

## KLASIFIKASI SUARA JANTUNG MENGGUNAKAN NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION BERBASIS CIRI STATISTIS

Nur Hudha Wijaya<sup>1\*</sup>, Indah Soesanti<sup>1</sup>, Eka Firmansyah<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Program Pascasarjana Fakultas Teknik Universitas Gadjah Mada  
Jalan Grafika No.2, Yogyakarta 55281 Indonesia

\*Email: hudhapmy@gmail.com

### Abstrak

Para ahli memerlukan konsentrasi dalam pengambilan kesimpulan untuk menentukan kelainan suara jantung manusia. Menggali berbagai macam ciri untuk mengklasifikasikan suara jantung menjadi normal dan abnormal merupakan bagian yang sangat penting. Dengan metode artificial neural network (ANN) berbasis ciri statistis ini bekerja diarah spasial sehingga tidak perlu melakukan transformasi di ranah frekwensi. Suara jantung diklasifikasikan menjadi dua kelas yaitu normal dan abnormal. Penelitian ini terdapat data suara jantung normal sejumlah 8 suara, sedangkan data suara jantung abnormal sejumlah 13 suara. Pendekatan ciri statistis dengan menghitung nilai mean, mode, variance, deviation, skewness, kurtosis, entropy klasifikasi dengan neural backpropagation memberikan hasil Accuracy = 91,72%, Sensitivity = 99,50%, Spesificity = 79,17%, Precision = 90,16%. Berdasarkan hasil klasifikasi dengan metode artificial neural network backpropagation menunjukkan accuracy mencapai 91,72%.

**Kata kunci:** ekstraksi, ciri, suara, jantung, statistik.

### 1. PENDAHULUAN

Tubuh manusia dalam kondisi istirahat, jantung berdetak 70 kali/menit, disaat tubuh banyak bergerak maka kecepatan jantung bisa mencapai 150 kali/menit dengan daya pompa 20-50 liter/menit, curah jantung (*cardial output*) merupakan volume darah yang dipompa oleh tiap-tiap ventrikel permenit. Kecepatan normal denyut jantung tiap menit adalah: pada bayi yang baru lahir: 140 per menit, usia satu tahun: 120 per menit, usia dua tahun: 110 per menit, usia lima tahun: 96-100 per menit, usia sepuluh tahun: 80-90 per menit, pada orang dewasa: 60-80 per menit (Hermawan, 2012).

Untuk melakukan diagnose suara jantung normal atau abnormal (disebut murmur patologis) diperlukan kepekaan dan pengalaman oleh dokter, dengan demikian hasil diagnose sangat dipengaruhi oleh subjektivitas dokter. Auskultasi merupakan metode *screening* dengan biaya murah yang digunakan sebagai alat fundamental dalam pendiagnosis penyakit jantung (Abbas and Bassam, 2009). Fungsi katub jantung dan deteksi gangguan jantung termasuk permasalahan valvular. Suara jantung normal memiliki rentang frekuensi antara 20 Hz hingga 500 Hz, sedangkan suara jantung abnormal mempunyai rentang fekuensi hingga 1000 Hz (Hadi dkk., 2008). Murmur diakibatkan oleh pembukaan katub yang tidak sempurna atau stenosis (yang memaksa darah melewati lubang yang sempit) dengan aliran yang tidak sempurna maka mengakibatkan aliran balik darah. Rekaman suara jantung ditransformasikan menjadi angka-angka, yang merupakan tahapan ekstraksi fitur.

Klasifikasi suara jantung pernah dilakukan oleh para peneliti sebelumnya diantaranya menggunakan metode *Wavelet Levenberg (WT)* yang diajukan telah dievaluasi menggunakan 250 periode simulator kardiak suara jantung. Teknik yang diajukan menghasilkan 92% klasifikasi benar (Hadi dkk., 2008). Hasilnya dengan menggunakan WT dan WVD mampu mendeteksi komponen suara jantung kedua *Aortic (A2)* dan *Pulmonary (P2)* dan dapat memberikan informasi dan karakteristik baik secara kualitatif dan kuantitatif pada pengukuran suara jantung normal dan abnormal (Puspasari, dkk 2015). Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode WFS dan CFS lebih unggul bila dibandingkan dengan MFS dan RST (Setiawan, dkk, 2014). Keberhasilan isyarat yang bercampur derau dengan SNR 10 dB dapat mencapai 90% dengan resolusi 125 cacah cuplikan frekuensi. Makin besar derau yang mempengaruhi isyarat suara jantung (SNR makin kecil) maka keberhasilan pengujian semakin mengecil (Antonisfia, dkk, 2008). Korelasi sinyal dilakukan pada kawasan waktu dan dihitung *Power Spectral Density (PSD)* dilakukan pada kawasan frekuensi.

Berdasarkan hasil analisis PSD menunjukkan bahwa PSD pada masing-masing *sub-band* dekomposisi dapat menggambarkan perbedaan antara suara jantung normal dan abnormal lainnya. Misalnya untuk jenis suara jantung Normal memiliki rapat *spectral* dominan pada sub-band aproksimasi ke-6 (A6) dengan rentang frekuensi 0-82,06 Hz, sedangkan untuk jenis suara jantung Mitral Regurgitasi memiliki rapat *spectral* dominan pada sub-band detil ke-6 (D6) dengan rentang frekuensi 82,06-164,12 Hz. Hasil ekstraksi ciri tersebut digunakan sebagai input jaringan syaraf tiruan (JST) untuk mengenali suara jantung. Struktur JST yang dirancang terdiri dari 7 *neuron input*, 7 *neuron tersembunyi* dan *neuron output*. JST mampu mengenali suara jantung Normal, *Aortic stenosis*, Mitral (Setiawan, dkk, 2015), dengan ekstraksi ciri menggunakan metode spektral dapat membedakan suara jantung normal dan murmur. Keberhasilan isyarat yang bercampur derau dengan SNR 10 db dapat mencapai 90% dengan resolusi 125 cacah cuplikan frekuensi. Makin besar derau yang mempengaruhi isyarat suara jantung (SNR makin kecil) maka keberhasilan pengujian semakin mengecil dkk, 2008). Metode tersebut memperoleh skor, sensitivitas, dan spesifisitas 0,812, 0,848, dan 0,776, masing-masing, dalam satu set tersembunyi tantangan pengujian (Tschannen dkk., 2016).

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh beberapa penulis di atas, maka pada paper ini dipilih metode statistis. Kelebihan metode statistis adalah ekstraksi ciri dapat dilakukan karena dapat bekerja diarah spasial sehingga tidak perlu melakukan transformasi di ranah frekwensi.

## 2. METODOLOGI

Pada penelitian ini, untuk mengetahui perbedaan suara jantung normal dan abnormal dapat dilakukan dengan metode klasifikasi suara jantung menggunakan *neural network backpropagation* berbasis ciri statistis. Sebuah metode yang akan mendeteksi perbedaan sura jantung dengan menghitung nilai *mean*, *mode*, *variance*, *deviation*, *skewness*, kurtosis, *entropy*. Klasifikasi dapat dihitung dengan rumus:

1. Mean (rata-rata)

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (1)$$

2. Varian (*Variance*)

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^2 p(i) \quad (2)$$

3. Deviasi Standar

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^2 p(i)} \quad (3)$$

4. *Skewness*

$$\text{Skewness} = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^3 p(i) \quad (4)$$

*Skewness* menunjukkan tingkat kemencengan relative kurva distribusi dari suatu data.

5. *Kurtosis*

$$\text{Kurtosis} = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^4 p(i) - 3 \quad (5)$$

6. Entropi

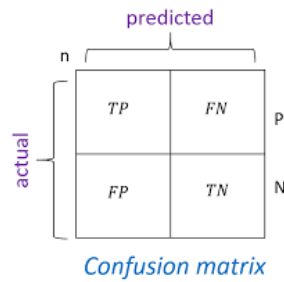
$$\text{Entropi} = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2(p(i)) \quad (6)$$

Indeks validasi berisi nilai-nilai yang menggambarkan angka keberhasilan atau kegagalan dalam suatu proses. Proses yang dinilai dengan indeks ini yaitu proses klasifikasi nilai-nilai sinyal suara hasil pengalian ciri.

Dengan melakukan validasi hasil klasifikasi semakin menunjukkan keberhasilan dengan pertimbangan berikut:

1. *Confusion* matrik

*Confusion matrix* adalah suatu metode yang biasanya digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep data mining.



2. *Accuraci*

Keakuratan hasil klasifikasi dapat diukur dengan menghitung hasil pembagian antara jumlah klasifikasi yang benar sesuai target dengan jumlah klasifikasi yang berbeda dengan target dari semua kelas(Nugroho, 2015).

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \times 100\% \tag{7}$$

dengan *TP (True Positive)* adalah jumlah data positif pada target yang terklasifikasi positif pada sistem, *TN (True Negative)* adalah jumlah data negatif pada target yang terklasifikasi negatif pada sistem, *FP (False Positif)* representasi jumlah data negatif pada target yang terklasifikasi positif pada sistem dan *FN (False Negatif)* merupakan jumlah data positif pada target yang terklasifikasi negatif pada sistem. Kesemua nilai ini terwujud dalam sebuah matrik *confusion*.

3. *Sensitifity*

Sensitivitas merupakan sebuah ukuran kemampuan prediksi untuk memilih *instance* kelas tertentu dari serangkaian data set dan bersesuaian dengan *True Positive Rate (TPR)*(Nugroho, 2015).

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \tag{8}$$

4. *Spesivisiti*

Sensitivitas berkaitan dengan spesifisitas. Spesifisitas merupakan sebuah ukuran yang biasanya digunakan dalam permasalahan dua kelas dimana sesuatu lebih menarik dalam kelas tertentu. Spesifisitas bersesuaian dengan *True Negative Rate (TNR)*(Nugroho, 2015).

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% \tag{9}$$

5. *Presisi*

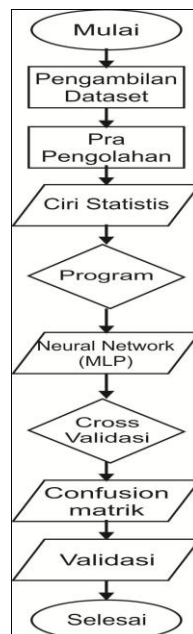
Presisi berhubungan dengan accuracy, tingkat kedekatan pengukuran kuantitas terhadap nilai yang sebenarnya.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \tag{10}$$

6. *Cross validasy*

Cross-validasi adalah prosedur statistik yang menghasilkan perkiraan keterampilan perkiraan yang kurang bisa dari perkiraan dengan penghitungan penyilangan atau pertukaran

Klasifikasi suara jantung dalam penelitian ini tersusun atas beberapa tahapan sebagaimana terlihat pada Gambar 1 berikut.



**Gambar 1. Blok diagram klasifikasi suara jantung**

Data masukan yaitu berupa data suara jantung, normal maupun abnormal/murmur dengan format MP3. Prapengolahan dilakukan dengan memotong (*truncate*) sinyal suara jantung sebesar satu periode. Kemudian dilakukan ekstraksi ciri dengan metode statistis, yaitu dengan menghitung nilai *mean*, *mode*, *variance*, *deviation*, *skewness*, *kurtosis*, *entropy*. Hasil perhitungan ciri statistis membentuk sebuah matriks data latih yang sebelumnya telah di-transpose terlebih dahulu sehingga baris matriks merepresentasikan ciri dan kolom matriks merepresentasikan jenis suara jantung. Himpunan pada matriks data latih kemudian dilatihkan ke pengklasifikasi jaringan neural *backpropagation*.

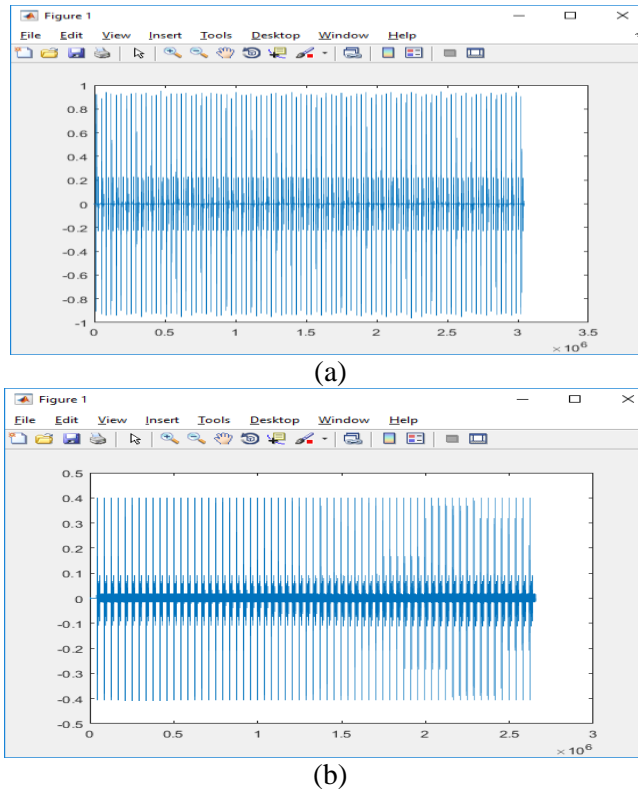
### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, untuk membangun sistem klasifikasi suara jantung. Penggalan ciri dilakukan untuk memperoleh nilai-nilai gelombang suara dan beragam jenis suara jantung berdasarkan metode statistik. Proses klasifikasi menggunakan algoritme arsitektur *artifisial neural network (ANN) backpropagation*. Analisis yang dilakukan adalah mencari indeks evaluasi kinerja dari proses klasifikasi. Indeks evaluasi kinerja yang digunakan adalah *mean*, *mode*, *variance*, *deviation*, *skewness*, *kurtosis*, *entropy*. Dengan mengetahui tingkat kinerja metode yang diujikan, maka kelayakan sistem dan kesuksesan proses identifikasi dapat diketahui.

#### 3.1. Sinyal Input

*Input* penelitian merupakan suara jantung normal dan abnormal/murmur. Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data file suara jantung dari web format MP3 masing-masing data dengan ukuran dan durasi yang berbeda.

Tabel 3 (a) menunjukkan sinyal suara jantung normal yang mewakili 8 suara jantung yang digunakan sebagai objek penelitian, suara jantung ini memiliki panjang data 3052272 dengan potongan frekuensi 44100 untuk 1 periode. Sedangkan tabel 3 (b) merupakan perwakilan dari 13 suara jantung abnormal yang digunakan sebagai objek penelitian, suara jantung ini memiliki panjang data 2657136 dengan potongan frekuensi 44100 untuk 1 periode.



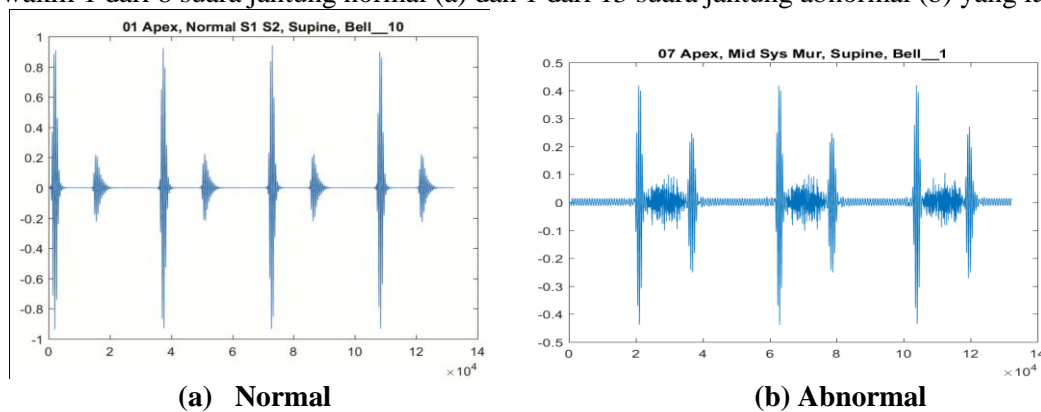
Gambar 2. (a) Sinyal suara jantung normal, (b) Sinyal suara jantung abnormal

### 3.2. Pra Pengolahan

Pada tahap ini sinyal suara jantung dicuplik sesuai dengan pemotongan isyarat sebesar 1 periode sebesar 44100 akan menghasilkan nilai sebanyak 529200 titik data, sehingga satu suara berkemungkinan memiliki 15 hingga 23 cuplikan, dalam hal ini penulis hanya mengambil 15 dari 23 cuplikan yang terdapat pada setiap data, dikarenakan setiap data suara jantung memiliki panjang data yang berbeda-beda, penulis menentukan 15 cuplikan dikarenakan memiliki nilai mean, mode, *variance*, *deviation*, *skewness*, kurtosis, *entropy* yang paling dominan dari data tersebut. Data suara jantung normal terdapat 8 sehingga jumlah cuplikannya  $44100 \times 8 \times 15 = 529200$  cuplikan.

Perlakuan terhadap sinyal suara jantung abnormal sama dengan jantung normal, suara jantung berkemungkinan memiliki 16 hingga 24 cuplikan, penulis hanya mengambil 16 dari 24 cuplikan yang terdapat pada setiap data, setiap data jantung memiliki panjang data yang berbeda-beda, penulis menentukan 16 cuplikan berdasarkan nilai mean, mode, *variance*, *deviation*, *skewness*, kurtosis, *entropy* yang paling dominan di setiap data tersebut. Suara jantung abnormal terdapat 13 data, sehingga jumlah cuplikannya  $44100 \times 13 \times 16 = 917280$  cuplikan.

Cuplikan data suara jantung normal dan abnormal ditunjukkan pada gambar 4 di bawah ini mewakili 1 dari 8 suara jantung normal (a) dan 1 dari 13 suara jantung abnormal (b) yang lainnya.



(a) Normal (b) Abnormal

Gambar 3. Cuplikan sinyal jantung

### 3.3. Ekstraksi Ciri

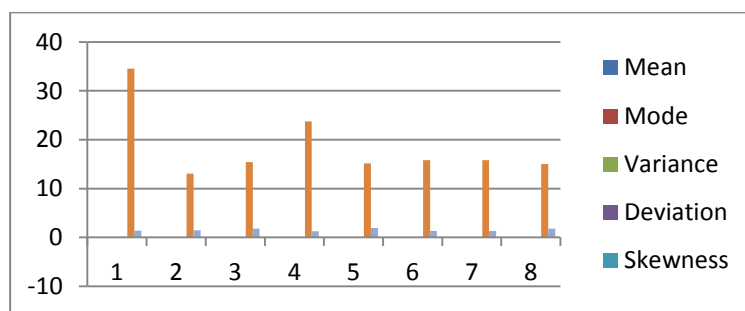
Ekstraksi ciri suara jantung berbasis statistis dilakukan dengan cara mencari nilai mean, mode, *variance*, *deviation*, *skewness*, kurtosis, *entropy*, data sinyal tercuplik pada Gambar 4, di dapatkan nilai ciri 44100 demikian seterusnya dilakukan potongan selanjutnya hingga 15 kali potongan untuk suara jantung normal dan 16 kali untuk suara jantung abnormal.

### 3.4. Klasifikasi

Klasifikasi suara jantung berbasis ciri statistis dilakukan dengan uji *cross validasi* untuk 21 suara jantung yaitu 8 suara jantung normal dan 13 suara jantung abnormal.

**Tabel 1. Hasil klasifikasi suara jantung normal**

No	Mean	Mode	Variance	Deviation	Skewness	Kurtosis	Entropy	Class
1	-0.00091	-0.00091	0.013101	0.114312	-0.01525	34.53901	1.409874	Normal
2	-0.00092	-0.00087	0.005185	0.071885	-0.00564	13.06783	1.495564	Normal
3	-0.00092	-0.00014	0.011013	0.104902	-0.00628	15.41749	1.801137	Normal
4	-0.00091	-0.00089	0.012569	0.112052	-0.0047	23.70313	1.283389	Normal
5	-0.00091	-0.00085	0.010532	0.102621	-0.00719	15.17435	1.942725	Normal
6	-5.8E-05	0	0.015311	0.123631	0.004606	15.77769	1.33789	Normal
7	-5.8E-05	0	0.015311	0.123631	0.004606	15.77769	1.33789	Normal
8	-0.00092	0	0.016078	0.126786	-0.07615	15.04242	1.827672	Normal

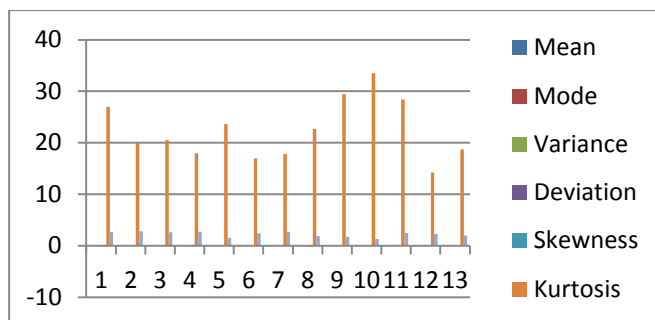


**Gambar 4. Grafik klasifikasi suara jantung normal**

Ciri statistis dilakukan dengan mencari nilai mean, mode, *variance*, *deviation*, *skewness*, kurtosis, *entropy* untuk suara 13 suara jantung abnormal seperti ditunjukkan pada tabel 2 berikut.

**Tabel 2. Hasil klasifikasi suara jantung abnormal**

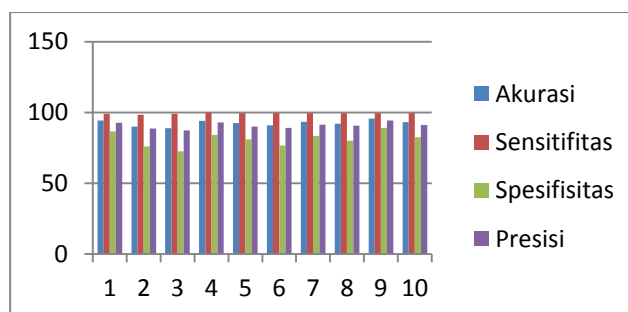
No	Mean	Mode	Variance	Deviation	Skewness	Kurtosis	Entropy	Class
1	0.00092	0.015001	0.003049	0.055154	-0.09589	27.00796	2.672015	Abnormal
2	0.000944	0.010015	0.003996	0.063181	-0.10951	19.93016	2.83333	Abnormal
3	0.000968	0.00258	0.004899	0.069957	-0.0926	20.50993	2.61782	Abnormal
4	0.000981	0.001025	0.004517	0.067171	-0.08667	17.97651	2.758677	Abnormal
5	-0.00091	-0.00084	0.012523	0.111842	-0.00231	23.6377	1.587505	Abnormal
6	-0.00093	-0.00079	0.015336	0.12377	0.004487	17.00218	2.457745	Abnormal
7	-0.00096	-0.00093	0.016327	0.127775	0.000493	17.83822	2.702583	Abnormal
8	-0.00092	-0.00089	0.007037	0.083786	-0.15233	22.68584	1.89587	Abnormal
9	-0.00091	-0.00087	0.010247	0.101138	0.021208	29.43732	1.732719	Abnormal
10	-0.00092	-0.00088	0.010629	0.102928	-0.01172	33.48093	1.31566	Abnormal
11	-0.00092	0	0.011053	0.105055	0.019877	28.42222	2.524486	Abnormal
12	-0.00092	-0.00089	0.009458	0.097211	-0.00365	14.24865	2.314255	Abnormal
13	-0.00092	-4.3E-05	0.015316	0.123578	0.003987	18.74634	1.996068	Abnormal



Gambar 5. Grafik klasifikasi suara jantung abnormal

Tabel 3. Akurasi data menggunakan MLP dengan 10 fold validasi

layer	Akurasi	Sensitifitas	Spesifisitas	Presisi
1	94.2944	99	86.6667	92.6072
2	89.8891	98.4211	75.8333	88.5241
3	88.871	98.9737	72.5	87.2045
4	94.0323	100	84.1667	92.9794
5	92.4194	99.5	80.8333	89.9196
6	90.8367	99.5	76.6667	88.9814
7	93.2762	99.4737	83.3333	91.2597
8	92.0867	99.5	80	90.5768
9	95.5645	99.4737	89.1667	94.21
10	93.0444	99.5	82.5	91.0501



Gambar 6. Grafik akurasi data 10 fold

#### 4. KESIMPULAN

Klasifikasi Suara Jantung Dengan Ciri Statistis Menggunakan *Neural Network Backpropagation* telah berjalan dengan baik. Analisis hasil yang telah dilakukan dapat diambil kesimpulan bahwa : Metode statistis dapat digunakan untuk mencari ciri pada suara jantung. Suara jantung normal mempunyai nilai *mean* yang lebih kecil dan negatif (-0.00092) jika dibandingkan dengan murmur yang mempunyai nilai *mean* (0.000981). Sebagian besar suara jantung bersifat Leptokurtik dengan nilai kurtosis > 3, data tersebut di dapatkan dari suara jantung normal kecuali *Patent Ductus Arteriosus Continous Machinery Murmur* bernilai 2,8015 atau Platikurtik. Ekstraksi ciri dengan metode statistis ini lebih sederhana dikarenakan tidak adanya proses transformasi.

#### DAFTAR PUSTAKA

Abbas, A. K. and Bassam, R. (2009) ‘Phonocardiography Signal Processing’, *Synthesis Lectures on Biomedical Engineering*, 4(1), pp. 1–194. doi: 10.2200/S00187ED1V01Y200904BME031.  
 Antonisfia, Yul ; Wiryadinata, R. (2008) ‘Ekstraksi Ciri Isyarat Suara Jantung Menggunakan Power Spectral Density Berbasis Metode Welc’, 6(1), pp. 71–84.

- Hadi, H. M., Mashor, M. Y., Mohamed, M. S. and Tat, K. B. (2008) 'Classification of heart sounds using wavelets and neural networks', *Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control, 2008. CCE 2008. 5th International Conference on, (Cce)*, pp. 177–180. doi: 10.1109/ICEEE.2008.4723403.
- Hermawan, L. (2012) 'PENGARUH PEMBERIAN ASUPAN CAIRAN (AIR) TERHADAP PROFIL DENYUT JANTUNG PADA AKTIVITAS AEROBIK', *Journal of Sport Sciences and Fitness*, 1(1), pp. 56–61.
- Nugroho, A. (2015) *Klasifikasi Nodul Tiroid Berbasis Ciri Tekstur pada Citra Ultrasonografi*.
- Puspasari, I., Arifin, A. and Hendradi, R. (no date) 'Analisis Ekstraksi Ciri Pada Suara Jantung Diastolik dengan menggunakan Wavelet Transform dan Wigner Ville Distribution', *Jurusan Teknik Elektro ITS, Surabaya*.
- Setiawan, D., Surtono, A. and Suciwati, S. W. (2015) 'Ekstraksi Ciri Suara Jantung Menggunakan Metode Dekomposisi dan Korelasi Sinyal ( Dekorlet ) Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan', 3(1), pp. 51–59.
- Setiawan, N. A., Nugroho, H. A. and Dataset, A. C. (2014) 'Benchmarking of Feature Selection Techniques for Coronary Artery Disease Diagnosis', *Proceedings of 2014 6th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE)*, pp. 1–5.
- Tschannen, M., Kramer, T., Marti, G., Heinzmann, M., Wiatowski, T. and Zurich, E. T. H. (2016) 'Heart Sound Classification Using Deep Structured Features', pp. 565–568. doi: 10.22489/CinC.2016.162-186.
- Wijaya, H., Raharja, N. M., Program, V., Yogyakarta, U. M. and Muhammadiyah, U. (2017) 'Monitoring the Heart Rate and Body Temperature Based on Microcontroller', 13(2), pp. 237–244.