

KLASIFIKASI SINYAL ECG GAGAL JANTUNG MENGGUNAKAN WAVELET DAN JST PROPAGASI BALIK DENGAN MODIFIKASI GRADIEN KONJUGAT POLAK-RIBIERE

HEART FAILURE ECG SIGNAL CLASSIFICATION USING WAVELET AND ANN BACKPROPAGATION WITH POLAK-RIBIERE CONJUGATE GRADIENT MODIFICATION METHOD

Dinda Karlia Destiani¹, Adiwijaya², Dody Qori Utama³

^{1,2}Prodi S1 Ilmu Komputasi, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

³Prodi S1 Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

¹dindakade@student.telkomuniversity.ac.id, ²adiwijaya@telkomuniversity.ac.id, ³dodyqori@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Gagal jantung kongestif (CHF) merupakan salah satu penyakit mematikan di dunia yang terjadi karena adanya kelainan pada otot-otot jantung sehingga jantung tidak dapat memompa darah sesuai kebutuhan tubuh. Sinyal jantung dapat dideteksi dengan menggunakan alat *Electrocardiography* (ECG). Pada dasarnya, sinyal jantung normal memiliki bentuk yang serupa. Namun, sinyal jantung penderita CHF, memiliki bentuk yang cukup bervariasi pada setiap individu. Hal tersebut dapat menimbulkan suatu permasalahan jika proses ekstraksi dilakukan dengan pencarian *local features* secara manual. Oleh karena itu, ekstraksi ciri *wavelet* digunakan pada penelitian ini untuk memetakan frekuensi terhadap waktu. Di samping itu, proses klasifikasi dengan metode JST Propagasi Balik Standar memerlukan waktu yang cukup lama untuk melakukan proses pelatihan. Sehingga, metode JST Modifikasi Propagasi Balik Gradien Konjugat Polak-Ribiere dengan teknik *line search* diusulkan untuk mempercepat proses pencarian.

Pada akhir penelitian, diperoleh ekstraksi Dekomposisi Paket Wavelet pada level 5 dengan data pelatihan yang digunakan sebanyak 22 menghasilkan nilai rata-rata yang lebih tinggi dari hasil pengujian lainnya, yaitu sebesar 72.5%. Adapun jumlah neuron yang paling optimal untuk digunakan pada lapisan tersembunyi yaitu sebanyak 30 neuron. Sementara itu, *Charalambous' Search* merupakan teknik pencarian yang tercepat dan terakurat untuk diterapkan pada kasus ini dengan waktu pencarian 2.65 detik, 14 *epoch*, serta akurasi 87.5%.

Kata Kunci: Gagal jantung, Wavelet, JST Backpropagation, Gradien Konjugat, *Line Search*

Abstract

Congestive Heart Failure (CHF) is one of the deadly diseases in the world due to abnormalities in heart muscles so the heart not able to pump the bloods according to the body needs. Heart signals can be detected using Electrocardiography (ECG). Basically, normal ECG signals has a similar shape. However, the ECG signals of CHF sufferers varying on each individual, so it can cause problems if the extraction process is done manually using local features. Therefore, wavelet feature extraction is used in this study because of its ability to perform frequency mapping over time. In addition, the classification process using ANN Backpropagation Standard method requires amount of time in training process. Thus, ANN Backpropagation with Modified Gradient Conjugate Polak-Ribiere with line search technique is proposed to speed up the searching process.

At the end of the study, the feature was obtained by using WPD at 5th level with 22 records of training data used. Gained an average value that is higher than the other trials, 72.5%. For the classification, known that 30 neurons in hidden layer and Charalambous' Search is the fastest search technique to be applied to this case with processing time 2.65 seconds, 14 epochs, and 87.5% accuracy.

Keywords: Heart failure, Wavelet, JST Backpropagation, Gradient Conjugate, Line Search

1. Pendahuluan

Penyakit gagal jantung kongestif (Inggris: *Congestive Heart Failure*, disingkat CHF) merupakan salah satu penyakit mematikan terbesar di dunia. Berdasarkan data statistik dari Pusat Data dan Informasi Kesehatan RI, jumlah keseluruhan kasus penyakit gagal jantung di Indonesia pada tahun 2013 adalah sebesar 0.13% atau sekitar 229.696 jiwa. Sedangkan, berdasarkan diagnosis dokter, jumlah pasien yang terindikasi gejala CHF terdapat sebesar 0.3% atau sekitar 530.068 jiwa [1].

CHF adalah suatu kondisi yang terjadi karena adanya kelainan pada otot-otot jantung sehingga jantung tidak dapat memompa darah sesuai kebutuhan tubuh. Sinyal jantung dapat dideteksi dengan melakukan rekaman elektrokardiogram menggunakan alat *Electrocardiography* (ECG). Sinyal jantung manusia bervariasi pada setiap individu, dipengaruhi oleh usia, jenis kelamin, genetik, serta kondisi medisnya sendiri.

Pada dasarnya, sinyal jantung normal memiliki bentuk yang serupa. Namun, sinyal jantung penderita CHF, memiliki bentuk yang bervariasi pada setiap individu. Hal tersebut dapat menimbulkan suatu permasalahan jika proses ekstraksi dilakukan secara manual menggunakan *local features* (pencarian titik P-QRS-T). Karena berarti, akan ada perlakuan pemrosesan yang berbeda untuk masing-masing *record* yang memiliki rentang voltase yang berbeda. Oleh karena itu, ekstraksi ciri Wavelet digunakan pada penelitian ini karena kemampuannya untuk dapat melakukan pemetaan frekuensi terhadap waktu, dimana keluarannya berupa rentang-rentang frekuensi sinyal listrik yang mengandung informasi. Hasil dari ekstraksi kemudian akan digunakan sebagai masukan pada sistem klasifikasi.

Sebelumnya, Rizal, dkk., sudah melakukan penelitian mengenai perbandingan ekstraksi ciri menggunakan Transformasi Wavelet Diskrit (TWD) serta ekstraksi ciri menggunakan Dekomposisi Paket Wavelet (WPD) pada data suara paru. Dengan menggunakan algoritma JST dengan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi, dihasilkan bahwa ekstraksi ciri menggunakan TWD dengan level dekomposisi 7 memiliki akurasi yang paling baik dibandingkan dengan percobaan lainnya pada data tersebut [2].

Pada tahun 2013 dan 2014, Adiwijaya, dkk., juga melakukan penelitian untuk perbandingan teknik *line search* dalam modifikasi pelatihan *modified backpropagation* untuk data temperatur dan kelembaban udara, serta prediksi cuaca di Indonesia. Hasilnya menunjukkan bahwa teknik *Brent's Search* merupakan teknik yang paling cocok untuk diterapkan pada kedua kasus tersebut [3, 4].

Pada tugas akhir ini, dilakukan perbandingan proses klasifikasi menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) Propagasi Balik Standar dan metode JST Propagasi Balik dengan Modifikasi Gradien Konjugat Polak-Ribiere karena metode ini cocok untuk diimplementasikan pada set data yang distribusinya non-linier. Dalam penerapannya, metode JST Propagasi Balik standar memerlukan proses pelatihan (*learning*) yang lambat [5]. Sehingga, modifikasi gradien konjugat Polak-Ribiere dengan *line search* digunakan untuk mempercepat proses *learning* dalam penerapannya pada proses klasifikasi tugas akhir ini.

2. Dasar Teori

2.1. Gagal Jantung Kongestif

Gagal jantung kongestif (CHF) adalah suatu kondisi yang terjadi karena adanya kelainan pada otot-otot jantung sehingga jantung tidak dapat memompa darah sesuai kebutuhan tubuh. Selain itu, CHF juga dapat terjadi karena gangguan jantung untuk rileks atau bahkan resistansi yang tinggi terhadap aliran darah di dalam pembuluh. Adapun beberapa ciri EKG dari penderita gagal jantung kongestif yaitu memiliki bentuk kompleks QRS yang khas, dimana dalam waktu tertentu, jantung mengalami *Premature Ventricular Contraction (PVC)*, *Supraventricular Premature* atau *Ectopic Beat*, serta *R-on-T PVC*.

Di samping itu, sinyal EKG pada penderita CHF juga menunjukkan rendahnya amplitude pada kompleks QRS dan gelombang P karena terjadinya peredaman, penyusutan durasi QRS dan interval QTc, tegangan yang rendah pada *limb leads*, tegangan yang tinggi pada *precordial leads*, serta rasio R/S < 1.0 pada lead V4 [6].

2.2. Transformasi Wavelet

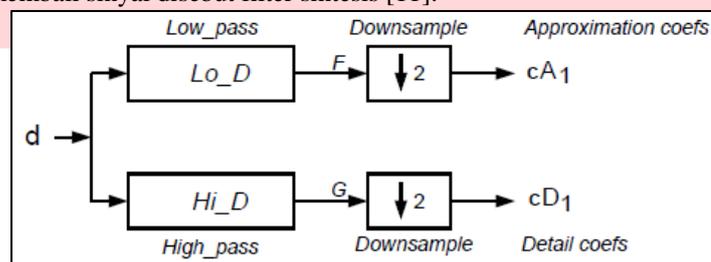
Kata Wavelet berasal dari bahasa Prancis *ondelle* (gelombang kecil). Wavelet merupakan suatu transformasi linear yang dapat menempatkan waktu pada komponen frekuensi yang berbeda-beda dari suatu sinyal. Analisis *wavelet* adalah sebuah teknik penjendelaan variabel (*variable windowing technique*) yang dapat menggunakan interval waktu yang panjang untuk memperoleh informasi frekuensi baik yang rendah maupun yang tinggi [7, 8]. Terdapat beberapa jenis *wavelet*, salah satu di antaranya adalah Daubechies 4. Wavelet Daubechies (db) ditemukan oleh Ingrid Daubechies. Daubechies *family* memiliki beberapa jenis Wavelet. Salah satu di antaranya adalah db4. Seperti Wavelet yang lainnya, Fungsi Wavelet db4 juga memiliki koefisien Wavelet dan koefisien fungsi skala untuk mendekomposisi, yaitu pada tabel 1 [9, 10].

Tabel 1 Koefisien Skala dan Koefisien Wavelet db4

n	LoD ($c_{0,0}$)	HiD ($d_{j,k}$)
0	-0.010597402	-0.230377813
1	0.032883012	0.714846571
2	0.030841382	-0.630880768
3	-0.187034812	-0.027983769
4	-0.027983769	0.187034812
5	0.630880768	0.030841382
6	0.714846571	-0.032883012
7	0.230377813	-0.010597402

Secara garis besar, transformasi wavelet terbagi menjadi dua macam, yaitu Transformasi Wavelet Kontinu (TWK) dan Transformasi Wavelet Diskrit (TWD). Selain itu, terdapat juga Dekomposisi Paket Wavelet atau *Wavelet Packet Decomposition* (WPD) yang merupakan pengembangan dari struktur pohon algoritma TWD menjadi pohon biner penuh (*full binary tree*) [2].

Pada penerapan untuk pengolahan sinyal dan citra, *wavelet* digunakan dan dinyatakan sebagai *filter banks*. *Filter banks* yang memecah sinyal menjadi beberapa spektral disebut dengan filter analisis. Sedangkan, filter banks yang merekonstruksi kembali sinyal disebut filter sintesis [11].



Gambar 1. Proses Dekomposisi pada Filter Analisis Menggunakan Wavelet

Dari Gambar 1, terlihat bahwa pemrosesan sinyal awal d dimasukkan ke dalam filter analisis untuk didekomposisi. Filter analisis mempunyai karakteristik spektral *lowpass* (LPF) dan spektral *highpass* (HPF). HPF menerapkan fungsi *mother wavelet*, sedangkan LPF menerapkan fungsi skala (*father wavelet*). Masing-masing dari filter tersebut mengeluarkan sinyal hasil filtrasi, yaitu F dan G . Kemudian, dilakukan *downsampling* pada sinyal F dan G dengan faktor 2 (disimbolkan $\downarrow 2$). Setelah itu, akan didapat komponen aproksimasi dari LPF, serta komponen diskrit dari HPF. Setelah didekomposisi, dilakukan suatu operasi pemrosesan sinyal sesuai dengan yang diinginkan. Adapun rumus konvolusi yang digunakan untuk LPF adalah sebagai berikut [11, 7].

$$a^l[n] = \sum_{k=0}^{\left(\frac{N}{2^l}\right)-1} c_{0,0} f(n-k) \quad \#(3)$$

Sedangkan untuk HPF, digunakan rumus sebagai berikut.

$$d^l[n] = \sum_{k=0}^{\left(\frac{N}{2^l}\right)-1} d_{j,k} f(n-k) \quad \#(4)$$

Dimana, a = komponen aproksimasi yang dicari, d = komponen diskrit yang dicari, l = level dekomposisi, $c_{0,0}$ = koefisien *smoothing*, $d_{j,k}$ = koefisien Wavelet, serta $f(n-k)$ = sinyal yang akan dikonvolusi pada level $l-1$ [7].

Setelah proses dekomposisi, masing-masing komponen detail serta aproksimasi pada level terakhir dihitung rata-rata energi dekomposisinya sebagai ekstraksi ciri. Perhitungan energi ini dilakukan sebagai suatu parameter yang dianggap mewakili semua koefisien di dalam setiap subband [12]. Rata-rata energi dekomposisi $\sum_i^j D_i$ (E_{Di}) diperoleh dari:

$$E_{Di} = \sum \frac{D_i(k)}{ND_i} \quad \#(5)$$

dimana, ND_i adalah jumlah cuplikan D_i , $k = 1, 2, \dots, ND_i$, dan $i = 1, 2, \dots$

Sedangkan, rata-rata energi aproksimasi A_j (E_{Aj}) diperoleh dari:

$$E_{Aj} = \sum \frac{A_j(k)}{NA_j} \quad \#(6)$$

dimana, NA_j adalah jumlah cuplikan A_j , $k = 1, 2, \dots, NA_j$.

2.3. JST Propagasi Balik dengan Modifikasi Gradien Konjugat Polak-Ribiere

Jaringan saraf tiruan (JST) merupakan suatu metode klasifikasi dalam kecerdasan buatan yang menerapkan sistem saraf manusia. Pada JST propagasi balik, algoritma pelatihan atau *training* memiliki dua fase. Fase pertama, data dimasukkan ke dalam lapisan masukan. Jaringan kemudian menyebarkan data masukan tersebut ke lapisan tersembunyi pertama, kemudian diteruskan ke lapisan tersembunyi lainnya (jika ada). Kemudian, keluaran dari lapisan tersembunyi diteruskan ke lapisan keluaran dan nilai keluaran pun dibangkitkan. Fase kedua, jika nilai keluaran berbeda dengan nilai asli atau nilai yang diinginkan, error akan dihitung yang kemudian nilai dan error dirambatkan kembali dari lapisan keluaran hingga ke lapisan masukan. Pada proses tersebut, nilai bobot diperbarui [13].

JST dengan modifikasi gradien konjugat Polak-Ribiere dimaksudkan untuk mempercepat proses *learning*. Adapun parameter β untuk gradien konjugat dengan metode Polak-Ribiere persamaannya sebagai berikut [14, 5].

$$\beta_{t+1} = \frac{g_{t+1}^T (g_{t+1} - g_t)}{g_t^T g_t} \#(17)$$

Kemudian, arah untuk semua neuron pada lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran dicari dengan persamaan:

$$d_{t+1} = -g_{t+1} + \beta_t d_t \#(18)$$

Dimana untuk arah pertama,

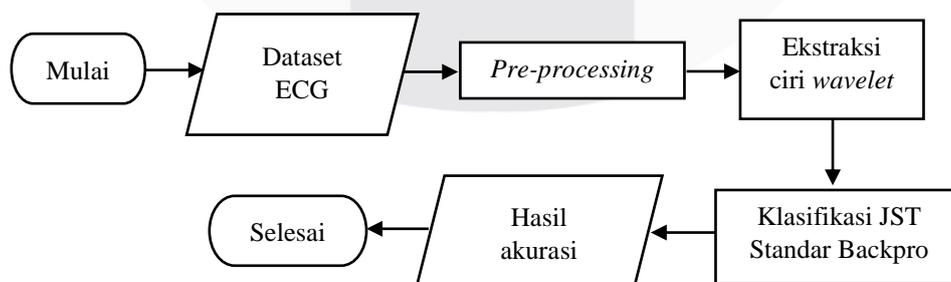
$$d_1 = -g_1 \#(19)$$

Setelah itu, parameter α dicari untuk semua neuron di lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran sebagai besar langkah yang diambil untuk setiap arah. Teknik pencarian parameter α adalah menggunakan *line search*. Terdapat beberapa jenis *line search*, di antaranya adalah:

- 1) *Golden Section Search (srchgol)*
Golden section search merupakan pencarian linear sederhana tanpa harus menghitung gradien dari garis tersebut. Pencarian ini menggunakan teori *Golden Ratio*, yaitu sebuah bilangan irasional yang nilainya mendekati 1,618 [15, 16].
- 2) *Brent's Search (srchbre)*
Brent's search merupakan pencarian linear yang menggunakan kombinasi antara golden section search dan interpolasi kuadratik. Interpolasi kuadratik digunakan untuk mencari titik-titik antara tiga buah titik dengan menggunakan pendekatan fungsi kuadrat [15, 17].
- 3) *Hybird Bisection-Cubic Search (srchhyb)*
Hybird bisection-cubic search merupakan pencarian linear dengan menggunakan kombinasi antara metode biseksi dan interpolasi kubik. Pada metode biseksi, suatu range dibagi menjadi dua bagian. Kemudian, dipilih bagian yang mengandung akar. Sementara itu, bagian yang tidak mengandung akar dibuang. Hal tersebut dilakukan berulang-ulang hingga diperoleh suatu akar persamaan [15, 18].
- 4) *Charalambous' Search (srchcha)*
Charalambous' search merupakan metode pencarian yang menggunakan kombinasi antara interpolasi kubik dan suatu tipe sectioning. Metode ini digunakan sebagai default dari algoritma pelatihan dengan gradien konjugat [15].

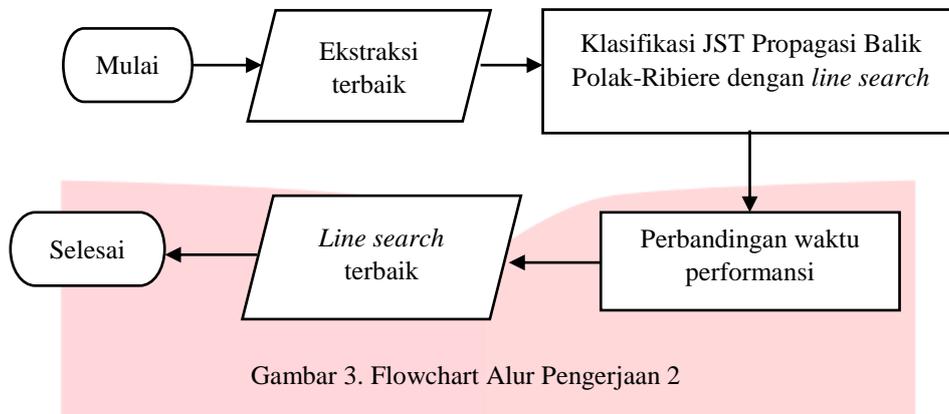
2.4. Perancangan Sistem

Dua alur penelitian dilakukan dengan menggunakan *wavelet* sebagai ekstraksi ciri, serta JST Propagasi Balik sebagai sistem klasifikasinya. Pertama, Ekstraksi ciri menggunakan TWD dan WPD dilakukan, kemudian diuji menggunakan JST Propagasi Balik Standar. Hasil pengujian tersebut kemudian dianalisis, ekstraksi ciri mana yang lebih baik untuk digunakan untuk alur penelitian selanjutnya.



Gambar 2. Flowchart Alur Pengerjaan 1

Setelah hasil ekstraksi terbaik didapatkan, kemudian dilakukan beberapa kali pengujian menggunakan JST Propagasi Balik Polak-Ribiere dengan teknik *line search* yang berbeda. Hasil dari pengujian tersebut kemudian dibandingkan untuk mendapatkan teknik *line search* yang paling baik digunakan pada JST Polak-Ribiere dan data sinyal jantung.

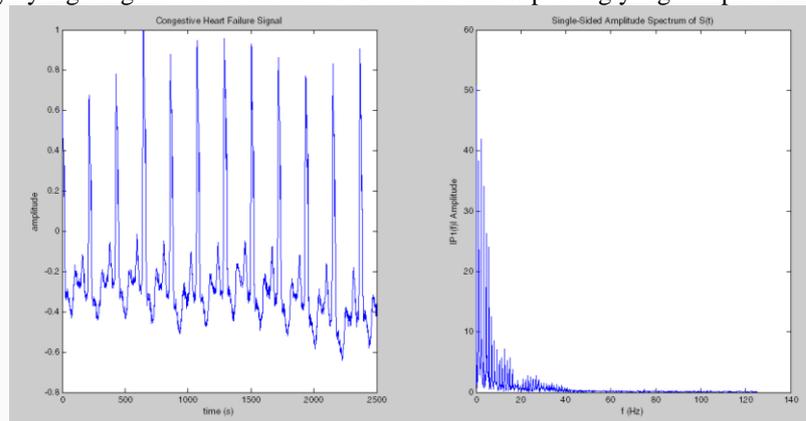


Gambar 3. Flowchart Alur Pengerjaan 2

3. Pembahasan

3.1. Data

Dataset ECG diperoleh dari website Physionet (url: physionet.org) dengan jumlah subjek penelitian 15 *record* sinyal CHF dengan frekuensi 250 Hz serta 15 *record* sinyal normal dengan frekuensi 128 Hz. Dari seluruh *record*, diambil panjang sinyal sebanyak 1280 sampel. Berikut plot salah satu sinyal ECG CHF beserta spektrum frekuensinya yang berguna untuk melihat sebaran informasi penting yang ada pada sinyal.



Gambar 4 Plot Sinyal dan Spektrum Frekuensi Sinyal CHF

3.2. Ekstraksi Ciri

Pada tugas akhir ini, telah dilakukan percobaan pengelompokan frekuensi sinyal menggunakan TWD pada level 5 dan 7 serta WPD pada level 3, 4, dan 5. Pada TWD, sinyal ECG didekomposisi melalui *low pass* dan *high pass* filter. Kemudian, komponen diskrit pada setiap level disimpan. Sementara itu, setiap komponen aproksimasi dipecah kembali hingga kedalaman yang diinginkan dan komponen aproksimasi yang terakhir juga disimpan untuk pemrosesan selanjutnya dalam perhitungan energi. Sedangkan, pada WPD, dekomposisi dilakukan pada keduanya, komponen aproksimasi dan diskrit.

Dari hasil dekomposisi dengan menggunakan TWD dan WPD di atas, masing-masing komponen detail dan aproksimasi kemudian dihitung nilai energi *subband*-nya sebagai ekstraksi ciri dari sinyal masukan. Diperoleh hasil sebagai berikut.

Tabel 2 Hasil Ekstraksi Ciri

Wavelet	Level Dekomposisi	Jumlah Atribut
TWD	5	6
TWD	7	8

WPD	3	8
WPD	4	16
WPD	5	32

Berdasarkan Tabel 2, terlihat bahwa ekstraksi ciri menggunakan WPD pada level 5 menghasilkan jumlah atribut paling banyak, yaitu 32 atribut. Sedangkan, ekstraksi ciri menggunakan TWD pada level 5 memiliki jumlah atribut paling sedikit.

Dari 30 *record* pada setiap data hasil ekstraksi dibagi menjadi data *training* dan *testing* untuk dilakukan pengujian pada sistem klasifikasi. Adapun proporsi data *training* yang diuji yaitu 33.3%, 53.3%, serta 73.3%. Jumlah data yang digunakan pada setiap skenario pengujian dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Proporsi Data yang Digunakan

Proporsi Data <i>Training</i>	Jumlah Data <i>Training</i>
33.3%	10
53.3%	16
73.3%	22

3.3. Klasifikasi

1) Hasil Pengujian Skema Klasifikasi

Pada tahap ini, 15 skenario data hasil ekstraksi yang dilakukan pada bagian 4.2.3. kemudian dijadikan sebagai masukan untuk pengujian sistem klasifikasi menggunakan JST Propagasi Balik Standar (*Gradient Descent*). Masing-masing dari skenario tersebut diuji pada sistem klasifikasi JST Standar dengan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi sebanyak 10, 20, 30, 40, dan 50.

Berdasarkan hasil pengujian, nilai tertinggi dari rata-rata nilai seluruh pengujian, diperoleh jumlah neuron pada lapisan tersembunyi yang paling optimal untuk digunakan pada pengerjaan selanjutnya adalah sebanyak 30 neuron.

Adapun ekstraksi yang menggunakan WPD pada level 5 memiliki akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan ekstraksi lainnya, yakni sebesar 70%. Hal ini dikarenakan WPD level 5 memiliki pecahan *subband* yang lebih detail. Sehingga, hasil ekstraksi ciri menggunakan WPD pada level 5 dengan 22 data pelatihan akan digunakan pada pengujian selanjutnya.

2) Perbandingan Teknik Line Search untuk Data ECG

Fitur dan jumlah neuron dari percobaan 1) kemudian digunakan sebagai masukan dalam sistem klasifikasi untuk membandingkan teknik *line search* yang lebih baik untuk digunakan. Adapun algoritma pelatihan yang digunakan merupakan *Backpropagation Gradient-Conjugate Polak-Ribiere*.

Tabel 4 Perbandingan Metode JST

Metode	Waktu (sec)	Epoch	Akurasi
Standar Backpro	6.2813	1797	75%
MBP + Hybrid Bisection	3.1936	17	75%
MBP + Golden Section	3.2724	19	75%
MBP + Brent's	2.9869	12	75%
MBP + Charalambous'	2.65	14	87.50%

Berdasarkan hasil pengujian, pelatihan menggunakan *backpropagation* standar memakan waktu lebih lama dibandingkan dengan pelatihan *backpropagation* yang menggunakan *line search*. Untuk mendapatkan solusi, dibutuhkan *epoch* sebanyak 1797 iterasi dengan waktu pencarian selama 6.2813 detik. Lain halnya dengan pelatihan dengan menggunakan MBP beserta *line search* yang hanya membutuhkan iterasi kurang dari 20 kali. Hal ini dikarenakan *backpropagation* standar bergantung pada parameter-parameter yang ditetapkan. Misalnya, dalam memilih *learning rate*, jika *learning rate* ditetapkan terlalu tinggi, dapat membuat sistem tidak stabil. Namun, bila *learning rate* terlalu rendah, membuat pencarian solusi (bobot *update*) lebih lama untuk konvergen. Adapun metode yang menggunakan teknik modifikasi *backpropagation gradient conjugate polak-ribiere* dengan *line search* lebih cepat dibandingkan dengan metode standar yaitu dengan rata-rata waktu pelatihan selama 3 detik. Hal ini dikarenakan algoritma ini memiliki parameter α dan β sebagai parameter momentum untuk menghindari konvergensi lokal, serta *direction* yang berperan dalam meminimumkan kinerja komputasi selama arah pencarian sehingga pelatihan dapat konvergen dengan cepat.

Dari keempat teknik *line search* yang diuji, *Charalambous' search* merupakan teknik pencarian terbaik pada data sinyal ECG untuk menentukan parameter α . Pelatihan menggunakan *Charalambous' search* menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan pelatihan menggunakan metode yang lainnya. Selain itu, waktu pelatihan pada teknik ini juga lebih rendah dibandingkan yang lainnya. Hal ini dikarenakan teknik *Charalambous' search* mengkombinasikan antara interpolasi kubik dan suatu tipe *sectioning*.

Dari hasil pengujian di atas, direkomendasikan untuk adanya pengembangan suatu metode untuk mempermudah dan mempercepat dalam penentuan parameter-parameter sistem klasifikasi JST Backpropagation seperti penentuan nilai *learning rate*, *momentum*, penambahan/ pengurangan laju pelatihan, dan lain sebagainya. Sehingga, diharapkan sistem klasifikasi bisa dilakukan dengan lebih cepat dan akurat dari sistem klasifikasi yang ada saat ini.

4. Kesimpulan

Berdasarkan percobaan yang dilakukan, ekstraksi ciri menggunakan WPD pada level 5 menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan ekstraksi yang lainnya. Hal tersebut dikarenakan WPD mengeluarkan output data yang lebih banyak dan lebih spesifik dibandingkan dengan ekstraksi lainnya. Kemudian, pengujian menggunakan JST Backpropagation Standar cenderung membutuhkan *epoch* yang cukup banyak. Dalam kasus ini, *epoch* yang terjadi adalah sebanyak 1797 langkah. Sehingga, pelatihan Modifikasi JST Propagasi Balik yang menggunakan *line search* diusulkan untuk mempercepat arah pencarian. Untuk kasus data EKG, hasilnya menunjukkan bahwa pencarian menggunakan *Charalambous' Search* dapat mengoptimasi pencarian parameter α yang berguna untuk meminimumkan kinerja pencarian sehingga pelatihan dapat konvergen dengan cepat. Hal ini dikarenakan teknik *Charalambous' search* mengkombinasikan antara interpolasi kubik dan suatu tipe *sectioning*.

Daftar Pustaka

- [1] R. Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan, "Situasi Kesehatan Jantung," *Info DATIN*, 2014.
- [2] A. Rizal, R. Hidayat and H. A. Nugroho, "Comparasion of Discrete Wavelet Transform and Wavelet Packet Decomposition for the Lung Sound Classification," *Far East Journal of Electronics and Communications*, vol. 17, no. 5, pp. 1065-1078, 2017.
- [3] Adiwijaya, U. N. Wisesty, T. Wirayuda, Z. Baizal and U. Haryoko, "An Improvement of Backpropagation Performance by Using Conjugate Gradient on Forecasting of Air Temperature and Humidity in Indonesia," *Far East J. Math. Sci.*, no. 57-67, 2013.
- [4] Adiwijaya, U. N. Wisesty and F. Nhita, "Study of Line Search Techniques on the Modified Backpropagation for Forecasting of Weather Data in Indonesia," *Far East Journal of Mathematical Science*, vol. 86, no. 2, pp. 139-148, 2014.
- [5] W. Widyastuti, "Aplikasi Algoritma Conjugate Gradient pada Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik," Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, 2004.
- [6] J. E. Madias, MD, "ECG Changes and Voltage Attenuation in Congestive Heart Failure," *Hospital Chronicles* 2006, New York, 2006.
- [7] C. Reza, "Teknik Potensi Diferensial Pada Transformasi Daya Tiga Fasa Dengan Menggunakan Transformasi Wavelet," Universitas Pendidikan Indonesia (UPI), Bandung, 2013.
- [8] Adiwijaya, M. Maharani, B. Dewi, F. Yulianto and B. Purnama, "Digital Image Compression using Graph Coloring Quantization Based on Wavelet-SVD," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 423, no. 1, p. 012019, 2013.
- [9] L. Chun-Lin, "A Tutorial of the Wavelet Transform," 2010.
- [10] A. Rohmawati and Adiwijaya, "A Daubechies Wavelet Transformation to Optimize Modeling Calibration of Active Compound on Drug Plants," in *5th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, Bandung, 2017.
- [11] I. Susilawati, S.T., M.Eng., "Sistem Pengolahan Isyarat Kuliah 9 - Analisis Wavelet: Alihagram Wavelet Diskrit," Universitas Mercu Buana, Yogyakarta, 2009.
- [12] A. Rizal, "Perbandingan Skema Dekomposisi Paket Wavelet untuk Pengenalan Sinyal EKG," *JNETI*, vol. 4, no. 2, 2015.
- [13] E. Prasetyo, "Klasifikasi Berbasis Artificial Neural Network," in *Data Mining: Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*, Yogyakarta, ANDI, 2014, p. 85.

- [14] U. N. Wisesty, A. and T. A. BW, "Algoritma Conjugate Gradient Polak Ribiere untuk Peningkatan Performansi Backpropagation pada Sistem Prediksi Temperature Udara," *Jurnal Penelitian dan Pengembangan Telekomunikasi*, 2010.
- [15] S. Kusumadewi, *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & EXCEL LINK*, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2004.
- [16] Stefano, "Algoritma GSS (Golden Section Search)," PipTools, 9 November 2015. [Online]. Available: piptools.net. [Accessed 11 Januari 2018].
- [17] B. N. Iman, "BAB 8 Interpolasi Linier, Kuadratik, Polinomial, dan Lagrange," Budi Nur Iman, Surabaya, 2008.
- [18] B. N. Iman, "BAB 3 Penyelesaian Persamaan Non Linier," Iman Budi Nur, Surabaya, 2008.