

ISSN : 2620-6897 (Cetak)
ISSN : 2620-6900 (Online)

Volume 3, Nomor 1, April 2020

JIRE

*JURNAL INFORMATIKA &
REKAYASA ELEKTRONIKA*



Diterbitkan Oleh LPPM STMIK Lombok

Jln. Basuki Rahmat No.105 Praya, Lombok Tengah - NTB
e-journal.stmiklombok.ac.id/jire - Telp dan Fax (0370) 654310
email. lppm@stmiklombok.ac.id



DEWAN REDAKSI

Jurnal Manager

Wire Bagye, S.Kom.,M.Kom (STMIK Lombok, SINTA ID : 5992010)

Reviewer :

Resad Setyadi, S.T., S.Si., MMSI., Ph.D (cand) - Institut Teknologi Telkom Purwokerto
SCOPUS ID : 57204172534 SINTA ID : 6113570

Yesaya Tommy Paulus, S.Kom., MT., Ph.D. - STMIK Dipanegara Makassar
SCOPUS ID : 57202829909 SINTA ID : 6002004

Dr. Cucut Susanto, S. Kom. MSi. - STMIK Dipanegara Makassar
SINTA ID : 6138863

Muhamad Malik Mutoffar, ST., MM., CNSS- Sekolah Tinggi Teknologi Bandung
SINTA ID : 6013819

David, M.Cs., M.Kom - STMIK Pontianak
SCOPUS ID : 57200208543 SINTA ID : 5977352

Indo Intan, S.T., M.T. STMIK - Dipanegara Makassar
SCOPUS ID : 57200209088 SINTA ID : 6127241

I Wayan Agus Arimbawa, ST., M.Eng. - Universitas Mataram
SINTA ID : 5973017

Muhammad Fauzi Zulkarnaen, ST., M.Eng. - STMIK Lombok
SINTA ID : 6663733

Yunanri.W, S.T. M. Kom - Universitas Teknologi Sumbawa (U.T.S)
SINTA ID : 6723103

Sitti Aisa, S.Kom., M.T - STMIK Dipanegara Makassar
SINTA ID : 6153893

Sanjaya Pinem, S.Kom, M.Sc - Universitas Efarina
SINTA ID : 6689679

Zamah Sari, S.T., M.T. - Universitas Muhammadiyah Prof Dr Hamka
SINTA ID : 6145745

Fredy Windana, S.Kom., MT - Sekolah Tinggi Teknologi Stikma Internasional
SINTA ID : 5974460

Hijrah Saputra, ST., M.Sc. - STMIK Lombok
SINTA ID : 6667974

Hairul Fahmi, M.Kom. - STMIK Lombok
SINTA ID : 5983160

Sofiansyah Fadli, S.Kom., M.Kom. - STMIK Lombok
SINTA ID : 6073057

Editor :

Wire Bagye, S.Kom., M.Kom - STMIK Lombok, SINTA ID : 5992010

Saikin, S.Kom., M.Kom - STMIK Lombok

Halena Muna Bekata, M.Pd. - Universitas Tribuana Kalabahi, SINTA ID : 6168815

Desain Grafis & Web Maintenance

Jihadul Akbar, S.Kom. - STMIK Lombok

Secretariat

Ahmad Susan Pardiansyah, M.Kom - STMIK Lombok

DAFTAR ISI

1	KLASIFIKASI ARITMIA DENGAN HEART RATE VARIABILITY ANALISIS MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION <i>Wayan Rimba Bazudewa¹, I Putu Satwika², I Gede Putu Krisna Juliharta³</i>	1-10
2	IMPLEMENTASI METODE MRP (MATERIAL REQUIREMENT PLANNING) UNTUK MENCAPAI TARGET PRODUKSI PAKAIAN BERBASIS WEB (STUDI KASUS: UD. DARMAWAN DESA SELAGEK) <i>Mohammad Taufan Asri Zaen¹, Siti Fatmah², Khairul Imtihan³</i>	11-19
3	DETEKSI KUALITAS BERAS MENGGUNAKAN SEGMENTASI CITRA BERDASARKAN PECAHAN BULIR DAN SEBARAN WARNA <i>Eko Supriyadi¹, Achmad Basuki², Riyanto Sigit³</i>	20-29
4	PERMODELAN VISUAL TINGKAT KETAKUTAN PADA SIMULASI EVAKUASI KEBAKARAN 3D MENGGUNAKAN SELF ASSESMENT MANIKIN <i>Iqbal Sabilirrasjad¹, Achmad Basuki², Tri Harsono³</i>	30-39
5	SISTEM KEAMANAN PEMANTAUAN CCTV ONLINE BERBASIS ANDROID PADA RUMAH CANTIK SYIFA MASBAGIK <i>Ahmad Tantoni¹, Mohammad Taufan Asri Zaen²</i>	40-47
6	KOMPARASI ALGORITMA MACHINE LEARNING DAN DEEP LEARNING UNTUK NAMED ENTITY RECOGNITION : STUDI KASUS DATA KEBENCANAAN <i>Nuli Giarsyani¹, Ahmad Fathan Hidayatullah², Ridho Rahmadi³</i>	48-57
7	SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN RESIKO KEMUNGKINAN TERJADI REAKSI DARAH <i>Abd. Halim¹, Sri Kusumadewi², Linda Rosita³</i>	58-65
8	MONITORING PENGATUR KECEPATAN KIPAS ANGIN MENGGUNAKAN SISTEM FUZZY BERBASIS WEB DI SMP BAKTI KELUARGA LUBUKLINGGAU <i>Novi Lestari², Nelly Khairani Daulay¹, Armanto³</i>	66-76
9	IMPLEMENTASI JARINGAN INTER-VLAN ROUTING BERBASIS MIKROTIK RB260GS DAN MIKROTIK RB1100AHX4 <i>Ahmad Tantoni¹, Khairul Imtihan², Wire Bagye³</i>	77-84
10	PERANCANGAN APLIKASI CETAK DOKUMEN ONLINE BERBASIS ANDROID DI BINER JOMBANG <i>Fauzan Adhim¹, M. Ali Murtadho², Chandra Sukma A³</i>	85-90

KLASIFIKASI ARITMIA DENGAN HEART RATE VARIABILITY ANALISIS MENGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION

Wayan Rimba Bazudewa¹, I Putu Satwika², I Gede Putu Krisna Juliharta³

¹Program Studi Teknik Informatika, STMIK Primakara

Jln. Tukad Badung No.135, Renon, Kec. Denpasar, Bali 80226

¹bazudewa34@gmail.com, ²satwika@primakara.ac.id, ³krisna@primakara.ac.id

Abstract

Arrhythmia is a heart rhythm disorder caused by changes in electricity to the heart. One method that can be used to monitor the heart to detect arrhythmias is the analysis of Heart Rate Variability (HRV). In this study, the authors used the Heart Rate Variability (HRV) method as an extraction feature that will be processed using the backpropagation method. Process the data to classify the arrhythmia and normal sinus rhythm data into two, including arrhythmias or no arrhythmias. Normal arrhythmia and sinus rhythm data were obtained from the MIT-BIH database website. Arrhythmia classification is performed using the backpropagation method by following the sequential process, starting from taking electrocardiogram (ECG) data and proceeding with the process of baseline wonder removal, R-peak detection, RR intervals, Heart Rate Variables (HRV), training data, testing data, and assessment of classification results. The trial results show that the Backpropagation method can be applied in classifying arrhythmias with a good number of hidden layers is a maximum of 3 hidden layers and each hidden layer has 3 neurons with the result that from 1 hidden layer to 3 hidden layers is 97.77%.

Keywords : *Heart Rate Variability (HRV), Arrhythmia, Backpropagation, Normal Sinus Rhythm.*

Abstrak

Aritmia merupakan gangguan irama jantung yang disebabkan oleh perubahan *electrical* pada jantung. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk memonitoring jantung untuk mendeteksi aritmia adalah *Heart Rate Variability (HRV)* analisis. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan metode *Heart Rate Variability (HRV)* sebagai fitur ekstraksi yang akan diolah menggunakan metode backpropagation. Pengolahan tersebut bertujuan untuk mengklasifikasikan data aritmia dan normal sinus rhythm menjadi dua yaitu termasuk aritmia atau tidak aritmia. Data aritmia dan *normal sinus rhythm* di dapatkan dari *website MIT-BIH database*. Klasifikasi aritmia dilakukan menggunakan metode backpropagation dengan mengikuti proses secara berurutan mulai dari mengambil data elektrokardiogram (EKG) dan dilanjutkan dengan proses *baseline wonder removal, R-peak detection, R-R interval, Heart Rate Variability (HRV), training data, testing data*, dan perhitungan hasil klasifikasi. Hasil ujicoba menunjukkan bahwa metode Backpropagation dapat di terapkan dalam melakukan klasifikasi aritmia dengan jumlah *hidden layer* yang baik yaitu maksimal berjumlah 3 *hidden layer* dan masing-masing *hidden layer* memiliki 3 *neuron* dengan akurasi dari 1 *hidden layer* sampai 3 *hidden layer* adalah 97.77%.

Kata kunci *Heart Rate Variability (HRV), Aritmia, Backpropagation, Normal Sinus Rhythm*

1. Pendahuluan

Aritmia merupakan irama jantung yang tidak normal yang disebabkan oleh perubahan *electrical system* pada jantung [1]. Dalam aritmia detak jantung bisa menjadi lebih cepat dari keadaan normal disebut takikardia, atau bisa bergerak lambat disebut bradikardia. Dalam

kasus *Atrial Fibrillation (AF)* jantung tidak memompa secara teratur atau tidak bekerja sebagaimana mestinya. Beberapa kasus aritmia tidak mengancam kesehatan, tapi di kasus lainnya aritmia dapat menyebabkan masalah serius bagi kesehatan seperti pusing, sesak nafas, pingsan atau masalah serius pada jantung. Dari hasil

wawancara dengan dokter jantung menyatakan pada kasus tertentu kerja jantung memiliki irama yang tidak normal contohnya pada saat seseorang bangun dari tidur, atau dari kondisi berlari menjadi kondisi berhenti secara tiba-tiba.

Penyakit aritmia di Indonesia yang paling sering terjadi adalah *Atrial Fibrillation* (AF). Jumlah keseluruhan kasus penyakit AF yang terjadi di Indonesia sebesar 2,2 juta orang, dan 40 persen diantaranya mengalami *stroke* [2].

Metode Analisis *Heart Rate Variability* (HRV) dapat digunakan untuk memantau kondisi jantung, karena *Heart Rate Variability* (HRV) merupakan fenomena fisiologis dimana setiap jantung berdetak memiliki jarak waktu yang bervariasi antara detak pertama dan detak jantung selanjutnya. Berbagai hal dapat mempengaruhi HRV, antara lain pengaruh sistem saraf otonom, volume darah yang kembali ke jantung (*venous return*), respirasi, penyakit aritmia, dan lain sebagainya [3].

Seiring perkembangan teknologi, komputer dapat berfikir layaknya manusia dengan menggunakan metode dari kecerdasan buatan. Kecerdasan buatan merupakan salah satu bagian dari ilmu komputer memodelkan proses-proses berfikir pada manusia agar dapat membuat mesin bisa berfikir dan melakukan pekerjaan seperti dan sebaik yang dilakukan manusia atau bahkan bisa lebih baik daripada yang dilakukan manusia[4]. Dengan memanfaatkan kecerdasan buatan pekerjaan yang dulunya berat akan menjadi lebih mudah dan cepat.

Banyak metode kecerdasan buatan yang telah di temukan salah satunya adalah Backpropagation. Metode backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi yang di gunakan untuk mencari bobot optimal dari pola *input* agar menghasilkan pola *output* yang diinginkan[5], [6]. Dengan metode ini komputer dapat mengklasifikasikan penyakit aritmia dengan menggunakan data dari hasil analisis *Heart Rate Variability* (HRV).

Dari paparan diatas penulis melakukan penelitian terhadap hubungan antara *Heart Rate Variability* (HRV) dan aritmia dengan cara mengklasifikasikan aritmia menggunakan metode Backpropagation, maka dari itu penelitian ini mengambil judul klasifikasi sinyal jantung pada penyakit aritmia dengan *Heart Rate*

Variability (HRV) menggunakan metode Backpropagation.

2. Tinjauan Pustaka dan Teori

A. Tinjauan Pustaka

R. Mane, A. N. Cheeran, dkk[7] menggunakan algoritma yang di kembangkan menggunakan Python 2.6 *simulation tool*. Algoritma tersebut di gunakan untuk mendeteksi jenis penyakit dari aritmia yaitu premature ventricular contraction(PVC), RBBB, LBBB. Data yang di gunakan untuk menguji algoritma ini adalah data yang ber sumber dari MIT-BIH Arrhythmia database. Penditeksian penyakit aritmia menggunakan fitur ekstraksi yang di dapatkan dari penentuan dari titik P-Q-R-S and T pada sinyal jantung, dari fitur tersebut mendapatkan hasil keseluruhan adalah diatas 92% untuk specificity, diatas 91% untuk sensitivity.

S. Thorat, Dr. Suresh D. Shirbahadurkar, dkk[8] menggunakan algoritma genetic programming dengan menggunakan fitur ekstraksi dari heart rate variability (HRV) time domain, frequency domain dan nonlinear. Semua fitur ekstraksi yang di dapatkan di gunakan untuk mengklasifikasikan beberapa jenis penyakit aritmia diantaranya adalah normal beat dengan akurasi sebesar 98.75%, the left bundle branch block beat dengan akurasi sebesar 98.93%, the right bundle branch beat dengan akurasi sebesar 99.10 %, the premature ventricular contraction dengan akurasi sebesar 99.46 %, the fusion of ventricular dengan akurasi sebesar 99.82%, the atrial premature contraction dengan akurasi sebesar 99.46% dan paced beat 99.82%.

Jovic, dkk[9] melakukan penelitian untuk mengklasifikasikan penyakit aritmia secara otomatis. Pengklasifikasian aritmia dengan otomatis menggunakan beberapa metode yaitu diantaranya *symbolic dynamics method, alphabet entropy (AlphEn) to heart rate variability (HRV) analysis*. Eksperimen dilakukan pada PhysioNet MIT-BIH Arrhythmia Database. Pendekatan ini dilakukan secara eksperimental dan dibandingkan dengan kombinasi fitur HRV linier dan nonlinier lainnya yang dibuat dalam literatur. AlphEn secara eksperimental dibandingkan dengan entropi nonlinier umum lainnya: Entropi Shannon, perkiraan entropi, sampel entropi. Kesimpulan yang di dapatkan adalah AlphEn meningkatkan hasil kombinasi fitur HRV pada masalah klasifikasi aritmia jantung otomatis. Metode ini memungkinkan ekstraksi sejumlah fitur yang berpotensi signifikan, berorientasi domain. Ini dapat digunakan sebagai skrining tangan pertama yang akurat untuk masalah aritmia.

Sivathan,dkk [10] melakukan penelitian untuk mendeteksi dan mengklasifikasi sinyal jantung dengan menggunakan fitur ekstraksi yaitu domain waktu, domain frekuensi, dan fitur nonlinier dari *heart rate variability* (HRV). Fitur yang diekstraksi dari *heart rate variability* HRV digunakan untuk melatih dan menguji klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM). Dalam proses mengklasifikasikan penyakit aritmia, fitur yang diekstraksi untuk setiap aritmia jantung digunakan sebagai input ke pengklasifikasi Support Vector Machine (SVM). Terdapat 16 fitur yang dipilih (9 dalam domain waktu, 6 dalam domain frekuensi dan 2 dalam domain Non-linear) digunakan untuk mengklasifikasikan aritmia jantung. Sedangkan untuk Anotasi referensi yang diunduh dari MIT-BIH database digunakan untuk melatih dan menguji klasifikasi Support Vector Machine (SVM). Fitur-fitur dari semua tipe aritmia dipilih secara acak dengan penjelasan referensi yang sesuai untuk melatih dan menguji kinerja algoritma. jenis Pengklasifikasian yang dilakukan terdiri Normal Beat, Premature Atrial Contraction (PAC), Right Bundle Branch Block (RBBB), and Paced Beat dan menghasilkan akurasi keseluruhan 90,26%. Waktu pemrosesan algoritma sangat sedikit dan akurasi klasifikasi tinggi, sehingga dapat digunakan dalam identifikasi waktu nyata aritmia jantung.

Mohamadzadeh, dkk[11] melakukan penelitian untuk mendeteksi dan klasifikasi pernyakit aritmia secara otomatis menggunakan *heart rate variability* (HRV) linier dan nonlinier fitur. Proses deteksi dan klasifikasi di lakukan dalam tiga tahap. Tahap pertama digunakan untuk mengekstraksi tachogram dari EKG. Pada ini menggunakan algoritma Tompkins untuk mendeteksi puncak R, selanjutnya tachogram dibagi menjadi segmen-segmen kecil, untuk setiap segmen berisi 32 interval RR dan dikarakterisasi menggunakan analsasi database aritmia MIT-BIH. Pada tahap kedua *heart rate variability* (HRV) domain waktu , domain frekuensi dan metode nonlinier diterapkan untuk mengekstrak fitur yang sesuai. Pada tahap tiga fitur yang diekstraksi digunakan untuk melatih pengklasifikasi *neural network*. Proses pengambilan keputusan *neural network* menggunakan feedforward dan backpropagation untuk proses pelatihan dengan Arsitektur yang dipilih dari *neural network* berisi: 11 input, satu lapisan tersembunyi dengan 20 neuron dan 5 output, menjadi bilangan real dalam interval [0,1]. Posisi maksimum dari output *neural network* menunjukkan keanggotaan dengan kelas yang sesuai. Pelatihan *neural network* berakhir jika jumlah *error* kuadrat untuk semua segmen kurang dari 0,01 atau jumlah maksimum periode pelatihan tercapai 2000 epoh. Hasil yang di dapatkan adalah sinyal *heart rate variability*

(HRV) dapat digunakan sebagai indikator berbagai jenis penyakit jantung dengan hasil klasifikasi NSR, PVC, AF, VF dan BII adalah 99,98%, 98,76%, 98,53%, 99,73%, dan 99,89%.

Penelitian ini memiliki keterbaruan dari penelitian yang telah dilakukan adalah penambahan pada jumlah hidden layer pada metode Backpropagation dan menggunakan fitur ekstraksi yang di ekstrak dari panjang data yaitu tiga puluh menit. Penelitian ini penulis menambahkan tiga hidden layer yang masing-masing memiliki tiga neuron, dan juga penelitian ini menggunakan metode k-fold cross validation untuk proses ujicoba dalam penelitian ini.

B. Aritmia

Aritmia merupakan irama jantung yang tidak normal yang di sebabkan oleh perubahan electrical system pada jantung [1]. Secara umum, aritmia merujuk pada setiap detak jantung atau irama jantung yang bersifat tidak normal. Ada berbagai jenis aritmia, di mana fibrilasi atrium merupakan aritmia yang paling umum. Meskipun tidak berbahaya secara langsung, penyakit aritmia meningkatkan resiko terjadinya stroke hingga lima kali lipat, resiko terjadinya gagal jantung dapat meningkat hingga tiga kali lipat, sedangkan resiko kematian dapat meningkat hingga dua kali lipat [12].

C. Heart Rate Variability (HRV)

Heart Rate Variability (HRV) merupakan Fenomena fisiologis dimana detak jantung memiliki variasi waktu yang berbeda-beda. Heart Rate Variability (HRV) pada umumnya di ukur dengan interval waktu pada sinyal EKG, maka dari itu Heart Rate Variability (HRV) disebut dengan istilah R-R interval[3]. Heart Rate Variability (HRV) memiliki hubungan dengan sistem saraf otonom pada manusia. Sistem saraf otonom terdiri dari sistem saraf simpatis dan sistem saraf parasimpatis. Sistem saraf simpatis berfungsi sebagai peningkat respon-respon tubuh ketika mengalami aktifitas yang cukup berat atau pada saat mengalami stress ringan atau berat. Sistem saraf simpatis juga dapat mempengaruhi kinerja jantung seperti mengatur denyut jantung untuk berdenyut lebih cepat dan lebih kuat. Sedangkan sistem saraf parasimpatis berfungsi ketika melakukan aktivitas dengan keadaan tenang dan santai, hal ini akan membuat denyut jantung menjadi tidak berdenyut dengan kuat dan cepat[13].

D. Backpropagation

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi yang di gunakan untuk mencari bobot optimal dari pola input agar menghasilkan pola output yang diinginkan. Backpropagation biasanya diterapkan pada

perceptron menggunakan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot agar mendapatkan bobot optimal dan pola yang diinginkan. Pada jaringan backpropagation proses pembelajaran atau proses pencarian bobot optimal dilakukan berulang kali sampai pola output mendapatkan menghasilkan sesuai dengan keinginan[5], [6].

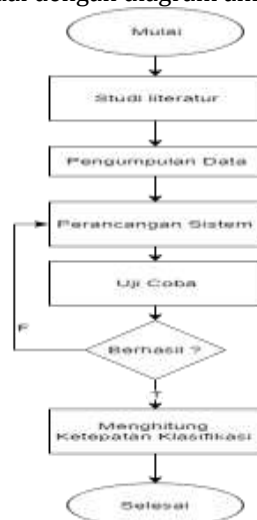
E. K-Fold Cross Validation

K-fold *cross-validation* merupakan salah satu metode dari *cross-validation* yang membagi data secara acak menjadi subset K yang berbeda. Dan menggunakan data K-1 dalam melakukan pelatihan data, sedangkan untuk pengujian menggunakan data yang tersisa. Proses pelatihan dan pengujian kemudian diulangi untuk masing-masing pilihan K yang mungkin dari bagian yang dihilangkan dari pelatihan. Kinerja rata-rata pada himpunan bagian yang dihilangkan K kemudian estimasi kami untuk kinerja generalisasi [14].

3. Metodologi Penelitian

3.1 Alur penelitian

Dalam penelitian ini penulis mengikuti langkah-langkah sesuai dengan diagram alir dibawah :



Gambar 3.1 : Alur Penelitian

3.2.1 Studi literatur

Dalam studi literatur penulis mengumpulkan informasi yang berhubungan dengan penelitian ini melalui berbagai sumber. Sumber literatur yang digunakan penulis berasal dari penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya. Tujuannya untuk mengumpulkan teori-teori yang relevan yang dapat digunakan dalam permasalahan yang sedang dihadapi atau diteliti, atau bisa digunakan sebagai bahan rujukan dalam pembahasan hasil penelitian. Selain itu tujuan studi literatur juga mengetahui posisi keterbaruan dalam penelitian ini.

3.2.2 Pengumpulan data

Data yang penulis teliti merupakan data hasil rekaman menggunakan EKG yang bersumber dari MIT-BIH *database* [15]. Terdapat dua data yang diteliti oleh penulis yaitu data aritmia dan Normal Sinus Rhythm. Data tersebut direkam dengan durasi rata-rata 30 menit setiap subjek. Jumlah data yang dikumpulkan sebanyak 48 data aritmia dan 18 data Normal Sinus Rhythm.

3.2.3 Perancangan sistem

Dalam perancangan system penulis mengikuti langkah-langkah sesuai diagram alir dibawah ini :



Gambar 3.2 Perancangan Sistem

3.2.3.1 Data EKG

Data Elektrokardiogram yang digunakan dalam penelitian ini didapatkan melalui *website* www.physionet.org/physiobank/database/mitdb dalam *website* tersebut didapat berupa data elektrokardiogram seperti data jantung aritmia dan data jantung normal. Data EKG yang telah direkam, khususnya data EKG aritmia dan jantung normal diubah ke dalam bentuk digital dengan masing masing saluran memiliki frekuensi 360 per detik, dan memiliki resolusi 11-bit dengan rentang 10mV.

3.2.3.2 Baseline wonder removal

Pada tahap ini data EKG difilter menggunakan *highpass* FIR filter untuk menghilangkan data EKG yang memiliki frekuensi rendah. Dengan menghilangkan frekuensi rendah dari EKG dapat menyebabkan data menjadi halus. Selain itu *baseline wander removal* juga diperlukan untuk meminimalisir sinyal jantung yang tidak diperlukan.

3.2.3.3 R peak detection

Data EKG yang telah difilter dibaca setiap titik dan setiap titik data EKG dibandingkan dengan data EKG titik data sebelumnya. Titik data EKG yang lebih tinggi akan di simpan dalam bentuk larik. Data larik yang melebihi ambang batas dapat di katakan sebagai puncak R atau *R-Peak*.

3.2.3.4 R-R interval

R-R interval merupakan jarak antara R-Peak pertama dengan R-Peak setelahnya dalam satuan waktu. Dapat di rumuskan sebagai berikut (1):

$$R-R \text{ interval} = 2^{\text{nd}} R\text{-Peak} - 1^{\text{st}} R\text{-Peak} \quad (1)$$

3.2.3.5 Heart Rate Variability (HRV) analysis

Dalam analisis *Heart Rate Variability* (HRV) terdapat beberapa metode antara lain *time-domain*, *frequency-domain*, dan spektrogram (*time-frequency*). Pada penelitian ini analisis *Heart Rate Variability* (HRV) berfokus pada *time-domain*. Dalam *time-domain* analisis *Heart Rate Variability* (HRV) mendapatkan beberapa parameter antara lain :

1. SDNN merupakan Standar deviasi dari seluruh NN *interval*
2. SDANN merupakan Standar deviasi dari rata-rata NN *interval* di semua 5 menit segmen dari seluruh rekaman
3. RMSSD merupakan Akar kuadrat dari mean dari jumlah kuadrat dari perbedaan antara NN *interval* yang berdekatan
4. NN50 merupakan jumlah perbedaan RR *interval* yang berurutan lebih besar dari 50ms
5. pNN50 merupakan perbandingan jumlah NN50 dengan jumlah total sampel dalam satuan persentase
6. RHR merupakan rata-rata dari *heart rate*

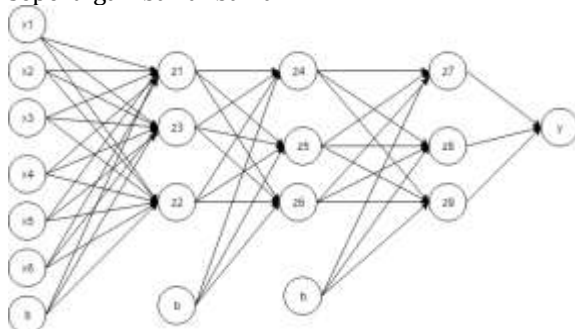
3.2.3.6 Training data

Dalam tahap *training* data penulis menggunakan metode *Backpropagation* terdiri dari dua proses, *feedforward* dan *Backpropagation*. Proses *feedforward* merupakan proses alur maju yang berguna untuk pengklasifikasian data dan *Backpropagation* merupakan proses alur mundur yang digunakan untuk melatih data yang telah ada.

Data EKG yang di inputkan akan melewati proses latihan terlebih dahulu sebelum memasuki proses klasifikasi aritmia. Dalam proses latihan, data diulang sebanyak 1 epoch dimana dalam penelitian ini 1 epoch sama dengan 3000 kali iterasi

3.2.3.6.1 Arsitektur jaringan

Metode *Backpropagation* yang digunakan penulis dalam penelitian ini memiliki arsitektur jaringan yaitu 6 *input layer* dan 9 neuron *hidden layer* dan 1 *output layer* yang seperti gambar di bawah



Gambar 3. 3 Arsitektur Jaringan

Input layer memiliki 6 input ditambah 1 bias input, data yang di masukan dalam input layer dinormalisasi terlebih dahulu dengan rentangan nilai mulai dari nol sampai dengan satu

Hidden layer dalam penelitian ini berjumlah 3 layer dengan masing-masing layer terdapat 3 neuron dan menggunakan *transfer function* sigmoid karena data telah dinormalisasi terlebih dahulu.

Output layer yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 1 layer dengan jumlah neuron 1, hal tersebut dikarenakan *output* dalam data hanya berjenis 2 yaitu 0 dan 1

3.2.3.7 Testing data

Dalam tahap *testing* data penulis menggunakan metode *Backpropagation*. Metode *Backpropagation* yang terdiri dari dua proses, *feedforward* dan *Backpropagation*. Dalam proses ini hanya *feedforward* yang digunakan karena proses ini hanya melakukan *testing* terhadap data tanpa memerlukan proses pelatihan.

3.2.3.8 Hasil klasifikisasi

Dalam proses ini penulis mendapatkan hasil klasifikasi dari proses *testing data*. hasil klasifikasi tersebut berupa data yang berbentuk angka yang memiliki rentang antara 0 sampai dengan 1, dimana rentang tersebut akan digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit aritmia. dalam penelitian ini penulis menggunakan angka yang berdekatan dengan 1 sebagai penyakit aritmia dan angka yang berdekatan dengan 0 tidak termasuk penyakit aritmia.

3.2.4 Uji coba

Dalam tahap ini program yang telah dibuat akan diuji coba dengan metode *k-fold cross validation*, dengan $k = 3$ dan jumlah data EKG yang diuji berjumlah 46, dimana data tersebut terdiri dari data EKG normal yang berjumlah 18 dan data EKG yang termasuk aritmia berjumlah 28. Data EKG akan dipecah dalam perbandingan 1:3, yakni 30 *training* data dan 16 *testing* data. Data tersebut akan diuji coba sebanyak $k-1$.

3.2.5 Menghitung ketepatan klasifikasi

Dalam menghitung ketepatan dari klasifikasi dalam penelitian ini penulis menggunakan rata-rata dari akurasi yang telah diuji coba sebanyak $k-1$.

4. Hasil dan Pembahasan

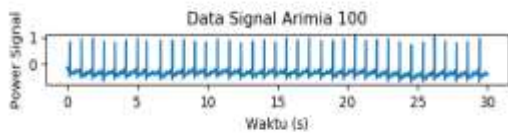
4.1. Ekstraksi fitur data EKG

Pada data aritmia yang telah didapat dari *website* MIT-BIH *arrhythmia* akan dilakukan

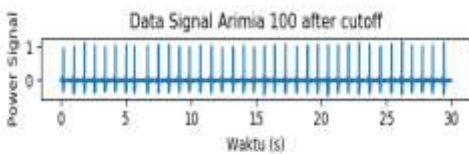
proses mulai dari *baseline wonder removal*, *R peak detection*, dan *R-R interval* yang digunakan untuk mendapatkan fitur yang mana fitur yang dimaksud adalah HRV pada *time domain* analisis.

4.1.1 *Baseline Wonder Removal*

Pada tahap ini dimana data EKG yang belum dirubah dapat dilihat pada gambar 4.1, dalam data EKG tersebut masih terdapat *noise* yang membuat sinyal jantung tidak lurus maka dari itu di butuhkan *baseline wonder removal* untuk menghilangkan sinyal yang memiliki frekuensi rendah agar sinyal lebih halus menggunakan FIR *highpass* filter, frekuensi yang di hilangkan di bawah 18 yang dibagi dengan setengah frekuensi sampel setiap data EKG yang didapatkan dari *website* MIT-BIH Arrythemia, hasilnya dapat dilihat pada gambar 4.2.



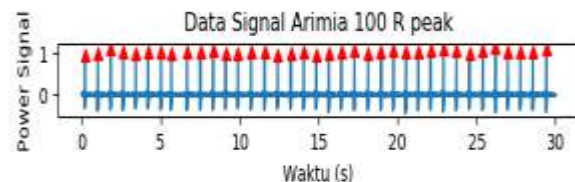
Gambar 4.1 Data Sinyal Aritmia 100



Gambar 4.2 Data Sinyal 100 cutoff

4.1.2 *R peak Ditection*

Pada tahap ini dimana setiap puncak dari gelombang EKG yang disebut puncak R dicari proses pencarian datanya menggunakan *array* dari sinyal yang di dibandingkan satu persatu dan mendapatkan hasil seperti gambar 4.3



Gambar 4.3. R Peak Ditection

4.1.3 *R-R interval*

Pada tahap ini rata-rata dari setiap R-R *interval* di dapatkan dalam satuan *millisecond*, dapat dilihat pada kolom *MeanRRInterval*, pada kolom label menunjukan jenis data dan pada kolom target klasifikasi menentukan nilai yang jenis data dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 4.1 rata-rata R-R-interval

Name	MeanRRInterval	Label	Target klasifikasi
100	795.2949094	Aritmia	1
101	970.2329749	Aritmia	1
102	867.7029915	Aritmia	1
103	868.7891189	Aritmia	1
104	805.1553672	Aritmia	1
105	1342.077421	Aritmia	1
106	1409.806858	Aritmia	1
107	882.6320939	Aritmia	1
108	3037.042239	Aritmia	1
109	783.1678591	Aritmia	1
111	1010.779645	Aritmia	1
112	711.1439454	Aritmia	1
113	1006.167162	Aritmia	1
114	4428.679654	Aritmia	1
115	925.6310541	Aritmia	1
116	866.0114924	Aritmia	1
117	1176.564537	Aritmia	1
118	795.3503746	Aritmia	1
119	1133.575865	Aritmia	1
121	919.5576499	Aritmia	1
122	715.7161424	Aritmia	1
223	1191.873991	Aritmia	1
228	3551.098962	Aritmia	1
230	807.1606043	Aritmia	1
231	1152.408826	Aritmia	1
232	1078.653833	Aritmia	1
233	590.9419895	Aritmia	1
234	658.3536017	Aritmia	1
16265	680.6929967	Normal Sinus rhytm	0
16272	1002.326471	Normal Sinus rhytm	0
16273	771.7999506	Normal Sinus rhytm	0
16420	737.5776257	Normal Sinus rhytm	0
16483	653.5211551	Normal Sinus rhytm	0
16539	816.5853205	Normal Sinus rhytm	0
16773	810.4686253	Normal Sinus rhytm	0
16786	806.0493233	Normal Sinus rhytm	0
16795	914.2523969	Normal Sinus rhytm	0
17052	883.369759	Normal	0

		Sinus rhytm	
17453	707.3899262	Normal Sinus rhytm	0
18177	665.7171057	Normal Sinus rhytm	0
18184	709.7491874	Normal Sinus rhytm	0
19088	626.7603856	Normal Sinus rhytm	0
19090	738.8160785	Normal Sinus rhytm	0
19093	864.4919669	Normal Sinus rhytm	0
19140	657.8587254	Normal Sinus rhytm	0
19830	540.6390359	Normal Sinus rhytm	0

4.1.4 Heart Rate Variability analysis

Pada proses ini dimana data dari R-R interval yang telah didapat diubah menjadi HRV analisis dalam *time domain*, disini mendapatkan hasil dari fitur ekstraksi yang di gunakan seperti RMSSD , SDNN , NN50 , SDNN , pNN50 , RHR dilihat pada tabel 4.2.

Tabel 4.2 HRV Analisis

Name	RM SSD	SD NN	NN 50	pNN5 0	RHR	SD ANN
104	0.0 675 09	0.0 256 15	0.40 752	0.422 3739 7	0.3512 66385	0.00 8635
105	0.15 704 1	0.12 055 9	0.337 398	0.5855 25601	0.08793 0818	0.021 043
106	0.30 347 4	0.29 115 7	0.388 211	0.7047 60857	0.08763 905	0.030 546
107	0.07 101 8	0.01 815 2	0.121 951	0.1386 4006	0.08161 8856	0.002 976
108	1	1	0.176 829	0.7694 78293	0.27650 0903	0.093 144
109	0.08 984 3	0.06 785	0.428 862	0.4365 10727	1	0.003 158
111	0.09 237 7	0.04 964 9	0.327 236	0.4259 96502	0.07731 3185	0.004 662
112	0.05 545 3	0.00 174 6	0.005 081	0.0046 5229	0.09942 7588	0.002 403
113	0.07 880 2	0.00 795 4	0.491 87	0.6371 05427	0.07098 843	0.004 46

114	0.90 771 1	0.86 407 6	0.127 033	0.7667 21541	0.05526 631	1
115	0.07 249 6	0.00 733 8	0.455 285	0.5425 40026	0.07699 8477	0.002 906
116	0.10 897 9	0.08 806 2	0.143 293	0.1609 33703	0.09325 2568	0.067 876
117	0.09 176 3	0.00 342 7	0.091 463	0.1385 49681	0.06013 5742	0.002 283
118	0.06 256 6	0.00 871 7	0.137 195	0.1405 03665	0.09168 9805	0.007 302
119	0.09 415 6	0.03 349 9	0.392 276	0.5725 75318	0.06959 7906	0.011 548
121	0.07 392 4	0.01 864 1	0.113 821	0.1347 36762	0.55662 3073	0.010 967
122	0.05 638 8	0.00 847 4	0.067 073	0.0617 99824	0.32560 0674	0.002 316
223	0.09 333	0.00 925 2	0.457 317	0.7018 99641	0.05984 7263	0.002 255
228	0.58 412 3	0.52 943 4	0.216 463	1	0.06869 0131	0.230 036
230	0.06 384 5	0.01 119 8	0.078 252	0.0813 21861	0.08899 1841	0.010 967
231	0.09 339 5	0.02 634 122	0.320 1484	0.4750 1484	0.06542 136	0.027 632
232	0.10 323 9	0.06 167 2	0.449 187	0.6246 46342	0.08231 8491	0.003 769
233	0.04 798 8	0.01 386 4	0.803 862	0.6114 39724	0.13401 1166	0.001 488
234	0.05 174 8	0.00 689 5	0.012 195	0.0103 38573	0.10787 6414	0.001 644
16265	0.05 340 1	0.00 625 2	0.245 935	0.0766 16647	0.10640 1375	0.011 514
16272	0.07 896 4	0.01 183 4	0.338 415	0.1552 88365	0.07200 0054	0.014 931
16273	0.06 079 3	0.00 904 4	0.329 268	0.1162 98337	0.09370 0785	0.016 428
16420	0.05 803 1	0.00 815 4	0.320 122	0.1080 58286	0.09811 2622	0.009 101
16483	0.05 251	0.01 313 4	0.152 439	0.0455 88848	0.11375 4716	0.004 965
16539	0.06 518 2	0.01 447 9	1	0.3737 68427	0.09052 2986	0.007 78
16773	0.06 374 6	0.00 880 6	0.559 959	0.2076 91587	0.08882 4003	0.012 437
16786	0.06 310 5	0.00 612	0.357 724	0.1319 65205	0.08848 0917	0.002 317
16795	0.07 577 2	0.02 651 6	0.987 805	0.4132 8417	0.08496 8575	0.018 992
17052	0.07 111	0.01 830	0.962 398	0.3890 64496	0.08394 6919	0.017 82

		1				
17453	0.05 545 6	0.00 613 2	0.285 569	0.0924 59546	0.10103 3901	0.009 488
18177	0.05 497 9	0.01 871 1	0.421 748	0.1292 39546	0.11064 6217	0.022 606
18184	0.05 587 9	0.00 812 3	0.244 919	0.0795 64108	0.10145 224	0.012 005
19088	0.04 924 8	0.00 642 9	0.165 65	0.0478 40527	0.11477 2875	0.013 672
19090	0.05 785 2	0.00 572 3	0.083 333	0.0283 5601	0.09702 6206	0.009 011
19093	0.06 775 1	0.00 729	0.279 472	0.1111 43787	0.08270 1513	0.004 448
19140	0.05 150 3	0.00 498 9	0.203 252	0.0615 5356	0.10828 9283	0.004 917
19830	0.04 373 4	0.01 204 8	0.273 374	0.0679 33283	0.13560 601	0.001 755

4.2 Hasil Uji Coba Program

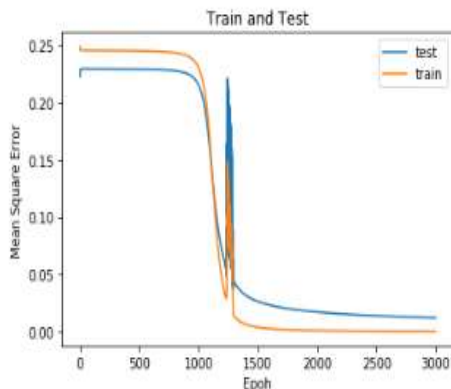
Pada proses ini dimana program yang telah selesai diuji coba menggunakan metode *k-fold cross validation*, data yang diuji coba merupakan data EKG yang telah menjadi fitur ekstraksi, data tersebut di beri label, dan diacak, kemudian dipecah menjadi data *training* dan data *testing*.

4.2.1 k-fold Cross Validation

Pada tahap ini merupakan pengujian menggunakan k-1 sebagai jumlah iterasi setiap pengujian, dimana nilai awal dari k adalah 3 dan menggunakan data sebanyak 48.

4.2.1.1 hasil 0-fold

Pada tahap ini dimana nilai k adalah 0 dan dari data yang berjumlah 46 dibagi menjadi 30 data latih dan 16 data tes, dari hasil ujicoba pada tahap ini dapat dilihat pada gambar 4.4



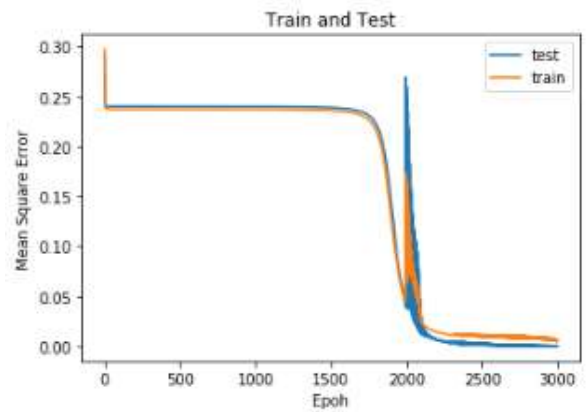
Gambar 4.4 Train dan Test 0-fold

```
Accuracy : 100.0
hasil klasifikasi
[['target' 'hasil' 'klasifikasi']
[['1.0' '0.9940247217769451' 'Aritmia']
[['1.0' '0.984203003482517' 'Aritmia']
[['1.0' '0.9751512712964032' 'Aritmia']
[['0.0' '0.009644430709446676' 'Tidak Aritmia']
[['1.0' '0.7147674357175803' 'Aritmia']
[['0.0' '0.21296735501599967' 'Tidak Aritmia']
[['0.0' '0.0048316360258479395' 'Tidak Aritmia']
[['1.0' '0.9940341286380506' 'Aritmia']
[['1.0' '0.992510796501263' 'Aritmia']
[['0.0' '0.008449340905674655' 'Tidak Aritmia']
[['0.0' '0.008069596519567705' 'Tidak Aritmia']
[['1.0' '0.9939543827032224' 'Aritmia']
[['1.0' '0.9936633558370681' 'Aritmia']
[['1.0' '0.9295768336121696' 'Aritmia']
[['1.0' '0.9937463473290918' 'Aritmia']
[['1.0' '0.7528411671376426' 'Aritmia']]
```

Gambar 4.5 Hasil Klasisifikasi 0-fold

4.2.1.2 hasil 1-fold

Pada tahap ini dimana nilai dari k adalah 1 dan data uji dan latih berjumlah masing-masing adalah 31, 15, dari hasil ujicoba pada tahap ini dapat dilihat pada gambar 4.6



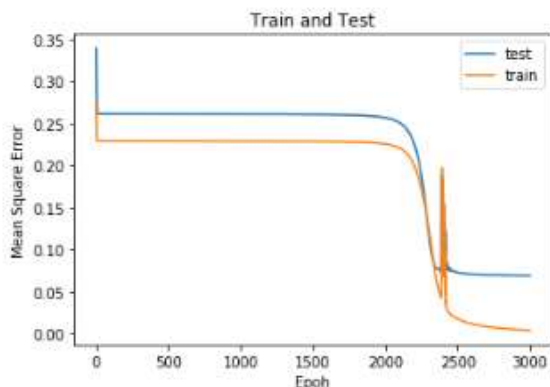
Gambar 4.6 Train dan Test 1-fold

```
Accuracy : 100.0
hasil klasifikasi
[['target' 'hasil' 'klasifikasi']
[['1.0' '0.9980177310817733' 'Aritmia']
[['1.0' '0.9980320461722143' 'Aritmia']
[['1.0' '0.998183312069085' 'Aritmia']
[['1.0' '0.9740505118826176' 'Aritmia']
[['1.0' '0.9982355223210883' 'Aritmia']
[['1.0' '0.9947660877105556' 'Aritmia']
[['1.0' '0.9964944030971179' 'Aritmia']
[['0.0' '0.023635586847595765' 'Tidak Aritmia']
[['0.0' '0.005206320648183551' 'Tidak Aritmia']
[['0.0' '0.010535735705892457' 'Tidak Aritmia']
[['0.0' '0.00912353821957322' 'Tidak Aritmia']
[['0.0' '0.008847786636005587' 'Tidak Aritmia']
[['1.0' '0.9982850955840556' 'Aritmia']
[['1.0' '0.9862999341753867' 'Aritmia']
[['0.0' '0.005451102662209589' 'Tidak Aritmia']]
```

Gambar 4.7 Hasil Klasisifikasi 1-fold

4.2.1.3 hasil 2-fold

Pada tahap ini dimana nilai dari k adalah 2 dan data uji dan latih berjumlah masing-masing adalah 31, 15, dari hasil ujicoba pada tahap ini dapat dilihat pada gambar 4.8



Gambar 4.8 Train dan Test 2-fold

```
Accuracy : 93.33333333333333
hasil klasifikasi
[['target' 'hasil' 'klasifikasi']]
[['0.0' '0.004098867219716005' 'Tidak Aritmia']]
[['0.0' '0.010275819424910945' 'Tidak Aritmia']]
[['0.0' '0.026888140690975643' 'Tidak Aritmia']]
[['0.0' '0.0040983832354272946' 'Tidak Aritmia']]
[['1.0' '0.9747432286937902' 'Aritmia']]
[['0.0' '0.004513770260158462' 'Tidak Aritmia']]
[['1.0' '0.9241208611669267' 'Aritmia']]
[['1.0' '0.006610802543652734' 'Tidak Aritmia']]
[['1.0' '0.9948992994657547' 'Aritmia']]
[['0.0' '0.010773836635540112' 'Tidak Aritmia']]
[['1.0' '0.9889033121014296' 'Aritmia']]
[['0.0' '0.004074792515740059' 'Tidak Aritmia']]
[['1.0' '0.9931854438504736' 'Aritmia']]
[['1.0' '0.8566209876266584' 'Aritmia']]
[['1.0' '0.8547686830824176' 'Aritmia']]
```

Gambar 4.9 Hasil Klasifikasi 2-fold

4.2.1.4 Rata-rata akurasi

Tabel 4.3 Hasil Akurasi

Hidden Layer	0-fold	1-fold	2-fold	Rata-rata
3 layer	100	100	93.33	97.77

Dalam penelitian ini penulis juga melakukan pengujian selain menggunakan 3 *hidden layer* penulis juga melakukan pengujian mulai dari menggunakan 1 *hidden layer* sampai dengan 6 *hidden layer*. Hasil dari pengujian tersebut dapat dilihat pada tabel 4.4

Tabel 4.4 Hasil Pengujian

Hidden Layer	0-fold akurasi	1-fold akurasi	2-fold akurasi	Rata-rata akurasi
1	100	100	93.33	97.77
2	100	100	93.33	97.77
3	100	100	93.33	97.77
4	68.75	60	53.33	60.69
5	68.75	60	53.33	60.69
6	68.75	60	53.33	60.69

Pada hasil pengujian dari *hidden layer* dari 1 sampai 6 *hidden layer* mendapatkan hasil yang berubah dengan akurasi yang menurun. *Hidden layer* yang lebih dari 3 menyebabkan menurunnya rata-rata akurasi sebesar 37.08%

dapat di dilihat pada tabel 4.4, hasil akurasi bukan hanya di pengaruhi oleh *hidden layer* tetapi bagaimana data tersebut diurut sebelum masuk dalam proses testing.

5. Kesimpulan dan saran

5.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitan yang telah dilakukan dapat di ambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Pengklasifikasian aritmia dapat dilakukan menggunakan backpropagation mengikuti alur perancangan sistem dimana dimulai dengan data EKG yang didapatkan dari *website MIT-BIH database* kemudian di lanjutkan dengan urutan *baseline wonder removal, R-peak detection, R-R interval, Heart Rate Variability (HRV), training data, testing data*, dan hasil klasifikasi dari urutan proses tersebut dilakukan pengujian dengan 6 sekenario berbeda didapatkan rata-rata hasil klasifikasi pada setiap sekenario pertama menggunakan 1 *hidden layer* di dapatkan akurasi 97.77%, 2 *hidden layer* dengan akurasi 97.77%, 3 *hidden layer* dengan akurasi 97.77%, 4 *hidden layer* dengan akurasi 60.69%, 5 *hidden layer* dengan akurasi 60.69%, 6 *hidden layer* dengan akurasi 60.69%.
2. Metode backpropagation dapat di terapkan dalam melakukan klasifikasi aritmia, akan tetapi kinerja dari metode Backpropagation terganggu dari jumlah *hidden layer* yang digunakan. Dalam penelitian ini penulis mendapatkan jumlah *hidden layer* yang baik yaitu maksimal berjumlah 3 *hidden layer* dan masing-masing *hidden layer* memilik 3 *neuron*.

5.2 Saran

Untuk pengembangan dalam penelitian ini penulis memiliki saran sebagai berikut:

1. Penambahan fitur dari proses ekstraksi data jantung
2. Penambahan data jantung aritmia dan *normal sinus rhythm* dari sumber yang berbeda

Daftar Pustaka:

[1] National Health Fundation of Australia, "Heart arrhythmias," pp. 2-7, 2016.
 [2] "aritmia-penyakit-serius-yang-dokter-spesialisnya-hanya-26-orang." [Online]. Available: <https://sains.kompas.com/read/2018/01/25/080500223/aritmia-penyakit-serius-yang-dokter-spesialisnya-hanya-26-orang>.
 [3] T. L. Hartono, F. D. Setiaji, I. Setyawan, P.

- Studi, T. Elektro, and F. Teknik, "Alat bantu analisis," *Techné J. Ilm. Elektrotek.*, vol. 12 No. 2 O, pp. 141–158, 2013.
- [4] M. Dahria, "Pengantar Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence)," *Pengantar Kecerdasan Buatan*, vol. 5, no. 2, pp. 1–5, 2008.
- [5] D. Rahayu, R. C. Wihandika, and R. S. Perdana, "Implementasi Metode Backpropagation Untuk Klasifikasi Kenaikan Harga Minyak Kelapa Sawit," vol. 2, no. 4, pp. 1547–1552, 2018.
- [6] I. M. D. U. Putra, G. K. Gandhiadi, and L. P. I. Harini, "Implementasi Backpropagation Neural Network," vol. 5, no. November, pp. 126–132, 2016.
- [7] R. S. Mane, A. N. Cheeran, and V. D. Awandekar, "Cardiac Arrhythmia Detection By ECG Feature Extraction," vol. 3, no. 2, pp. 327–332, 2013.
- [8] V. S. Thorat and V. V. T. , Dr. Suresh D. Shirbahadurkar, "Classification of cardiac arrhythmia with respect to ECG and HRV signal by genetic programming," *Can. J. Artif. Intell. Mach. Learn. Pattern Recognit.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–8, 2012.
- [9] F. Jovic, "Classification of cardiac arrhythmias based on alphabet entropy of heart rate variability time series," 2017.
- [10] A.Sivanantham and S. S. Devi, "Cardiac Arrhythmia Detection using Linear and Non - linear Features ofHRV Signal," no. 978, pp. 795–799, 2014.
- [11] B. Mohammadzadeh-asl and S. K. Setarehdan, "Neural network based arrhythmia classification using heart rate variability signal NEURAL NETWORK BASED ARRHYTHMIA CLASSIFICATION USING HEART RATE VARIABILITY SIGNAL," no. October 2014, 2006.
- [12] Hospital Authority, "Aritmia," pp. 1–4, 2018.
- [13] D. Guspriyadi and S. W. Caecilia, "ANALISIS TINGKAT STRES DAN TINGKAT KELELAHAN MASINIS BERDASARKAN HEART RATE VARIABILITY *," vol. 02, no. 02, pp. 57–67, 2014.
- [14] J. Bullinaria, "Improving Generalization, Introduction to Neural Networks, Lecture 10," *Univ. Birmingham*, pp. 1–12, 2004.
- [15] "MIT-BIH Arrhythmia Database." [Online]. Available: <https://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>.
- [16] Fadli, S., & Imtihan, K. (2019). PENERAPAN MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION ON THE BASIS OF RATIO ANALYSIS (MOORA) METHOD DALAM MENGEVALUASI KINERJA GURU HONORER. *Jurnal Informatika dan Rekayasa Elektronik*, 2(2), 10-19.
- [17] Imtihan, K., & Fahmi, H. (2020). ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM INFORMASI DAERAH RAWAN KECELAKAAN DENGAN MENGGUNAKAN GEOGRAPHIC INFORMATION SYSTEMS (GIS). *Jurnal Manajemen Informatika dan Sistem Informasi*, 3(1), 16-23.
- [18] Tantoni, A., Zaen, M. T. A., & Imtihan, K. (2019). ANALISIS KEBUTUHAN KECEPATAN BANDWIDTH GAME ONLINE (Free fire, Mobile Legends, Pubg mobile). *Jurnal Informatika dan Rekayasa Elektronik*, 2(2), 81-90.
- [19] L. Mutawalli, M. T. A. Zaen, and W. Bagye, "Klasifikasi Teks Sosial Media Twitter Menggunakan Support Vector Machine (Studi Kasus Penusukan Wiranto)," *JIRE (Jurnal Inform. dan Rekayasa Elektron.*, vol. 2, no. 2, pp. 43–51, 2019.