



Klasifikasi Kondisi Jantung Menggunakan JST Berdasarkan Pemodelan Sinyal Electrocardiography

Edwin, M. Jimmy Hasugian, dan E. Merry Sartika

Jurusan Teknik Elektro, Universitas Kristen Maranatha, Bandung

Jl. Suria Sumantri 65, Bandung 40164, Indonesia

li_h4oyu@yahoo.com; Jim_hsg@yahoo.com; erwanimerry@gmail.com

Abstrak: Kondisi fisiologis jantung manusia -normal atau *arrhythmia* dapat diketahui dari sinyal ECG (*Electrocardiography*). Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi terhadap kondisi tersebut, yakni normal, *atrial fibrillation*, *ventricular tachycardia*, dan *ventricular bigeminy*. Pemodelan sinyal dengan menggunakan AR (*AutoRegressive*) Model metode Burg dilakukan untuk mengekstrak informasi penting pada sinyal. Orde model ditentukan melalui kriteria uji kecocokan dan AIC (*Akaike's Information Criteria*). Parameter AR Model kemudian digunakan sebagai masukan bagi JST (Jaringan Saraf Tiruan) dengan fungsi sebagai data uji maupun data latih. Hasil pengujian menunjukkan bahwa klasifikasi terbaik didapatkan dengan menggunakan pemodelan orde 5 dan arsitektur Jaringan Saraf Tiruan 3 *layer* dengan jumlah *neuron* 20 – 20 – 4. Hasil klasifikasi 100% didapatkan untuk setiap kondisi fisiologis pada kategori data uji sama dengan data latih. Kategori data uji tidak sama dengan data latih menunjukkan hasil klasifikasi 66,67% untuk kondisi *atrial fibrillation*, 75% untuk kondisi *ventricular tachycardia*, 40% untuk *ventricular bigeminy*, dan 30% untuk kondisi normal.

Kata kunci: sinyal ECG, *arrhythmia*, AR Model, Jaringan Saraf Tiruan, klasifikasi

Abstract: Physiological conditions of human's heart normal or *arrhythmia* can be known from the ECG (*Electrocardiography*) signal. The aim of this research is to classify ECG signal for certain conditions such as normal, *atrial fibrillation*, *ventricular tachycardia*, and *ventricular bigeminy*. The signal was modeled by using AR (*AutoRegressive*) Model with Burg Method. Fitness and AIC (*Akaike's Information Criteria*) criterions were used to determine the order AR Model. The coefficients (parameter) of the model were used as input for Artificial Neural Network. The optimal result is achieved with 5 – order AR Model and Artificial Neural Network architecture (20 – 20 – 4) neurons in each layer. Signal can be classified 100% correct when tested data is as the same as trained data. The result is about 66,67% for *atrial fibrillation*, 75% for *ventricular tachycardia*, 40% for *ventricular bigeminy*, and 30% for normal when tested data differs from trained data.

Keywords: ECG signal, *arrhythmia*, AR Model, Artificial Neural Network, classification

I. PENDAHULUAN

Jantung merupakan salah satu organ manusia yang sangat penting dalam menunjang kehidupan. Fungsi utama dari organ ini adalah memompa darah kaya oksigen menuju seluruh tubuh. Darah kaya oksigen yang dapat dipompa dapat mencapai rata-rata 0,9463 liter setiap menitnya.^[1] Saat terjadi *arrhythmia*, terjadi kelainan pada cara kerja jantung tersebut. Sebagian besar *arrhythmia* dapat menyebabkan jantung tidak menyediakan darah kaya oksigen yang cukup untuk dipompakan menuju seluruh tubuh.

Arrhythmia adalah gangguan pada ritme atau irama normal jantung manusia. Jantung manusia, dalam keadaan normal, berdetak antara 60 hingga 100 kali setiap menitnya pada saat tubuh sedang berada dalam kondisi santai.^[2] *Arrhythmia* menyebabkan detak jantung menjadi lebih cepat atau lebih lambat dari batas tersebut. *Arrhythmia* disebabkan oleh adanya penambahan (*insertion*) atau pengurangan (*deletion*) pada pola atau cara kerja jantung normal, sehingga seringkali mengakibatkan pola atau cara kerja jantung menjadi tidak beraturan secara abnormal. Beberapa *arrhythmia* tidak memiliki gejala, yang menyebabkan penderita tidak menyadarinya. Namun, *arrhythmia* dapat menyebabkan jantung menjadi berdebar-debar, bahkan tidak jarang menyebabkan kematian yang tiba-tiba.

Pada umumnya, tipe-tipe *arrhythmia* dapat dikelompokkan dalam dua kelompok besar, yakni *bradycardia* dan *tachycardia*. Tipe *arrhythmia* yang menyebabkan detak jantung menjadi lebih lambat dari batas normal dikelompokkan dalam tipe *bradycardia*. Sebaliknya, bila tipe *arrhythmia* tersebut menyebabkan detak jantung menjadi lebih cepat, maka dikelompokkan dalam tipe *tachycardia*. Berdasarkan pada tempat terjadinya ketidaknormalan pola atau cara kerja jantung, tipe *arrhythmia* juga dapat dikelompokkan dalam dua kelompok besar, yakni tipe *atrial* dan tipe *ventricular*. Bila ketidaknormalan terjadi pada bagian *atrium*, maka tipe *arrhythmia* tersebut dikelompokkan dalam tipe *atrial*. Sebaliknya, bila ketidaknormalan terjadi pada bagian *ventricle*, maka tipe *arrhythmia* tersebut dikelompokkan dalam tipe *ventricular*. Pada penelitian ini dibatasi hanya pada tipe *atrial fibrillation*, *ventricular tachycardia*, dan *ventricular bigeminy*.

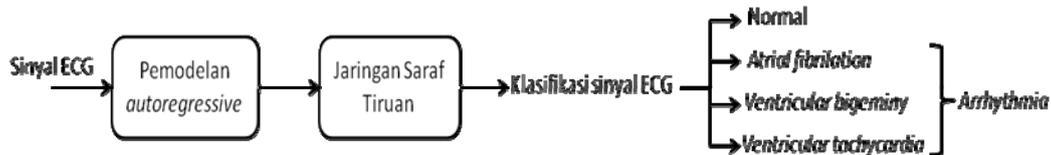
Electrocardiography merupakan bagian yang sangat penting dalam bidang kardiovaskuler. *Electrocardiography* berperan penting dalam memeriksa maupun menyelidiki *arrhythmia*, serta sangat berguna dalam diagnosa kelainan jantung. Kontraksi dan relaksasi dari otot jantung menghasilkan *depolarisasi* dan *repolarisasi* sel-sel *myocardial*. Perubahan secara elektrik ini dapat terdeteksi melalui elektroda-elektroda yang diletakkan di beberapa bagian pada daerah tungkai dan dada manusia. Hasil deteksi elektroda yang direkam dan dituliskan pada kertas grafis kemudian didefinisikan sebagai *electrocardiogram* (ECG).^[3]

Dengan demikian kondisi fisiologis jantung manusia dapat diketahui dari sinyal ECG. Hal ini dapat dilakukan dengan cara mengambil informasi penting yang terkandung di dalam sinyal tersebut. Maka pada penelitian ini, data sinyal ECG dari berbagai kondisi jantung akan dimodelkan dengan menggunakan pemodelan *autoregressive* (AR). Pemodelan *autoregressive* baik digunakan untuk sinyal ini karena dapat mengambil informasi penting dari sinyal walaupun telah terganggu oleh *noise*.^{[4]-[6]} Hasil pemodelan akan diidentifikasi dengan menggunakan *Artificial Neural Network* (Jaringan Saraf Tiruan). Jaringan Saraf Tiruan digunakan karena keandalan serta kemampuannya untuk mengenali pola pada sinyal. Keuntungan lainnya adalah ketidakharusan untuk melakukan pemrograman ulang karena kemampuan Jaringan Saraf Tiruan yang dapat terus belajar. Hasil identifikasi akan mengungkapkan kondisi sinyal ECG tersebut,

normal atau memiliki *arrhythmia*.

II. PERANCANGAN

Perancangan sistem ini meliputi pengolahan data sinyal ECG dan desain Jaringan Saraf Tiruan. Dalam sistem ini sinyal ECG akan diklasifikasikan dalam beberapa kategori, yaitu normal, *atrial fibrillation*, *ventricular bigeminy*, dan *ventricular tachycardia*. Diagram blok dari sistem digambarkan pada Gambar 1.

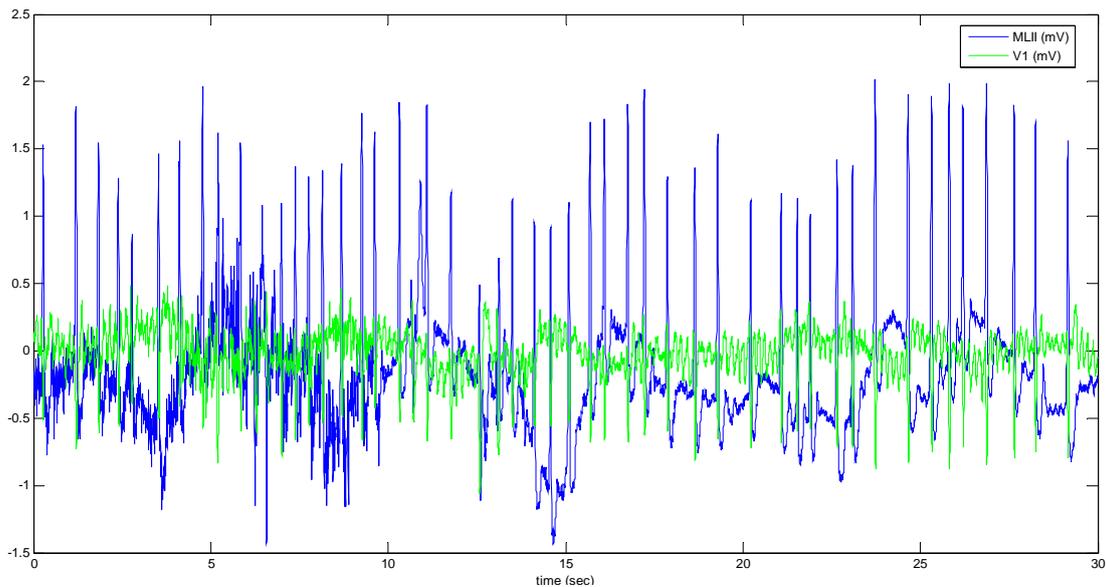


Gambar 1. Diagram blok sistem

Proses dimulai dengan melakukan pemodelan terhadap sinyal ECG. Proses pemodelan yang dilakukan menggunakan pemodelan *autoregressive* (AR) metoda *Burg*. Parameter yang didapatkan dari proses pemodelan tersebut kemudian digunakan sebagai *input* bagi Jaringan Saraf Tiruan. Pada akhirnya, Jaringan Saraf Tiruan akan memutuskan klasifikasi yang tepat bagi sinyal ECG, normal atau *arrhythmia*.

II.1. Pengolahan Data Sinyal ECG

Data sinyal ECG didapatkan dari MIT – BIH *Arrhythmia Database*^[7] Dalam database ini, terdapat 48 data sinyal ECG yang direkam pada individu berbeda yang dibedakan berdasarkan jenis kelamin, usia, dan jenis kanal yang digunakan untuk perekaman. Usia individu bervariasi dari 23 tahun sampai dengan 89 tahun. Proses perekaman menggunakan dua jenis kanal yang juga bervariasi pada masing – masing individu.



Gambar 2. Plot sinyal ECG cuplikan *record 203*

Data tersedia dalam bentuk file *.mat*. Seluruh data sinyal ECG memiliki durasi perekaman 30,05 menit dengan menggunakan frekuensi sampling sebesar 360 Hz. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sinyal ECG dengan perekaman pada jenis kanal MLII dan V1, yang merupakan jenis kanal yang paling banyak digunakan dalam perekaman data di dalam *database*. Data disajikan dalam bentuk matriks dengan ukuran 2 x 650000. Baris pertama merupakan data dari perekaman kanal MLII, dan baris kedua dari perekaman kanal V1. Data sinyal telah diberi *Gain* sebesar 200 dengan *base* 1024.

Gambar 2 menunjukkan salah satu contoh *plot* data sinyal ECG. Data sinyal ECG pada Gambar 2 merupakan cuplikan data *record* 203 dengan durasi 30 detik. Sumbu horizontal menunjukkan waktu (dalam detik), dan sumbu vertikal menunjukkan beda potensial (dalam mV). *Plot* sinyal yang dihasilkan sudah merupakan *plot* gabungan dari sinyal pada perekaman kanal MLII dan kanal V1.

Data juga telah disediakan dengan keterangan tambahan yang dapat digunakan untuk membantu dalam proses pengolahan sinyal. Keterangan tersebut meliputi jenis kanal yang digunakan, jenis kelamin, usia, dan catatan waktu terjadinya *arrhythmia*. Keterangan tambahan untuk data *record* 203 ditunjukkan pada Gambar 3.

Record 203 (MLII, V1; male, age 43)

Medications: Coumadin, Digoxin, Heparin, Hygroton, Lasix

Points of interest:

[5:00](#) Ventricular tachycardia, 4 beats and 9 beats

[13:14](#) Atrial fibrillation, ventricular couplets

[15:02](#) Noise

[22:02](#) Ventricular couplet, PVCs

[23:25](#) Noise

[24:04](#) PVCs

[24:46](#) Noise

[26:39](#) Ventricular tachycardia, 7 beats

[26:51](#) Ventricular couplet, PVCs

[27:15](#) Ventricular tachycardia, 3 beats

Gambar 3. Keterangan tambahan data *record* 203

II.2. Pencuplikan Sinyal ECG

Proses pencuplikan pada data sinyal ECG dilakukan untuk mendapatkan sinyal yang tepat yang sesuai dengan sinyal yang hendak diklasifikasikan. Proses pencuplikan dilakukan berdasarkan keterangan tambahan yang telah disediakan untuk masing – masing data, seperti keterangan tambahan pada Gambar 3 untuk data *record* 203.

Proses pencuplikan pada kondisi normal maupun *arrhythmia* dilakukan dalam durasi 3 detik. Hal ini dilakukan dengan mempertimbangkan kecenderungan terjadinya *arrhythmia* yang hanya terjadi dalam durasi yang relatif singkat, serta untuk memberikan keseragaman pada semua data yang akan dimodelkan kemudian.

Data *record* 203 akan digunakan sebagai contoh dalam proses pencuplikan. Keterangan tambahan yang digunakan adalah keterangan tambahan yang ditunjukkan pada Gambar 3.

Keterangan tersebut menunjukkan bahwa data *record 203* mengandung sinyal dalam kondisi normal, *ventricular tachycardia*, dan *atrial fibrillation*.

Sinyal – sinyal dalam berbagai kondisi tersebut didapatkan dengan mencuplik kolom yang tepat pada matriks data. Frekuensi sampling yang digunakan pada data adalah 360 Hz, sehingga data pertama dalam kolom matriks yang akan dicuplik dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (1).

$$x_1 = [(m \times 60) \times 360] + (d \times 360) \tag{1}$$

Keterangan:

m : menit dari waktu yang hendak dicuplik

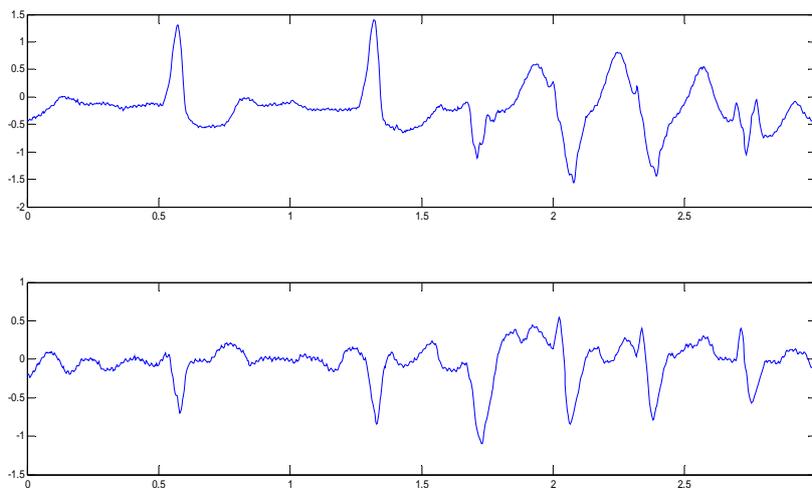
d : detik dari waktu yang hendak dicuplik

Keterangan tambahan pada Gambar 3 menunjukkan bahwa data *record 203* mengandung sinyal dengan kondisi *arrhythmia* jenis *ventricular tachycardia* pada waktu 5:00. Melalui persamaan (1), maka nilai x_1 dengan $m = 1$ dan $d = 0$ akan bernilai 108.000.

Pencuplikan sinyal dilakukan dalam durasi 3 detik, yang bila dilakukan pada data dengan frekuensi sampling 360 Hz akan memerlukan 1081 *sample* data. Maka, data terakhir dalam kolom matriks yang akan dicuplik bisa didapatkan dengan menggunakan persamaan (2).

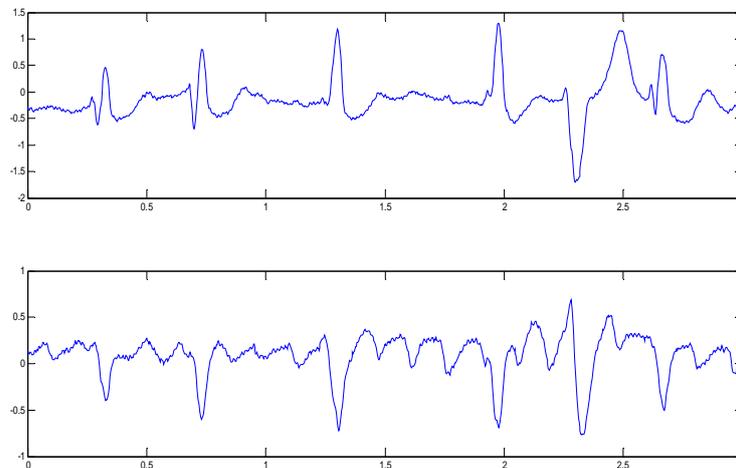
$$x_2 = x_1 + 1081 \tag{2}$$

Data hasil pencuplikan kemudian dibedakan berdasarkan jenis kanal yang digunakan. Data dengan perekaman pada jenis kanal MLII dimasukkan dan disimpan ke dalam variabel x , sedangkan data dengan perekaman pada jenis kanal V1 dimasukkan dan disimpan ke dalam variabel y . Data waktu dalam durasi 3 detik disimpan dalam variabel t untuk memudahkan dalam *plot* gambar. Data – data tersebut kemudian disimpan sesuai dengan jenis kondisi *arrhythmia* dan nomor *record*. Gambar 4 merupakan contoh *plot* sinyal dengan jenis *arrhythmia ventricular tachycardia* pada data *record 203*.



Gambar 4. Plot sinyal dengan jenis *arrhythmia ventricular tachycardia* pada data *record 203*

Plot sinyal pada Gambar 4 menunjukkan dua gambar plot sinyal. Gambar bagian atas merupakan plot sinyal dengan perekaman pada jenis kanal MLII, sedangkan gambar bagian bawah dengan perekaman pada jenis kanal V1. Plot lain pada data *record* 203 dengan jenis *arrhythmia atrial fibrillation* ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Plot sinyal dengan jenis *arrhythmia atrial fibrillation* pada data *record* 203

Data lain dengan jenis *arrhythmia* dan nomor *record* yang berbeda didapatkan dengan melakukan proses pencuplikan yang serupa. Tabel 1 menunjukkan contoh beberapa data yang telah dicuplik dan disimpan dalam bentuk file *.mat*.

TABEL 1. HASIL CUPLIKAN SINYAL ECG

Kondisi fisiologis	Data record ke-	Waktu sampling	Nama file pada MATLAB
Normal	105	15:16 – 15:19	Normal105.mat
	200	1:00 – 1:03	Normal200.mat
<i>Ventricular tachycardia</i>	214	5:38 – 5:41	Vt214.mat
	200	18:14 – 18:17	Vt2002.mat
<i>Ventricular bigeminy</i>	106	12:27 – 12:30	B106.mat
	119	4:55 – 4:58	B119.mat
<i>Atrial fibrillation</i>	217	15:30 – 15:33	Afib217.mat
	219	26:10 – 26:13	Afib219.mat

II.3. Desain Jaringan Saraf Tiruan

Desain Jaringan Saraf Tiruan yang digunakan menggunakan arsitektur *multilayer feedforward network* yang terdiri atas tiga layer, yakni satu *input* layer, satu *hidden* layer, dan satu *output* layer.

Jumlah *neuron* dan fungsi aktivasi yang digunakan dalam Jaringan Saraf Tiruan divariasikan untuk setiap *layer*.^[8] Jaringan Saraf Tiruan yang digunakan terdiri atas x_1, x_2, \dots, x_m sebagai data *input* yang jumlahnya bergantung pada jumlah orde model yang digunakan. Jumlah *neuron* pada *output* layer yang digunakan berjumlah 4 yang akan menghasilkan output y_1^a, y_2^a, y_3^a , dan y_4^a . Informasi lebih lengkap mengenai jumlah *neuron* dan fungsi aktivasi yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 2.

TABEL 2. DESAIN JARINGAN SARAF TIRUAN YANG DIGUNAKAN

	Layer		
	Input layer ($x = 1$)	Hidden layer ($x = 2$)	Output layer ($x = 3$)
Jumlah <i>neuron</i>	20	20	4
Fungsi aktivasi ($f_x(\cdot)$)	Linear	Tansig	Logsig

Algoritma pembelajaran atau *learning* yang digunakan dalam proses pelatihan bagi Jaringan Saraf Tiruan ini adalah algoritma *Backpropagation* metoda *gradient descent with momentum*.^[9] *Learning rate* yang digunakan adalah 0,1 dan momentum yang digunakan adalah 0,9.

Algoritma *Backpropagation* merupakan salah satu metoda *supervised learning*, yang membutuhkan data *input* dan target dalam proses pembelajarannya.^[10] Data *input* yang digunakan merupakan parameter model *autoregressive*, dari kanal MLII serta kanal V1. Target yang diberikan disesuaikan dengan jumlah *neuron* pada *output layer*. Data target yang diberikan difungsikan seperti kode biner. Target yang diberikan untuk Jaringan Saraf Tiruan ditunjukkan pada Tabel 3.

TABEL 3. TARGET YANG DIHARAPKAN UNTUK MASING – MASING KONDISI FISIOLOGIS

Kondisi Fisiologis	Target ($y_1^3 y_2^3 y_3^3 y_4^3$)
Normal	1 0 0 0
Ventricular Tachycardia	0 1 0 0
Ventricular Bigeminy	0 0 1 0
Atrial Fibrillation	0 0 0 1

Data input untuk proses pembelajarannya menggunakan parameter model *autoregressive* kanal MLII dan V1. Masing – masing tiga sinyal pada setiap kondisi digunakan sebagai input dalam proses pembelajaran.

III. DATA PENGAMATAN DAN ANALISIS

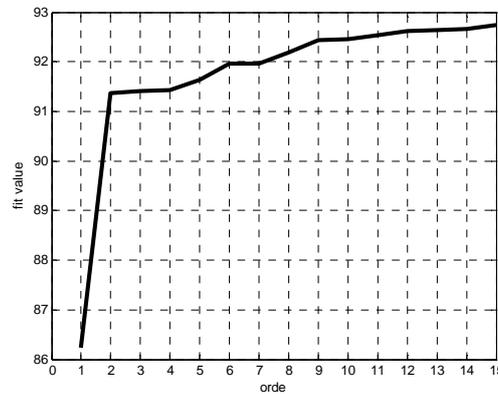
Data pengamatan yang disajikan adalah data pengamatan untuk mendapatkan orde model yang tepat untuk proses perancangan dan data pengamatan terhadap proses klasifikasi sinyal ECG.

III.1. Pemilihan Orde Model

Pemilihan orde model yang tepat dalam proses pemodelan sinyal dapat meningkatkan efisiensi tanpa mengurangi keakuratan model. Pemilihan orde model pada penelitian ini dilakukan berdasarkan kriteria kecocokan (*fitness*) dan Akaike Information Criteria (AIC)^[11].

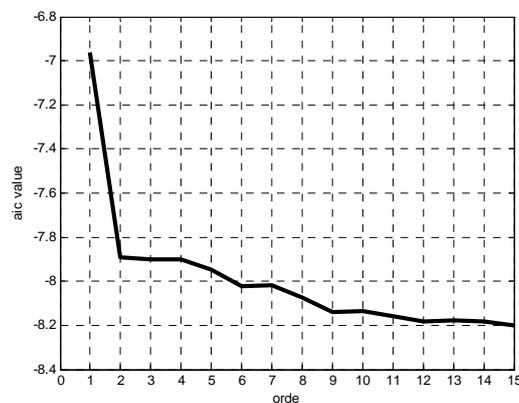
Data sinyal ECG yang telah melalui proses pencuplikan dipilih secara acak untuk diuji dengan menggunakan dua kriteria ini. Data yang dipilih berjumlah 12, masing – masing 3 data untuk setiap kondisi fisiologis. Data tersebut kemudian dimodelkan dengan menggunakan pemodelan AR metoda Burg dengan memvariasikan orde model yang digunakan. Orde model

yang digunakan adalah orde 1 sampai dengan orde 15 untuk masing – masing data sinyal pada jenis kanal MLII dan V1, yang kemudian diukur kecocokannya dengan data asli. Gambar 6 menunjukkan plot uji kecocokan pada data *record 203* untuk jenis *arrhythmia atrial fibrillation* pada kanal V1. Sumbu horizontal menunjukkan orde pemodelan, yang divariasikan dari orde 1 sampai dengan 15. Sumbu vertikal menunjukkan nilai kecocokan, dalam satuan persen.



Gambar 6. Plot uji kecocokan dengan orde berbeda pada data *record 203* jenis *arrhythmia atrial fibrillation* pada kanal V1

Nilai AIC dari data sinyal hasil pemodelan juga dihitung dengan memvariasikan orde model, dari orde 1 sampai dengan orde 15. Gambar 7 menunjukkan plot dari data *record 203* untuk jenis *arrhythmia atrial fibrillation* pada kanal V1. Sumbu horizontal menunjukkan orde yang digunakan, dan sumbu vertikal menunjukkan nilai AIC.



Gambar 7. Plot nilai AIC dengan orde berbeda pada data *record 203* jenis *arrhythmia atrial fibrillation* pada kanal V1

Uji kecocokan pada data *record 203* menunjukkan bahwa persentase kecocokan antara sinyal asli dengan sinyal hasil pemodelan meningkat dengan bertambahnya orde model yang digunakan. Sedangkan nilai AIC mengalami penurunan seiring bertambahnya jumlah orde model yang digunakan. Masing–masing kriteria menunjukkan bahwa proses pemodelan semakin merepresentasikan sinyal aslinya dengan meningkatnya jumlah orde model yang digunakan. Nilai kecocokan dan AIC yang lebih terperinci untuk masing–masing orde ditunjukkan pada Tabel 4.

TABEL 4. NILAI KECOCOKAN DAN AIC DENGAN ORDE BERBEDA PADA DATA *RECORD* 203

Orde	Nilai kecocokan (%)	Nilai AIC
1	86.2331	-6.9610
2	91.3718	-7.8927
3	91.4191	-7.9009
4	91.4221	-7.8988
5	91.6321	-7.9456
6	91.9531	-8.0211
7	91.9542	-8.0186
8	92.1924	-8.0759
9	92.4452	-8.1389
10	92.4480	-8.1369
11	92.5346	-8.1572
12	92.6299	-8.1801
13	92.6326	-8.1780
14	92.6610	-8.1830
15	92.7413	-8.2022

Tabel 5 menunjukkan rekapitulasi penentuan nilai orde pada semua data berdasarkan perubahan terkecil dari gradien pada kurva nilai kecocokan. Rekapitulasi penentuan orde pada kurva nilai AIC ditunjukkan pada Tabel 6.

TABEL 5. REKAPITULASI PENENTUAN ORDE PADA KURVA NILAI KECOCOKAN

No	Data	Orde terbaik pada data untuk kanal-	
		MLII	V1
1	<i>record</i> 112	5	6
2	<i>record</i> 116	3	5
3	<i>record</i> 234	4	4
4	<i>record</i> 200	3	9
5	<i>record</i> 214	2	9
6	<i>record</i> 223	5	5
7	<i>record</i> 106	2	3
8	<i>record</i> 213	4	4
9	<i>record</i> 233	4	4
10	<i>record</i> 201	4	4
11	<i>record</i> 203	3	2
12	<i>record</i> 219	4	4

TABEL 6. REKAPITULASI PENENTUAN ORDE PADA KURVA NILAI AIC

No	Data	Orde terbaik pada data untuk kanal-	
		MLII	V1
1	<i>record 112</i>	5	6
2	<i>record 116</i>	4	5
3	<i>record 234</i>	7	4
4	<i>record 200</i>	3	9
5	<i>record 214</i>	2	9
6	<i>record 223</i>	5	5
7	<i>record 106</i>	2	3
8	<i>record 213</i>	4	4
9	<i>record 233</i>	4	4
10	<i>record 201</i>	4	4
11	<i>record 203</i>	3	2
12	<i>record 219</i>	4	4

Berdasarkan Tabel 5 dan Tabel 6, belum dapat dipilih orde yang akan digunakan dalam proses pemodelan AR, maka dilakukan klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan dengan berbagai orde model.

III.2. Klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan

Percobaan yang dilakukan dalam proses klasifikasi menggunakan dua kategori, yakni data uji yang sama dengan data latih dan data uji yang tidak sama dengan data latih. Proses klasifikasi untuk kategori data uji sama dengan data latih dilakukan dengan melakukan variasi terhadap orde model yang digunakan. Orde model divariasikan dari orde 3 sampai dengan orde 10.

TABEL 7. HASIL KLASIFIKASI JARINGAN SARAF TIRUAN UNTUK KATEGORI DATA UJI TIDAK SAMA DENGAN DATA LATIH

Orde Model	Persentase Kebenaran Klasifikasi Pada Kondisi Fisiologis Jantung			
	<i>Atrial Fibrillation</i>	<i>Ventricular Bigeminy</i>	<i>Ventricular Tachycardia</i>	Normal
Orde 3	4/6 (66,67%)	4/8 (50%)	5/10 (50%)	1/10 (10%)
Orde 4	4/6 (66,67%)	3/8 (37,5%)	3/10 (30%)	3/10 (30%)
Orde 5	4/6 (66,67%)	6/8 (75%)	4/10 (40%)	3/10 (30%)
Orde 6	3/6 (50%)	3/8 (37,5%)	5/10 (50%)	2/10 (20%)
Orde 7	5/6 (83,33%)	3/8 (37,5%)	2/10 (20%)	3/10 (30%)
Orde 8	4/6 (66,67%)	2/8 (25%)	3/10 (30%)	3/10 (30%)
Orde 9	3/6 (50%)	2/8 (25%)	5/10 (50%)	3/10 (30%)
Orde 10	2/6 (33,33%)	2/8 (25%)	3/10 (30%)	3/10 (30%)

Percobaan untuk kategori data uji tidak sama dengan data latih, dilakukan dengan melakukan variasi orde dari orde 3 sampai dengan orde 10. Data uji yang digunakan memiliki

jumlah yang berbeda – beda untuk setiap kondisi fisiologis dikarenakan adanya keterbatasan data. Data uji untuk kondisi normal dan *arrhythmia ventricular tachycardia* masing – masing berjumlah 10, kondisi *arrhythmia ventricular bigeminy* berjumlah 8, dan kondisi *arrhythmia atrial fibrillation* berjumlah 6. Hasil klasifikasi untuk kategori data uji tidak sama dengan data latih ditunjukkan pada Tabel 7.

Jaringan Saraf Tiruan melakukan klasifikasi yang cukup tepat pada sebagian data uji, namun tidak pada sebagian data lainnya. Tabel 7 menunjukkan bahwa hasil klasifikasi terbaik, yang cenderung merata untuk setiap kondisi fisiologis, adalah dengan menggunakan orde model 5.

Seluruh percobaan dengan berbagai kombinasi yaitu dengan berbagai algoritma pembelajaran (*gradient descent*, *gradient descent with momentum*, dan *resilient backpropagation*), berbagai jumlah *neuron* pada masing - masing *layer*, dan jumlah *layer* (dua, tiga, dan empat *layer*) pada Jaringan Saraf Tiruan yang digunakan telah dilakukan. Tabel 8. menunjukkan salah satu hasil klasifikasi untuk kategori data uji tidak sama dengan data latih dengan menggunakan orde model 5. Perubahan yang dilakukan adalah pada jumlah *neuron* pada *input layer* dan *hidden layer* Jaringan Saraf Tiruan yang digunakan.

TABEL 8. HASIL KLASIFIKASI JARINGAN SARAF TIRUAN UNTUK KATEGORI DATA UJI TIDAK SAMA DENGAN DATA LATIH DENGAN ORDE MODEL 5 DAN JUMLAH NEURON YANG DIVARIASIKAN

Jumlah <i>neuron</i> (<i>input</i> – <i>hidden</i> – <i>output</i>)	Persentase Kebenaran Klasifikasi Pada Kondisi Fisiologis Jantung			
	<i>Atrial Fibrillation</i>	<i>Ventricular Bigeminy</i>	<i>Ventricular Tachycardia</i>	Normal
10 – 10 – 4	4/6 (66,67%)	4/8 (50%)	5/10 (50%)	3/10 (20%)
20 – 10 – 4	4/6 (66,67%)	4/8 (50%)	5/10 (50%)	3/10 (20%)
30 – 10 – 4	4/6 (66,67%)	4/8 (50%)	6/10 (60%)	2/10 (20%)
10 – 20 – 4	4/6 (66,67%)	2/8 (25%)	5/10 (50%)	2/10 (20%)
20 – 20 – 4	4/6 (66,67%)	6/8 (75%)	4/10 (40%)	3/10 (30%)
30 – 20 – 4	4/6 (66,67%)	3/8 (37,5%)	5/10 (50%)	2/10 (20%)

Hasil klasifikasi pada Tabel 8 menunjukkan bahwa hasil klasifikasi terbaik dilakukan oleh Jaringan Saraf Tiruan dengan jumlah *neuron* 20 untuk *input layer*, 20 untuk *hidden layer*, dan 4 untuk *output layer*.

IV. KESIMPULAN

Pemodelan AR pada sinyal ECG menunjukkan hasil klasifikasi terbaik dengan pemodelan orde 5. Klasifikasi terbaik dicapai dengan menggunakan arsitektur Jaringan Saraf Tiruan 3 *layer* yang memiliki konfigurasi *input-hidden-output neuron* (20 – 20 – 4) dan fungsi aktivasi *linear-tansig-logsig*. Klasifikasi untuk data uji tidak sama dengan data latih berhasil dilakukan sebesar: 66,67% untuk kondisi *atrial fibrillation*, 75% untuk kondisi *ventricular bigeminy*, 40% untuk kondisi *ventricular tachycardia*, 30% untuk kondisi normal. Hal ini disebabkan karena data uji yang tersedia dan dapat digunakan sebagai acuan masih terbatas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] _____, Arrhythmia, <http://www.upmc.com>, 2006
- [2] _____, Arrhythmia, <http://www.bhf.org.uk>, 2003
- [3] F. Morris, J. Edhouse, W.J. Brady, and J. Camm, *ABC of Clinical Electrocardiography*, London: BMJ., 2003
- [4] M. H. Hayes, *Statistical Digital Signal Processing and Modeling*, Singapore: John Wiley & Sons, 2002
- [5] D. G. Manolakis, V. K. Ingle, and S. M. Kogon, *Statistical and Adaptive Signal Processing: Spectral Estimation, Signal Modelling, Adaptive Filtering, and Array Processing*, London: Artech House, 2005
- [6] J. G. Proakis, and D. G. Manolakis, *Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications*, 3th ed., New Jersey: Prentice-Hall, 1996
- [7] _____, MIT – BIH Arrhythmia Database, <http://www.physionet.com>, 2006
- [8] S. Haykin, *Neural Network: The Comprehensive Foundation*, 2th ed., New Jersey: Prentice-Hall, 1999
- [9] D. J. Cavuto, 1997. “An Exploration and Development of Current Artificial Neural Network Theory and Application with Emphasis on Artificial Life”, Thesis, Albert Nerken School of Engineering, 1997
- [10] L. Fausett, *Fundamental of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*, New Jersey: Prentice-Hall, 1994
- [11] D. Priatna, “Identifikasi Model Dinamik Steam Temperature pada Waste Heat Recovery Boiler (WHB) Menggunakan Struktur Model ARX”, Tugas Akhir, Jurusan Teknik Elektro, Universitas Kristen Maranatha, Bandung, 2005