

Penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan dan Wavelet Pada Citra *Electrocardiogram 12 Lead*

The Use of Artificial Neural Networks and Wavelets in 12-Lead Electrocardiogram Images

Darwan

IAIN Syekh Nurjati Cirebon, Indonesia

Article Info

Article history:

Received, 10 Februari 2021

Revised, 28 April 2021

Accepted, 5 Mei 2021

Kata Kunci:

Electrocardiogram

Sym4

Backpropagation

k-fold cross validation

Syaraf Tiruan

ABSTRAK

Jantung sangat penting dalam sistem organ tubuh manusia. Apabila terjadi kesalahan pada fungsi jantung akibatnya sangat fatal. Oleh karenanya sangatlah penting menjaga kondisi jantung agar tetap sehat. Penelitian ini mencoba menawarkan untuk meneliti terkait kelainan jantung dengan menggunakan citra *Electrocardiogram* (EKG) 12 lead. Data EKG yang digunakan berupa citra. Tujuan penelitian ini untuk memperoleh model yang tepat dalam mengidentifikasi kelainan jantung dengan menggunakan wavelet. Tahapan penelitian terdiri dari *pre-processing*, ekstraksi ciri dan klasifikasi. Tahap *pre-processing* menggunakan metode segmentasi (merubah data citra dari *grayscale* ke biner), morfologi (metode dilasi dan metode erosi) dan transformasi ke sinyal. Tahap ekstraksi ciri menggunakan metode dekomposisi transformasi wavelet dengan tingkatan tiga level, dimana *mother wavelet* yang digunakan berupa *symlet* orde 4 (*Sym4*). Tahap klasifikasi menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan metode *backpropagation*. Adapun metode validasi dan evaluasi menggunakan *k-fold cross validation* dan *confusion matrix*. Penggunaan metode *k-fold cross validation*, dimana $k=5$ dengan pembagian data *training* 80% dan *testing* 20%. Hasil yang diperoleh dari keseluruhan sistem dimana tingkat akurasi sebesar 92,94%, sensitifitas sebesar 90% dan spesifisitas sebesar 94,55%.

ABSTRACT

The heart is very important in the organ system of the human body. If there is an error in heart function the result is very fatal. Therefore, it is very important to maintain a healthy heart condition. The study tried to offer to examine related heart abnormalities using an ECG image of 12 leads. ECG data used in the form of images. The purpose of this study is to obtain the right model in identifying heart abnormalities by using wavelets. The research phase consists of *pre-processing*, character extraction and classification. The *pre-processing* stage uses segmentation methods (converting image data from *grayscale* to binary), morphology (dilation methods and erosion methods) and transformation to signals. The characteristic extraction stage uses the wavelet transformation decomposition method with three levels, where the mother wavelet used is a 4th order *symlet* (*Sym4*). The classification stage uses artificial neural networks with *backpropagation* method. The validation and evaluation method uses *k-fold cross validation* and *confusion matrix*. The use of *k-fold cross validation* method, where $k=5$ with 80% training data sharing and 20% testing. The results were obtained from the entire system where the accuracy rate was 92.94%, the sensitivity was 90% and the specificity was 94.55%.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Penulis Korespondensi:

Darwan,

Jurusan Tadris Matematika,

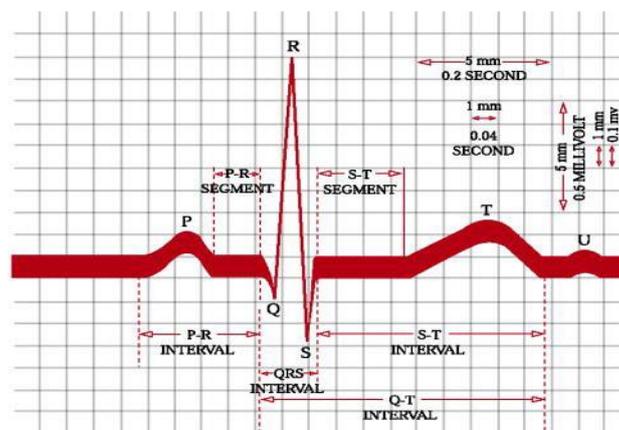
IAIN Syekh Nurjati Cirebon,

Email: darwan@syekhnurjati.ac.id

1. PENDAHULUAN

Jantung merupakan salah satu bagian dari organ tubuh manusia yang sangat penting. Kelainan jantung masih menempati urutan teratas kematian di dunia. Penyakit jantung merupakan penyebab utama kematian di seluruh dunia [1]. Penyakit jantung ini menjadi penyebab sepertiga dari seluruh kematian yang ada di dunia pada tahun 2019, serta jumlah kematiannya yang terus meningkat. Sedangkan sebagian besar kematian akibat penyakit jantung dikaitkan dengan kelainan jantung iskemia pada tahun 2019. *America Heart Association* menyebutkan bahwa hampir setiap satu dari tiga orang yang meninggal disebabkan oleh penyakit kardiovaskular. Oleh sebab itu, kita diharapkan menjaga kondisi tubuh terutama jantung agar tetap sehat.

Pendeteksian kelainan jantung secara dini dapat dilakukan dengan melakukan pengecekan kondisi jantung dengan alat bantu seperti: elektrokardiogram (EKG), pemeriksaan darah, *scanning* jantung nuklir, kateterisasi jantung, uji latihan jantung, ekokardiografi dan angiografi koroner [2]. Alat yang sering digunakan di beberapa rumah sakit dan klinik kesehatan untuk mengecek kelainan jantung yaitu elektrokardiogram (Gambar 1). Pendeteksian kelainan jantung menggunakan EKG cara kerjanya sangat sederhana. Alat EKG yang terdiri 12 lead dipasang di beberapa bagian tubuh, selanjutnya direkam dan hasilnya dikeluarkan dalam bentuk kertas grafik EKG. Dari kertas grafik EKG tersebut dapat dianalisis apakah pasien jantung dalam kondisi normal atau ada kelainan. Klasifikasi yang tepat dari penyakit ini memungkinkan untuk menerapkan pengobatan yang lebih terfokus [1].



Gambar 1. Contoh EKG Normal [3]

Beberapa dekade ini pemrosesan sinyal digital dalam dunia medis telah menjadi hal penting untuk membantu dokter dalam mengambil keputusan pada permasalahan medis [4]. Beban faktor risiko kematian seperti yang dijelaskan diatas telah memotivasi para peneliti untuk menyumbangkan pola, model dan algoritma [5]. Analisis terhadap sinyal EKG merupakan salah satu solusi yang dapat membantu untuk mendeteksi dan mengelompokkan sinyal serta bentuk gelombang yang berbeda [6]. Pemrosesan sinyal EKG dan klasifikasi fitur berdasarkan pembelajaran mesin memainkan peran penting dalam mendukung sistem yang disebutkan di atas [5]. Berdasarkan hal tersebut analisis berbasis komputer sangat berguna dalam diagnostik [7]. Sistem komputer dalam hal ini dapat membantu mengidentifikasi kondisi kelistrikan jantung [8]. Penelitian ini pada dasarnya akan melakukan analisis sinyal EKG yang diperoleh dari keluaran alat EKG yang berupa *print-out*. Hasil *print-out* di scan dan ditransformasi ke bentuk spasial. Ekstraksi ciri menggunakan *wavelet* dan klasifikasi menggunakan *backpropagation*.

2. METODE PENELITIAN

Beberapa penelitian terkait dengan EKG diantaranya [4], melakukan penelitian untuk menganalisis dan mengklasifikasi sinyal EKG yang diperoleh dari Physionet pada sadapan II, berbasis transformasi *wavelet* dan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dengan rata-rata akurasi 87,42%. Penelitian terkait sinyal EKG yang dimasukkan ke sistem diagnosis otomatis, dengan menerapkan *wavelet* berdasarkan fungsi atom untuk menghilangkan noise dan baseline wander. Sinyal EKG dibagi menjadi 1, 2, 5, dan 10 detik yang diinputkan ke klasifikasi, dan hasilnya dapat membedakan 11 jenis sinyal EKG dengan akurasi 98,9% [1].

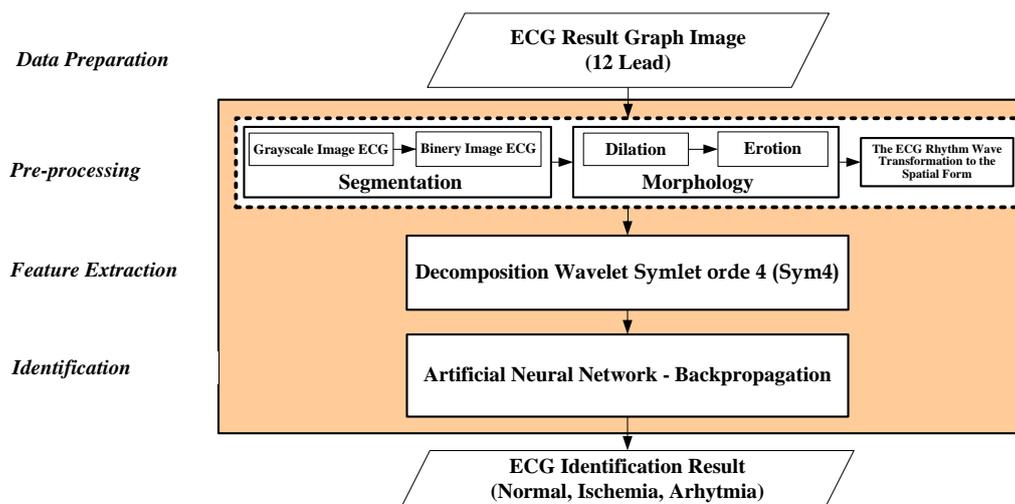
Penelitian terkait EKG pernah dilakukan dengan mengambil citra EKG 12 Lead. Tahap *pre-processing* yang digunakan yaitu segmentasi (grayscale ke biner), morfologi (dilasi dan erosi), dan transformasi citra ke bentuk spasial. Ekstraksi ciri untuk mencari puncak P, Q, R, S, T, *Heart Rate* dan ST-Deviasi. Hasil yang diperoleh untuk puncak-puncak EKG yang di dapat telah mewakili secara medis [9].

Selanjutnya [10], memperkenalkan metode untuk deteksi AF (*fibrilasi atrium*) otomatis menggunakan sinyal EKG dua arah dari database MIT-BIH dengan menggunakan transformasi paket *wavelet* (WPT) dan fungsi korelasi. Ciri statistik merupakan input klasifikasi jaringan saraf tiruan. Evaluasi kinerja menggunakan validasi silang 10 kali dan hasilnya membuktikan bahwa strategi yang diusulkan menghasilkan kinerja yang superior. Berikutnya [11], penelitian delapan set aturan pemilihan nilai ambang yang berbeda diimplementasikan dan dievaluasi pada database aritmia MIT-BIH. Hasilnya menunjukkan kinerja yang

lebih tinggi dalam hal SNR, MSE dan PRD yang lebih rendah. Penelitian ke depan [11], menyarankan agar dikembangkan untuk memilih ciri yang optimal dari kumpulan fitur yang selanjutnya digunakan untuk membantu dokter dalam mendeteksi kelainan jantung.

Berdasarkan saran tersebut [11], penelitian ini mencoba untuk menggunakan pendekatan baru terkait kelainan jantung dengan menggunakan citra EKG 12 lead. Citra EKG di *scan* pada tahap *pre-processing* dan di transformasi ke dalam sinyal sesuai dengan metode yang dilakukan [9], kemudian hasilnya sebagai masukan ekstraksi ciri. Ekstraksi ciri menggunakan dekomposisi transformasi *wavelet*, dengan *mother wavelet symlet* orde empat (*Sym4*). Hasil ekstraksi ciri menjadi inputan pada proses klasifikasi menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan metode *backpropagation* untuk membedakan data EKG normal, iskemia dan aritmia. Hasil akhir dari penelitian ini berupa tingkat akurasi, sensitifitas, dan spesifisitas.

Metode yang diusulkan peneliti terdiri dari tiga tahap, diantaranya *pre-processing*, ekstraksi ciri dan klasifikasi. Sedangkan untuk melihat validasi dan evaluasi menggunakan metode *k-fold cross validation* dan *confusion matrix* untuk memperoleh tingkat akurasi, sensitifitas, dan spesifisitas. Metode *k-fold cross validation* dengan $K=5$, dimana pembagian masing-masing K dengan komposisi 80% data Training dan 20% data Testing.



Gambar 2. Model yang diusulkan

2.1. Dataset

Data EKG 12 *lead* dalam penelitian ini diambil dari RSUD Sardjito Yogyakarta dengan jumlah total 30 data pasien, dengan data EKG normal, kelainan Iskemia dan Aritmia masing-masing sebanyak 10 data EKG. Satu pasien dalam *print-out* EKG ada 12 *lead* (I, II, III, aVR, aVL, aVF, V1, V2, V3, V4, V5 dan V6), sehingga akan terdapat 12 *image* per EKG. Komposisi masing-masing kondisi jantung dapat dilihat pada Tabel 1.

No.	Kondisi	Pasien	Lead	Jumlah Citra
1.	Normal	10	12	120
2.	Iskemia	10	12	120
3.	Aritmia	10	12	120

Dari tabel 1, kita dapat mengolah data EKG total sebanyak 360 data citra. Gambar 3 merupakan salah satu contoh dari satu *lead* pada EKG.



Gambar 3. Contoh Citra EKG Pada *Lead* V6

2.2. Pre-Processing

Tahap *pre-processing* sama dengan yang dilakukan oleh [9]. Rangkaian tahap *pre-processing* terdiri dari segmentasi, morfologi dan transformasi dari citra EKG ke bentuk *spatial*. Segmentasi dalam penelitian ini terdiri dari proses yaitu merubah

citra warna ke bentuk grayscale dan merubah grayscale ke citra biner. Citra biner (*binary image*) merupakan citra digital yang hanya memiliki 2 kemungkinan warna, yaitu hitam dan putih.

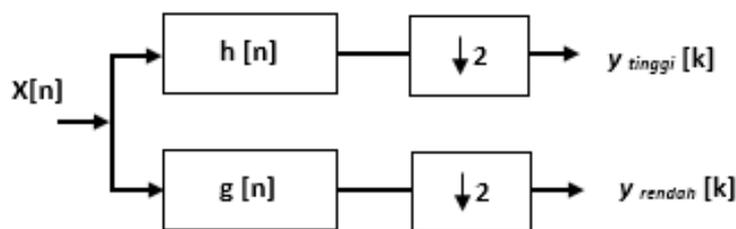
Morfologi dalam penelitian ini digunakan untuk mengatasi objek yang terputus menjadi tersambung kembali (mendekati bentuk aslinya). Untuk memperbaiki bentuk grafik EKG, dilakukan operasi morfologi yaitu dilasi dan erosi.

2.3. Feature Extraction

Tahap kedua dalam penelitian ini yaitu melakukan ekstraksi ciri menggunakan *wavelet*. *Wavelet* merupakan suatu himpunan fungsi yang dihasilkan oleh suatu fungsi tunggal ψ dengan proses dilasi dan translasi [12].

$$\phi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \phi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

Dengan $\phi(t)$ sebagai fungsi *wavelet* induk (*mother wavelet*). a merupakan parameter dilasi a , dan B adalah parameter translasi. Penelitian ini menggunakan transformasi *wavelet* dekomposisi, yaitu suatu metode pengolahan sinyal dimana sebuah sinyal dipecah menjadi beberapa bagian. Transformasi *wavelet* dekomposisi sebagai penggambaran sebuah skala waktu sinyal digital didapatkan dengan menggunakan teknik filterisasi digital. Sebuah sinyal harus dilewatkan dalam dua filterisasi yaitu *highpass filter* dan *lowpass filter* agar frekuensi dari sinyal tersebut dapat dianalisis. Proses dekomposisi ini dapat melalui satu atau lebih tingkatan. Contoh dekomposisi sinyal satu tingkat pada Gambar 4.



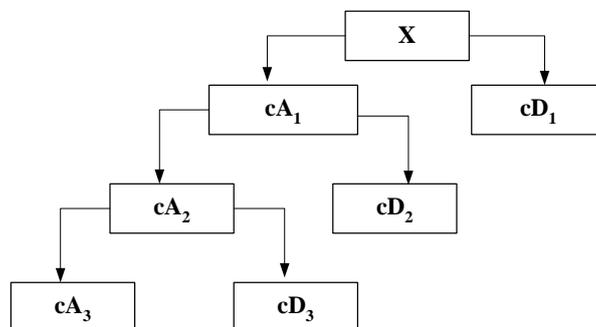
Gambar 4. Contoh Dekomposisi Sinyal

Pada gambar 4, hasil dari *highpass filter*, $y_{tinggi}[k]$ disebut sebagai sinyal detail (*detail signal*) dan hasil dari *lowpass filter*, $y_{rendah}[k]$ disebut sebagai sinyal aproksimasi (*approximation signal*), $x[n]$ merupakan sinyal asal. Dekomposisi sinyal satu tingkat ditulis dengan ekspresi matematika pada persamaan 2 dan 3.

$$y_{tinggi}[k] = \sum_n [n] h[2k - n] \quad (2)$$

$$y_{rendah}[k] = \sum_n [n] g[2k - n] \quad (3)$$

$y_{tinggi}[k]$ dan $y_{rendah}[k]$ adalah hasil dari *highpass filter* dan *lowpass filter*, $h[n]$ adalah *highpass filter* dan $g[n]$ adalah *lowpass filter*, n dan k adalah variabel integer. Sinyal arus dalam ini berfungsi sebagai sinyal utama atau *mother wavelet*. Ketika proses dekomposisi dijalankan maka sinyal *approximation coefficient* akan menjadi *mother wavelet* dan terdekomposisi berdasarkan *highpass* dan *lowpass filter*, dan seterusnya sesuai dengan level yang kita inginkan. Pada dekomposisi *wavelet* sinyal dibagi menjadi komponen aproksimasi dan detail. Komponen aproksimasi kemudian dibagi lagi menjadi komponen aproksimasi dan detail, begitu seterusnya sampai level yang diinginkan.



Gambar 5. Dekomposisi *Wavelet*

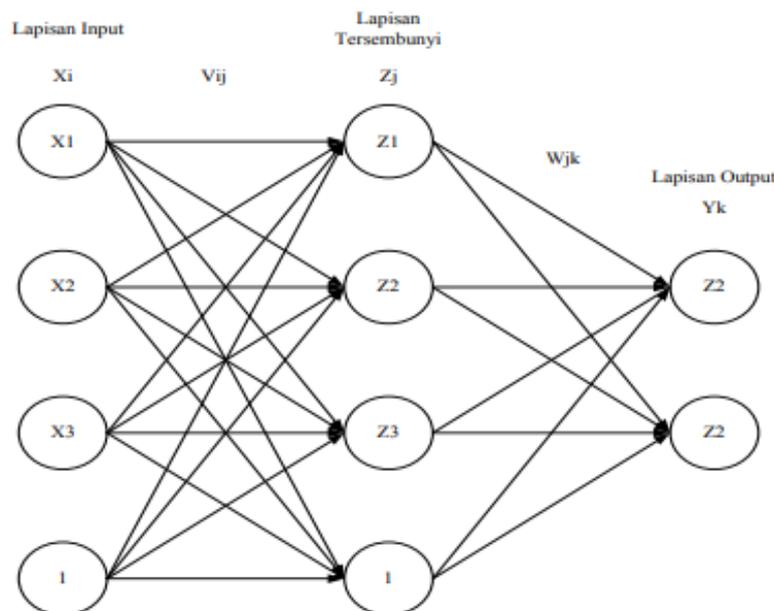
Secara matematis dekomposisi *wavelet* level 3 dapat di tulis seperti persamaan 4.

$$\begin{aligned} X &= cA_1 + cD_1 \\ &= cA_2 + cD_2 + cD_1 \\ &= cA_3 + cD_3 + cD_2 + cD_1 \end{aligned} \quad (4)$$

Dimana X dekomposisi suatu sinyal, dengan A dinamakan koefisien aproksimasi tingkat ke i , dan D dinamakan koefisien detail pada tingkat i . Penelitian ini menggunakan Transformasi *Wavelet* Dekomposisi. *Mother wavelet* yang digunakan yaitu *symlet* dengan orde 4 (*Sym4*) dengan hasil akhir memperoleh nilai koefisien aproksimasi koefisien detail masing-masing.

2.4. Identification

Identifikasi dalam penelitian ini menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan metode *backpropagation*. Jaringan saraf mengikuti contoh otak manusia, serta model jaringan saraf juga sering disebut model koneksionis [13]. Ketertarikan pada jaringan syaraf tiruan karena dapat membantu dalam membangun sistem komputer yang lebih baik [14]. Jaringan syaraf tiruan telah banyak diterapkan untuk berbagai keperluan, seperti klasifikasi, pengenalan pola, prediksi dan peramalan, kontrol proses, pengoptimalan, serta pengambilan keputusan [15]. Ciri dari jaringan syaraf dicirikan oleh arsitektur jaringan, karakteristik node, dan aturan pembelajaran [13]. Jaringan syaraf tiruan dalam menyelesaikan suatu masalah melalui proses pembelajaran yang di berikan dari contoh pelatihan [16]. Algoritma *backpropagation* digunakan untuk pelatihan, mudah dan sederhana, serta dapat bekerja dengan baik, bahkan dengan data yang kompleks [17]. Topologi *backpropagation* melibatkan tiga lapisan: lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran [18].



Gambar 6. Contoh Arsitektur *Backpropagation* [19]

Pada gambar 6 lapisan-lapisan pada jaringan syaraf tiruan terdiri dari tiga lapisan penyusun:

1. Lapisan Input (*Input Layer*)
Gambar 6 jaringan terdiri dari beberapa unit (neuron) pada lapisan input yaitu x_i .
2. Lapisan Tersembunyi (*Hidden Layer*)
Lapisan penyusun yang kedua yaitu lapisan tersembunyi yang terdiri dari tiga neuron, yaitu z_j .
3. Lapisan Output (*Output Layer*)

Lapisan terakhir yaitu lapisan output, dimana pada gambar 6 hanya terdiri dari beberapa neuron (Y_k)

Backpropagation telah banyak diterapkan untuk berbagai aplikasi penelitian. Penelitian-penelitian yang menggunakan *backpropagation* seperti identifikasi tulisan jawa [20]. Selanjutnya [21] sebagai pengenalan pola untuk menggali potensi mahasiswa baru. Perkembangan terakhir banyak digunakan untuk berbagai studi kasus disiplin ilmu salah satunya yaitu terkait dengan kesehatan.

2.5. K-Fold Cross Validation

Metode terakhir yang digunakan untuk mencari tingkat validitas dari sebuah sistem. Metode yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *k-fold cross validation*. Dalam *k-fold cross validation*, di mana $k \geq 2$ adalah bilangan bulat, dataset yang digunakan akan dipartisi menjadi k bagian [22]. Secara umum *k-fold cross validation* semua data yang digunakan akan diperlakukan secara sama, yaitu sebagai data training dan testing. Misal data yang digunakan akan kita bagi menjadi *3-fold cross validation*, berarti kumpulan data tersebut akan dibagi menjadi tiga bagian. Pada percobaan pertama diperlakukan duapertiga data pertama akan diperlakukan sebagai data training dan sepertiga lainnya diperlakukan sebagai data testing, dan ini akan terus di coba sesuai dengan pembagian k -nya.

Tabel 2. Ilustrasi *3-Fold Cross Validation*

	Percobaan 1	Percobaan 2	Percobaan 3
A (data 1 – 10)	A & B (Data Training)	A (Data Training)	A (Data Training)
B (data 11 – 20)		B (Data Testing)	B & C (Data Training)
C (data 21 – 30)	C (Data Testing)	C (Data Training)	

Dari *k-fold cross validation* kita dapat mencari tingkat akurasi, sensitifitas dan spesifisitas dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan salah satu metode yang berguna untuk menganalisis seberapa baik kelas yang kita gunakan dapat mengenali data dari kelas yang berbeda [23].

Tabel 3. Model *confusion matrix*

Klasifikasi Yang Benar	Diklasifikasikan Sebagai	
	+	-
+	TP	FN
-	FP	TN

Akurasi diperoleh dengan persamaan (5), sensitifitas diperoleh dengan persamaan (6), dan spesifisitas dengan persamaan (7) [23]:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (5)$$

$$\text{Sensitifitas} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (6)$$

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% \quad (7)$$

Dimana:

TP = *True Positive*,

TN = *True Negative*,

FP = *False Positive*, dan

FN = *False Negative*.

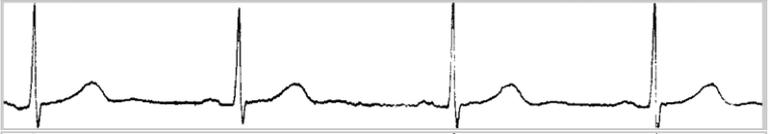
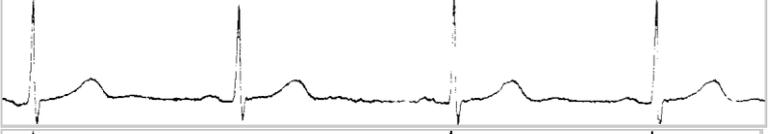
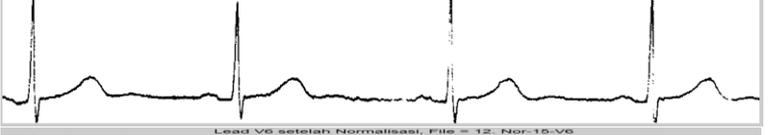
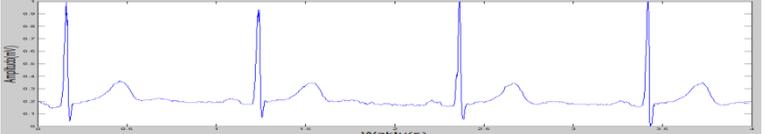
3. HASIL DAN ANALISIS

Berdasarkan urutan pengolahan data dapat di sajikan hasil sesuai tahapannya yaitu *pre-processing*, ekstraksi ciri, identifikasi dan akurasi. Analisis dalam penelitian menggunakan MATLAB Versi 7.0.4. Setiap tahapan proses yang dikerjakan (Gambar 2) semuanya dianalisis menggunakan *tools* tersebut.

3.1. *Pre-processing*

Pada tahap *pre-processing* mengikuti tahapan yang dilakukan oleh [9] (Tabel 4). *Pre-processing* yang dilakukan diantaranya pembacaan citra EKG 12 lead, segmentasi (*grayscale* ke biner), morfologi (dilasi dan erosi), dan transformasi citra ke bentuk spatial.

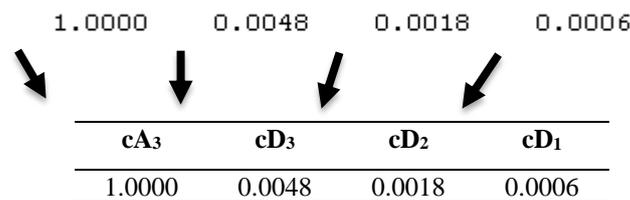
Tabel 4. Langkah-langkah Tahap *Pre-processing* [9]

Metode	Keluaran
Citra EKG	
Grayscale	
Biner	
Dilasi	
Erosi	
Grafik	

Hasil dari tahap *pre-processing* akan menjadi bahan inputan untuk ekstraksi ciri.

3.2. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri penelitian ini menggunakan metode *wavelet*, dengan *mother wavelet symlet* orde 4 (*Sym4*). Metode yang digunakan yaitu transformasi *wavelet* dekomposisi level 3. Inputan dari citra EKG 12 lead akan di ekstrak untuk memperoleh data aproksimasi dan detail energi pada level 3 tersebut. Sehingga data EKG yang keluar dari masing-masing lead yaitu koefisien aproksimasi, detail 1, detail 2 dan detail 3. Hasil ekstraksi ciri dari tabel 2 dengan menggunakan persamaan (4) pada lead V6 setelah di normalkan dapat ditulis untuk masing-masing koefisien aproksimasi dan detailnya sebagai berikut:



Gambar 7. Ilustrasi Koefisien Aproksimasi dan Detail pada *lead* V6

Dari satu lead (Tabel 4) kita dapat memperoleh 4 buah data sehingga dari 12 lead (satu pasien) kita dapat memperoleh 48 data. Semua data pasien yang di pakai di ekstraksi dengan menggunakan cara yang sama. Hasil dari tahap ekstraksi ciri menjadi masukan untuk jaringan syaraf tiruan.

3.3. Identifikasi

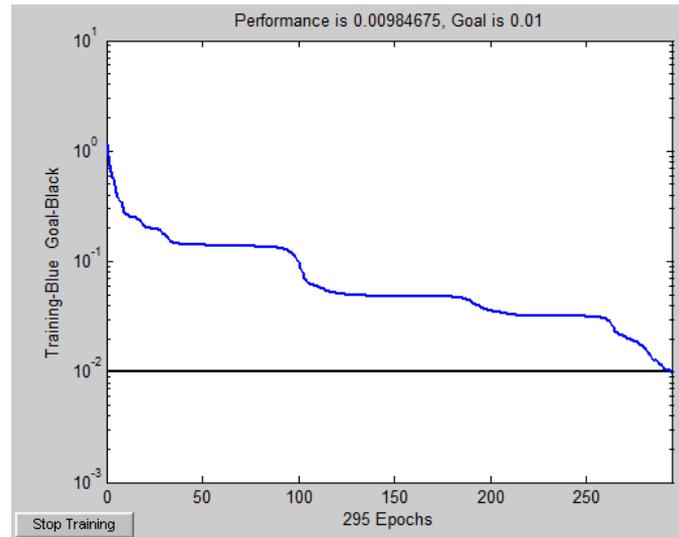
Tahap ketiga kita menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dengan menginputkan data hasil ekstraksi ciri untuk inputan ke dalam neuronnya. Data input yang dimasukkan sebanyak 48 data dan output berupa target jaringan berupa salah satu

dari tiga target (Tabel 5). Untuk data yang dimasukkan ke dalam jaringan telah diklasifikasi sebagai data normal, iskemia dan aritmia dengan masing-masing data yaitu 10 data pasien, sehingga total data pelatihan sebanyak 30 data pasien yang telah di klasifikasi.

Tabel 5. Output dan target jaringan syaraf tiruan

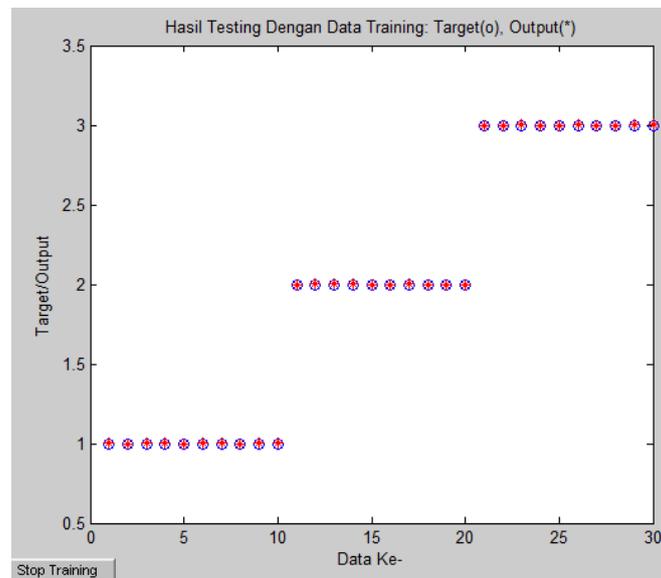
Output Jaringan	Target Jaringan
Normal	1
Iskemia	2
Aritmia	3

Setelah semua data dan target ditentukan kita dapat membangun pelatihan jaringan sesuai yang telah kita setting. Hasil dari pelatihan jaringan gambar 8.



Gambar 8. Pelatihan Jaringan

Hasil testing Data Training pelatihan dapat dilihat pada gambar 9.



Gambar 9. Hasil Pengujian dan Pelatihan

Hasil pelatihan kita dapat di analisis dan evaluasi dengan melihat data pelatihan dan target gambar 10 dan gambar 11.

```

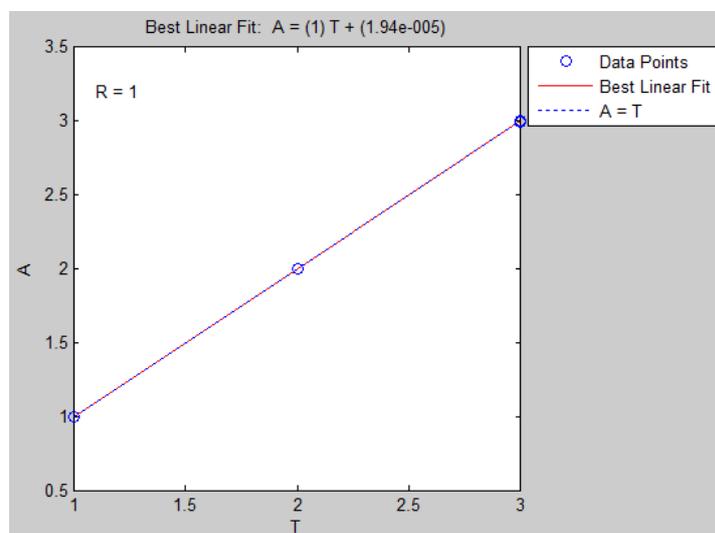
m1 =
    1.0000

a1 =
    1.9440e-005

r1 =
    1.0000

```

Gambar 10. Screenshot Hasil Analisis Data Pelatihan dan Target



Gambar 11. Hasil Evaluasi antara Data Pelatihan dan Target

Setelah dilakukan pelatihan selanjutnya dilakukan pengujian dengan memasukkan data pengujian (*testing*). Data *testing* digunakan untuk menguji apakah sistem yang telah dilatih dapat mengenali data baru atau tidak. Hasil pengujian ketika dimasukkan data baru dengan data normal, sistem mengenali sebagai data normal (Gambar 12).

```

Target =
    1

Hasil =
    Normal

```

Gambar 12. Contoh Screenshot Hasil Pengujian

3.4. Akurasi

Sistem yang telah dilatih (*training*) dan diuji (*testing*) berjalan dengan baik kita perlu menguji untuk tingkat validasinya. Untuk validasi disini menggunakan *k-fold cross validation*, yaitu setiap data yang digunakan akan memperoleh perlakuan yang sama sebagai data training dan testing. Penelitian ini menggunakan *k-fold* dengan $K=5$, dan pembagian masing-masing data training dan testing yaitu 80% data training dan 20% data testing. Tabel 6 merupakan hasil evaluasi untuk memperoleh nilai akurasi, sensitifitas dan spesifisitas dengan menggunakan persamaan 5, 6 dan 7.

Tabel 6. Hasil Validasi Untuk Akurasi, Sensitifitas dan Spesifisitas

K = 1		K = 2		K = 3		K = 4		K = 5	
Kondisi	Hasil								
Normal-09	Normal	Normal-07	Normal	Normal-05	Normal	Normal-03	Normal	Normal-01	Normal
Normal-10	Normal	Normal-08	Normal	Normal-06	Normal	Normal-04	Normal	Normal-02	Normal
Iskemia-09	Aritmia	Iskemia-07	Iskemia	Iskemia-05	Iskemia	Iskemia-03	Iskemia	Iskemia-01	Iskemia
Iskemia-10	Iskemia	Iskemia-08	Iskemia	Iskemia-06	Aritmia	Iskemia-04	Iskemia	Iskemia-02	Iskemia
Aritmia-09	Aritmia	Aritmia-07	Aritmia	Aritmia-05	Aritmia	Aritmia-03	Aritmia	Aritmia-01	Aritmia
Aritmia-10	Aritmia	Aritmia-08	Aritmia	Aritmia-06	Aritmia	Aritmia-04	Normal	Aritmia-02	Aritmia
Akurasi (%)	88,24	Akurasi (%)	100,00	Akurasi (%)	88,24	Akurasi (%)	88,24	Akurasi (%)	100,00
Sensitifitas (%)	83,33	Sensitifitas (%)	100,00	Sensitifitas (%)	83,33	Sensitifitas (%)	83,33	Sensitifitas (%)	100,00
Spesifisitas (%)	90,91	Spesifisitas (%)	100,00	Spesifisitas (%)	90,91	Spesifisitas (%)	90,91	Spesifisitas (%)	100,00

Dari tabel 6 dapat diketahui bahwa rata-rata prosentase untuk akurasi yaitu 92,94%, sensitifitas sebesar 90% dan spesifisitas sebesar 94,55%.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan rangkaian penelitian citra EKG 12 lead dari awal dan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode dekomposisi transformasi *wavelet* level 3 pada *symlet* orde 4 (*Sym4*) diperoleh data koefisien aproksimasi dan detailnya. Data ekstraksi yang di dapat sebagai bahan inputan untuk jaringan syaraf tiruan yang menggunakan metode *backpropagation*. Tingkat validasi sistem yang telah diuji menggunakan *k-fold cross validation*, diperoleh tingkat akurasi sebesar 92,94%, sensitifitas sebesar 90% dan spesifisitas sebesar 94,55%. Berdasarkan hasil validasi tersebut dapat diambil kesimpulan bahwa model yang diusulkan dapat dijadikan bahan pertimbangan untuk membangun sistem terkait identifikasi kelainan jantung. Hasil penelitian ini masih banyak kekurangan dan mungkin jauh dari hasil ideal, sehingga pengembangan atau tindak lanjut penelitian kedepan terkait dengan EKG masih perlu ditingkatkan. Karena cakupan penelitian medis yang dibantu dengan komputer sangat luas dan perlu pendekatan yang berbeda-beda.

REFERENSI

- [1] A. H. Matamoros, H. Fujita, E. E. Hernandez, H. P. Meana, and M. N. Miyatake, "ScienceDirect Recognition of ECG signals using wavelet based on atomic functions," *Journal Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 40, no. 2, pp. 803–814, 2020.
- [2] J.-G. Yang, J.-K. Kim, U.-G. Kang, and Y. Lee, "Coronary heart disease optimization system on Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System and Linear Discriminant Analysis (ANFIS–LDA)," *Journal Personal and Ubiquitous Computing*, vol. 18, no. 6, pp. 1351–1362, 2014.
- [3] S. Alomari, M. Shujaudin, and V. Emamian, "EKG Signals – De-noising and Features Extraction," *Journal of Biomedical Engineering*, vol. 6, no. 6, pp. 180–201, 2016.
- [4] A. Surtono, T. S. Widodo, and M. Tjokronagoro, "Analisis Klasifikasi Sinyal EKG Berbasis Wavelet dan Jaringan Syaraf Tiruan," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi (JNTETI)*, vol. 1, no. 3, pp. 60–66, 2012.
- [5] R. Singh, R. Mehta, and N. Rajpal, "Efficient wavelet families for ECG classification using neural classifiers," in *Journal Procedia Computer Science*, 2018, vol. 132, pp. 11–21.
- [6] B. W. Putra, R. F. Isnanto, and P. Sari, "Deteksi Arritmia pada Sinyal EKG dengan Deep Neural Network," in *Seminar Nasional Sains dan Teknologi Terapan*, 2020, vol. 3, no. 1, pp. 223–230.
- [7] D. R. Oktaviani, W. Semarang, and I. Semarang, "Analisis Kelainan Jantung Menggunakan Dimensi Fraktal dan Transformasi Wavelet," *Jurnal Ilmiah Matematika dan Terapan*, vol. 17, no. 2, pp. 230–237, 2020.
- [8] S. H. El-Khafif and M. A. El-Brawany, "Artificial Neural Network-Based Automated ECG Signal Classifier," *Journal ISRN Biomedical Engineering*, pp. 1–6, Jun. 2013.
- [9] Darwan, S. Hartati, R. Wardoyo, and B. Y. Setianto, "The Feature Extraction to Determine the Wave 's Peaks in the Electrocardiogram Graphic Image," *International Journal of Image,graphics and signal processing*, vol. 9, no. 6, pp. 1–13, 2017.
- [10] J. Wang, P. Wang, and S. Wang, "Automated detection of atrial fibrillation in ECG signals based on wavelet packet transform and correlation function of random process," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 55, pp. 1–9, Jan. 2020.
- [11] N. Prashar, M. Sood, and S. Jain, "Design and implementation of a robust noise removal system in ECG signals using dual-tree complex wavelet transform," *Journal Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 63, pp. 1–12, Jan. 2021.
- [12] S. Sahoo, B. Kanungo, S. Behera, and S. Sabut, "Multiresolution wavelet transform based feature extraction and ECG classification to detect cardiac abnormalities Multiresolution wavelet transform based feature extraction and ECG classification to detect cardiac abnormalities," *Journal Measurement*, vol. 108, pp. 55–66, 2017.
- [13] K.-L. Du and M. N. S. Swamy, *Neural Networks and Statistical Learning*. London, Inggris: Springer, 2014.
- [14] E. Alpaydin, *Introduction to Machine Learning*, Third. The MIT Press, 2014.
- [15] A. Ehret, D. Hochstuhl, D. Gianola, and G. Thaller, "Application of neural networks with back-propagation to genome-enabled prediction of complex traits in Holstein-Friesian and German Fleckvieh cattle," pp. 1–9, 2015.
- [16] M. F. Almas and B. D. Setiawan, "Implementasi Metode Backpropagation untuk Prediksi Harga Batu Bara," vol. 2, no. 12, pp. 6502–

6511, 2018.

- [17] S. P. Siregar and A. Wanto, "Analysis Accuracy of Artificial Neural Network Using Backpropagation Algorithm In Predicting Process (Forecasting)," vol. 1, no. 1, pp. 34–42, 2017.
- [18] D. Huang and Z. Wu, "Forecasting outpatient visits using empirical mode decomposition coupled with back- propagation artificial neural networks optimized by particle swarm optimization," pp. 1–17, 2017.
- [19] A. Haris, H. Slamet, B. H. Purnomo, and D. W. Soedibyo, "Model Jaringan Syaraf Tiruan untuk Prakiraan Harga Komponen Bahan Baku Pakan Unggas di PT XYZ Model of Artificial Neural Network for Price Forecasting of Poultry Feed Components at PT XYZ," vol. 9, no. 2, pp. 151–161, 2020.
- [20] I. Prihandi, I. Ranggadara, S. Dwiasnati, and Y. S. Sari, "Implementation of Backpropagation Method for Identified Javanese Scripts Implementation of Backpropagation Method for Identified Javanese Scripts," 2020.
- [21] Y. Aprizal, R. I. Zainal, U. B. Darma, J. S. Tiruan, and L. V. Quantization, "Perbandingan Metode Backpropagation and Learning Vector Quantization (LVQ) dalam Menggali Potensi Mahasiswa Baru di," vol. 18, no. 2, pp. 294–301, 2019.
- [22] J. Dong, Guozhu and Bailey, *Contrast Data Mining : Concepts, Algorithms, and Applications*. CRC Press, 2013.
- [23] J. Han, Jiawei; Kamber, Micheline; Pei, *Data Mining Concepts and Techniques*, Third. Morgan Kaufmann Publishers, 2012.

