
Makalah Seminar Tugas Akhir
PENGENALAN SUARA ALAT MUSIK
DENGAN METODE JARINGAN SARAF TIRUAN (JST)
LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ)
MELALUI EKSTRAKSI KOEFISIEN CEPSTRAL

Indra Susanto – L2F 099 611
Jurusan Teknik Elektro
Fakultas Teknik Universitas Diponegoro

abstrak

Tugas Akhir ini membahas mengenai pengenalan alat musik dengan Jaringan Saraf Tiruan (JST) Learning Vector Quantization (LVQ). Dan memakai ekstraksi koefisien cepstral.

Untuk proses ekstraksi parameter suara digunakan metode Linear Predictive Coding (LPC) untuk mendapatkan koefisien cepstral. Koefisien cepstral yang dihasilkan merupakan vektor masukan untuk dilatih dalam jaringan. Hasil pelatihan berupa perubahan bobot jaringan sehingga diperoleh jaringan yang memiliki kemampuan pengklasifikasian. Jaringan tersebut kemudian diuji dengan mensimulasikannya pada data latihan dan data uji untuk menghasilkan persentase pengenalan. Eksperimen dilakukan dengan beberapa perubahan nilai parameter untuk memperoleh persentase pengenalan terbaik.

Kata kunci : Linear Predictive Coding (LPC), Cepstral, Jaringan Saraf Tiruan, Learning Vector Quantization (LVQ)

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Teknik jaringan saraf tiruan telah banyak dimanfaatkan pada berbagai bidang utamanya pada sistem pengenalan pola: citra, suara, time series prediction, dan lain-lain

Dalam tugas akhir ini dilakukan penelitian mengenai pengenalan suara yang berasal dari alat musik. Tema ini diambil mengingat keterbatasan manusia dalam mengenali suara alat musik yang begitu sangat banyak ragamnya serta banyak bunyi yang kadang hampir serupa antara alat musik yang satu dengan yang lain. Dengan penelitian ini diharapkan masalah tersebut dapat terpecahkan. Dalam tugas akhir ini dilakukan pengenalan alat musik dengan pengekstraksian komponen cepstral untuk analisa sinyal, sedangkan untuk pengenalan pola digunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) Learning Vector Quantization (LVQ).

210 sampel suara dari 3 jenis alat musik digunakan sebagai input pada proses pelatihan JST. Setelah dilakukan proses pelatihan, sistem dicoba untuk mengenali data baru.

1.2 Tujuan dan Manfaat

Tujuan dari tugas akhir ini adalah membuat suatu program pengenalan jenis alat musik.

1.3 Batasan Masalah

Agar pembahasan atau analisa tidak melebar, maka permasalahan dibatasi pada :

1. Data masukan (pada basis data) berupa sinyal alat musik yang diambil dari 3 jenis alat musik (alat musik petik, pukul, dan tiup). Derau (*noise*) yang turut terekam pada proses perekaman diabaikan.
2. Pengenalan jenis alat musik dilakukan dengan ekstraksi komponen cepstral sebagai masukan dan pencocokannya menggunakan JST LVQ.
3. Parameter-parameter yang digunakan pada analisa adalah titik uji, panjang frame, orde LPC, orde cepstral, dan iterasi (*epoch*).

II. DASAR TEORI

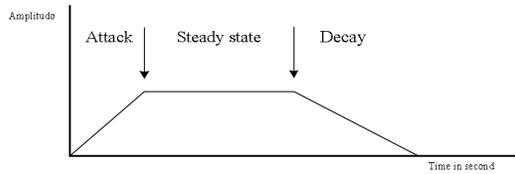
2.1 Proses Produksi Suara Alat Musik

Secara umum alat musik dapat dibedakan menjadi tiga jenis berdasarkan mekanisme produksinya yaitu : *strings*, *brass*, dan *woodwind*. Yang tergolong dalam jenis alat musik *strings* diantaranya adalah biola, cello, dan gitar. Yang tergolong dalam jenis alat musik *Brass* adalah trompet, trombone, *French horn* dan *tuba*. Alat musik *woodwind* lebih beragam jika dibanding dengan kedua alat musik sebelumnya (*strings* dan *brass*). Pada alat musik ini ada beberapa perbedaan secara akustik sehingga perlu dikelompokkan menjadi beberapa subgroup. Adapun subgroup tersebut yaitu *single reed clarinets*, *double reeds*, *flute*, dan *single reed saxophones*. Untuk subgroup *single* dan *double reed* memiliki cara yang sama dengan alat musik *brass* untuk memainkannya. Suara yang dihasilkan pada alat musik ini, diperoleh dengan meniup bagian ujung yang berbentuk kerucut. Dan untuk menghasilkan nada yang berbeda dilakukan dengan membuka dan menutup lubang nada yang ada. Berikut beberapa contoh alat musik dari masing-masing subgroup :

- a. *Double reeds*, yang termasuk alat musik subgroup ini adalah *oboe*, *English horn*, *bassoon* dan *contrabassoon*.
 - b. *Clarinets*, yang termasuk alat musik subgroup ini adalah *E-flat*, *B-flat*, *bass*, dan *contrabass clarinets*.
 - c. *Flute*, yang termasuk alat musik subgroup ini adalah *piccolo*, *flute*, *alto flute*, dan *bass flute*
 - d. *Saxophones*, yang termasuk alat musik subgroup ini adalah *soprano*, *alto*, *tenor*, dan *baritone saxophones*
- Sedang untuk cara memainkannya, alat musik dibagi menjadi beberapa jenis diantaranya yaitu :

1. Alat musik petik seperti pada gitar akustik dan gitar bass.
2. Alat musik pukul seperti pada drum dan snare drum
3. Alat musik gesek seperti pada biola
4. Alat musik tiup seperti pada trompet, trombone, dan flute

Sedang untuk ciri dari suatu sinyal suara alat musik dapat kita bedakan menjadi tiga bagian seperti Gambar 1.

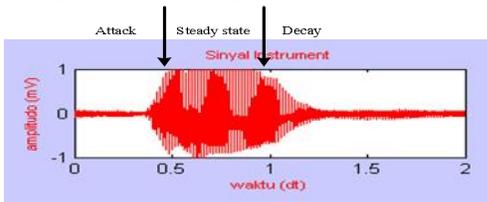


Gambar 1 Ciri sinyal suara alat musik

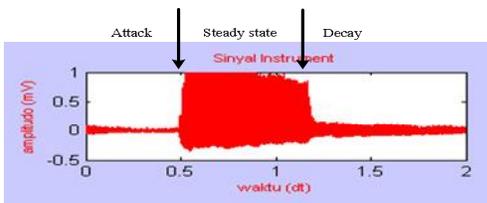
Ketiga ciri yang terdapat pada Gambar 1 diatas adalah :

1. *Attack*
2. *Steady state*
3. *Decay*

Dan Sebagai contoh untuk ketiga ciri sinyal diatas dapat kita lihat dengan membandingkan antara dua sinyal alat musik yang berbeda seperti pada Gambar 2 dan Gambar 3



Gambar 2 Sinyal alat musik Cello



Gambar 3 Sinyal alat musik Trompet

Dari kedua sinyal alat musik diatas terlihat bahwa masing-masing alat musik memiliki ciri tersendiri dimana periode attack untuk alat musik cello lebih panjang dari periode attack trompet. Begitupun untuk ciri yang lain dapat kita lihat pada kedua gambar diatas.

2.2 Proses Analisis Sinyal

Langkah-langkah analisis untuk pengenalan suara alat musik adalah:

- **Preemphasis.** Pada tahap ini digunakan untuk mendatarkan spektral sinyal dan meningkatkan keaslian sinyal pada pemrosesan sinyal yang selanjutnya.
- **Frame Blocking.** Pada tahap ini sinyal suara yang telah teremphasi dibagi menjadi frame-frame dengan masing-masing frame memuat N cuplikan dan frame-frame yang berdekatan dipisahkan sejauh M cuplikan.
- **Windowing.** Pada langkah ini dilakukan fungsi *weighting* pada setiap frame yang telah dibentuk pada langkah sebelumnya.

$$w(n) = 0,54 - 0,46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), 0 \leq n \leq N-1 \quad (1)$$

- **Autokorelasi.** Pada tahap ini masing-masing frame yang telah di *windowing* diautokorelasikan dengan nilai autokorelasi yang tertinggi adalah orde dari analisa LPC

$$r_l(m) = \sum_{n=0}^{N-1-m} \tilde{x}_l(n) \tilde{x}_l(n+m) \quad (2)$$

- **Analisis LPC.** Langkah selanjutnya adalah analisa LPC, dimana pada tahap ini nilai autokorelasi pada setiap frame diubah menjadi satu set LPC parameter dalam hal ini yang dipakai adalah koefisien LPC.
- **Mengubah LPC Parameter ke Koefisien Cepstral.** Koefisien cepstral ini merupakan koefisien transformasi Fourier yang merepresentasikan spektrum *log magnitude*.

$$c_m = \begin{cases} \ln \sigma^2 & m = 0 \\ a_m + \sum_{k=1}^{m-1} \left(\frac{k}{m}\right) c_k a_{m-k} & 1 \leq m \leq p \\ \sum_{k=1}^{m-1} \left(\frac{k}{m}\right) c_k a_{m-k} & m > p \end{cases} \quad (3)$$

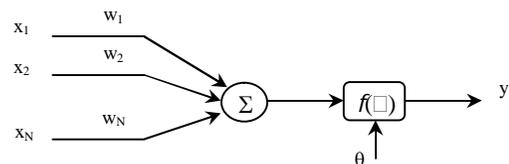
2.3 Jaringan Saraf Tiruan

JST bisa didefinisikan kurang lebih sebagai sistem komputasi yang didasarkan pada pemodelan saraf biologis (*neuron*) melalui pendekatan dari sifat-sifat komputasi biologis (*biological computation*). JST bisa dibayangkan berupa jaringan dengan elemen pemroses sederhana yang saling terhubung. Elemen pemroses berinteraksi melalui sambungan yang variabel, disebut bobot, dan bila diatur secara tepat dapat menghasilkan sifat yang diinginkan.

Pada tahun 1943 Warren McCulloch dan Walter Pitts memperkenalkan model matematis sederhana dari neuron, yang disebut model McCulloch-Pitts, terdiri dari banyak masukan dan satu keluaran. Model dari neuron pada Gambar 4 mempunyai persamaan

$$y = f\left(\sum_{i=1}^N w_i x_i - \theta\right) \quad (4)$$

- Dengan
- x_i = sinyal masukan, $i = 1,2,3, \dots, N$ (N = jumlah simpul masukan)
 - w_i = Bobot hubungan atau sinapsis
 - θ = *Threshold* atau bias
 - $f(\bullet)$ = Fungsi aktivasi
 - y = Sinyal keluaran dari neuron



Gambar 4 Model Mc-Culloch-Pitts untuk neuron

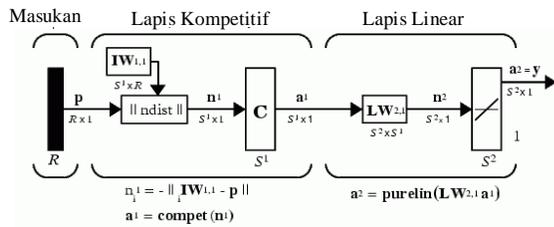
Ide dasar JST adalah konsep belajar. Jaringan-jaringan belajar melakukan generalisasi karakteristik tingkah laku obyek. JST menyimpan ilmu pengetahuannya dalam nilai bobot sambungan (seperti *synapsis* dalam otak manusia) dan elemen-elemen (*neuron*) yang menghasilkan keluaran.

Terminologi belajar artinya membentuk pemetaan (fungsi) yang menggambarkan hubungan antara vektor masukan dan vektor keluaran. Untuk menyelesaikan permasalahan, JST memerlukan algoritma untuk belajar, yaitu bagaimana konfigurasi JST dapat dilatih untuk mempelajari data historis yang ada. Dengan pelatihan ini,

pengetahuan yang terdapat pada data bisa diketahui dan direpresentasikan dalam bobot sambungannya.

2.3.1 Learning Vector Quantization (LVQ)

Jaringan LVQ mempunyai target yang akan dicapai. Lapisan kompetitif belajar mengenali dan mengklasifikasikan vektor-vektor masukan. Jika ada 2 vektor yang hampir sama, maka lapisan kompetitif akan menempatkan keduanya pada kelas yang sama. Dengan demikian LVQ belajar mengklasifikasikan vektor masukan ke kelas target yang ditentukan oleh pengguna. Arsitektur jaringan LVQ ditunjukkan pada Gambar 5.

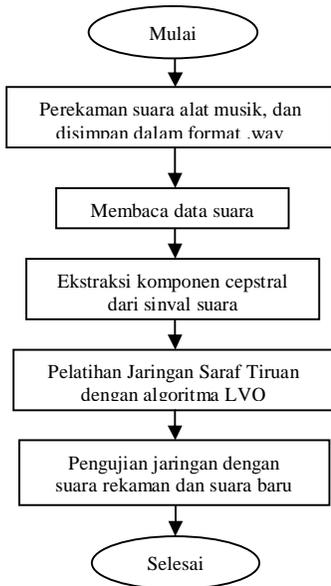


Gambar 5 Arsitektur jaringan LVQ

Jaringan LVQ terdiri dari 2 lapis yaitu lapis kompetitif dan lapis linear. Lapis kompetitif disebut juga *Self Organizing Map* (SOM). Disebut lapis kompetitif karena neuron-neuron berkompetisi dengan algoritma kompetisi yang akan menghasilkan neuron pemenang (*winning neuron*).

III. PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI PROGRAM

Program pengenalan alat musik ini disusun melalui beberapa tahapan, yaitu perancangan, pembuatan, dan pengujian. Diagram alir program pengenalan alat musik dapat dilihat pada Gambar 6.



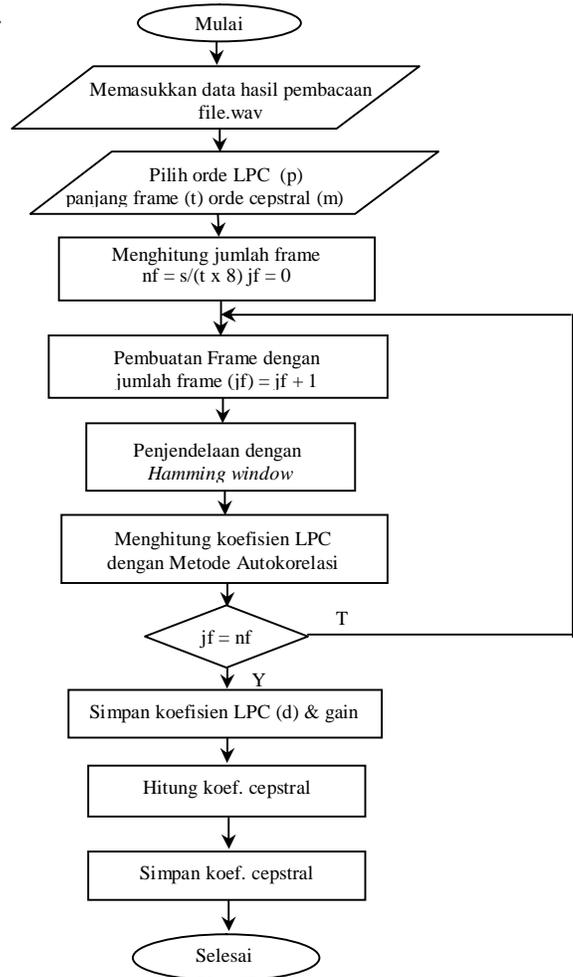
Gambar 6 Diagram alir program pengenalan alat musik

Sistem pengenalan alat musik diawali dengan perekaman sinyal alat musik dari 3 jenis alat musik, yaitu

alat musik petik, pukul, dan tiup yang akan dimasukkan dalam database. Hasil perekaman kemudian dibaca untuk mendapatkan bentuk diskret dari sinyal alat musik untuk mempermudah pengolahan selanjutnya. Sinyal alat musik kemudian diekstraksi sampai didapatkan komponen cepstralnya. Hasil ekstraksi merupakan masukan untuk proses pelatihan pada jaringan saraf tiruan dengan algoritma LVQ. Pengujian data rekaman dan data baru dilakukan setelah didapat perubahan bobot pada jaringan.

3.1 Pengambilan Parameter Sinyal Alat Musik

Dalam tugas akhir ini, pengambilan parameter alat musik dilakukan dengan beberapa tahap. Tahap pertama adalah pengambilan parameter LPC dari sinyal alat musik. Dan Tahap kedua, parameter LPC dikonversi kedalam parameter cepstral. Secara umum pengambilan parameter sinyal ditunjukkan diagram alir Gambar 7.



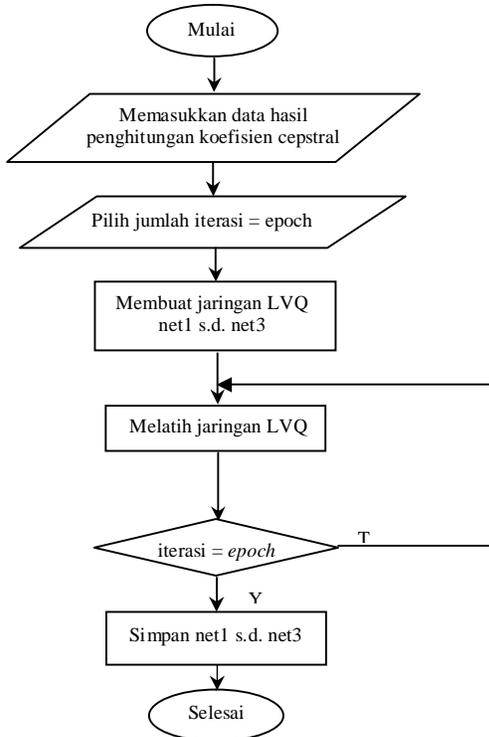
Gambar 7 Diagram alir pengambilan parameter

3.2 Pelatihan Jaringan LVQ

Pelatihan Jaringan Saraf Tiruan yang dibuat dalam program simulasi ini dilatih dengan menggunakan metode LVQ. Data hasil penghitungan koefisien cepstral menjadi masukan untuk pelatihan jaringan agar diperoleh perubahan bobot pada neuron.

Pengklasifikasian suara oleh JST menggunakan skema Pembagian Pasangan Biner (*Binary Pair Partitioned*)

scheme) sehingga 1 buah jaringan mengklasifikasikan 2 buah suara musik. Dengan demikian digunakan 3 buah net atau jaringan yang masing-masing merupakan variasi dari 2 jenis suara alat musik, yaitu /alat_petik/-/alat_pukul/, /alat_petik/-/alat_tiuip/, dan /alat_pukul/-/alat_tiuip/. Proses pelatihan jaringan ditunjukkan pada diagram alir Gambar 8.



Gambar 8 Diagram alir pelatihan jaringan LVQ

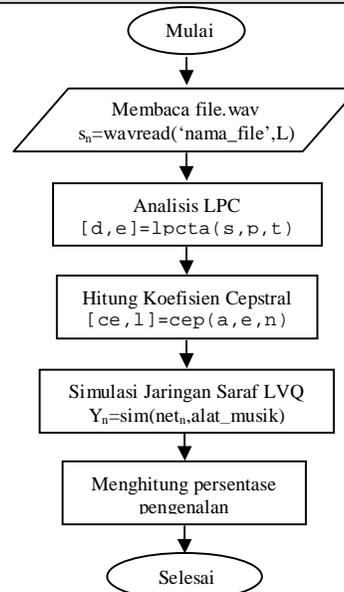
Pembuatan dan pelatihan jaringan memerlukan nilai variabel-variabel elemen masukan, jumlah *hidden neuron*, laju pembelajaran, algoritma pembelajaran, dan *epoch* / iterasi.

Penentuan jumlah neuron dilakukan dengan cara eksperimen. Ada 2 cara yang dapat dipilih yaitu metode konstruktif / *evolutive* dan destruktif / *subtractive*. Pada metode konstruktif pertama-tama dipilih jumlah neuron yang kecil kemudian diuji hasilnya, jika hasilnya tidak sesuai dengan yang diharapkan maka jumlah neuron ditambah lalu diuji lagi. Penambahan jumlah neuron dihentikan bila tidak lagi dihasilkan peningkatan hasil. Metode destruktif merupakan kebalikan dari metode konstruktif. Laju pembelajaran juga ditentukan dengan cara eksperimen, dimulai dari 0,05 sampai 0,9.

3.2.1 Pengujian Data Latihan dan Data Baru

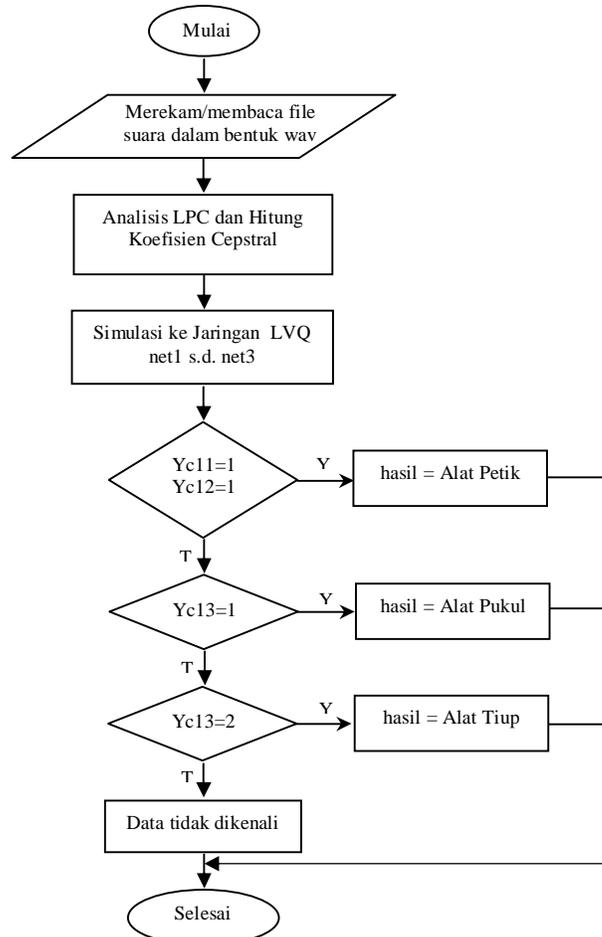
Data latihan yang akan diujikan di sini berupa 1 paket masukan yang terdiri dari 70 matriks koefisien cepstral untuk masing-masing alat musik. Matriks ini kemudian disimulasikan ke seluruh jaringan dari *net1* sampai *net3* untuk mendapatkan hasil pengenalan masing-masing alat musik

Diagram alir untuk proses pengujian data latihan dan data baru ditunjukkan oleh Gambar 9.



Gambar 9 Diagram alir pengujian data latihan dan data baru

Sedang untuk data tunggal, masukan berupa matriks koefisien cepstral dari satu buah *file* suara dalam bentuk wav. Diagram alir pengujian data tunggal ditunjukkan oleh Gambar 10.



Gambar 10 Diagram alir pengujian data tunggal

Makalah Seminar Tugas Akhir

Matriks koefisien yang didapat kemudian disimulasikan pada semua net di jaringan yang memberikan persentase pengenalan terbaik.

IV. PENGUJIAN DAN ANALISIS

Langkah selanjutnya adalah pengujian model perancangan dan dari hasil pengujian tersebut dapat dianalisa, sehingga nantinya dapat diambil kesimpulan.

Pengujian dilakukan dengan menggunakan kombinasi lima parameter pada Tabel 1. Dengan melakukan pengujian menggunakan kombinasi tersebut, diharapkan akan didapat kombinasi parameter yang menghasilkan pengenalan yang paling baik.

Tabel 1. Variasi nilai parameter

Parameter	Variasi
Titik Uji	512
	1024
	2048
Panjang Frame	10 ms
	20 ms
Orde LPC	9
	10
	12
	14
Orde Cepstral	10
	12
	16
	19
Epoch	500
	1000
	2000

Dari parameter di atas diperoleh variasi kombinasi sebanyak 288 variasi. Dan dari proses pengujian sebanyak 288 tersebut akan diperoleh kombinasi mana yang memiliki persentase pengenalan paling baik dan tertinggi.

Pengujian Data

Berdasarkan hasil pengujian terhadap data latihan dan data uji, maka akan diperoleh persentase keberhasilan pengenalan alat musik dalam satuan persen. Selain itu juga ditunjukkan rincian pengenalan untuk masing-masing jenis alat musik.

Pengujian Data Latihan

Variasi 288 kombinasi nilai parameter diuji satu persatu hingga menghasilkan 288 set jaringan yang memiliki persentase pengenalan yang berbeda, baik untuk data latihan maupun data uji. Tabel 2 menunjukkan hasil pengenalan data latihan untuk titik uji 1024, panjang *frame* 10 ms, orde LPC 9, orde cepstral 10, dan *epoch* 1000.

Tabel 2 Hasil pengenalan data latihan untuk titik uji 2048, panjang *frame* 10 ms, orde LPC 9, orde cepstral 10, dan *epoch* 500

No	Nama Net	Alat Musik	Persentase Pengenalan	
			pt_pt = 71,4286	pt_pk = 28,5714
1	Net 1	pt_pk	pk_pt = 1,4286	pk_pk = 98,5714
			tp_pt = 1,4286	tp_tp = 98,5714
2	Net 2	pt_tp	pk_pt = 61,4286	pk_tp = 38,5714
			tp_pk = 34,2857	tp_tp = 65,7143

Keterangan : pt = alat musik petik
pk = alat musik pukul
tp = alat musik tiup

Pada Tabel 2, variabel *pt_pt* berarti suara masukan alat musik petik yang dikenali sebagai suara alat musik petik, *pt_pk* berarti suara masukan alat musik petik yang dikenali sebagai suara alat musik pukul, sehingga bila disusun dalam suatu tabel akumulasi pengenalan ditunjukkan Tabel 3

Tabel 3 Akumulasi pengenalan tiap alat musik untuk titik uji 2048, panjang *frame* 10 ms, orde LPC 9, orde cepstral 10, dan *epoch* 500

No	Net	Persentase Pengenalan (%)		
		Alat Musik Petik	Alat Musik Pukul	Alat Musik Tiup
1	Net 1	pt_pt = 71,4286	pt_pk = 28,5714	-
2	Net 2	pt_pt = 74,2857	-	pt_tp = 25,7143
3	Net 1	pk_pt = 1,4286	pk_pk = 98,5714	-
4	Net 3	-	pk_pk = 61,4286	pk_tp = 38,5714
5	Net 2	tp_pt = 1,4286	-	tp_tp = 98,5714
6	Net 3	-	tp_pk = 34,2857	tp_tp = 65,7143

Dari Tabel 3, nilai dari masing-masing kolom pada tiap jenis alat musik dihitung rata-ratanya sehingga akan dihasilkan nilai-nilai pada Tabel 4.

Tabel 4 Persentase pengenalan untuk titik uji 2048, panjang *frame* 10 ms, orde LPC 9, orde cepstral 10, dan *epoch* 500

Alat Musik	Dikenali Sebagai		
	Alat musik petik	Alat musik pukul	Alat musik tiup
Alat musik petik	72,8571	14,2857	12,8571
Alat musik pukul	0,71429	80	19,2857
Alat musik tiup	0,71429	17,1429	82,1429

Pengenalan untuk variabel alat musik petik alat musik petik dihitung dengan rata-rata pengenalan suara alat musik petik : $\frac{71,4286 + 74,2857}{2} = 72,8571$

Kemudian untuk total persentase pengenalan dihitung dengan :

$$\% \text{ pengenalan} = \frac{pt_pt + pk_pk + tp_tp}{3} = \frac{72,8571 + 80 + 82,1429}{3} = 78,333\%$$

Selain menggunakan data latihan (data yang digunakan untuk melatih jaringan), perlu juga dilakukan pengujian dengan data uji untuk menilai kinerja jaringan terhadap data dari luar. Proses pengujian ini adalah sama dengan pengujian data latihan, tetapi tanpa melalui proses pelatihan jaringan.

4.1.2 Analisis Hasil Pengujian

Variasi nilai parameter titik uji, panjang *frame*, orde LPC, orde cepstral dan *epoch* memberikan 288 kombinasi jaringan. Tabel 5 merupakan data dengan persentase pengenalan yang lebih baik jika dibanding dengan beberapa variasi yang lain. Rincian lebih lengkap untuk

Makalah Seminar Tugas Akhir

seluruh variasi nilai parameter dan persentase masing-masing jaringan dapat dilihat pada Lampiran Laporan.

Untuk data tunggal yang diambil secara langsung dilakukan dengan cara merekam suara alat musik terlebih dan disimpannya dalam file kemudian file dibuka untuk disimulasikan ke seluruh jaringan sehingga dapat diketahui hasilnya berupa jenis alat musik apa. Pengujian dilakukan dengan mengambil data sebanyak 140 untuk alat musik petik, 130 untuk alat musik pukul, dan 105 untuk alat musik tiup. Dari pengujian diperoleh hasil seperti pada tabel 5.

Tabel 5 Persentase pengenalan data tunggal yang diambil secara langsung

Dikenali Sebagai Alat Musik	Persentase Pengenalan (%)		
	Alat musik petik	Alat musik pukul	Alat musik tiup
Alat musik petik	50	14,28	35,72
Alat musik pukul	36,92	40	23,08
Alat musik tiup	19,05	14,28	66,67

$$\% \text{ pengenalan} = \frac{50 + 40 + 66,67}{3} = 52,223\%$$

Dari Tabel 5 diatas terlihat bahwa untuk pengujian data tunggal yang diambil secara langsung memiliki persentase pengenalan lebih kecil dari persentase pengenalan data latih yang dijadikan sebagai data referensi. Hal ini terjadi karena sinyal yang diperoleh pada saat pengujian data langsung berbeda dengan sinyal yang ada pada referensi. Untuk itu perlu adanya penambahan data pada *database* sehingga makin banyak referensi sinyal yang ada pada jaringan.

Berdasarkan hasil analisa data pengujian, maka dalam pengenalan alat musik menggunakan parameter koefisien cepstral ini perlu diperhatikan hal-hal sebagai berikut :

1. Kondisi lingkungan
2. Parameter yang digunakan
3. Penggunaan *database*

Penggunaan *database* dengan jumlah yang besar akan semakin melengkapi referensi sinyal yang dapat digunakan program dalam proses pengenalan.

V. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari pembuatan dan pengujian program simulasi pengenalan alat musik ini adalah sebagai berikut :

1. Koefisien cepstral yang digunakan sebagai vektor masukan pada jaringan diperoleh melalui metode *Linear Predictive Coding (LPC)*.
2. Persentase pengenalan terbaik terhadap data latih adalah sebesar 88,333% yaitu pada titik uji 2048, frame 20 ms, orde LPC 14, orde cepstral 19, dan iterasi (*epoch*) 500.
3. Persentase pengenalan terbaik terhadap data uji adalah sebesar 88,333% yaitu pada titik uji 2048, frame 20 ms, orde LPC 14, orde cepstral 19, dan iterasi (*epoch*) 1000.
4. Sedang persentase pengenalan terhadap data tunggal yang diambil secara langsung adalah sebesar 52,223% dengan persentase dari masing-masing jenis alat musik

sebagai berikut : alat musik petik 50%, alat musik pukul 40%, dan alat musik tiup 66,67%.

5.2 Saran

1. Penelitian ini bisa dikembangkan pada pengenalan nada dari masing-masing jenis alat musik serta penambahan proses normalisasi sinyal yang diperlukan.
2. Penambahan data latihan (untuk *database*) dari jenis alat musik yang lain akan semakin melengkapi referensi pengenalan.
3. Dalam program ini hanya diperoleh koefisien *cepstral* sebagai masukan bagi jaringan, untuk pengembangan lebih lanjut dapat dilakukan hingga penghitungan turunan koefisien *cepstral*.
4. Penggunaan metode pengenalan yang lain, misalnya HMM (*Hidden Markov Models*), JST dengan algoritma yang lain, dan sebagainya.

DAFTAR PUSTAKA

1. Astola, Jaakko, " *Automatic Musical Instrument Recognition* ", Departement of Information Technology, Tampere University of Technology, 2001.
2. Brown, Martin dan Harris, Chris, " *Neurofuzzy Adaptive Modelling and Control* ", Prentice Hall International, London, 1998.
3. Furui, Sadaoki, " *Digital Speech Processing, Synthesis, and Recognition* ", NTT Human Interface Laboratories, Tokyo, Japan, 1989.
4. Ivana," *Pengenalan Ucapan Vokal Bahasa Indonesia dengan Jaringan Saraf Tiruan Menggunakan Linear Predictive Coding* ", Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro, Semarang, 2003.
5. Morgan, Nelson, " *Speech and Audio Signal Processing* ", Jhon Wiley & Son, Inc, 2000.
6. Nurdian, Hendra, " *Pengenalan Pengucap Bergantung Teks dengan Ekstraksi Komponen Cepstral Menggunakan Linear Predictive Coding (LPC)* ", Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro, Semarang, 2003.
7. Proakis, Jhon G dan Manolakis, Dimitris G, " *Pemrosesan Sinyal Digital* ", Edisi Bahasa Indonesia Jilid I, PT Prenhallindo, Jakarta, 1997.
8. Rabiner, Lawrence dan Juang, Biing-Hwang, " *Fundamental Of Speech Recognition* ", Prentice Hall , Inc, United State of America, 1993.
9. Sekarwati, Kemal A, *Jaringan Saraf Tiruan*, Universitas Gunadarma.
10. Sitanggang, Doni, " *Pengenalan Vokal Bahasa Indonesia dengan Jaringan Saraf Tiruan Melalui Transformasi Fourier* ", Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro, Semarang, 2002.



Indra Susanto (L2F 099 611) Lahir di Jakarta. Konsentrasi Elektronika & Telekomunikasi Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Diponegoro Semarang. Saat ini sedang menjalani proses untuk menyelesaikan Program Sarjana (S1)

Mengetahui/Mengesahkan,

Pembimbing I

Pembimbing II

Wahyudi, ST, MT

NIP. 132 086 662

Achmad Hidayatno, ST, MT

NIP. 132 137 933

