dihasilkan setiap *chord* sangatlah bagus. Jauh lebih baik dibandingkan pada percobaan dengan 13 koefisien *cepstral*. Total rataan yang dihasilkan mencapai 97%. Pada percobaan ini terlihat bahwa tingkat akurasi yang dihasilkan oleh pengenalan berstruktur adalah sebesar 97% dan lebih baik dibandingkan dengan total rataan akurasi yang dihasilkan oleh pengenalan tidak berstruktur yang sebesar 96% walaupun selisihnya hanya 1%.

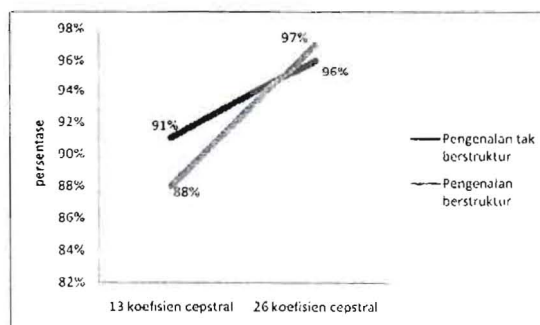
Pada percobaan ini *chord-chord* yang dapat teridentifikasi dengan rata-rata akurasi 100% jauh lebih banyak dibandingkan pada percobaan dengan menggunakan 13 koefisien *cepstral*. *Chord-chord* yang pada percobaan dengan 13 koefisien *cepstral* sulit diidentifikasi seperti *chord* F#, F#m, G#, G#m dan Am dengan akurasi di bawah 80% dapat dikenali dengan lebih baik pada percobaan dengan 26 koefisien *cepstral* bahkan rata-rata akurasinya ada yang mencapai 100%. Akurasi terendah berada pada *chord* F# yaitu sebesar 64% untuk pengenalan tidak berstruktur dan 66% untuk pengenalan secara berstruktur. Hal ini menunjukkan bahwa *chord* F# sulit teridentifikasi oleh sistem dengan 13 koefisien *cepstral* maupun dengan 26 koefisien *cepstral*. Beberapa *chord* lainnya memiliki rataan akurasi berkisar 80%-100%.

Pada Tabel 5 terlihat bahwa perbedaan nilai akurasi yang dihasilkan oleh pengenalan tak berstruktur dan pengenalan secara berstruktur tidak terlalu mencolok. Pengenalan secara berstruktur lebih baik dalam mengenali *chord* E, F#, G# dengan selisih tidak lebih dari 4%. Dalam mengidentifikasi *chord* Bm, pengenalan tak berstruktur sedikit lebih unggul dengan selisih hanya 1%.

Perbandingan hasil percobaan 13 koefisien

Dari penjelasan sebelumnya terlihat bahwa nilai akurasi tertinggi dihasilkan pada pengenalan berstruktur dengan 13 koefisien *cepstral* yaitu sebesar 97%. Nilai akurasi terendah dihasilkan pada pengenalan berstruktur dengan 13 koefisien *cepstral* yaitu sebesar 88%.

Besarnya peningkatan akurasi yang terjadi karena pemakaian 26 koefisien *cepstral* cukup signifikan. Untuk pengenalan tak berstruktur peningkatan akurasi yang terjadi sebesar 5% sedangkan untuk pengenalan secara berstruktur terjadi peningkatan akurasi sebesar 9%. Dengan demikian rata-rata kenaikan persentase tingkat akurasi akibat pemakaian 26 koefisien *cepstral* adalah sebesar 7%. Seperti terlihat pada Gambar 6.



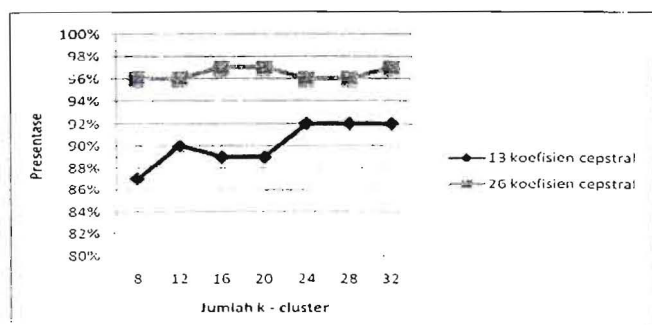
Gambar 6. Grafik kenaikan akurasi atas pemakaian 26 koefisien *cepstral*.

Tingkat akurasi dari percobaan dengan menggunakan ukuran *codebook* sebesar 8, 12, 16, 20, 24, 28, 32 *k-cluster*. Pada penelitian ini ukuran *codebook* yang digunakan adalah sebesar 8, 12, 16, 20, 24, 32 *k-cluster*. Rataan akurasi yang dihasilkan dari pemakaian sejumlah *k-cluster* tersebut dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Rataan akurasi pemakaian 8, 12, 16, 20, 24, 28, 32 k-cluster.

Jumlah k-cluster	Rataan akurasi dengan kofisien cepstral	Rataan akurasi chord 13 cepstral	Rataan akurasi chord 26 cepstral dengan kofisien
8		87%	96%
12		90%	96%
16		89%	97%
20		89%	97%
24		92%	96%
28		92%	96%
32		92%	97%

Dari Tabel 6 terlihat bahwa untuk percobaan dengan 13 koefisien cepstral rata-rata akurasi terendah berada pada pemakaian 8 k-cluster yaitu sebesar 83% dan tertinggi pada pemakaian 32 k-cluster yaitu sebesar 91%. Untuk percobaan dengan 26 koefisien cepstral rata-rata akurasi terendah berada pada pemakaian 16 k-cluster yaitu sebesar 95% dan tertinggi pada pemakaian 12 dan 32 k-cluster yaitu sebesar 97%.



Gambar 7. Grafik rata-rata akurasi dari pemakaian 8, 12, 16, 20, 24, 28, 32 k-cluster.

Grafik pada Gambar 7 memperlihatkan kecenderungan bahwa peningkatan jumlah k-cluster pada percobaan dengan 13 koefisien cepstral secara umum meningkatkan tingkat akurasi pengenalan chord. Namun pada percobaan dengan 26 koefisien cepstral pengaruh banyaknya jumlah k-cluster yang dipakai tidak begitu terlihat karena akurasi yang dihasilkan sudah sangat tinggi.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian ini telah berhasil mengimplementasikan metode codebook dan teknik MFCC dalam mengenali sebuah chord dengan rata-rata akurasi sebesar 91% untuk percobaan menggunakan 13 koefisien cepstral dan 96% untuk percobaan menggunakan 26 koefisien cepstral. Dari penelitian ini dihasilkan beberapa model codebook yang merepresentasikan sinyal suara chord. Model codebook dengan 26 koefisien cepstral memiliki performa yang lebih

baik dibandingkan codebook dengan 13 koefisien cepstral karena memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam mengenali suatu chord. Chord F# merupakan chord yang sulit dikenali oleh sistem dengan 13 koefisien cepstral maupun 26 koefisien cepstral.

Kecenderungan pengaruh peningkatan jumlah k-cluster terhadap peningkatan tingkat akurasi sangatlah terlihat pada percobaan dengan 13 koefisien cepstral. Namun pada percobaan dengan 26 koefisien cepstral pengaruh banyaknya jumlah k-cluster yang dipakai tidak begitu terlihat. Hal ini dikarenakan akurasi yang dihasilkan oleh 26 koefisien cepstral sudah tinggi.

Penerapan metode pengenalan secara berstruktur tidak terlihat meningkatkan akurasi pengenalan chord karena memiliki tingkat akurasi yang lebih rendah dibandingkan pengenalan tak berstruktur. Hal ini mungkin disebabkan oleh hasil clustering yang memang tidak sesuai dengan teori musik.

Saran

Pada dasarnya penelitian ini masih sederhana sehingga memungkinkan untuk dikembangkan lebih lanjut. Saran-saran yang dapat diberikan untuk pengembangan lebih lanjut adalah :

1. Pada penelitian ini chord yang dimodelkan hanya dimainkan pada satu posisi saja, sehingga bila dimasukkan chord yang sama yang dimainkan dengan posisi yang berbeda maka akan salah dikenali. Dengan demikian, disarankan untuk memodelkan semua posisi yang dapat membentuk suatu chord.
2. Membentuk suatu metode cluster sehingga dapat ditentukan ciri suatu chord.
3. Menerapkan bagaimana cara memperlakukan chord F# agar dapat dikenali lebih baik

DAFTAR PUSTAKA

Do, MN. 1994. *Digital Signal Processing Mini-Project: An Automatic Speaker Recognition System*. Switzerland: Audio Visual Communications Laboratory, Swiss Federal Institute of Technology. http://icavwww.epfl.ch/~minhdo/asr_project.pdf [23 Agt 2007]

Jurafsky D, Martin JH. 2007. *Speech and Language Processing An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistic, and Speech Recognition*, New Jersey : Prentice Hall.

Hendro. 2004. *Panduan Praktis Improvisasi Gitar*. Penerbit Puspa Swara, Jakarta.

Tan P, Michael S. dan Vipin K. 2006. *Introduction to Data Mining*. Addison Wesley

Vaseghi, Saeed V. 2007. *Multimedia Signal Processing*. John Wiley & Sons, Ltd

Solapung, Kaye A. 1991. *Gitar Tunggal*. PT Intermedia, Jakarta