

BERAUTI SPECTRAL SUBTRACTION DENGAN GAUSSIAN WINDOW UNTUK PENINGKATAN AKURASI PENGENALAN UCAPAN BERDERAU

Fitrilina*, Winda Alfin dan Fajar Afriyansah

Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Andalas

*Corresponding author, e-mail: fitrilina@ft.unand.ac.id

Abstrak— Akurasi sistem pengenalan ucapan menurun ketika digunakan pada ucapan berderau. Oleh karena itu, sistem pengenalan ucapan perlu didukung dengan metoda perbaikan sinyal ucapan. Pada penelitian ini diusulkan metoda Berauti spectral subtraction yang menerapkan gaussian window dan estimasi derau minimum statistik untuk memperbaiki kualitas sinyal berderau sehingga dapat meningkatkan akurasi pengenalan ucapan berderau. Sistem pengenalan ucapan dibangun menggunakan Hidden Markov Model ToolKit (HTK). Pada penelitian ini divariasikan tiga jenis derau, lima level SNR, enam nilai oversubtraction dan empat nilai redaman sidelobe gaussian window dengan 1500 sinyal ucapan. Peningkatan akurasi pengenalan ucapan yang menggunakan gaussian window dibandingkan dengan hamming window. Hasil penelitian ini menunjukkan pemilihan nilai redaman sidelobe dan oversubtraction mempengaruhi akurasi pengenalan. Rata-rata peningkatan akurasi pengenalan ucapan sebesar 36,4 % diperoleh pada nilai oversubtraction 4.75 dan redaman sidelobe 1.5. Penggunaan hamming window memiliki rata-rata peningkatan akurasi pengenalan sebesar 18,7 % pada nilai oversubtraction 2.5. Metoda spectral subtraction yang menggunakan gaussian window atau hamming window, keduanya mampu menaikkan akurasi pengenalan ucapan, akan tetapi gaussian window memiliki hasil yang lebih baik dibanding hamming window

Kata Kunci : Berauti spectral subtraction, gaussian window, pengenalan ucapan

Abstract— The accuracy of speech recognition system decreases when used on a noisy speech. Therefore, the speech recognition system needs to be supported by a speech enhancement method. This study proposes Berauti spectral subtraction method that uses gaussian window and minimum statistics noise estimation in order to improve the quality of noisy speech hence increase the accuracy of noisy speech recognition. Speech recognition system is built using the Hidden Markov Model Toolkit (HTK). This study applied three types of noise, five SNR levels, six oversubtraction values and four sidelobe gaussian window attenuation values with 1500 speech signals. Improvement of speech recognition accuracy using Gaussian window is compared with Hamming window. The results of the study shows that sidelobe and oversubtraction attenuation values affects recognition accuracy. The average speech recognition accuracy using gaussian window improve about 36.4% which is obtained at oversubtraction 4.75 and sidelobe attenuation = 1.5. Whereas, application of hamming window improves the accuracy about 18,7 % which is obtained at oversubtraction 2.5. Spectral subtraction using gaussian window or hamming window is able to improve the speech recognition accuracy, but gaussian window is better than hamming window.

Keywords : Berauti spectral subtraction, gaussian window, speech recognition

1. Pendahuluan

Sistem pengenalan ucapan yang *robust* masih merupakan permasalahan yang sulit meskipun telah banyak penelitian dilakukan [1]. Tambahan derau akustik dari lingkungan pada saat sistem digunakan menyebabkan penurunan akurasi pengenalan [2-4]. Sangat tidak mungkin membentuk sistem dengan menggunakan

berbagai kondisi lingkungan dan berbagai jenis derau. Salah satu cara mengatasinya adalah sistem pengenalan ucapan dibentuk pada lingkungan tenang akan tetapi sistem dilengkapi metoda perbaikan sinyal berderau.

Pada penelitian ini metoda perbaikan sinyal berderau yang digunakan adalah *spectral subtraction*. Berbagai jenis metoda *spectral subtraction* telah dikembangkan seperti pada

Received date 2017-11-09, Revised date 2018-07-27, Accepted date 2018-10-23

<https://doi.org/10.25077/jnte.v7n3.497.2018>

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).

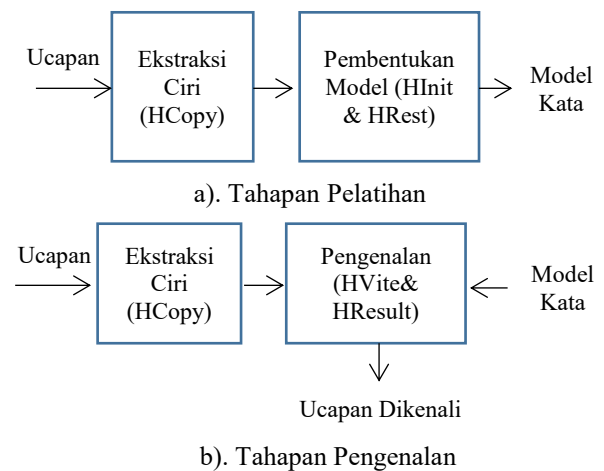
penelitian [5-8]. Metoda *spectral subtraction* terdiri atas tiga bagian yaitu *pre-processing*, estimasi derau dan pengurangan spektral. Pada bagian *pre-processing*, jenis window yang umum digunakan adalah *hamming* dan *hanning*[9]. Penelitian [8] mengusulkan *spectral subtraction* yang menggunakan gaussian window, *exponentially averaging* untuk estimasi derau dan metoda Boll untuk pengurangan spektral. Hasil penelitian [8] menunjukkan bahwa gaussian window dengan nilai redaman *side lobe* yang sesuai mampu memberikan peningkatan rasio daya sinyal terhadap derau (SNR) yang lebih baik dibandingkan dengan Hamming Window. Akan tetapi, penggunaan metoda Boll memiliki kelemahan terkait *musical noise* yang timbul akibat pengurangan spektral [7]. Hal ini dapat diminimalkan dengan menggunakan metoda Berauti seperti pada penelitian [6,10]. Keakuratan estimasi derau menggunakan metoda *exponentially averaging* sangat tergantung pada keandalan dalam mendekteksi periode ucapan dan periode derau [8]. Kebutuhan pendeteksian periode ucapan dan derau dapat dieliminasi dengan menggunakan estimator derau minimum statistik [10]. Oleh karena itu, pada penelitian ini diusulkan metoda berauti *spectral subtraction* yang menggunakan gaussian window dan estimasi derau minimum statistik. Penelitian [5-8,10] menggunakan nilai SNR untuk mengetahui kinerja metoda *spectral subtraction* yang diusulkan. Penelitian [11] menunjukkan peningkatan SNR pada sinyal hasil perbaikan tidak selalu menjamin peningkatan akurasi sistem pengenalan ucapan. Oleh karena itu, tujuan penelitian ini adalah melihat kinerja metoda yang diusulkan yaitu berauti *spectral subtraction* yang menerapkan gaussian window dan estimasi derau minimum statistik, untuk memperbaiki kualitas sinyal berderau sehingga dapat meningkatkan akurasi pengenalan ucapan berderau.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Pembentukan Sistem Pengenalan Ucapan

Sistem pengenalan ucapan bertujuan untuk membuat model komunikasi yang efisien antara manusia dan mesin, sehingga mesin mampu menerima informasi melalui ucapan, beraksi dengan cepat dan tepat sesuai dengan informasi yang diberikan. Sistem pengenalan ucapan dibentuk melalui dua proses utama yaitu

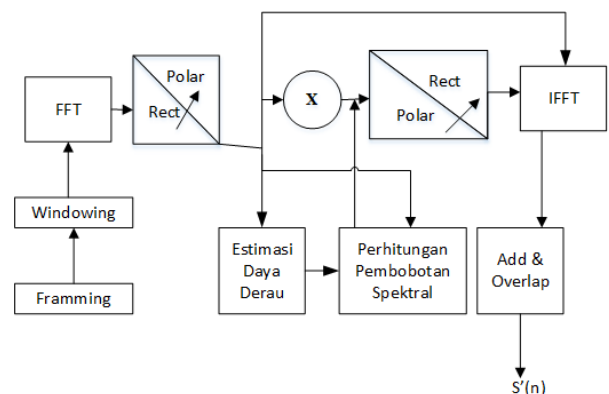
pelatihan (*training*) dan pengenalan (*recognition*). Pada penelitian ini, pelatihan dan pengujian menggunakan metoda *Hidden Markov Model* (HMM) dan ekstraksi ciri menggunakan *Mel-Frequency Cepstral Coefficient* (MFCC). Ekstraksi ciri dilakukan untuk mendapatkan vektor ciri yang dapat merepresentasikan suatu ucapan. Pada tahap pelatihan, vektor ciri digunakan untuk membentuk model kata. Pada tahap pengenalan, vektor ciri akan dicocokkan terhadap setiap model kata. Pada penelitian ini, sistem pengenalan ucapan dibangun dengan menggunakan HMM ToolKit (HTK) yang prosesnya ditunjukkan gambar 1.



Gambar 1. Sistem Pengenalan Ucapan Menggunakan HTK

2.2 Spectral Subtraction

Spectral subtraction melakukan reduksi derau untuk memperbaiki dan meningkatkan SNR sinyal berderau seperti pada gambar 2.



Gambar 2: Blok diagram spectral subtraction $y(n) = s(n) + d(n)$ [13,14]

Pada *pre-processing* dilakukan *framing*, *windowing* dan *Fast Fourier Transform* (FFT). *Framing* membagi sinyal menjadi *frame-frame*

dengan durasi tertentu agar sinyal dapat dianggap *stasioner*. *Windowing* berfungsi meminimalkan efek ketidakkontinuan akibat *framing*. FFT untuk mengubah sinyal domain waktu ke domain frekuensi.

2.2.1 Gaussian Window

Idealnya, spektrum *window* memiliki *main-lobe* yang sempit dan *side-lobe* yang kecil[8]. *Gaussian window* mempunyai dua parameter yaitu panjang *window* (sama dengan panjang *frame*) dan redaman *side-lobe* (α_{gw}), sedangkan *hamming window* hanya memiliki satu parameter yaitu panjang *window*. *Gaussian window* memiliki bentuk seperti persamaan (1) dan *Hamming window* seperti persamaan (2).

$$w_{gaussian}(n) = e^{-\frac{1}{2}(\alpha_{gw} \frac{n}{(N/2)})^2}, 0 \leq |n| \leq \frac{N}{2} \quad (1)$$

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), \quad (2)$$

$$0 \leq n \leq N-1$$

Dimana :

N = panjang frame (jumlah cuplikan dalam satu frame)

α_{gw} = Redaman side lobe

2.2.2 Estimasi derau Minimum statistik

Pada metoda *spectral subtraction*, estimasi derau yang tepat sangat mempengaruhi kualitas sinyal hasil perbaikan. Jika estimasi derau terlalu rendah, maka akan terdengar sisa derau yang tidak natural, sedangkan jika terlalu tinggi maka bunyi ucapan akan teredam dan kejelasan akan berkurang.

Metoda minimum statistik berdasarkan pada asumsi bahwa selama jeda ucapan atau dalam perioda singkat antar kata dan silabel, energi ucapan mendekati atau sama dengan nol[10][13]. Sehingga dengan menelusuri daya minimum dalam suatu *window* maka *noise floor* dapat diestimasi. Pertama dihitung daya sinyal *subband* P(t,k) dengan menggunakan *smoothed periodogram* seperti persamaan (3) [10][15] :

$$P(t, k) = \alpha_s P(t-1, k) + (1 - \alpha_s) |Y(t, k)|^2 \quad (3)$$

P(t,k) adalah estimasi rapat spektral daya sinyal berderau dan α_s adalah parameter *smoothing*. Untuk derau yang tidak stasioner, dibutuhkan parameter *smoothing* yang berubah terhadap

waktu dan frekuensi seperti persamaan (4) sampai persamaan (8) [10].

$$P(t, k) = \alpha_s(t, k) P(t-1, k) + (1 - \alpha_s(t, k)) |Y(t, k)|^2 \quad (4)$$

$$\tilde{\alpha}_{s-c}(t) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\sum_{k=0}^{t-1} P(t-1, k) / \sum_{k=0}^{t-1} |Y(t, k)|^2 - 1}{\alpha_s} \right)^2} \quad (5)$$

$$\alpha_{s-c}(t) = 0.7 \alpha_{s-c}(t-1) + 0.3 \max(\tilde{\alpha}_{s-c}(t), 0.7) \quad (6)$$

$$\hat{\alpha}_s(t, k) = \frac{\alpha_s \max \alpha_{s-c}(t)}{1 + (P(t-1, k) / \sigma_N^2(t-1, k) - 1)^2} \quad (7)$$

$$\alpha_{s-min} = \min \left(0.3, SNR^{-\frac{R}{0.064sf_s}} \right) \quad (8)$$

nilai parameter *smoothing* yang selanjutnya digunakan adalah parameter pada persamaan (9) [10]

$$\hat{\alpha}_{s-akhir}(t, k) = \max(\hat{\alpha}_s(t, k), \alpha_{s-min}) \quad (9)$$

Pada proses pencarian minimum, *window* dengan panjang D diuraikan menjadi sejumlah U *subwindow* dengan panjang V sampel *frame*. Nilai minimum pada setiap *subwindow* {P_{actmin}(t,k)} dan nilai minimum pada setiap sample {P_{actmin_sub}(t,k)}, diinisialisasi dengan nilai maksimum. Jika daya P_y(t,k) yang mendapatkan koreksi lebih kecil dari P_{actmin}(t,k) maka didapatkan nilai P_{actmin}(t,k) dan P_{actmin_sub}(t,k) yang baru. Jika daya P_y(t,k) yang mendapatkan koreksi lebih besar dari P_{actmin}(t,k) maka digunakan nilai P_{actmin}(t,k) dan nilai P_{actmin_sub}(t,k) yang sebelumnya. Jika nilai P_{actmin_sub}(t,k) lebih kecil dari nilai minimum sebelumnya {P_{min}(t,k)}, maka nilai minimum yang baru adalah nilai P_{actmin_sub}(t,k). Sedangkan, jika P_{actmin_sub}(t,k) lebih besar dari nilai minimum sebelumnya, maka nilai minimum sekarang sama dengan minimum sebelumnya. Daya minimum yang diperoleh merupakan estimasi daya derau. [10,13]

2.2.3 Berauti Spectral Subtraction

Pada *spectral subtraction* domain daya, rentang nilai *oversubtraction* yang optimal adalah antara 3 dan 6 [16]. Rentang *spectral floor* berada pada 0.005 sampai 0.1 [6]. Belum ada metode optimasi untuk menentukan nilai faktor *oversubtraction* sehingga lebih merupakan pendekatan heuristik dan pada umumnya

dilakukan secara empiris [17]. Pembobotan (*gain*) dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (10a) dan (10b) [15]

$$\text{Jika } \frac{|\hat{D}(t,k)|^2}{|Y(t,k)|^2} < \frac{1}{\alpha_{os} + \beta_{SF}} \text{ maka:}$$

$$G(t,k) = \left(1 - \alpha_{os} \frac{|\hat{D}(t,k)|^2}{|Y(t,k)|^2}\right)^{1/2} \quad (10a)$$

jika tidak:

$$G(t,k) = \left(\beta_{SF} \frac{|\hat{D}(t,k)|^2}{|Y(t,k)|^2}\right)^{1/2} \quad (10b)$$

Spektral daya sinyal ucapan bersih (tanpa derau) diestimasi dengan menggunakan persamaan (11).

$$|\hat{S}(t,k)|^2 = G(t,k) \cdot |Y(t,k)|^2 \quad (11)$$

Untuk mengembalikan ke domain waktu digunakan Inverse Transformasi Fourier dan fasa sinyal berderau.

3 Metoda Penelitian

Tahapan penelitian yang telah dilakukan dijelaskan dalam tahapan sebagai berikut.

Pengumpulan data penelitian dimana data ucapan direkam dalam lingkungan tenang dengan spesifikasi perekaman frekuensi sampling 8 Khz, durasi sampel kata 1 detik, jumlah sumber suara 15 orang, 10 ucapan untuk setiap angka dari setiap sumber, sehingga total data ucapan 1500 ucapan. Kosakata adalah angka bahasa Indonesia nol, satu, dua, tiga, empat, lima, enam, tujuh, delapan, sembilan. Jenis derau yang digunakan AWGN, derau Suara Mobil dan derau suara pengering rambut. Level SNR yang diuji adalah 0 dB, 5 dB, 10 dB, 15dB dan 20 dB

Selanjutnya dibentuk sistem pengenalan ucapan pada lingkungan tenang. Sistem dibentuk dengan topologi Bakis Model, ekstraksi ciri metoda MFCC 26 koefisien, dilakukan variasi ukuran model (jumlah state dan jumlah mixture). Pemodelan dilakukan menggunakan 560 ucapan yang berasal dari 8 orang

Kemudian dilakukan pengujian/pengenalan terhadap sinyal ucapan tanpa derau sebanyak 1500 ucapan, untuk mengetahui akurasi pengenalan ucapan pada lingkungan tenang. Pengenalan terhadap sinyal ucapan berderau untuk mengetahui pengaruh derau terhadap akurasi sistem. Pengujian ini menggunakan data

pengujian = 1500 ucapan x 3 jenis derau x 5 level SNR = 22500 sinyal ucapan berderau

Untuk perancangan *Spectral subtraction* digunakan : ukuran frame 32 ms dan overlap 50 %. Pada proses windowing menggunakan *Gaussian window* dengan memvariasi parameter nilai redaman *sidelobe*. Estimasi Derau dilakukan dengan menggunakan metoda minimum statistik. Pada *Berauti Spectral Subtraction* dengan variasi nilai *oversubtraction* dan *spectral floor* 0.01.

Memperbaiki 22500 sinyal ucapan berderau. Pengenalan terhadap 22500 sinyal ucapan berderau yang telah diperbaiki. Hal ini untuk mengetahui kinerja *Spectral subtraction* yang diusulkan dalam mengatasi derau. Persen akurasi pengenalan dapat dihitung dengan persamaan (12)

$$\%akurasi = \frac{A}{B} \times 100\% \quad (12)$$

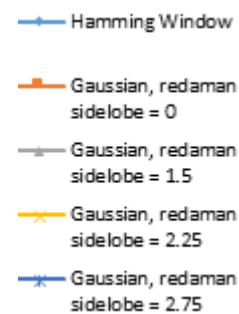
Dimana :

A = Jumlah ucapan dikenali dengan Benar

B = Jumlah ucapan yang diujikan

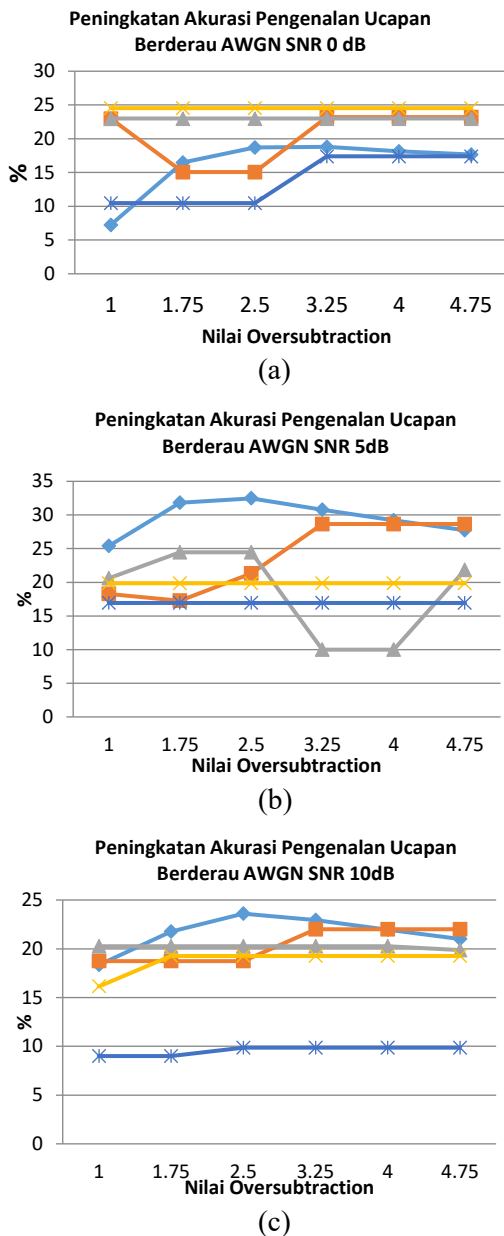
4. Hasil dan Pembahasan

Persentase peningkatan akurasi merupakan selisih antara persentase akurasi pengenalan terhadap sinyal ucapan berderau sebelum diperbaiki dengan persentase akurasi pengenalan terhadap sinyal ucapan berderau yang telah diperbaiki dengan menggunakan metoda *spectral subtraction* yang diusulkan. Peningkatan akurasi sinya hasil perbaikan dengan *spectral subtraction* menggunakan *Hamming window* dibandingkan terhadap *Gaussian Window* dengan beberapa variasi nilai redaman *sidelobe*. Hasil pengujian ditunjukkan oleh gambar 4 sampai 6 dan untuk setiap gambar *legend* grafik yang digunakan ditunjukkan oleh gambar 3.



Gambar 3. Legend untuk grafik pada gambar 4-6.

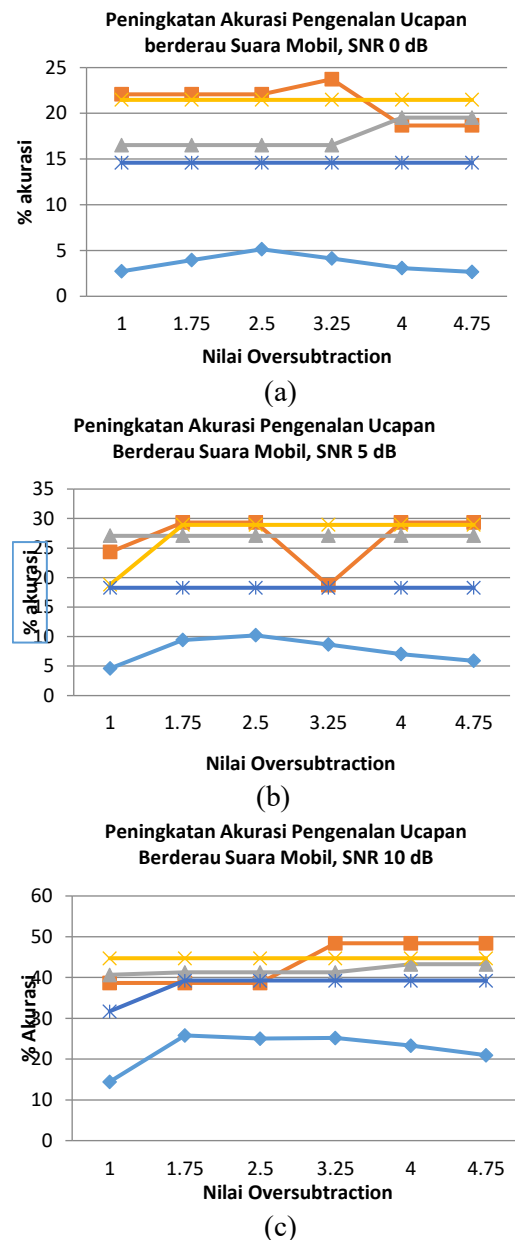
Hasil pengujian yang dilakukan terhadap sinyal ucapan berderau AWGN ditunjukkan pada gambar 4, terhadap sinyal ucapan berderau suara mobil ditunjukkan pada gambar 5 dan sinyal berderau suara pengering rambut ditunjukkan pada gambar 6.



Gambar 4. Peningkatan akurasi pengenalan ucapan berderau AWGN yang diperbaiki menggunakan Spectral subtraction pada SNR 0, 5, 10 dB

Gambar 5 dapat menunjukan peningkatan akurasi pengenalan ucapan berderau suara mobil yang telah diperbaiki oleh metoda spectral subtraction menggunakan gaussian window,

memberikan hasil persentase yang lebih tinggi dibandingkan hamming window. Hal ini juga terjadi pada sinyal berderau dengan level SNR 15 dB dan 20 dB. Penggunaan hamming window memberikan peningkatan akurasi maksimum pada nilai oversubtraction 2.5 dan menurun untuk nilai oversubtraction yang lebih besar. Hal ini terjadi pada semua level SNR. Rata-rata peningkatan akurasi pengenalan sinyal berderau suara mobil dengan menggunakan hamming window sebesar 20,71 % pada nilai oversubtraction 2.5.



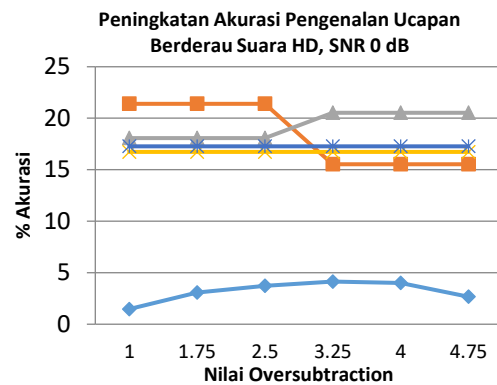
Gambar 5. Peningkatan akurasi pengenalan ucapan berderau suara mobil yang

diperbaiki menggunakan Spectral pada SNR 0, 5, 10 dB

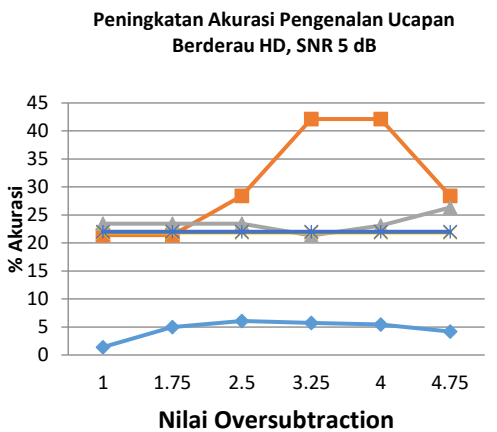
Penggunaan gaussian window memberikan peningkatan akurasi pengenalan sebesar 46,94 % pada nilai oversubtraction 4,75 dan redaman sidelobe 1.5. Karena itu, menggunakan gaussian window pada metoda spectral subtraction untuk memperbaiki kualitas sinyal berderau suara mobil, memberikan peningkatan akurasi yang lebih baik dibandingkan hamming window.

Gambar 6 menunjukkan bahwa peningkatan akurasi pengenala ucapan berderau suara pengering rambut (Hair Dryer) yang telah diperbaiki oleh metoda spectral subtraction menggunakan gaussian window, memberikan persentase peningkatan pengenalan ucapan yang lebih tinggi dibandingkan hamming window. Hal ini juga terjadi pada sinyal berderau dengan level SNR 15 dB dan 20 dB. Pada setiap level SNR, peningkatan akurasi maksimum pada hamming window berada pada nilai oversubtraction 2.5 dan menurun untuk nilai oversubtraction yang lebih besar. Rata-rata peningkatan akurasi pengenalan sinyal berderau suara pengering rambut dengan menggunakan hamming window sebesar 14.45% pada nilai oversubtraction 2.5. Gaussian window memberikan rata-rata peningkatan akurasi pengenalan sebesar 45,32 % pada oversubtraction 4 dan redaman sidelobe 1.5.

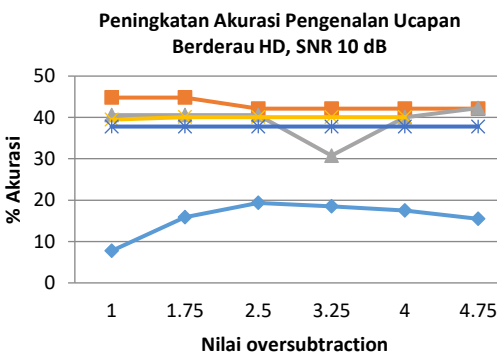
Secara keseluruhan, gaussian window memiliki rata-rata peningkatan akurasi pengenalan ucapan sebesar 36,4 % diperoleh pada nilai oversubtraction 4.75 dan redaman sidelobe 1.5. Hamming window memiliki rata-rata peningkatan akurasi pengenalan sebesar 18,7 % pada nilai oversubtraction 2.5. Oleh karena itu, penggunaan gaussian window memberikan peningkatan akurasi yang lebih baik dibandingkan hamming window. Pada gaussian window, terlihat bahwa semakin besar atau kecil nilai redaman sidelobe tidak menjamin peningkatan akurasi pengenalan, seperti halnya pada nilai oversubtraction. Oleh karena itu pemilihan nilai oversubtraction dan redaman sidelobe mempengaruhi akurasi pengenalan ucapan.



(a)



(b)



(c)

Gambar 6. Peningkatan akurasi pengenalan ucapan berderau suara hair dryer yang diperbaiki pada SNR 0, 5, 10 dB

5. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metoda Berauti spectral subtraction yang menerapkan gaussian window dengan estimasi derau minimum statistik mampu memperbaiki kualitas sinyal berderau sehingga dapat meningkatkan akurasi

pengenalan ucapan berderau. Penggunaan gaussian window pada metoda spectral subtraction mampu memberikan peningkatan akurasi yang lebih baik dibandingkan hamming window. Pemilihan nilai oversubtraction dan redaman sidelobe menentukan besarnya peningkatan akurasi pengenalan ucapan.

Ucapan Terima Kasih

Terima kasih disampaikan kepada Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Andalas yang telah memberikan dana penelitian DIPA Fakultas Teknik dengan nomor kontrak : 095/UN.16.09.D/PL/2017

Daftar Pustaka

- [1] Li, J., Deng, L., Yu, D., Gong, Y., & Acero, A., "High-performance HMM adaptation with joint compensation of additive and convolutive distortions via vector Taylor series." *In Automatic Speech Recognition & Understanding, ASRU. IEEE Workshop on* pp. 65-70. 2007.
- [2] Xiao Xiong. *Speech Enhancement with Applications in Speech Recognition*. Nanyang Technological University, 2006
- [3] Gales, Mark John Francis. "Model-based techniques for noise robust speech recognition." PhD diss., University of Cambridge, 1995.
- [4] Arun Narayanan, Xiaojia Zhao., DeLiang Wang, Eric Fosler-Lussier. "Robust Speech Recognition Using Multiple Prior Models For Reconstructon". *ICASSP - IEEE*. 2011;4800-48003
- [5] Boll: "Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction", *IEEE Trans. Acoust. Speech and Sig. Proc.*, 27:113-120, 1979.
- [6] M. Berouti, R. Schwartz, J. Makhoul, "Enhancement of speech corrupted by acoustic noise", *Proc. IEEE ICASSP*, 208-211, 1979.
- [7] Harald Gustafsson, Sven Nordholm and Ingvar Claesson, "Spectral Subtraction With Adaptive Averaging Of The Gain Function", 6th European Conference on Speech Communication and Technology (EUROSPEECH'99) Budapest, Hungary, September 5-9, 1999
- [8] S. China Venkateswarlu, A. Subba Rami Reddy & K. Satya Prasad, "Speech Enhancement using Boll's Spectral Subtraction Method based on Gaussian Window", *Global Journal of Researches in Engineering: Electrical and Electronics Engineering* Vol. 14 Issue 6 Version 1.0 2014
- [9] A. M. Kandoz, *Digital speech*, 2nd edition, Willey, 2002.
- [10] Martin, Rainer. "Noise power spectral density estimation based on optimal smoothing and minimum statistics." *IEEE Transactions on speech and audio processing* Vol.9 No.5 pp.504-512, 2001.
- [11] Urmila Shrawankar, Vilas Thakare. An "Adaptive Methodology for Ubiquitous ASR System", *Computer and Information Science*, vol 6 no.1, pp 58-69, 2013
- [12] Fitrilina ., Rahmadi Kurnia, Siska Aulia, "Pengenalan Ucapan Metoda MFCC-HMM Untuk Perintah Gerak Robot Mobil Penjejak Identifikasi Warna", *Jurnal Nasional Teknik Elektro (JNTE)* Vol 2, No 1: Maret 2013
- [13] Fitrilina, "Sistem Pengenalan Isolated Digit yang Robust Dengan Menggunakan Spectral Subtraction Berdasarkan Minimum Statistics", *Jurnal Teknika* No 35 Vol 1. 2011,
- [14] Venkata Rami Reddy Datla, "Implementation and evaluation of spectral subtraction (SS) with minimum statistics and wiener beamformer combination". Master Thesis of Electrical Engineering, school of Engineeringctrical Engineering ,Blekinge Institute of Technology (BTH), Sweden. 2013
- [15] Martin, Rainer. "Spectral subtraction based on minimum statistics." *Power* V6 n.8, 1994
- [16] Bhatnagar, Mukul, "Modified Spectral Subtraction Method Combine With Percetual Weighting for Speech Enhancement", Thesis, The University of Texas, Dallas, 2002
- [17] Hilman F. Pardede, "Nonlinear Spectral Subtraction Berbasis Tsallis Statistics untuk Peningkatan Kualitas Sinyal Ucapan", *INKOM*, Vol. 7, No. 1, 2013.

Biodata Penulis

<https://doi.org/10.25077/jnte.v7n3.497.2018>
jnte.ft.unand.ac.id

Fitrilina, Menamatkan S1 di Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Andalas tahun 2005. Menamatkan S2 di Teknik Elektro STEI-ITB tahun 2010. Saat ini terdaftar sebagai staf pengajar di Jurusan Teknik Elektro FT UNAND

Winda Alfin, Menamatkan S1 di Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Andalas tahun 2017

Fajar Afriyansah, Menamatkan S1 di Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Andalas tahun 2016.