

# SELEKSI CIRI SUARA JANTUNG PADA DOMAIN WAKTU DAN FREKUENSI

Domy Kristomo<sup>1)</sup>, Achmad Rizal<sup>2)</sup>, Adi Kusjani<sup>3)</sup>

<sup>1, 3)</sup>Jurusan Teknik Komputer, STMIK AKAKOM Yogyakarta

Jl. Raya Janti 143, Karangjambe Yogyakarta

<sup>2)</sup>Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

Jl. Telekomunikasi no 1, Ters. Buah Batu, Bojong Soang, Bandung 40287

e-mail: domy@mail.akakom.com<sup>1)</sup>

## ABSTRAK

Makalah ini menyajikan sebuah metode ekstraksi ciri yang efisien dan toleran terhadap variasi pergeseran sinyal dengan mengkombinasi dan menyeleksi ciri suara jantung pada domain waktu dan frekuensi. Dekomposisi wavelet digunakan untuk menghilangkan derau. Ciri diekstrak dengan AR-PSD dan digunakan sebagai input ke pengklasifikasi. Data penelitian yang digunakan terdiri dari 40 data suara jantung yang diambil dari database Universitas Michigan, yang dikelompokkan kedalam 4 kelas. Metode Correlation-based Feature Selection (CFS) digunakan untuk menyeleksi ciri terbaik diantara 13 ciri yang telah diekstrak. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa sistem klasifikasi telah dapat mengklasifikasi beberapa kombinasi Fitur Set dengan tingkat akurasi yang tinggi.

**Kata Kunci:** suara jantung, seleksi ciri, ekstraksi ciri, AR-PSD, dekomposisi wavelet.

## ABSTRACT

This paper presents an efficient feature extraction method and tolerant toward shift variance of the signal by combining and selecting a heart sound (HS) feature in time and frequency domain. Wavelet decomposition (WD) is used for noise removal. Features are extracted by AR-PSD and used as inputs for classification. The data used in this research consist of 40 HS data taken from Michigan University database that was clustered into four classes. Correlation-based Feature Selection (CFS) is used to select the best feature among 13 features extracted. Results from this study showed that the classification system has been able to classify several combination Feature Set with the high level of accuracy.

**Keywords:** heart sound, feature-selection, feature extraction, AR-PSD, wavelet decomposition.

## I. PENDAHULUAN

Suara jantung memiliki informasi yang sangat penting dalam proses analisis agar kelainan yang terjadi dapat didiagnosis secara benar. Suara jantung dapat menyimpan informasi patologi dan psikologis seseorang. Metode *screening* dengan mendengarkan suara yang dihasilkan dari organ tubuh tertentu (seperti jantung, paru-paru, dan sebagainya) dengan menggunakan stetoskop atau disebut auskultasi mempunyai beberapa kelebihan, yaitu biaya yang murah (*low cost*), kemudahan, dan *non-invasive*. Akan tetapi auskultasi sangat bergantung pada indera pendengaran, sehingga hal ini terkadang menyulitkan karena keterbatasan sensitifitas pendengaran yang dimiliki masing-masing orang berbeda. Akurasi dari diagnosis awal kelainan suara jantung sangat diperlukan untuk mengetahui jenis penyakitnya. Pengembangan sistem diagnosis berbasis perangkat komputer atau *Computer-aided Diagnosis* (CAD) sangat dibutuhkan untuk mendapatkan akurasi dalam mendiagnosis suara jantung yang memiliki kelainan tertentu. Suara jantung sendiri memiliki banyak jenis kelainan. Hal tersebut menuntut agar dalam melakukan diagnosis dapat secara pasti mengetahui jenis kelainan tersebut.

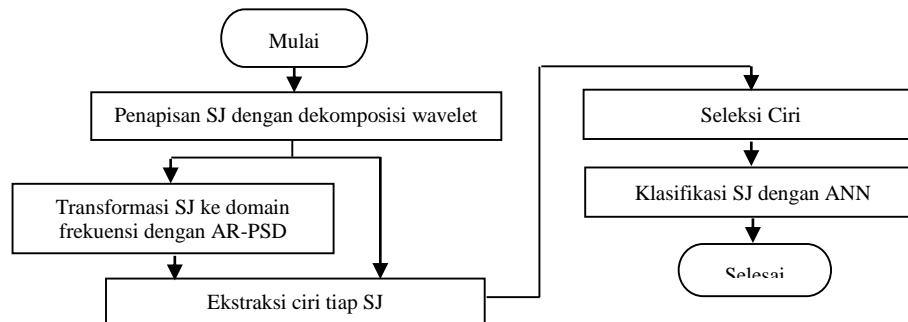
Penelitian terkait analisis dan klasifikasi suara jantung (SJ) telah banyak dilakukan, mulai dari proses pra-pengolahan hingga proses klasifikasi. Kumar dkk. [1] melakukan ekstraksi yang menghasilkan 17 set ciri dari domain waktu dan frekuensi. Ciri pada domain waktu antara lain *loudness*, *zero crossing rate* (*zcr* 1), rasio transisi dan sebagainya. Ciri dalam domain frekuensi antara lain spektral daya, *flux*, kurtosis, *Lyapunov exponent*, dan sebagainya. Ciri dalam domain statistis adalah skewness, menggunakan kurtosis, dan sebagainya. Ciri sejumlah 10 diseleksi menggunakan metode *Sequential Floating Feature Selection* (SFFS) untuk klasifikasi berbagai jenis murmur. Zhou dkk. [2] mengekstrak sinyal suara jantung dalam domain wavelet dan frekuensi menggunakan metode *Normalized Average Shannon Energy* (NASN), *Welch PSD*, dan metode *corelation-dimension* (CD). Pada metode NASN, 4 ciri diekstrak, yakni *heart rate* (HR) = 1/periode suara jantung (HP), s1t/hr = durasi waktu s1 (s1t) /hr, s2t/hr = durasi s2 (s2t)/hr, dan I1/I2 = intensitas S1 / intensitas S2. Pada metode Welch, 5 ciri diekstrak, yakni energi dari tiga sub energy band  $E_L$ ,  $E_m$ ,  $E_h$ , Energi maksimum (Maxp(dB)) dan frekuensi yang

berkaitan dengan energi tersebut ( $\text{Maxf(Hz)}$ ). Wang Haibin dkk. [3], mengekstrak dengan AR-PSD, hasil menunjukkan bahwa suara jantung normal dan abnormal mempunyai karakteristik AR-PSD yang berbeda. Saputra dkk. [4] melakukan prapengolahan dengan dekomposisi wavelet yang digunakan untuk menghilangkan derau, 4 ciri dari 13 jenis suara jantung yang diekstrak dengan AR-PSD digunakan sebagai masukan untuk pengklasifikasi. Hasil yang diperoleh menunjukkan akurasi mencapai 92,31%, dua jenis suara jantung tidak berhasil diklasifikasi dengan benar disebabkan nilai ciri yang hampir sama.

Penelitian ini mengkombinasikan beberapa langkah didalam melakukan eksperimen yang mengacu pada penelitian-penelitian sebelumnya. Pada sisi prapengolahan menggunakan dekomposisi wavelet [4][5], kemudian proses ekstraksi ciri dilakukan dalam domain waktu dan frekuensi [1][2], sinyal pada domain frekuensi didapatkan melalui proses transformasi dengan metode AR-PSD [3][4], ciri dikelompokkan ke dalam set fitur yang diperoleh dari kombinasi ataupun proses seleksi [1], pada proses klasifikasi digunakan jaringan syaraf tiruan *Multilayer Perceptron* (MLP) [4][6]. Penelitian ini difokuskan pada pencarian ciri terbaik melalui seleksi ciri suara jantung yang diekstrak pada domain waktu dan frekuensi.

## II. METODE PENELITIAN

Proses ekstraksi ciri dan klasifikasi melalui beberapa tahapan, (1) suara jantung difilter dengan dekomposisi wavelet untuk menghilangkan derau pada frekuensi tinggi, (2) mentransformasikan suara jantung ke dalam domain frekuensi dengan metode AR-PSD, (3) mengekstraksi ciri masing-masing suara jantung dari hasil AR-PSD, (4) Melakukan seleksi ciri, (5) Melakukan klasifikasi berdasarkan ciri-ciri yang didapat. Gambar 1 menjelaskan diagram alir proses penelitian.

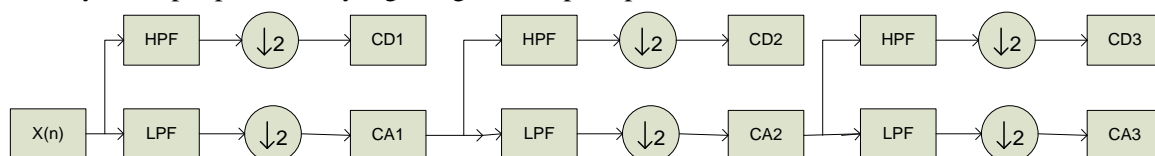


Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Pada tahap pertama, suara jantung difilter untuk menghilangkan derau pada frekuensi tinggi. Proses *filtering* menggunakan metode dekomposisi wavelet. Dekomposisi wavelet dapat memisahkan suara jantung menjadi 2 bagian, yaitu bagian frekuensi rendah dan frekuensi tinggi. Level dekomposisi wavelet ditentukan dengan melakukan percobaan awal dengan melihat sampai level berapa frekuensi tinggi pada suara jantung hilang. Proses selanjutnya ialah mentransformasikan suara jantung ke dalam domain frekuensi dengan metode AR-PSD. Transformasi ke dalam domain frekuensi dimaksudkan untuk mendapatkan ciri dari setiap jenis kelainan suara jantung. Proses terakhir dilakukan klasifikasi dari hasil ciri-ciri yang telah didapatkan. Sistem klasifikasi menggunakan MLP. Sehingga pada proses akhir, sistem klasifikasi dapat membedakan tiap kelainan suara jantung.

### A. Dekomposisi Wavelet

Ketidakstabilan dan kompleksitas sinyal suara jantung yang disebabkan oleh derau dari suara respirasi, ataupun derau lainnya membutuhkan penapisan (*filtering*). Dekomposisi Wavelet merupakan salah satu metode untuk penapisan. Dekomposisi wavelet ini akan dibagi menjadi aproksimasi dan detail. Komponen aproksimasi yang didapat akan dibagi lagi menjadi aproksimasi dan detail dan begitu seterusnya, sampai pada level yang diinginkan seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Proses dekomposisi wavelet orde 3

Secara matematis dekomposisi wavelet 3 tingkat dapat dituliskan:

$$X = cA1 + cD1 = cA2 + cD2 + cD1 = cA3 + cA3 + cD2 + cD1 \tag{1}$$

**B. Autoregressive Power Spectral Density (AR-PSD)**

Power Spectral Density (PSD) merupakan variasi daya sebagai fungsi frekuensi dalam bentuk kerapatan spektrum yang diestimasi menggunakan FFT. PSD memperlihatkan persebaran energi dari sinyal dalam kawasan frekuensi, dengan kata lain PSD memperlihatkan pada frekuensi mana persebaran energi terbesar terletak. Dalam model AR, rentetan data  $x_{pp}(t)$   $t=1, N$ , nilai  $x_{pp}(t)$  saat ini dapat direpresentasikan secara kombinasi linear antara nilai  $x_{pp}(t-k)$  dan masukan *white noise*  $e(t)$ . Oleh karena itu, Model AR pada orde P dapat ditentukan dengan:

$$x_{pp}(t) = -\sum_{k=1}^P a_k x_{pp}(t-k) + e(t) \tag{2}$$

dengan:

$a_k$  = koefisien AR

Kemudian  $x_{pp}(t)$  sebanyak 256 point dengan jendela Hamming, sehingga estimasi AR-PSD dapat dituliskan:

$$P_{AR}(f) = \frac{T\sigma_w^2}{|1 + \sum_k^P a_k e^{-2\pi f k T}|^2} = T \sum_{m=1}^{C-1} r_{xx} e^{-2\pi f m k T} \tag{3}$$

dengan:

$\sigma_w^2$  = variansi derau masukan

T = periode sampling

$r_{xx}$  = ekstrapolasi dari estimasi bias autokorelasi runtun data dari model AR.

**C. Ekstraksi Ciri**

Ekstraksi ciri merupakan suatu proses mengambil karakteristik yang terdapat di dalam sinyal, dan menjadi tahap kunci dari keseluruhan skema klasifikasi dan pengenalan pola [7]. Ciri statistis ditampilkan pada Tabel 1 berikut.

TABEL I.  
FITUR STATISTIK

Moment	Formula	Definisi
Mean	$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$	Ukuran intensitas rata-rata
Standard Deviation	$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$	Ukuran variasi atau disperse dari nilai-nilai data
Skewness	$S_k = \frac{E(x - \mu)^3}{\sigma^3}$	Ukuran kemencengan sebaran data
Kurtosis	$\alpha_4 = \frac{m_4}{m_2^2}$	Ukuran intensitas puncak dari sebaran data
Entropy	$H = -\sum_{i=0}^N P_i \cdot \log(p_i)$	Ukuran keacakan data

**D. Seleksi Ciri**

Correlation Feature Selection (CFS) adalah algoritma filter sederhana yang me-rangking ciri subset menurut korelasi berbasis fungsi evaluasi heuristik [8]. Bias dari fungsi evaluasi adalah kearah subset yang berisi ciri yang terkorelasi tinggi dengan kelas dan tak terkorelasi dengan satu sama lain. Ciri yang tidak relevan seharusnya ditolak sebab memiliki korelasi rendah dengan kelas. Ciri redundan harus dikeluarkan, sejauh ciri akan dikorelasi secara tinggi dengan satu atau lebih dari ciri yang tersisa. Penerimaan dari ciri akan tergantung pada luas memprediksi kelas-kelas dalam area dari ruang data belum diprediksi oleh ciri lain. Fungsi evaluasi ciri subset CFS ditunjukkan sebagai berikut.

$$M_s = \frac{k\overline{r_{cf}}}{\sqrt{k + k(k-1)\overline{r_{ff}}}} \quad (4)$$

Dengan:

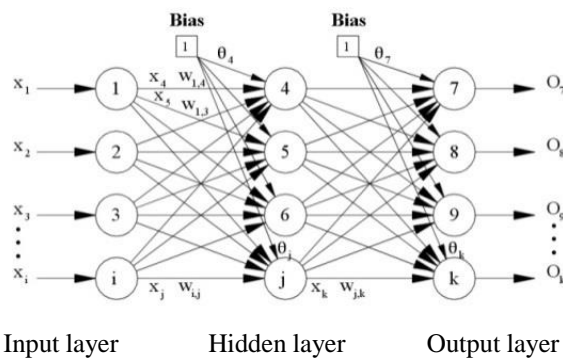
$M_s$  = heuristic “merit” dari sebuah ciri subset  $S$  berisi sejumlah  $k$  ciri

$\overline{r_{cf}}$  = rerata ciri korelasi ( $f \in S$ )

$\overline{r_{ff}}$  = rerata ciri inter-korelasi.

### E. Jaringan Syaraf Multilayer Perceptron Backpropagation

Jaringan syaraf tiruan (JST) merupakan sebuah sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf manusia. JST dapat digunakan untuk pengklasifikasi dan pengenalan obyek. Multilayer Perceptron Backpropagation (MPL-BP) merupakan salah satu arsitektur jaringan syaraf tiruan yang memiliki lapisan tersembunyi diantara lapisan masukan dan keluaran serta menggunakan metode perambatan balik dalam penentuan nilai galat perhitungannya. MLP-BP merupakan algoritma pelatihan terbimbing. Arsitektur MLP-BP diperlihatkan seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. Architecture Multilayer Perceptron Backpropagation [9].

## III. HASIL

Penelitian ini dilakukan untuk dapat mengklasifikasi jenis suara jantung. Suara jantung yang akan diproses diambil pada area Aortik dan Pulmonari memiliki 4 jenis suara jantung. Suara jantung sudah dalam bentuk digital dan berasal dari basis data suara jantung Universitas Michigan [10], dengan frekuensi sampling 8000 Hz. Klasifikasi suara jantung dilakukan berdasarkan ciri yang didapat dari metode AR-PSD untuk masing-masing suara jantung tersebut.

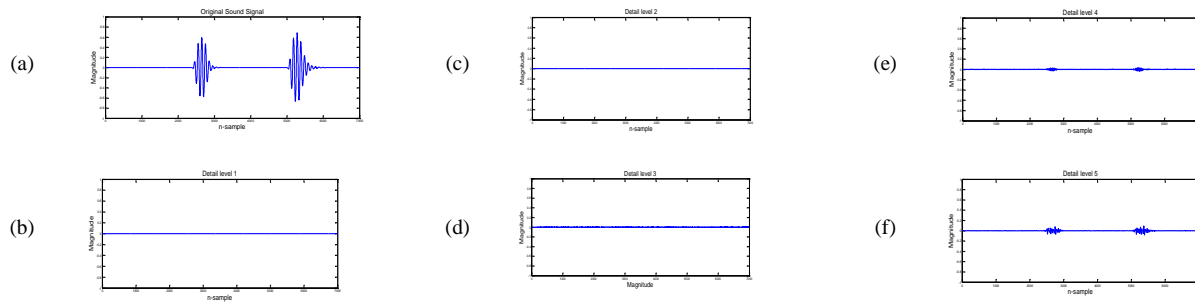
### A. Hasil Pra-pengolahan

Pada Penelitian ini menggunakan 40 data suara jantung yang dikelompokkan dalam 4 jenis suara jantung yang diambil pada daerah Aortik dengan posisi subjek duduk (*Sitting*) dan daerah Pulmonari dengan posisi subjek telentang (*supine*) [10]. 4 jenis suara jantung diperlihatkan pada Tabel 2.

TABEL II.  
DATA SUARA JANTUNG

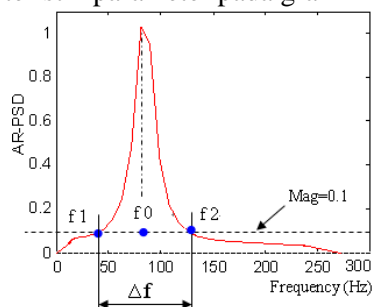
Type	Nama abnormalitas
1	Aortic, Normal S1 S2, Sitting, Bell
2	Aortic, Early Dias Mur, Sitting, Bell
3	Pulm, Spilt S2 Persistent, Supine, Diaph
4	Pulm, Eject Sys Mur & Single S2 & Eject Click, Supine, Diaph

Suara jantung akan di-filter dengan dekomposisi wavelet sebelum diproses untuk menghilangkan derau pada frekuensi tinggi. Gambar 4 memperlihatkan derau yang akan dibuang pada proses dekomposisi sampai level 5. Berdasarkan pada Gambar 4, sinyal yang akan diproses merupakan sinyal hasil dekomposisi wavelet level 3. Hal tersebut dikarenakan informasi sinyal suara jantung sudah mulai terambil pada dekomposisi wavelet level 4.



Gambar 4. Dekomposisi Wavelet (NDL = Noise Decomposition Level) (a) Original Sound (b) NDL 1 (c) NDL 2 (d) NDL 3 (e) NDL 4 (f) NDL 5

Sinyal suara jantung hasil dekomposisi level 3 akan ditransformasi ke dalam domain frekuensi dengan metode AR-PSD. Gambar 5 memperlihatkan hasil transformasi dengan metode AR-PSD dalam bidang frekuensi dan ekstraksi karakteristik parameter pada grafik AR-PSD.



Gambar 5. Parameter Ekstraksi Ciri pada AR-PSD [3]

Ketika ordinat (Magnitude: Mag.) dipilih 0,1 (Nilai Threshold: THV), ini termasuk lebih dari 90% energi, informasi paling berguna ditahan, seperti ditunjukkan pada Gambar 5 Karakteristik parameter  $\Delta f$  ditentukan oleh interval frekuensi antara persilangan titik ( $f_1$  adalah frekuensi inisial dan  $f_2$  adalah frekuensi cutoff) dari amplop AR-PSD dan garis THV, yang mana berguna untuk mendiskriminasi suara jantung normal dan abnormal. Parameter lain yakni  $f_0$  adalah frekuensi yang mendiskripsikan puncak maksimum dari kurva AR-PSD [3].

### B. Hasil Klasifikasi

Seleksi dan kombinasi ciri dalam penelitian ini disajikan dalam format Fitur Set sejumlah 6 macam yang ditunjukkan pada Tabel 3. Fitur Set 1 adalah ciri yang diekstrak dari sinyal suara jantung dalam domain waktu dan frekuensi. Jumlah keseluruhan ciri dalam Fitur Set ini berjumlah 13 ciri yang terdiri dari 5 ciri domain waktu dan 8 ciri domain frekuensi. Fitur set 2 didapat dari hasil transformasi dengan AR-PSD yakni Frekuensi tengah ( $f_0$ ), lebar frekuensi ( $\Delta f$ ), dan Magnitude (Mag.). Fitur Set 3 adalah Fitur Set 2 yang ditambah dengan hasil perhitungan dengan metode statistis dari kurva amplop AR-PSD tersebut. Fitur Set 4 adalah khusus ciri statistis dalam domain frekuensi dari kurva amplop AR-PSD. Fitur Set 5 adalah ciri statistis sinyal suara jantung dalam domain waktu. Sedangkan Fitur Set 6 adalah ciri yang didapat setelah diseleksi dengan metode CFS.

TABEL III.  
FITUR SET DAN FITUR YANG DIGUNAKAN

Fitur ke	Fitur yang digunakan
Fitur Set 1	13 Ciri domain waktu dan frekuensi
Fitur Set 2	$f_0$ , $\Delta f$ , Mag.
Fitur Set 3	$f_0$ , $\Delta f$ , Mag., Mean_frekuensi, SD_frekuensi, entropy_frekuensi, skewness_frekuensi, kurtosis_frekuensi
Fitur Set 4	Mean_frekuensi, SD_frekuensi, entropy_frekuensi, skewness_frekuensi, kurtosis_frekuensi
Fitur Set 5	Mean, SD, entropy, skewness, kurtosis
Fitur Set 6	Hasil seleksi ciri dengan CFS

Selanjutnya pengujian untuk masing-masing fitur, terdiri dari 2 pengujian yaitu: pengujian dengan *cross* validasi 5-folds dan pengujian dengan data uji 4096 sampel dari pemotongan sinyal suara jantung. Hasil Akurasi klasifikasi ditunjukkan pada Tabel 4. Waktu rata-rata adalah waktu komputasi atau waktu

yang dibutuhkan sistem pengklasifikasi dari proses pembelajaran hingga proses klasifikasi.

TABEL IV.  
HASIL KLASIFIKASI SJ DENGAN VARIASI SELEKSI CIRI UNTUK 2048 SAMPEL, DENGAN PENGUJIAN: CROSS VALIDASI 5-FOLDS (I)  
DAN DATA UJI 4096 SAMPEL (II)

Fitur Set	Akurasi Klasifikasi		Waktu rata-rata yang dibutuhkan
	(i)	(ii)	
Set 1	92,5%	25%	520 ms
Set 2	97,5%	50%	60 ms
Set 3	97,5%	100%	130 ms
Set 4	95%	50%	90 ms
Set 5	100%	25%	90 ms
Set 6	100%	25%	80 ms

#### IV. PEMBAHASAN

Dari Tabel 4 (i). didapat akurasi dengan pengujian *5-folds cross validation* (5FCV) untuk Fitur set 5 dan 6 dapat mencapai akurasi 100%, hal ini menunjukkan bahwa seleksi ciri dengan CFS dapat meningkatkan tingkat akurasi, selain meminimalkan waktu komputasi menjadi 80 ms. Tingkat akurasi Fitur Set 5 lebih tinggi dibanding Fitur Set 4 dengan jumlah ciri dan waktu komputasi yang sama, hal ini menunjukkan bahwa metode statistis menghasilkan kinerja lebih baik jika diterapkan domain waktu dibandingkan domain frekuensi.

Pada Tabel 4 (ii). Pengujian dengan data uji 4096 sampel secara umum akan menurunkan tingkat akurasi jika dibandingkan jika pengujiannya menggunakan jumlah sampel yang sama yakni 2048 sampel. Fitur Set 3 mempunyai tingkat akurasi tertinggi, hal ini menunjukkan bahwa kombinasi ciri AR-PSD dan statistis frekuensi bersifat *time-invariant* [11], sehingga pergeseran pemotongan data tidak terlalu menjadi masalah.

#### V. SIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini difokuskan pada kombinasi dan seleksi ciri suara jantung pada domain waktu dan frekuensi. Metode *Correlation-based Feature Selection* (CFS) digunakan untuk menyeleksi dan mereduksi ciri. Hasil klasifikasi dengan cross validasi 5-folds setelah seleksi ciri menunjukkan peningkatan kinerja, dan pengurangan waktu komputasi. Pengujian dengan sampel data yang berbeda yakni 4096 sampel, untuk Fitur Set 3 menghasilkan hasil akurasi yang tinggi, dikarenakan sifat *time-invariant* atau pergeseran pemotongan data yang tidak terlalu memberikan pengaruh.

#### REFERENSI

- [1] D. Kumar, P. Carvalho, M. Antunes, R. P. Paiva, and J. Henriques, "Heart murmur classification with feature selection," *2010 Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBC'10*, pp. 4566–4569, 2010.
- [2] J. Z. J. Zhou, W. H. W. He, C. D. C. Dan, and X. Q. X. Que, "Feature extraction and recognition of heart sound," *2008 World Autom. Congr.*, no. 2, pp. 7803–7803, 2008.
- [3] H. Wang, Y. Hu, L. Liu, Y. Wang, and J. Zhang, "Heart sound analysis based on autoregressive power spectral density," *Signal Process. Syst. (ICSPS), 2010 2nd Int. Conf.*, vol. 2, pp. V2–582–V2–586, 2010.
- [4] L. K. P. Saputra, H. A. Nugroho, and M. Wulandari, "Feature extraction and classification of heart sound based on autoregressive power spectral density (AR-PSD)," in *2014 The 1st International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering*, 2014, vol. 4, pp. 139–143.
- [5] V. Nivitha Varghees and K. I. Ramachandran, "Heart murmur detection and classification using wavelet transform and Hilbert phase envelope," *2015 21st Natl. Conf. Commun. NCC 2015*, 2015.
- [6] H. M. Hadi, M. Y. Mashor, M. S. Mohamed, and K. B. Tat, "Classification of heart sounds using wavelets and neural networks," *Electr. Eng. Comput. Sci. Autom. Control. 2008. CCE 2008. 5th Int. Conf.*, no. Cce, pp. 177–180, 2008.
- [7] B. Boashash, N. A. Khan, and T. Ben-Jabeur, "Time-frequency features for pattern recognition using high-resolution TFDs: A tutorial review," *Digit. Signal Process. A Rev. J.*, vol. 40, no. 1, pp. 1–30, 2015.
- [8] M. A. Hall and L. A. Smith, "Feature subset selection: A correlation based filter approach," *Prog. Connect. Inf. Syst.*, vol. 1, pp. 855–858, 1998.
- [9] L. Wei, "Neural Network Model for Distortion Buckling Behaviour of Cold-Formed Steel Compression Members," *Helsinki Univ. Technol. Lab. Steel Struct. Publ.*, 2000.
- [10] U. Michigan, "Sound Heart Database."
- [11] A. Rizal and V. Suryani, "Pengenalan Suara Jantung Menggunakan Dekomposisi Paket Wavelet dan Jaringan Syaraf Tiruan ART2 ( Adaptive Resonance Theory 2 )," in *International Seminar on Electrical Power, Electronics Communication, Control, and Informatics ( EECCIS 2006 )*, 2006, pp. 11–14.