

SISTEM IDENTIFIKASI PEMBICARA BERBASIS ANALISIS SPEKTRA ORDE TINGGI DAN JARINGAN NEURAL PNN SEBAGAI PENGKLASIFIKASI POLA

Benyamin Kusumoputro dan Adi Triyanto

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia
Kampus UI Depok, Jawa Barat 16424, Indonesia
e-mail: kusumo@cs.ui.ac.id

ABSTRAK

Makalah ini membahas tentang pengembangan sistem identifikasi pembicara menggunakan analisis spektra orde tinggi dan jaringan neural sebagai pengklasifikasi pola. Analisa spektra orde tinggi ini perlu dipergunakan untuk mengetahui performasinya dalam mengidentifikasi pembicara berdasarkan suara yang terpendam dalam Gaussian noise. Berkaitan dengan proses pengolahan data hasil analisis spektra orde tinggi memerlukan biaya komputasi yang sangat tinggi, maka kompresi data kemudian dilakukan tanpa mengurangi kandungan informasi yang ada didalamnya. Kompresi data ini dilaksanakan menggunakan jaringan neural hibrida antara SOM dan LVQ, dengan membangkitkan sejumlah vektor perwakilan yang dianggap dapat mewakili seluruh vektor data hasil analisa spektra orde tinggi tersebut. Sebagai salah satu faktor dalam membandingkan kinerja analisa spektra orde tinggi ini, maka jumlah vektor perwakilan dibatasi bergerak antara 25 hingga 343 buah. Jaringan neural probabilistik yang dipergunakan sebagai pengklasifikasi pola, menunjukkan kinerja yang sangat baik untuk dapat menentukan apakah seorang pembicara dapat teridentifikasi dengan benar. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa sistem dapat menentukan dengan tingkat ketelitian 100% pada suara dengan tingkat noise 20 dB, dan menurun menjadi 97% untuk SNR 10 dB dan 89% untuk SNR 0 dB.

Kata kunci: Sistem identifikasi pembicara, analisa spektra orde tinggi, bispektrum, trispektrum, jaringan neural probabilistik

Makalah diterima [20 Februari 2003]. Revisi akhir [27 Juni 2003].

I. PENDAHULUAN

Sistem identifikasi pembicara merupakan salah satu sistem penentuan terhadap seseorang untuk dapat mengendalikan atau mengakses informasi terbatas,

berdasarkan sifat biometrik. Sifat biometrik ini dipergunakan sebagai identitas personal yang didasarkan pada kepemilikan sebuah aktivitas unik dan berbeda antara satu personal dengan lainnya.

Sistem biometrik dalam sistem yang dikembangkan disini adalah sinyal suara. Sinyal suara merupakan hasil transformasi yang sangat kompleks dari beberapa tingkat semantik (tatabahasa), linguistik (gaya bicara, emosi, dialek), artikulasi (proses suara) dan akustik (nada suara, spektrum, profil energi) [1]. Penggunaan ekstraksi ciri berbasis semantik, linguistik dan artikulasi ini tidaklah mudah dilakukan, karena proses kuantisasinya masih sulit untuk dapat diturunkan secara matematik. Hingga sekarang, penggunaan ekstraksi ciri berbasis pengukuran akustik masih sering dipergunakan, dan dalam makalah ini, kita akan mempergunakan metoda ekstraksi ciri berbasis spektra orde tinggi.

Sistem identifikasi pembicara pada dasarnya harus memenuhi beberapa kriteria sebagai berikut. Pertama, sistem harus mampu membedakan suara antar pembicara (inter-speaker), tapi harus toleran terhadap suara untuk pembicara yang sama (intra-speaker). Kedua, sistem harus mampu mengekstraksi ciri suara berdasarkan data suara dengan mudah dan cepat, stabil terhadap fungsi waktu, dan mampu menghindari kemungkinan penyusupan suara palsu.

Sistem identifikasi suara yang ada sekarang ini pada dasarnya sudah mencapai tingkat pengenalan yang cukup memuaskan, akan tetapi kemampuan ini akan menurun apabila suara berada dalam lingkungan kondisi penuh noise (derau). Hal ini disebabkan karena analisis suara yang dipergunakan pada umumnya berbasis analisis power spektrum, untuk menggali informasi pembicara berdasarkan frekuensinya.

Dalam makalah ini, penulis akan mengemukakan pendekatan penggunaan analisa spektra orde tinggi, yaitu bispektrum dan trispektrum. Berbeda dengan power spektrum yang hanya mempunyai orde dua, bispektrum merupakan analisis spektra orde tiga, dan trispektrum merupakan analisis spektra orde empat. Penggunaan analisis spektra orde tinggi ini memungkinkan kita untuk dapat membangun sistem identifikasi suara dengan menekan noise yang bersifat Gaussian, ataupun noise

yang bersifat non-Gaussian dengan fungsi kerapatan probabilistik yang simetris. Hal ini disebabkan karena dalam proses analisisnya, spektra orde tinggi ini juga mengolah informasi fase dari sinyal suara, untuk dapat mempertahankan dan merekonstruksinya, setelah mendeteksi kandungan nonlinieritasnya. [2]-[7].



Gambar 1. Sistem identifikasi pembicara menggunakan analisa spectra orde tinggi

Sistem ini merupakan pengembangan dari sistem yang telah dibuat sebelumnya, yaitu yang berbasis bispektrum [8][9]. Dalam makalah ini kita akan meningkatkan jumlah vektor perwakilan yang berbeda, memperbandingkan dengan hasil yang telah dicapai sebelumnya, serta menggunakan jaringan neural yang berbeda untuk mampu meningkatkan tingkat pengenalannya.

II. SISTEM IDENTIFIKASI PEMBICARA

Sistem identifikasi pembicara yang dikembangkan dan disajikan dalam makalah ini tergambar dalam Gambar 1. Terlihat disini bahwa sistem ini terdiri dari tiga buah subsistem, yaitu subsistem akuisisi data suara, subsistem ekstraksi ciri dan subsistem pengklasifikasi pola. Subsistem akuisisi data ini serupa dengan sistem identifikasi berbasis power spektrum pada umumnya, dengan prosedur lengkap seperti berikut:

1. Sinyal suara di sampling pada frekuensi 11 kHz dengan rentang waktu 1,28 detik sehingga mempunyai titik sampel sebanyak $N = 11.000 \times 1,28$.
2. Jumlah titik sebanyak N ini kemudian dibagi menjadi 55 potongan (*chunk*) dengan masing masing chunk terdiri dari 256 titik sampel. Setiap *chunk* merupakan bagian yang terlepas satu dengan lainnya
3. Setiap nilai sinyal pada masing-masing *chunk* kemudian dimasukkan dalam window Hamming, untuk mereduksi terjadinya ketidakcocokan pada perpotongan antar *chunk*, menggunakan persamaan:

$$d(u) = \begin{cases} 0.54 + 0.46 \cos(\pi u) & |u| \leq 1 \\ 0 & \text{untuk } u \text{ lainnya} \end{cases} \quad (1)$$

4. Pada setiap *chunk* kemudian dilakukan proses transformasi Fourier dengan menggunakan algoritma FFT

Nilai ini kemudian disimpan untuk dipergunakan sebagai masukan bagi subsistem ekstraksi ciri.

Subsistem ekstraksi ciri terdiri dari analisis spektra orde tinggi dan proses kuantisasi hasil analisis spektra ini untuk dapat dipergunakan sebagai masukan bagi jaringan neural pengenalan pola. Proses analisa spektra orde tinggi yang dipergunakan adalah bispektrum atau trispektrum yang dapat dilakukan dengan menggunakan Pers. 2 sebagai:

$$C_N^x(f_1, f_2, \Lambda, f_{N-1}) = X(f_1)X(f_2)\Lambda X^*(f_1 + f_2 + \Lambda + f_{N-1}) \quad (2)$$

dengan $X(f)$ adalah spektrum Fourier pada frekuensi f and $X^*(f)$ adalah konjugasi kompleks dari $X(f)$. N adalah derajat analisa spektral yang dipergunakan.

Bispektrum merupakan analisa spektral orde 3, atau $N = 3$, sedangkan trispektrum merupakan analisa spektral orde 4, atau $N = 4$. Analisa spektral orde 2, juga dikenal sebagai power spektrum dapat ditulis seperti pada Pers. 3.

$$C_2^x(f) = X(f)X^*(f) \quad (3)$$

Terlihat disini bahwa power spektrum merupakan bagian khusus dari analisa spektral orde tinggi ini, dengan $N = 2$. Seperti telah dikemukakan pada bagian pendahuluan, power spektrum ini sangat rentan terhadap adanya noise, karena tidak mempergunakan informasi perubahan fasa pada proses analisisnya.

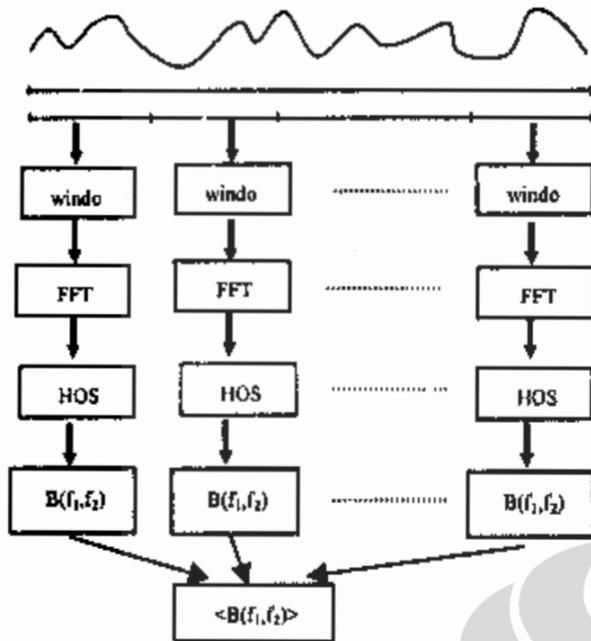
Sifat bispektrum yang sangat berkaitan dengan aplikasinya sebagai ekstraksi ciri adalah: bila kita menggunakannya pada proses Gaussian stationer dengan nilai rerata = 0, maka hasil bispektrumnya adalah nol. Penggunaan analisa bispektrum ini diharapkan mampu meningkatkan tingkat pengenalan pembicara walaupun sinyal mempunyai SNR yang rendah, atau sinyal berada dalam kondisi noise yang sangat besar.

Proses spectra orde tinggi ini, baik bispektrum maupun trispektrum, dimulai dengan menggunakan Pers. 2 pada setiap chunk hasil dari proses sebelumnya, dan kemudian di rata-ratakan untuk seluruh chunk sehingga hanya menghasilkan satu file saja. Keseluruhan proses ini tercermin pada Gambar 2.

Karena bispektrum yang bersifat simetri, maka kita dapat melakukan pengurangan jumlah data yang diproses, dengan hanya menggunakan separuh dari data bispektrum yang dihasilkan. Akan tetapi, jumlah data yang harus digunakan sebagai masukan bagi pengklasifikasi pola masih sangat banyak, sehingga perlu dilakukan kompresi data, dengan hanya menggunakan beberapa vektor perwakilan dari seluruh vektor hasil analisa bispektrum atau trispektrum yang akan diproses.

Pada prinsipnya, kita dapat menggunakan jaringan neural SOM, untuk membangkitkan sejumlah vektor perwakilan yang dapat mewakili nilai pdf dari hasil analisis

bispektrum. Akan tetapi karena kita menginginkan untuk mendapatkan vektor perwakilan yang mempunyai ketelitian tinggi, maka jaringan neural LVQ dipergunakan sebagai 'fine tuning' bagi pembangkitan vektor perwakilan menggunakan SOM, sehingga membentuk jaringan neural hibrida SOM-LVQ.

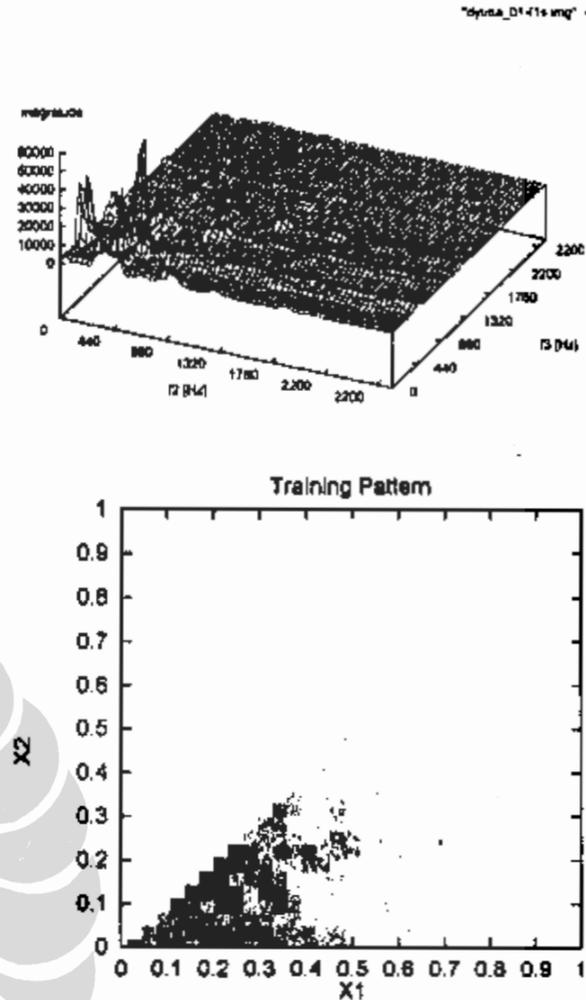


Gambar 2. Diagram alir penggunaan estimasi spektra orde tinggi dalam sistem identifikasi pembicara

Detil dari proses pembangkitan vektor perwakilan dengan menggunakan jaringan neural hibrida ini dapat dilihat pada makalah [8], akan tetapi algoritma pembangkitan vektor perwakilan ini dapat dituliskan sebagai berikut:

1. Masukkan hasil bispektrum/trispektrum dari satu masukan sinyal suara dari setiap pembicara
2. Hitung nilai rata-rata dari hasil bispektrum/trispektrum untuk seluruh pembicara
3. Buat bilangan random x_1, x_2 yang bernilai antara 0 dan 1
4. Buat bilangan random W yang bernilai antara 0 dan maximum nilai bispektrum/ trispektrum
5. Untuk setiap titik (f_1, f_2) pada daerah estimasi lakukan langkah e-f
6. Cari titik (f_1, f_2) di daerah estimasi yang terdekat dengan titik (x_1, x_2)
7. Jika nilai $W <$ nilai bispektrum di titik (f_1, f_2) maka ambil (x_1, x_2) sebagai vektor x , jika tidak, abaikan.
8. Ambil vektor input pelatihan x secara random
9. Lakukan SOFM untuk membuat vektor perwakilan secara umum
10. Tentukan kelas untuk masing-masing vektor masukan (hasil SOM)
11. Perbaiki vektor perwakilan menggunakan algoritma LVQ (dengan pengarah)

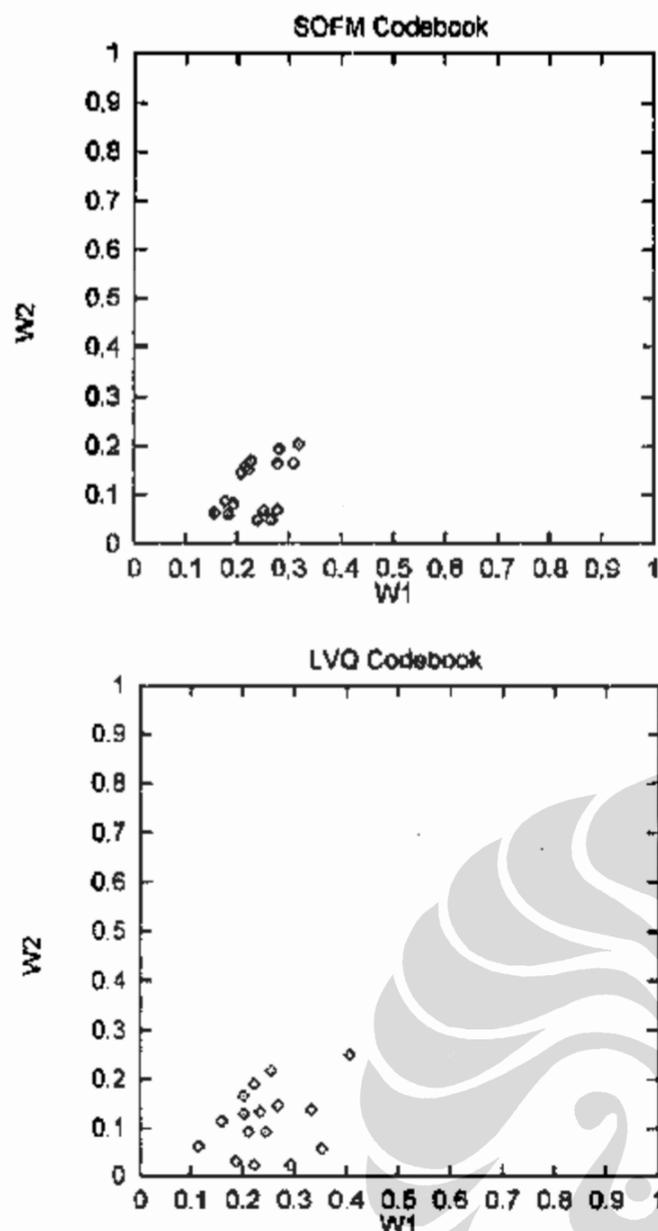
Gambar 3 memperlihatkan hasil penggunaan analisis bispektrum dari sinyal suara pembicara. Hasil pembangkitan vektor perwakilan menggunakan jaringan neural hibrida ini terhadap data bispektrum ini dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 3. (a) data bispektrum yang sudah di normalisasi (b) pembangkitan nilai data menggunakan pdf

Jumlah vektor perwakilan yang dihasilkan dari subsistem ekstraksi ciri ini akan sangat berkaitan dengan besar bujursangkar hasil analisa bispektrum yang ditentukan. Semakin besar bujursangkar data bispektrum yang dipergunakan, semakin besar jumlah vektor perwakilan yang dihasilkan. Akan tetapi, hal ini akan mengakibatkan biaya komputasional yang sangat tinggi pula. Tabel 1 memperlihatkan keterkaitan antara jumlah vektor perwakilan dan besar bujursangkar data bispektrum yang dipergunakan.

Jumlah vektor perwakilan yang dihasilkan dari subsistem ekstraksi ciri ini akan sangat berkaitan dengan besar bujursangkar hasil analisa bispektrum yang ditentukan. Semakin besar bujursangkar data bispektrum yang dipergunakan, semakin besar jumlah vektor perwakilan yang dihasilkan. Akan tetapi, hal ini akan mengakibatkan biaya komputasional yang sangat tinggi pula. Tabel 1 memperlihatkan keterkaitan antara jumlah vektor perwakilan dan besar bujursangkar data bispektrum yang dipergunakan.



Gambar 4. (a) Pembangkitan vektor perwakilan menggunakan jaringan neural SOM (b) Pembangkitan vektor perwakilan menggunakan jaringan neural hibrida SOM-LVQ

Subsistem pengenalan pola yang dipergunakan disini adalah jaringan neural probabilistik. Jaringan neural probabilistik ini telah banyak dibahas pada beberapa makalah [10]-[13], dan dalam makalah ini hanya akan dibahas secara sekilas saja. Jaringan neural probabilistik dikembangkan berdasarkan strategi Bayesian dalam mengklasifikasikan sebuah pola berdasarkan seleksi kategori dengan tingkat resiko seminimal mungkin.

Anggap terdapat c kelas kategori, maka probabilitas dari masing-masing kelas kategori dapat didekati dengan menggunakan estimasi pdf dari sekelompok data pelatihan yang berkaitan dengan kelas kategori tersebut, yang dapat ditulis sebagai :

$$f_c(x) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \sigma^d} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \exp[-(x - X_{ci}) \cdot (x - X_{ci}) / 2\sigma^2] \quad (4)$$

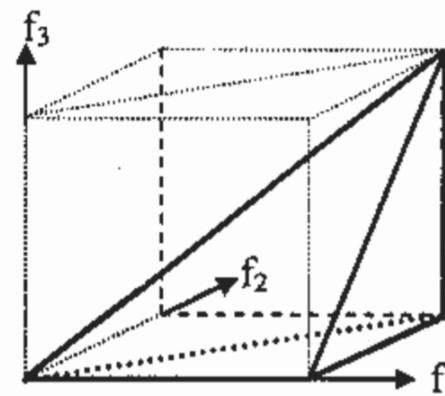
dengan d adalah dimensi vector masukan, m adalah jumlah total data pealtihan dan X_{ci} adalah pola ke- i dari kelas kategori c .

Pendekatan pengestimasi pdf ini membutuhkan sebuah parameter yang sangat berperan dalam menentukan lebar dari distribusi Gaussian, yang dinamakan sebagai parameter penghalus (smoothing parameter) σ . Nilai σ yang sangat kecil membuat setiap data masukan akan mempunyai arti sangat penting, sehingga informasi kelompok menjadi kurang penting, sedangkan apabila nilai σ ini terlalu besar, maka informasi detil dari setiap data masukan menjadi tidak berarti. Sangat sulit untuk dapat mengestimasi parameter ini dengan akurat, sehingga setelah dilakukan beberapa eksperimen awal, maka kemudian baru dapat ditentukan nilainya.

Apabila input total pada sebuah unit neuron pola adalah $Z_i = X \cdot W_i$, dengan X adalah vector masukan dan W_i adalah bobot keterhubungan antara unit neuron pola dengan unit neuron keluaran. Maka Pers. 4 dapat diubah menjadi persamaan :

$$f_c(x) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \sigma^d} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \exp[-(z_i - 1) / \sigma^2] \quad (5)$$

Penggunaan analisis trispektrum mempunyai tingkat kesulitan yang lebih tinggi dibandingkan dengan analisis bispektrum. Daerah estimasi yang perlu dilakukan terdapat dalam ruang 3 dimensi yang dibentuk oleh vector frekuensi f_1 , f_2 dan f_3 , dan pada setiap koordinat (f_1, f_2, f_3) terdapat nilai trispektrumnya. Dengan menggunakan sifat simetri analisa trispektrum ini, maka estimasi setiap nilai pada daerah kubus hasil analisis trispektrum ini hanya akan dilakukan pada seperempat bagian saja. Hal ini dapat dilukiskan pada Gambar 5.



Gambar 5. Ruang estimasi trispektrum berupa seperempat kubus

Pada ruang estimasi seperempat kubus ini kemudian dilakukan metoda pembangkitan vektor perwakilan secara adaptif menggunakan jaringan neural hiobrida SOM-LVQ, sama seperti ketika menggunakan analisa bispektrum, dan jumlah vektor perwakilan yang dipilih adalah 27, 64, 125, 216 dan 343. Jumlah vektor perwakilan ini diserupakan dengan jumlah vektor perwakilan untuk analisa bispektrum dalam Tabel 1.

Tabel 1. Jumlah vektor perwakilan hasil ekstraksi ciri

No	Jumlah Codebook	Keterangan
1	25	Bujursangkar 5x5
2	64	Bujursangkar 8x8
3	121	Bujursangkar 11x11
4	225	Bujursangkar 15x15
5	324	Bujursangkar 18x18

III. DESAIN EKSPERIMEN DAN HASIL PERCOBAAN

Data suara yang dipergunakan dalam eksperimen ini didapat dari sepuluh pembicara, terdiri dari 5 orang pria dan 5 orang wanita. Masing masing pembicara mengucapkan kata 'maju' dalam kondisi normal tanpa derau dan tanpa panduan cara pengucapan maupun tempo pengucapannya. Masing masing pembicara mengucapkan kata 'maju' sebanyak 30 kali sehingga didapatkan 300 ucapan pendek terisolasi yang kemudian dimasukkan kedalam filter lowpass 5.5 kHz. Pengukuran performansi sistem penentu pembicara dilakukan dengan menggunakan data pelatihan yang merupakan data suara tanpa noise, sedangkan yang dipergunakan sebagai test data set, adalah data suara pembicara ditambah dengan Gaussian noise. Tingkat noise yang ditambahkan mempunyai dengan tiga tingkat berbeda, sehingga mencapai SNR 20 dB, SNR 10 dB dan SNR 0 dB.

Tabel 2 menunjukkan tingkat pengenalan sistem identifikasi pembicara menggunakan analisa bispektrum terhadap suara pembicara dengan tingkat noise SNR 20 dB. Seperti terlihat disini, peningkatan jumlah vektor perwakilan akan meningkatkan kemampuan sistem untuk menentukan pembicara dengan benar. Tingkat pengenalan yang dihasilkan adalah 98.5% untuk 25 vektor perwakilan, 99.0% untuk 64 vektor perwakilan, 99.0% untuk 121 vektor perwakilan, 99.5% untuk 225 vektor perwakilan dan 100% untuk 324 vektor perwakilan.

Sebagai perbandingan, apabila tidak menggunakan tambahan noise pada suara pembicara, maka tingkat pengenalan 100% sudah tercapai dengan hanya menggunakan 16 vektor perwakilan saja. Percobaan awal yang dilakukan menunjukkan bahwa apabila kita menggunakan analisa power spektrum terhadap suara dengan SNR 20 dB, maka tingkat pengenalan yang dihasilkan dengan menggunakan 36 vektor perwakilan adalah 70.9 %, dan tidak meningkat lagi dengan meningkatnya jumlah vektor perwakilan yang dipergunakan.

Hasil penggunaan analisis tripektrum untuk menentukan suara pembicara dengan tingkat SNR 20 dB, dapat dilihat pada Tabel 3. Terlihat disini bahwa tingkat pengenalan pembicara dengan menggunakan tripektrum akan sebanding dengan tingkat pengenalan dengan menggunakan bispektrum.

Tabel 2 Tingkat pengenalan sistem identifikasi pembicara dengan tingkat noise 20 dB menggunakan analisa bispektrum

PNN	Jumlah Vektor Perwakilan				
	25	64	121	225	324
Pembicara 1	0.900	1.000	0.950	1.000	1.000
Pembicara 2	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Pembicara 3	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Pembicara 4	1.000	0.950	1.000	1.000	1.000
Pembicara 5	0.950	0.950	0.950	0.950	1.000
Pembicara 6	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Pembicara 7	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Pembicara 8	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Pembicara 9	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Pembicara 10	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Rata-rata	0.985	0.990	0.990	0.995	1.000

Tabel 3 Tingkat pengenalan sistem identifikasi pembicara dengan tingkat noise 20 dB menggunakan analisa trispektrum

SNR = 20dB	Jumlah Vektor Perwakilan				
	27	64	125	216	343
PNN					
Pembicara 1	0.900	1.000	0.950	1.000	1.000
Pembicara 2	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Pembicara 3	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Pembicara 4	1.000	0.950	1.000	1.000	1.000
Pembicara 5	0.950	0.950	0.950	0.950	1.000
Pembicara 6	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Pembicara 7	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Pembicara 8	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Pembicara 9	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Pembicara 10	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Rata-rata	0.985	0.990	0.990	0.995	1.000

Hasil lengkap perbandingan antara penggunaan analisa bispektrum dan trispektrum dapat dilihat pada Tabel 4 dibawah ini.

Tabel 4. Perbandingan tingkat pengenalan sistem identifikasi pembicara dengan tingkat noise 10 dB dan 0 dB menggunakan analisa bispektrum dan trispektrum

Vektor Perwakilan Bispektrum	SNR 10 dB		SNR 0 dB		Vektor Perwakilan Trispektrum
	Bisp	Trisp	Bisp	Trisp	
25	0.90	0.84	0.73	0.73	27
64	0.98	0.91	0.92	0.78	64
121	0.97	0.92	0.91	0.81	125
225	1.00	0.96	0.94	0.82	216
343	0.99	0.96	0.94	0.85	343
	0.97	0.92	0.89	0.80	

IV. KESIMPULAN

Dalam makalah ini telah diperkenalkan sistem identifikasi pembicara menggunakan analisa spektra orde tinggi dengan jaringan neural hibrida SOM-LVQ sebagai subsistem pengekstraksi ciri dan jaringan neural probabilitik sebagai subsistem pengenalan pola. Spektra orde tinggi yang dipergunakan dan diperbandingkan kemampuan pengenalannya adalah bispektrum berorde 3 dan trispektrum berorde 4.

Sistem identifikasi pembicara ini menunjukkan kemampuan pengenalan yang tinggi, yaitu 100% hanya dengan menggunakan 16 buah vektor perwakilan apabila suara pembicara tidak teredam dalam noise. Penggunaan noise dengan SNR 20 dB, membutuhkan jumlah vektor perwakilan yang lebih tinggi untuk mampu mencapai tingkat identifikasi 100%, yaitu sebanyak 324 bila menggunakan analisa bispektrum, atau 343 vektor perwakilan apabila menggunakan analisa trispektrum.

Peningkatan SNR yang lebih tinggi, yaitu untuk SNR 10 dB dan SNR 0 dB, sudah tidak memungkinkan sistem identifikasi pembicara untuk mendapatkan tingkat pengenalan yang sempurna. Tingkat pengenalan suara pembicara dengan SNR 10 dB adalah 0.97% untuk bispektrum dengan 324 vektor perwakilan dan 0.92 % untuk trispektrum dengan 343 vektor perwakilan. Sedangkan untuk suara pembicara dengan SNR 0 dB, maka tingkat pengenalannya menurun menjadi 0.89% untuk bispektrum dengan 324 vektor perwakilan dan 0.80% untuk trispektrum dengan 343 vektor perwakilan.

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa baik analisa bispektrum maupun analisa trispektrum menunjukkan kinerja yang sangat baik. Tingkat pengenalan sistem dengan menggunakan kedua metodologi ini tidaklah terlalu berbeda, akan tetapi apabila kita melihat prosentase informasi yang dipergunakan untuk pengolahan data bagi masing-masing metodologi ini, terlihat bahwa prosentase data bispektrum yang dipergunakan lebih banyak dibandingkan dengan prosentase data yang diolah oleh analisa trispektrum.

Seperti telah diterangkan pada bagian depan makalah ini, daerah estimasi bispektrum adalah setengah bujur sangkar, dengan total data masukan sebesar 1300. Penggunaan vektor perwakilan sebanyak 324 menggunakan hampir sebesar 25% dari seluruh informasi yang ada. Sedangkan daerah estimasi trispektrum berbentuk seperempat kubus, dengan total data masukan sebesar 95591, sehingga penggunaan vektor perwakilan sebanyak 343 hanya mewakili 0.36% dari seluruh informasi yang ada. Hal ini menunjukkan bahwa apabila kita menghendaki untuk menggunakan vektor perwakilan yang lebih besar, atau menggunakan prosentase vektor perwakilan terhadap total data yang lebih besar, maka kita akan mampu meningkatkan tingkat pengenalan suara pembicara dengan menggunakan analisa trispektrum.

REFERENSI

- [1] F.J. Owens, "Signal Processing of Speech", The MacMillan Press Ltd, 1993.
- [2] T. Matsui and S. Furui " Speaker Recognition Technology ", NTT Review, 7,2,41-48 (1995).
- [3] C.L. Nikias and M. R. Paghveer, "Bispectrum estimation: A digital signal processing framework."Proceeding of IEEE, vol 75, no.7 pp 869-891, july 1987.
- [4] C.L. Nikias and A.P. Petropulu, " Higher order spectra analysis, Prentice Hall 1993
- [5] P.J. Huber, B. Kleiner, T. Gasser and G. Dummermuth," Statistical methods for investigating phase relations in stationary stochastic processes," IEEE Trans. Audio Electroacoust., Vol. AU-19, pp. 78-86, 1971
- [6] J.M. Mendell, " Tutorial on higher order statistics (spectra) in signal processing and system theory: theoretical results and some applications", Proceeding of IEEE, vio. 79, no.3, 1991
- [7] B. Boyanov, S. Hadjitodorov, T. Ivanov, Analysis of voice speech by means of Bispectrum, *Electronic Letters*, vol. 27, no. 24, 1991, 2267-2268.
- [8] I. Fanany, B. Kusumoputro. "Karhunen-Loeve Bispectrum Feature Extraction", Proc. IASTED on AI and Soft Computing, 495-499, Honolulu, (1999).
- [9] B. Kusumoputro, I Fanany, "Bispectrum analysis on Speaker Identification", in Hybrid Image and Signal Processing VII, David P. Casacent, A. G. Tescher, Editors, Proceeding of SPIE 4044, 143-148, (2000).
- [10] C.M. Bishop, "Neural networks for pattern recognition", New York Oxford Univ. Press, 1995
- [11] S.Chen, C.F.N. Cowan and P.M. Grant, "Orthogonal least squares learning algorithms for radial basis function networks", IEEE Trans. Neural Networks, vol.2, pp. 302-309, 1991.
- [12] D.F. Specht," Probabilistic Neural Networks, Neural Networks, vol.3, no1, pp.109-118, 1990.
- [13] C. Kramer, B.C.McKay and J. Belina, "Probabilistic neural network array architecture for ECG classification", in Proc.Annu.Int.Conf. IEEE Eng. Medicine Biol., vol. 17, 1995 pp. 807-808.



ICIS (Indonesian Society on Computer and Information Sciences)

Sekilas ICIS

ICIS adalah singkatan dari "Indonesian Society On Computer & Information Sciences", atau "Masyarakat Ilmu Komputer & Informasi". Ide pembentukan organisasi ini dilakukan bertepatan dengan pelaksanaan "Seminar Nasional I Kecerdasan Komputasional" di Universitas Indonesia, Depok, 20-21 July 1999. Pada seminar tersebut panitia menerima 50 makalah penelitian dari beberapa Institusi Pendidikan Tinggi seperti IPB, ITB, ITS, UI, Univ. Petra Surabaya, Univ. Widya Mandala, STMIK Jayakarta, Universitas Bina Nusantara, IKIP Bandung dan Institusi Penelitian seperti IPTN, LIPI dan BBPT. Dari seminar tersebut peserta mengharapkan adanya suatu wadah yang lebih formal dalam mengadakan diskusi ilmiah dalam bidang ilmu komputer dan informasi.

Tujuan organisasi ICIS ini adalah sebagai wahana pertukaran pengetahuan dan teknologi di bidang Komputer & Informasi, sehingga diharapkan dapat menumbuh-kembangkan kreasi dan pertukaran ide-ide diantara para akademisi, kalangan industri dan institusi pemerintah, yang pada akhirnya dapat memajukan perkembangan industri Komputer dan Informasi di Indonesia.

Untuk merealisasikan tujuan diatas, organisasi menyelenggarakan konferensi, simposium, seminar dan sebagainya. ICIS juga menyebarkan berbagai informasi teknis ke anggota dan khalayak lainnya melalui jurnal-jurnal resmi organisasi dan wahana lainnya.

Saat ini, organisasi ICIS terdiri dari 3 payung besar penelitian dan pengembangan dalam bidang ilmu komputer dan informasi, yaitu :

Ilmu Komputer/Informatika

Bidang ini meliputi penelitian, pengembangan dan lainnya yang berkaitan dengan ilmu pengetahuan dan rekayasa komputer. Hal yang diteliti dan dikembangkan berupa kerangka teoritis, implementasi maupun kemungkinan pengembangan sistem secara keseluruhan. Bidang ini mencakup (tidak dibatasi) : Teori Komputasi (*coding theory, automata, information theory, modern algebraic theory, measure theory, probability and statistic, and numerical methods*); Perancangan Algoritma (*algorithmic complexity, theory of algorithms, combinatorics, scheduling theory, discrete optimization, data compression, and approximation theory*);

Perancangan Perangkat Lunak (*formal language, theory and design of optimizing compilers especially those for parallel and supercomputer, object-oriented programming, database theory and data organization, software design methodology, program verification, and software reliability*); Sistem dan Arsitektur Komputer (*parallel and distributed computing systems, high speed computer networks, theory of distributed and parallel processing, fault tolerant systems, and distributed operating systems*);

Kecerdasan Komputasional & Sistem Cerdas

Bidang ini meliputi penelitian dan pengembangan yang berkaitan dengan penggunaan komputer sebagai alat bantu kecerdasan. Hal yang diteliti dan dikembangkan berupa kerangka teoritis, implementasi maupun kemungkinan pengembangan sistem secara keseluruhan. Bidang ini mencakup (tidak dibatasi) : Kecerdasan Buatan, Jaringan Syaraf Tiruan, Algoritma Genetik, Pengolahan Citra & Sinyal, Metoda Formal, Algoritma Pembelajaran, Pengenalan Pola, Logika Fuzzy & Aplikasinya, dan Pengendali Cerdas.

Aplikasi Ilmiah & Industri

Bidang ini meliputi implementasi dari Ilmu Komputer, Informatika dan Kecerdasan Komputasional. Hal yang diteliti dan dikembangkan adalah aplikasi dan implementasi sistem pada kondisi nyata atau studi kasus. Bidang ini mencakup (tidak dibatasi) : *Implementasi Database dan Sistem Informasi Retrieval, Implementasi Experts System, Implementasi Robotik dan Automasisasi, Aplikasi Sensor dan Fuzzy Controller.*

Kami mengundang Bpk./Ibu./Sdr./Sdri. dan rekan-rekan sekalian bergabung bersama kami di ICIS

JURNAL ICIS (Indonesian Society on Computer and Information Sciences)

RUANG LINGKUP JURNAL ICIS

Maksud dan sasaran Jurnal ICIS adalah untuk pertukaran pengetahuan dan informasi yang berkaitan dengan Ilmu Komputer, Informasi & Aplikasi. Jurnal ini diharapkan dapat menumbuhkan kreasi dan pertukaran ide-ide diantara para akademisi, kalangan industri dan institusi pemerintah di Indonesia pada Bidang Ilmu Komputer dan Informasi. Jurnal ini akan berisi pokok-pokok permasalahan baik dalam pengembangan kerangka teoritis, implementasi maupun kemungkinan pengembangan sistem secara keseluruhan. Diharapkan setiap naskah yang diterbitkan di dalam jurnal ini memberikan kontribusi yang berarti untuk peningkatan sumberdaya penelitian di dalam Bidang Ilmu Komputer dan Informasi.

Berikut ini adalah beberapa contoh topik peminatan yang dibahas dalam Jurnal (tidak dibatasi)

- Teori Komputasi
- Perancangan Algoritma
- Sistem & Arsitektur Komputer
- Kecerdasan Buatan
- Jaringan Syaraf Tiruan
- Algoritma Genetika
- Pengolahan Citra & Sinyal
- Pengenalan Pola
- Metoda Formal
- Logika Fuzzy
- Aplikasi dari topik diatas

PUBLIKASI JURNAL ICIS

Jurnal akan diterbitkan pada bulan Mei & November setiap tahunnya. Makalah-makalah penelitian orisinal dan makalah-makalah review bisa diterima. Semua makalah harus mengandung bagian abstrak (maksimal 200 kata) dan kesimpulan.

PENULISAN NASKAH

Naskah dapat ditulis dalam Bahasa Indonesia atau Bahasa Inggris yang mempunyai susunan : judul, nama penulis dan instansinya, abstrak, kata kunci, isi makalah, apendiks (jika ada), daftar pustaka, judul gambar dan tabel.

Panjang maksimum adalah 10 halaman dalam format dua kolom. Format makalah dapat dilihat pada halaman berikut Naskah dikirim sebaiknya dalam bentuk file elektronik sebagai lampiran (*attachment*) dengan mencantumkan informasi pengirim pada file yang dikirimkan atau salinan keras. Anda boleh mengompres file Anda dalam format zip atau gzip. File-file yang tidak jelas judulnya akan dikembalikan untuk diserahkan kembali dalam judul yang tepat.

PENYERAHAN NASKAH

Naskah (*electronic file* dan *hard copy*) harus dikirim ke :

Editor Jurnal ICIS
Lab. Jaringan Syaraf Tiruan
Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Indonesia, Kampus UI Depok
PO Box 3443 Jakarta 10002
Tel. (021)786-3419-(ext. 3212)

JUDUL (TIMES NEW ROMAN, 14 pt, Bold)

} 1 spasi, 14 pt

Nama Pengarang (Times New Roman, 12pt, Bold)

} 1 spasi, 12 pt

Afiliasi Pengarang (Times New Roman, 10 pt)

Alamat (Times New Roman, 10 pt)

e-mail: (Times New Roman, 10 pt)

ABSTRAK

} 1 spasi, 10 pt

Judul abstrak ditulis dengan tipe huruf Times New Roman dengan ukuran 12pt, cetak tebal, dan huruf besar. Sedangkan isi abstrak ditulis dengan tipe huruf Times New Roman dengan ukuran 10 pt dan dicetak tebal (*bold*). Panjang abstrak berkisar antara 150-250 kata, ditulis dalam bahasa Indonesia.

Kata kunci: Kata kunci 1, Kata kunci 2, ..., Kata kunci 5.

Makalah diterima [tanggal bulan tahun]. Revisi akhir [tanggal bulan tahun].

} 2 spasi, 10 pt

1. PENDAHULUAN

} 1 spasi, 10 pt

Pengaturan format margin dari makalah mengikuti aturan untuk margin atas bernilai 1.25 inci, margin bawah bernilai 1.44 inci, serta margin kiri dan kanan bernilai 0.63 inci.

Isi makalah ditulis dengan tipe huruf Times New Roman dengan ukuran 10pt. Apabila terdapat istilah asing maka istilah tersebut perlu ditulis dengan cetak miring (*italic*).

Judul dari tiap bab ditulis dengan tipe huruf Times New Roman dengan ukuran 12pt, cetak tebal, huruf besar, serta penomoran dengan huruf (1,2,3,...).

2. METODE

Apabila terdapat sub-bab, maka judul dari tiap sub-bab ditulis dengan tipe huruf Times New Roman dengan ukuran 12pt, cetak tebal, serta penomoran dengan huruf (1.1, 1.2, 1.3,... 2.1, 2.2, ...).

2.1 Sub Bab

Isi dari sub-bab ditulis dengan tipe huruf Times New Roman dengan ukuran 10pt. Apabila terdapat istilah asing maka istilah tersebut perlu ditulis dengan cetak miring (*italic*).

Apabila terdapat rumusan atau persamaan matematika maka ditulis dengan format berikut:

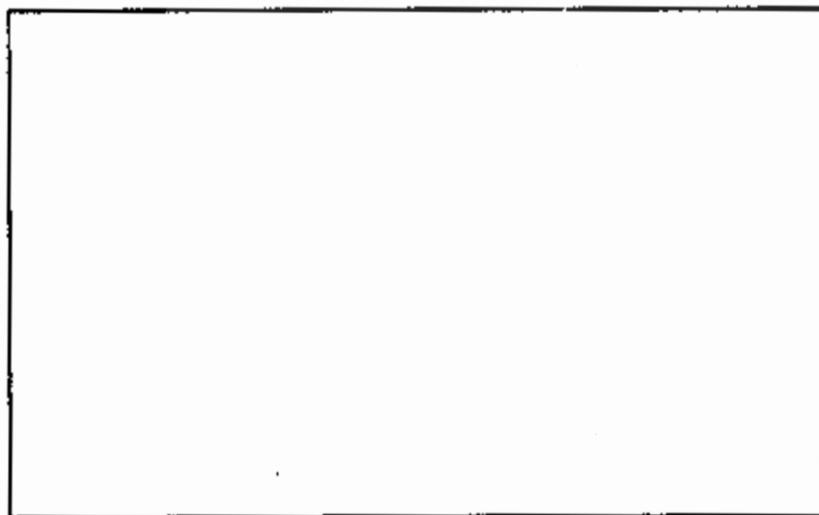
$$xxxx = xxxxxxxxx \tag{1}$$

dan

$$x(u) = \begin{cases} x.xx + x.xx \cos(\pi u) & |u| \leq 1 \\ c & \text{untuk } u \text{ lainnya} \end{cases} \tag{2}$$

Apabila terdapat tabel ditulis seperti contoh berikut:

Tabel x Judul tabel ditulis dengan huruf Times New Roman, 9 pt, Bold, center



Gambar x. Judul gambar ditulis dengan huruf Times New Roman, 9 pt, Bold, center

IV. KESIMPULAN

REFERENSI

- [1] Nama, "Judul Makalah", Nama jurnal, Volume, Nomor, Tahun terbit, halaman.
- [2] Nama, "Judul Buku", Penerbit, Tahun terbit.