



**ITS**  
Institut  
Teknologi  
Sepuluh Nopember

**TUGAS AKHIR - IS184853**

**KLASIFIKASI PROGNOSIS PASIEN ICU MENGGUNAKAN  
SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) BERDASARKAN EKSTRAKSI  
MULTISCALE ENTROPY (MSE)**

***PROGNOSIS CLASSIFICATION OF ICU PATIENTS USING  
SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) BASED ON MULTISCALE  
ENTROPY FEATURE EXTRACTION***

**FIRDAUS AKMAL MARDIANSYAH  
NRP. 05211640000085**

**Dosen Pembimbing 1**  
Achmad Mukhlason, S.Kom., M.Sc, Ph.D.

**Dosen Pembimbing 2**  
Faizal Mahananto, S.Kom, M.Eng., Ph.D

**DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI  
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2020**



**ITS**  
Institut  
Teknologi  
Sepuluh Nopember

**TUGAS AKHIR – IS184853**

**KLASIFIKASI PROGNOSIS PASIEN ICU  
MENGUNAKAN *SUPPORT VECTOR  
MACHINE (SVM) BERDASARKAN EKSTRAKSI  
MULTISCALE ENTROPY (MSE)***

**FIRDAUS AKMAL MARDIANSYAH**  
NRP. 05211640000085

**Dosen Pembimbing 1**  
Achmad Mukhlason, S.Kom., M.Sc, Ph.D.

**Dosen Pembimbing 2**  
Faizal Mahananto, S.Kom, M.Eng., Ph.D

**DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI**  
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2020

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



**ITS**  
Institut  
Teknologi  
Sepuluh Nopember

UNDERGRADUATE THESIS – IS184853

**PROGNOSIS CLASSIFICATION OF ICU  
PATIENTS USING SUPPORT VECTOR  
MACHINE (SVM) BASED ON MULTISCALE  
ENTROPY FEATURE EXTRACTION**

**FIRDAUS AKMAL MARDIANSYAH**  
NRP. 05211640000085

**Dosen Pembimbing 1**  
Achmad Mukhlason, S.Kom., M.Sc, Ph.D.

**Dosen Pembimbing 2**  
Faizal Mahananto, S.Kom, M.Eng., Ph.D

**DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI**  
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2020

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# LEMBAR PENGESAHAN

## KLASIFIKASI PROGNOSIS PASIEN ICU MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE BERDASARKAN EKSTRAKSI MULTISCALE ENTROPY

### TUGAS AKHIR

Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer  
pada  
Departemen Sistem Informasi  
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

**FIRDAUS AKMAL MARDIANSYAH**  
**NRP. 0521164000085**

Surabaya, Januari 2020

**KEPALA**  
**DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI**



**Dr. Mudjajidin, S.T., M.T.**

**DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI**  
**NIP. 19701010 2003121001**

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## LEMBAR PERSETUJUAN

### KLASIFIKASI PROGNOSIS PASIEN ICU MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE BERDASARKAN EKSTRAKSI MULTISCALE ENTROPY

#### TUGAS AKHIR

Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer  
pada  
Departemen Sistem Informasi  
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

**FIRDAUS AKMAL MARDIANSYAH**  
**NRP. 0521164000085**

Disetujui Tim Penguji : Tanggal Ujian : 22 November 2019  
Periode Wisuda: Maret 2020

Ahmad Mardiansyah, S.Kom., M.Sc, Ph.D.

(Pembimbing I)

Faizal Mardiansyah, S.Kom, M.Eng., Ph.D

(Pembimbing II)

Edwin Riksa Komara, S.Kom, M.T

(Penguji I)

Dr.Retno Aulia Viranti, S.Kom., M.Kom.

(Penguji II)





*Halaman ini sengaja dikosongkan*

**KLASIFIKASI PROGNOSIS PASIEN ICU  
MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE  
BERDASARKAN EKSTRAKSI MULTISCALE  
ENTROPY**

Nama : Firdaus Akmal Mardiansyah  
NRP : 0521164000085  
Departemen : Sistem Informasi ITS  
Pembimbing I : Achmad Mukhlason, S. Kom., M.Sc, Ph.D.  
Pembimbing II : Faizal Mahananto, S. Kom, M.Eng., Ph.D.

**ABSTRAK**

*Intensive care unit (ICU) adalah salah satu bagian dari rumah sakit yang menyediakan layanan medis intensif 24 jam. ICU dibutuhkan oleh pasien yang memiliki kondisi penyakit yang berbahaya dan dapat mengakibatkan kematian jika tidak ditangani dengan intensif dan segera. Dokter dan staf medis yang lain perlu mendapatkan informasi kondisi kedepan dari pasien ICU untuk mengetahui pengobatan apa yang terbaik untuk pasien tersebut. Namun, perlu proses yang panjang untuk mendapatkan hasil prognosis dari pasien ICU. Penelitian ini mengusulkan satu metode pendeteksian prognosis dengan menggunakan signal elektrokardiogram yang biasanya tersedia pada bedside monitor pada ICU. Prognosis yang dihasilkan diharapkan dapat tersedia secara realtime dan membantu dokter dan staf medis untuk mengetahui kondisi pasien kedepan. Dengan cara melakukan analisis dengan mengambil sinyal dari elektrokardiogram yang menempel di tubuh pasien ICU, sinyal tersebut dikonversi menjadi Heart Rate Variability (HRV) dengan mencari intervalnya. Kemudian sinyal*

*HRV tersebut diekstraksi fitur-nya menggunakan Multiscale Entropy (MSE) untuk melihat struktur non-linear. Setelah itu hasil dari ekstraksi tersebut akan menjadi input dari klasifikasi dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) Dengan menggunakan Gaussian SVM. Dimana kernel scale sebesar 1000 dan box constraint level sebesar 100. yang menghasilkan hasil prognosis dari data testing dengan diuji menggunakan Confusion Matrix yang menghasilkan Accuracy sebesar 68%, Sensitivity sebesar 64% dan Specivicity sebesar 75%.*

***Kata Kunci: ICU, Klasifikasi, Heart Rate Variability, Multiscale Entropy, Support Vector Machine***

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

**PROGNOSIS CLASSIFICATION OF ICU PATIENTS  
USING SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)  
BASED ON MULTISCALE ENTROPY FEATURE  
EXTRACTION**

Nama : Firdaus Akmal Mardiansyah  
NRP : 05211640000085  
Departemen : Sistem Informasi ITS  
Pembimbing I : Achmad Mukhlason, S. Kom., M.Sc, Ph.D.  
Pembimbing II : Faizal Mahananto, S. Kom, M.Eng., Ph.D.

**ABSTRACT**

*Intensive Care Unit (ICU) is one part of a hospital that provides 24 Hour intensive medical services. ICU needed by patient who have dangerous disease condition and can result in death if not treated intensively and immediately. Doctors and other medical staff need to get information on future condition from ICU patients to find out what treatment is best for these patients. However, it takes a long process to get prognosis results from ICU patients. This study proposes a method for detecting prognosis by using an electrocardiogram signal that is usually available on bedside monitors in the ICU. The resulting prognosis is expected to be available in realtime and helps doctors and medical staff to determine the patient's condition going forward. By analysing the signal from an electrocardiogram attached to the ICU patient's body, the signal is converted to Heart Rate Variability (HRV) by finding the interval. Then the HRV signal is extracted features using Multiscale Entropy (MSE) to see the non-linear structure. After that the result of the extraction will be input into the classification using the Support Vector*

*Machine method. The output of the classification is the prognosis classification of ICU patients. After that the results of the xtraction will be made into input from the collection sing the Support Vector Machine (SVM) method. By using Gaussian SVM. By using a kernel of 1000 and a box constraint level of 100. Which results In prognosis results in prognosis results from the testin data usin the Confsuion Matrix which produces an accuracy of 68%, a a sensitivity of 64% and specificity of 75%.*

***Keywords: ICU, Classification, Heart Rate Variability, Multiscale Entropy, Support Vector Machine***

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Firdaus Akmal Mardiansyah  
NRP : 05211640000085  
Tempat/Tanggal lahir : Surabaya, 07 Maret 1998  
Fakultas/Departemen : ELECTICS/Sistem Informasi  
Nomor Telp/Hp/email : 081299540404  
/maritzasyavira@gmail.com

Dengan ini menyatakan dengan sesungguhnya bahwa penelitian/makalah/tugas akhir saya yang berjudul  
**KLASIFIKASI PROGNOSIS PASIEN ICU  
MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE  
BERDASARKAN EKTRAKSI MULTISCALE ENTROPY**

**Bebas Dari Plagiarisme Dan Bukan Hasil Karya Orang  
Lain.**

Apabila dikemudian hari ditemukan seluruh atau sebagian penelitian/makalah/tugas akhir tersebut terdapat indikasi plagiarisme, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan dan ketentuan yang berlaku.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan untuk dipergunakan sebagaimana mestinya.

Surabaya, 13 Januari 2019



Firdaus Akmal Mardiansyah  
NRP. 05211640000085

## KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, Tuhan Semesta Alam yang telah memberikan kekuatan serta hidayah-Nya kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini yang merupakan salah satu syarat kelulusan di Departemen Sistem Informasi Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Terima kasih penulis sampaikan kepada pihak-pihak yang telah mendukung, memberikan saran, motivasi, semangat, dan bantuan baik berupa materiil maupun moril demi tercapainya tujuan pembuatan tugas akhir ini. Secara khusus penulis akan menyampaikan ucapan terima kasih yang sedalam-dalamnya kepada :

1. Sege nap keluarga besar terutama kedua orang tua dan kakak penulis, Bapak Faissal, Ibu Nanik Suwarni, dan kakak Faustina Sari Septriani yang senantiasa mendoakan, memberikan motivasi dan semangat, sehingga penulis mampu menyelesaikan pendidikan sarjana ini dengan baik.
2. Ibu Mahendrawathi Er, S.T., M.Sc., Ph.D. selaku Kepala Departemen Sistem Informasi ITS, Bapak Nisfu Asrul Sani, S.Kom., M.Sc selaku Ketua Program Studi Sarjana Departemen Sistem Informasi ITS, serta seluruh dosen pengajar beserta staf dan karyawan Departemen Sistem Informasi ITS selama penulis menjalani perkuliahan.
3. Bapak Hatma Suryotrisongko S. Kom, Meng dan Ibu Nur Aini Rachmawati, S. Kom., M.Sc.Eng., Ph. D sebagai dosen wali penulis selama menempuh pendidikan di Departemen Sistem Informasi ITS.
4. Ibu Wiwik Anggraeni, S.Si., M. Kom. dan Faizal Mahananto, S.Kom, M.Eng., Ph.D selaku dosen pembimbing yang telah banyak meluangkan waktu untuk membimbing, mengarahkan, dan mendukung dengan



- memberikan ilmu, petunjuk, dan motivasi dalam penyelesaian tugas akhir ini.
5. Bapak Edwin Riksakomara, S. Kom, M. T dan Ibu Dr.Retno Aulia Vinarti, S.Kom., M.Kom. selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran dalam penyempurnaan tugas akhir ini.
  6. Teman-teman Sistem Informasi angkatan 2016 (Artemis) yang senantiasa menemani dan memberikan motivasi bagi penulis selama perkuliahan hingga dapat menyelesaikan tugas akhir ini.
  7. Teman-teman BimbaYLola yaitu Astari, Alif, Fadhila, Refing, Rifqy, Siluet, Maritza, Ucup, Gushan. yang senantiasa menemani saya dalam menyusun dan mengerjakan Tugas Akhir saya ini.
  8. Teman saya Safira Okta, Bowo, Bea, Caca, Rinda, Vali, Candrika yang selalu menyemangati saya.
  9. Seluruh pihak-pihak lainnya yang tidak dapat disebutkan satu per satu, yang telah membantu penulis selama perkuliahan hingga dapat menyelesaikan tugas akhir ini.

Penyusunan laporan tugas akhir ini masih jauh dari kata sempurna, sehingga penulis menerima adanya kritik maupun saran yang membangun untuk perbaikan di masa yang akan datang. Semoga buku tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca.

Surabaya, 7 Januari 2020

Penulis

Firdaus Akmal  
Mardiansyah

## DAFTAR ISI

<b>LEMBAR PERSETUJUAN..ERROR! BOOKMARK NOT DEFINED.</b>	
<b>ABSTRAK</b> .....	X
<b>ABSTRACT</b> .....	XIII
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	XVI
<b>DAFTAR ISI</b> .....	XVIII
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	XXI
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	XXIII
<b>DAFTAR KODE</b> .....	XXV
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	XXVI
1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Rumusan Masalah .....	2
1.3. Batasan Masalah .....	2
1.4. Tujuan .....	3
1.5. Manfaat .....	3
1.5.1. Bagi Universitas .....	3
1.5.2. Bagi Pendidikan .....	3
1.5.3. Bagi Instansi kesehatan / ahli medis .....	3
1.6. Relevansi .....	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	V
2.1. Studi Literatur .....	v
2.2. Dasar Teori .....	vii
2.2.1. Intensive Care Unit .....	vii
2.2.2. <i>Prognosis</i> .....	viii
2.2.3. <i>Klasifikasi</i> .....	viii
2.2.4. Elektrokardiogram .....	viii
2.2.5. <i>Heart Rate Variability</i> .....	ix
2.2.6. <i>Support Vector Machine</i> .....	x
2.2.7. <i>Multiscale Entropy</i> .....	xii
2.2.8. <i>Confusion Matrix</i> .....	xiii
2.2.9. <i>Interpolasi</i> .....	xiv
<b>BAB III METODOLOGI</b> .....	XVI
3.1. Studi Literatur .....	18
3.2. Pengumpulan Data .....	18
3.3. Pra Proses Data .....	18

3.4.	Ekstraksi Fitur Multiscale Entropy.....	18
3.5.	Klasifikasi Support Vector Machine .....	19
3.6.	Uji Performa .....	19
3.7.	Penarikan Kesimpulan .....	19
3.8.	Penyusunan Tugas Akhir .....	19
	<b>BAB IV PERANCANGAN .....</b>	<b>21</b>
4.1.	Pengumpulan Data .....	21
4.2.	Praproses Data .....	21
4.2.1.	Pemotongan Data .....	22
4.2.2.	Interpolasi.....	22
4.3.	Ekstraksi Fitur Multiscale Entropy.....	23
4.4.	Klasifikasi Support Vector Machine .....	23
4.5.	Penambahan Parameter Mean, Standard Deviasi dan RMS	24
4.6.	Uji Performa .....	24
	<b>BAB V IMPLEMENTASI.....</b>	<b>27</b>
5.1.	Praproses Data .....	27
5.1.1	Pemotongan Data .....	27
5.1.2	Interpolasi.....	30
5.2.	Ekstraksi Fitur Multiscale Entropy.....	34
5.3.	Perhitungan Mean, Standard Deviasi, RMS .....	37
5.4.	Klasifikasi Support Vector Machine .....	40
5.5.	Uji Performa .....	40
	<b>BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>42</b>
6.1.	Hasil Praproses Data .....	43
6.2.	Hasil Multiscale Entropy.....	45
6.3.	Perhitungan Mean, Standrat Deviasi dan RMS .....	48
6.4.	Hasil Support Vector Machine .....	48
6.5.	Hasil Confusion Matrix.....	64
	<b>BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>	<b>86</b>
7.1.	Kesimpulan .....	87
7.2.	Saran .....	87
	<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>89</b>
	<b>BIODATA PENULIS.....</b>	<b>91</b>
	<b>LAMPIRAN A: HASIL EKSTRAKSI FITUR</b>	
	<b>MULTISCALE ENTROPY.....</b>	<b>XCIII</b>

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 EKG pada kondisi normal.....	ix
Gambar 2. 2 Pemisahan Klasifikasi.....	x
Gambar 2. 3 Fungsi $\Phi$ .....	xi
Gambar 2. 4. (kiri) Sebelum Interpolasi. (kanan) Sesudah Interpolasi.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Gambar 3. 1. Metodologi .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Gambar 5. 1 Data Sebelum Dipotong.....	29
Gambar 5. 2 Data Sesudah Dipotong .....	30
Gambar 5. 3 Data sebelum Interpolasi prognosis Good .....	32
Gambar 5. 4 Data sesudah Interpolasi prognosis Good .....	32
Gambar 5. 5 Data sebelum Interpolasi prognosis Poor.....	33
Gambar 5. 6 Data sesudah Interpolasi prognosis Poor .....	34
Gambar 6. 1 Hasil sample Pasien dengan 20 Scale Entropy Data Prognosis Good .....	46
Gambar 6. 2 Hasil sample Pasien dengan 20 Scale Entropy Data Prognosis Poor .....	46

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1. Penelitian Sebelumnya 1 .....	v
Tabel 2. 2. Penelitian Sebelumnya 2 .....	vi
Tabel 2. 3. Penelitian Sebelumnya 3 .....	vii
Tabel 2. 4. Confusion Matrix .....	xiii
Tabel 6. 1 Daftar data pasien start time tidak detik ke 0.....	43
Tabel 6. 2 Daftar data pasien yang tidak komplit 300-900 ....	44
Tabel 6. 3 Tabel Rata-Rata Perscale.....	47
Tabel 6. 4 Model Support Vector Machine .....	48
Tabel 6. 5 Hasil Klasifikasi Multiscale Entropy .....	51
Tabel 6. 6 Hasil Klasifikasi Penambahan Mean RR.....	54
Tabel 6. 7 Hasil Klasifikasi Penambahan Standard Deviasi RR .....	57
Tabel 6. 8 Hasil Klasifikasi Penambahan RMSSD RR.....	59
Tabel 6. 9 Hasil Klasifikasi MSE Dengan Penambahan Parameter. ....	62
Tabel 6. 10 Hasil Uji Performa Multiscale Entropy .....	65
Tabel 6. 11 Tabel Confusion Matrix Multiscale Entropy .....	68
Tabel 6. 12 Hasil Uji Performa Mean RR .....	68
Tabel 6. 13 Hasil Confusion Matrix Mean RR.....	71
Tabel 6. 14 Hasil Confusion Matrix Mean RR Cubic.....	72
Tabel 6. 15 Hasil Uji Performa Standard Deviasi RR. ....	73
Tabel 6. 16 Hasil Confusion Matrix Standard Deviasi RR 1 .	75
Tabel 6. 17 Hasil Confusion Matrix Standard Deviasi RR 2 .	76
Tabel 6. 18 Hasil Uji Performa RMSSD RR.....	76
Tabel 6. 19 Hasil Confusion Matrix RMSSD RR 1.....	79
Tabel 6. 20 Hasil Confusion Matrix RMSSD RR 2.....	80
Tabel 6. 21 Hasil Confusion Matrix RMSSD RR 3.....	80
Tabel 6. 22 Hasil Uji Performa MSE Dengan Penambahan Parameter .....	81
Tabel 6. 23 Hasil Confusion Matrix MSE dan Penambahan Parameter .....	84

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



## DAFTAR KODE

Kode Program 5. 1. Pemotongan Data .....	28
Kode Program 5. 2. Program Interpolasi .....	31
Kode Program 5. 3. Multiscale Entropy .....	35
Kode Program 5. 4. Program 20 Scale .....	36
Kode Program 5. 5. Program Mean, Standar Deviasi, RMSE	38

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# BAB I

## PENDAHULUAN

Pada bab pendahuluan ini akan menjelaskan tentang proses identifikasi masalah penelitian yang meliputi latar belakang masalah, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian dan relevansi terhadap pengerjaan tugas akhir. Harapannya dengan berdasarkan uraian pada bab ini gambaran umum permasalahan dan pemecahan masalah tugas akhir dapat dipahami.

### 1.1. Latar Belakang

*Intensive Care Unit* (ICU) adalah perawatan di rumah sakit yang sangat penting karena di khususkan untuk pasien dewasa dengan kondisi yang mengancam jiwa. Karena di dalam ICU pasien akan di awasi secara intensif dan akan dilihat keseluruhan kondisi pasien beserta prognos nya. Prognosis adalah prediksi dari kemungkinan hasil akhir dari suatu penyakit, apakah kondisi dari pasien tersebut dapat pulih kembali atau tidak. Untuk saat ini di dunia kesehatan prognosis dapat dilakukan untuk setiap pasien itu dalam satu hari hanya satu kali prognosis. Padahal kondisi pasien tersebut dapat mengalami perubahan tidak hanya dalam waktu satu hari saja namun dalam waktu menit kondisi pasien dapat berubah-ubah. Saat ini kebanyakan untuk melakukan prognosis menggunakan sistem *scoring*. Dalam melakukan prognosis perlu membutuhkan banyak parameter penilaian. Beberapa parameter tersebut ialah umur, jenis kelamin, tekanan darah, kandungan limfosit, kandungan hemoglobin dan kandungan asam urat. Namun yang akan digunakan penelitian kali ini menggunakan sinyal EKG yang di rekam dan didapatkan sinyal *Heart Rate Variability* (HRV) [1].

Dengan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dapat meningkatkan fleksibilitas dari bentuk *threshold* yang memisahkan dua klasifikasi yang berbeda [2]. Margin dari SVM lebih seimbang dibandingkan dengan margin *Logistic Regression* [3]

Kelebihan dari tugas akhir ini yaitu dengan menggunakan *Multiscale Entropy* dimana input untuk *SVM* nya memiliki banyak variable.

Dalam tugas akhir ini akan membahas mengenai klasifikasi prognosis pasien dengan menggunakan metode *SVM* berdasarkan dari hasil ekstraksi data yang menggunakan *Multiscale Entropy* (MSE) pada sinyal HRV. Hasil akhir dari tugas akhir ini adalah hasil klasifikasi dan akurasi prognosis pasien ICU. Diharapkan dengan adanya penelitian ini dapat membantu ahli medis dalam menentukan tingkat prognosis pasien dengan lebih cepat karena menggunakan data dari sinyal EKG.

### **1.2. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang tersebut, rumusan masalah yang akan diselesaikan dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana hasil ekstraksi fitur sinyal HRV menggunakan *Multiscale Entropy* yang digunakan untuk melakukan klasifikasi prognosis pasien ICU?
2. Bagaimana model *SVM* yang digunakan untuk melakukan klasifikasi prognosis pasien ICU?
3. Bagaimana hasil dan akurasi klasifikasi prognosis pasien ICU menggunakan *Support Vectore Machine* dengan hasil ekstraksi dari hasil fitur menggunakan *Multiscale Entropy*?

### **1.3. Batasan Masalah**

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disebutkan, adapun batasan masalah terkait pengerjaan tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Data yang digunakan untuk menyelesaikan penelitian ini berasal dari data sinyal EKG pasien ICU dari PhysioNet.
2. Data EKG menggunakan data bedside monitoring pasien ICU dewasa dengan diagnosis sepsis.
3. Metode MSE yang digunakan merupakan Sample Entropy.

4. Model ekstraksi data diolah dengan menggunakan bahasa pemrograman python.
5. Klasifikasi SVM Non Linear dengan menggunakan tools Matlab.

#### **1.4. Tujuan**

Tujuan dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Mengetahui hasil sinyal HRV pasien ICU menggunakan fitur MSE.
2. Mengetahui model SVM yang baik yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi prognosis pada pasien ICU.
3. Mengetahui hasil dan akurasi klasifikasi prognosis pasien ICU menggunakan SVM dari hasil ekstraksi pada sinyal HRV menggunakan fitur MSE.

#### **1.5. Manfaat**

Manfaat yang diharapkan dari hasil pengerjaan tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

##### **1.5.1. Bagi Universitas**

Menambah referensi dalam penggunaan metode *Support Vector Machine* untuk mengestimasi fitur sinyal HRV yang pengekstraksian nya menggunakan metode *Multiscale Entropy*.

##### **1.5.2. Bagi Pendidikan**

Mengetahui aplikasi permodelan *Support Vector Machine* untuk mengestimasi prognosis pasien ICU berdasarkan fitur sinyal HRV pasien yang diekstraksi dengan menggunakan metode *Multiscale Entropy*..

##### **1.5.3. Bagi Instansi kesehatan / ahli medis**

Mampu membantu instansi kesehatan dalam melakukan estimasi prognosis pasien ICU yang

akurat agar menentukan penanganan yang tepat bagi pasien tersebut.

### **1.6. Relevansi**

Penelitian dari tugas ahir ini memiliki relevansi dengan :

Penelitian yang terdapat pada laboratorium Rekayasa Data dan Intelegensi Bsinis (RDIB) adanya keterkaitan tugas akhir dengan mata kuliah Penggalian Data, Analitika Bisnis dan Kecerdasan Bisnis mengenai menentukan model yang terbaik untuk melakukan klasifikasi prognosis pasien ICU berdasarkan. sinyal HRV agar mendapatkan penanganan yang tepat.

Metode ekstraksi yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *Multiscale Entropy* yang sudah beberapa penelitian yang menggunakan nya sehingga metode ini baik digunakan untuk mengekstraksi data dari sinyal HRV dalam menentukan prognosis pasien.

Penyusunan tugas akhir merupakan syarat kelulusan dari tahap sarjana dengan mengimplementasikan disiplin ilmu yang telah didapatkan selama pendidikan perkuliahan di Departemen Sistem Informasi ITS.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

Bab ini menjelaskan tentang studi sebelumnya, yang mana penelitian sebelumnya yang terkait dengan tugas akhir ini. Tidak hanya itu, penjelasan dasar teori yang berisi tentang gambaran umum dari studi kasus dan teori mengenai metode yang akan digunakan dalam pengerjaan studi kasus tugas akhir ini.

#### **2.1. Studi Literatur**

Berikut ini adalah penelitian – penelitian yang dijadikan acuan dalam pengerjaan tugas akhir yang disajikan dalam **Tabel 2.1.**

**1.**

Tabel 2. 1. Penelitian Sebelumnya 1

<b>Judul Paper</b>	<i>Multiscale of the Heart Rate Variability for the Prediction of an Ischemic Stroke in Patients with Permanent Atrial Fibrillation</i>
<b>Penulis; Tahun</b>	Eiichi Watanabe, Ken Kiyono, Junichiro Hayano, Yoshiharu Yamamoto, Joji Inamasu, Mayumi Yamamoto, Tomohide Ichikawa, Yoshihiro Sobue, Masehide Harada, Yukio Ozaki. 2015
<b>Deskripsi Umum</b>	<i>Atrial fibrilasi (AF)</i> adalah faktor risiko yang signifikan untuk stroke iskemik, dan membuat skema stratifikasi risiko yang kuat akan menjadi penting. Beberapa penelitian telah meneliti apakah dinamika denyut jantung nonlinier dapat memprediksi stroke iskemik pada AF. Didalam penelitian ini memeriksa apakah pengukuran kompleksitas baru dari variabilitas

	detak jantung yang disebut <i>Multiscale Entropy (MSE)</i> adalah ukuran stratifikasi risiko yang berguna dari stroke iskemik pada pasien dengan AF permanen
<b>Keterkaitan dengan Tugas Akhir</b>	Refrensi Fitur Multiscale Entropy

Tabel 2. 2. Penelitian Sebelumnya 2

<b>Judul Paper</b>	<i>Assemsent of EEG ynamical complexityin Alzheimer disease using Multiscale Entropy</i>
<b>Penulis; Tahun</b>	Tomoyuki Mizuno, Tetsuya Takashi, Raymond Y. Cho, Mitsuru Kikuchi, Tetsuhito Murata, Koichi Takashi, Yuji Wada. 2016
<b>Deskripsi Umum</b>	Metode <i>Multiscale Entropy</i> digunakan sebagai bantuan untuk menjelaskan patofisiologi penyakit Alzheimer (AD), kami memeriksa MSE dalam beristirahat aktivitas EEG negara dibandingkan dengan analisis EEG tradisional.
<b>Keterkaitan dengan Tugas Akhir</b>	Refrensi Fitur Multiscale Entropy



Tabel 2. 3. Penelitian Sebelumnya 3

<b>Judul Paper</b>	<i>Classification of ECG heartbeats using nonlinear decomposition methods and support vector machine</i>
<b>Penulis; Tahun</b>	Kandala N.V.P.S. Rajesh, Ravindra Dhuli
<b>Deskripsi Umum</b>	Dalam makalah ini, kami mengusulkan dua pendekatan ekstraksi fitur untuk mengklasifikasikan lima jenis detak jantung: normal, kontraksi ventrikel prematur, kontraksi atrium pre-matang, blok cabang kiri dan blok cabang kanan.
<b>Keterkaitan dengan Tugas Akhir</b>	Refrensi Klasifikasi Support Vector Machine

## 2.2. Dasar Teori

Pada sub bab ini akan dibahas mengenai dasar teori yang berhubungan dengan tugas akhir ini.

### 2.2.1. Intensive Care Unit

Intensive Care Unit (ICU) merupakan bagian yang cukup penting dari sebuah rumah sakit dalam penyembuhan seorang pasien. ICU juga merupakan tempat khusus untuk pasien darurat yang memiliki atau berisiko mengalami disfungsi organ akut yang mengancam jiwa. Perawatan intensif menggunakan berbagai teknologi yang memberikan dukungan terhadap

kegagalan sistem organ dan membutuhkan penanganan yang intensif selama 24 jam [4].

### ***2.2.2. Prognosis***

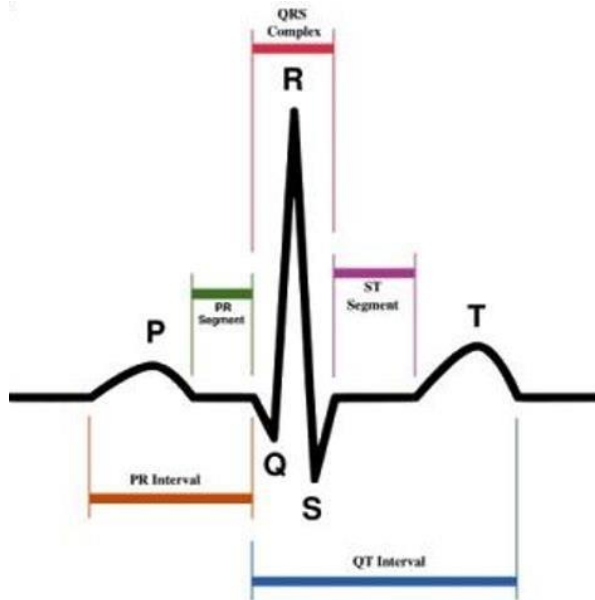
Prognosis adalah prediksi dari kemungkinan perawatan, durasi dan hasil akhir suatu penyakit berdasarkan pengetahuan umum dari patogenesis dan kehadiran faktor risiko penyakit. Prognosis muncul setelah diagnosis dibuat dan sebelum rencana perawatan dilakukan. Faktor-faktor prognosis adalah karakteristik yang memprediksi hasil akhir suatu penyakit begitu penyakit itu muncul sedangkan faktor-faktor risiko adalah karakteristik individu yang membuatnya berisiko tinggi menderita suatu penyakit [5].

### ***2.2.3. Klasifikasi***

Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data dengan tujuan memperkirakan kelas yang diketahui dari suatu objek.

### ***2.2.4. Elektrokardiogram***

Elektrokardiogram adalah peralatan medis yang dapat digunakan untuk mengukur aktivitas elektrik otot jantung dengan mengukur perbedaan biopotensial bagian luar tubuh. Sinyal EKG adalah suatu gambaran dari potensial listrik yang dihasilkan dari aktivitas otot jantung [6] seperti **Gambar 2.1**.



Gambar 2. 1 EKG pada kondisi normal

Gelombang P menunjukkan depolarisasi atrial yang dipicu oleh nodet SA, segmen PR menunjukkan berhentinya implus pada AV node, gelombang QRS menunjukkan depolarisasi ventrikel, segmen ST menunjukkan tidak adanya implus disebabkan adanya periode refrakter di sel miokardium dan gelombang T menunjukkan repolarisasi [7].

### 2.2.5. Heart Rate Variability

Heart Rate Variability (HRV), variasi dari waktu ke waktu periode antara detak jantung berturut-turut, sebagian besar tergantung pada regulasi ekstrinsik dari detak jantung. HRV dianggap mencerminkan kemampuan jantung untuk beradaptasi dengan keadaan yang berubah dengan mendeteksi dan dengan cepat merespons rangsangan yang tidak terduga. Analisis HRV adalah kemampuan untuk menilai kesehatan jantung secara keseluruhan dan keadaan Autonomic Nervous System (ANS) yang bertanggung jawab untuk mengatur aktivitas jantung [8].

### 2.2.6. Support Vector Machine

*Support Vector Machines (SVM)* adalah sebuah framework dari teori statistika yang sudah mulai dari prediksi *time series* untuk pemrosesan data biologis untuk diagnosis medis [9]. Input dari SVM adalah hasil dari *Multiscale Entropy*. Penggunaan metode SVM pada penelitian ini adalah karena dapat memasukan banyak nilai dan output yang dikeluarkan hanya dua yaitu prognosis baik dan prognosis buruk. Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah class pada input space [10]. Klasifikasi dapat dilakukan dengan menemukan garis *hyperplane* yang memisahkan antar kedua kelompok tersebut.

Hyperplane Klasifikasi Linier SVM :

$$f(x) = w \cdot x + b = 0$$

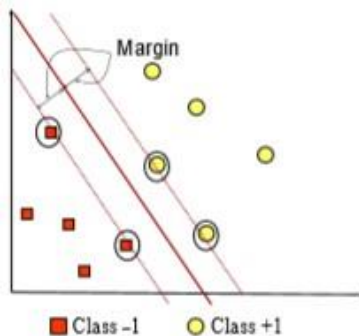
Persamaan sampel negatif :

$$w \cdot x + b \leq -1$$

Persamaan sampel positif :

$$w \cdot x + b \leq +1$$

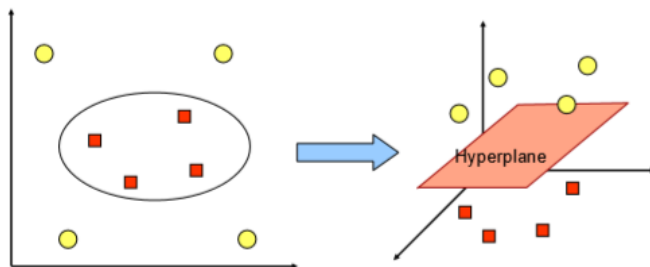
Setelah menentukan garis Hyperplane tersebut diharuskan untuk membuat Margin dari garis Hyperplane dari kedua titik terdekat yang berasal dari standart deviasi yaitu  $D^+$  dan  $D^-$  seperti pada **Gambar 2.2**.



Gambar 2. 2 Pemisahan Klasifikasi

Pada Support Vector Machine ini akan mengeluarkan Binary Class dimana hanya akan ada dua kelas yang akan menjadi output nya yaitu 0 dan 1 [11]. pada kasus ini untuk binary class nya yaitu Prognosis pasien baik (0) dan Prognosis pasien buruk (1).

Dalam metode Support Vector Machine ini akan digunakan metode yang non-linear. Dengan fungsi  $\Phi$  memetakan tiap data pada input space tersebut ke ruang vector baru yang berdimensi lebih tinggi. Dimana kedua class dapat dipisahkan secara linear oleh sebuah hyperplane seperti pada **Gambar 2.3**.



Gambar 2. 3 Fungsi  $\Phi$

Selanjutnya proses pembelajaran pada SVM dalam menemukan titik-titik support vector, hanya bergantung pada dot product dari data yang sudah ditransformasikan pada ruang baru yang berdimensi lebih tinggi,

$$\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j).$$

Karena umumnya transformasi  $\Phi$  ini tidak diketahui, dan sangat sulit untuk difahami secara mudah, maka perhitungan dot product tersebut sesuai teori Mercer dapat digantikan dengan fungsi kernel [10].

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j).$$

### 2.2.7. Mean RR.

Mean adalah nilai dari rata-rata dari RR dengan cara menghitung jumlah RR dibagi dengan banyak RR.

$$m = \frac{\text{sum of RR}}{\text{number of RR}}$$

Standar deviasi adalah nilai statistik yang digunakan untuk menentukan bagaimana sebaran data dalam sampel, dan seberapa dekat titik data individu ke mean – atau rata-rata – nilai sampel.

Sebuah standar deviasi dari kumpulan data sama dengan nol menunjukkan bahwa semua nilai-nilai dalam himpunan tersebut adalah sama. Sebuah nilai deviasi yang lebih besar akan memberikan makna bahwa titik data individu jauh dari nilai rata-rata.

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N - 1}}$$

### **2.2.8. RMSSD RR.**

RMSSD RR adalah Root Mean Square Successive Distance RR. Dapat digunakan untuk mencari tahu rekaman durasi yang pendek. Metode frekuensi biasanya dapat memberikan hasil yang lebih mudah dipahami dalam hal fisiologis. Secara umum metode domain waktu idel untuk analisis rekaman jangka Panjang.

$$\sqrt{\frac{1}{N - 1} \left( \sum_{i=1}^{N-1} ((R - R)_{i+1} - (R - R)_i)^2 \right)}$$

### **2.2.9. Multiscale Entropy**

*Multiscale Entropy* adalah metode yang menggunakan scale yang akan digunakan untuk menentukan yang akan digunakan sebagai input dari SVM. Terdapat tahapan yang akan dilakukan ketika mengeskraksi data dari HRV untuk menjadi input dari

SVM tersebut metode perhitungan yang akan digunakan untuk menghitung Multiscale Entropy tersebut adalah *sample entropy* [12].

Tahapan pertama :

$$x_i^m = \{x_i \ x_{i+1} \ \dots \ x_{i+m-1}\}, 1 \leq i \leq N - m$$

Tahap tersebut digunakan untuk mencari output dari 20 scale yang akan diproses dengan metode *sample entropy*.

Tahapan kedua :

$$S_e(m, r, M) = -\ln \left[ \frac{C^{m+1}(r)}{C^m(r)} \right]$$

Digunakan untuk menghitung dari 20 scale tersebut yang akan menjadi input dari SVM.

### 2.2.10. Confusion Matrix

*Confusion Matrix* biasa digunakan untuk klasifikasi dan memiliki akurasi yang baik, pada **Tabel 2.4** merupakan contoh dari *confusion matrix*.

Tabel 2. 4. *Confusion Matrix*

		<i>Actual Class</i>	
		<i>Actual Negative</i>	<i>Actual Positive</i>
<i>Predicted Class</i>	<i>Predicted Negative</i>	TN	FN
	<i>Predicted Positive</i>	FP	TP

Dari tabel tersebut akan dapat kita ketahui *accuracy*, *sensitivity* dan *specivicity* dari hasil klasifikasi SVM. *Accuracy* digunakan untuk mengetahui seberapa besar ketepatan prediksi model

*SVM*, *Sensitivity* digunakan untuk mengetahui prosentase 'True Positive' yang benar, lalu untuk *specivicity* digunakan untuk

mengetahui prosentase 'True Negative' yang dapat diketahui dengan benar. Rumus perhitungan [13].

$$Accuracy (\%) = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$

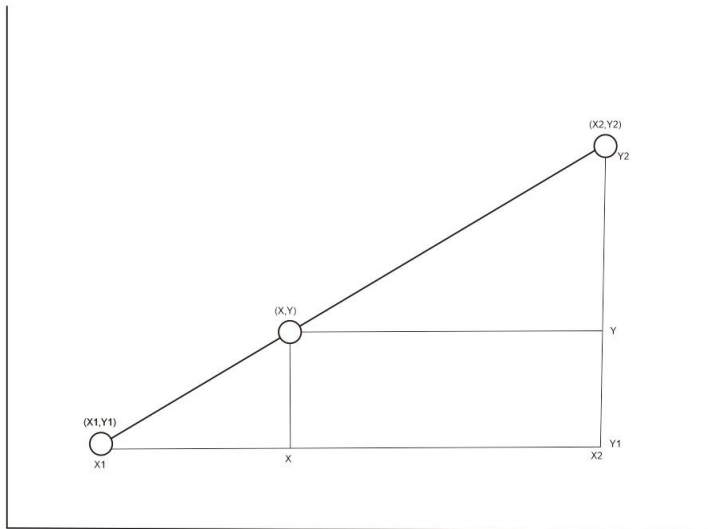
$$Spesivicity = \frac{TN}{TN + FP}$$

### **2.2.11. Interpolasi**

Interpolasi adalah cara menentukan nilai yang berada di antara dua nilai diketahui berdasarkan suatu fungsi persamaan. Interpolasi linear adalah cara menentukan nilai yang berada di antara dua nilai diketahui berdasarkan persamaan linear (persamaan garis lurus). Persamaan linear disebut juga dengan persamaan garis lurus karena jika hasil persamaan linear



digambarkan pada kertas grafik maka bentuk kurvanya adalah garis lurus seperti pada **Gambar 2.4**.



Gambar 2. 4 Interpolasi

Rumus perhitungan yang digunakan untuk interpolasi seperti pada rumus dibawah.

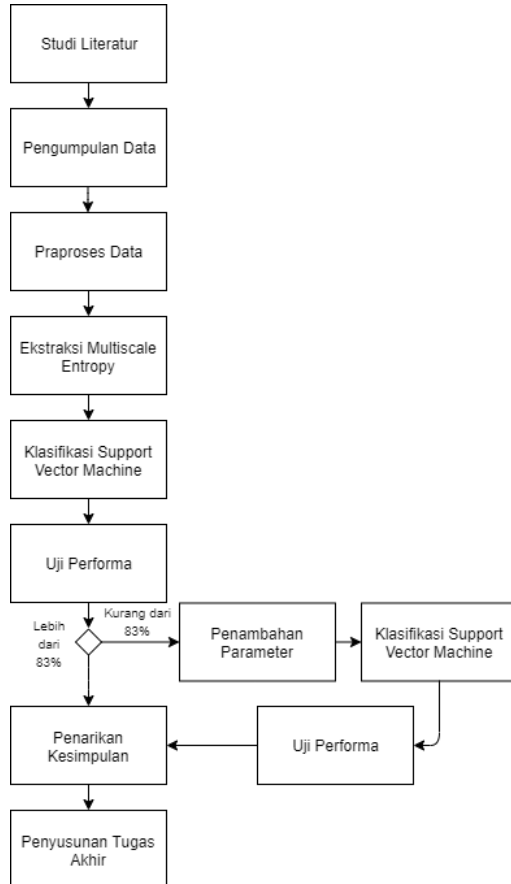
$$\frac{(X - X1)}{(X2 - X1)} = \frac{(Y - Y1)}{(Y2 - Y1)}$$

$$Y = Y1 + \frac{(X - X1)}{(X2 - X1)} (Y2 - Y1)$$

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## BAB III METODOLOGI

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai tahapan – tahapan yang dikerjakan dalam pelaksanaan tugas akhir sebagai panduan pengerjaan yang sistematis. Adapun metodologi yang digunakan pada tugas akhir ini digambarkan seperti pada **Gambar 3.1.**



Gambar 3. 1 Metodologi

### 3.1. Studi Literatur

Pada studi literatur ini dilakukan dengan mengumpulkan berbagai referensi teori yang relevan dengan kasus atau permasalahan yang ditemukan. Dengan adanya studi literatur ini peneliti dapat menguasai dan memahami apa saja yang akan digunakan sebagai teori yang dapat menunjang penelitian serta dapat membantu menyelesaikan permasalahan. Dengan demikian tahapan ini peneliti akan melakukan studi literatur dengan metode yang sesuai dengan penelitian yaitu ekstraksi menggunakan metode MSE dan klasifikasi menggunakan metode SVM dengan melihat penelitian sebelumnya yang dapat digunakan menjadi acuan.

### 3.2. Pengumpulan Data

Pada tahap ini peneliti akan mengumpulkan data dari *physionet*. Pasien prognosis baik sebanyak 72 pasien sedangkan dengan pasien prognosis buruk sebanyak 72 pasien. Rekaman HRV yang dipakai adalah *short term hrv* dengan panjang 10 menit.

### 3.3. Pra Proses Data

Pada tahapan ini akan melakukan pengolahan data yang telah didapatkan dari *physionet* yang berupa data pasien ICU. sehingga kita dapat melakukan proses ekstraksi fitur yang akan dilakukan ditahapan berikutnya. Data yang diambil dari *physionet* merupakan data pasien ICU. Tahapan yang ada didalam pra proses data yaitu pemotongan data dan interpolasi data.

### 3.4. Ekstraksi Fitur Multiscale Entropy

Pada tahapan ini setelah data EKG sudah terinterpolasi maka akan diekstraksi dengan fitur MSE. Untuk melakukan ekstraksi fitur tersebut sebelumnya dilakukan pembuatan kode program yang diterjemahkan dengan rumus matematis MSE. Input dari tahapan ini adalah hasil konversi sinyal EKG menjadi HRV. Output dari tahapan ini adalah nilai hasil ekstraksi fitur. Dalam

ekstraksi fitur ini dilakukan pemilihan scale yang akan digunakan menjadi output dari MSE.

### **3.5. Klasifikasi Support Vector Machine**

Pada tahapan ini akan dilakukan klasifikasi SVM. Input dari tahapan ini berasal dari hasil ekstraksi MSE. Data tersebut dilakukan pembagian dengan perbandingan 70% sebagai training dan 30% sebagai testing yang akan digunakan sebagai data pelatihan dan pengujian [15] [16]. Output yang dihasilkan pada tahapan ini adalah hasil klasifikasi prognosis pasien.

### **3.6. Penambahan Parameter Mean RR, STD RR dan RMSSD RR**

Pada tahapan ini akan dilakukan penambahan parameter untuk melihat nilai tengah dari data tersebut, melihat variance data dan melihat perbedaan variance tiap data. Yang bertujuan agar dapat meningkatkan akurasi dari Support Vector Machine.

### **3.7. Uji Performa**

Uji performa yang akan dilakukan setelah mengklasifikasi dari SVM yaitu *Confusion Matrix*. Perhitungan tersebut akan dapat mengetahui rincian performa klasifikasi.

### **3.8. Penarikan Kesimpulan**

Pada tahapan ini akan menyimpulkan penerapan hasil dari metode *Multiscale Entropy* yang digunakan untuk ekstraksi fitur pada HRV dan hasil dari klasifikasi dengan metode *Support Vector Machine*.

### **3.9. Penyusunan Tugas Akhir**

Pada tahapan penyusunan tugas akhir ini akan dilakukan penulisan laporan tugas akhir dengan tujuan sebagai dokumentasi pelaksanaan penelitian tugas akhir ini. Laporan tersebut mencakup :

- a. Bab I yaitu Pendahuluan yang berisi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat pengerjaan tugas akhir ini.

- b. Bab II yaitu Tinjauan Pustaka yang menjelaskan mengenai penelitian terdahulu dengan topik serupa dan juga teori-teori penunjang permasalahan yang dibahas pada tugas akhir ini.
- c. Bab III yaitu Metodologi Penelitian yang akan menjelaskan tentang tahapan yang akan dilakukan dalam pengerjaan penelitian tugas akhir ini.
- d. Bab IV yaitu Perancangan yang akan menjelaskan mengenai bagaimana rancangan dari penelitian tugas akhir yang terdiri dari mendefinisikan ruang lingkup penelitian dan bagaimana penelitian ini akan dilakukan.
- e. Bab V yaitu Implementasi yang akan menjelaskan tentang proses pelaksanaan penelitian dan pembuatan model untuk klasifikasi.
- f. Bab VI yaitu Hasil dan Pembahasan yang menjelaskan tentang pembahasan pengerjaan di tugas akhir ini.
- g. Bab VII yaitu Kesimpulan dan Saran yang menjelaskan tentang kesimpulan dan saran untuk menyempurnakan tugas akhir ini.

## **BAB IV PERANCANGAN**

Pada bab ini akan menjelaskan mengenai bagaimana rancangan dari peneliti tugas akhir yang terdiri dari mendefinisikan ruang lingkup penelitian dan bagaimana penelitian ini akan dilakukan.

### **4.1. Pengumpulan Data**

Pada tahapan ini data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah data sinyal EKG pasien ICU yang didapatkan dari *pyshionet.org*. sinyal EKG pasien ICU yang tersedia dalam bentuk .RR File .

Total dari data yang diproses yaitu 100 dengan 50 pasien good dan 50 pasien poor. Setelah data sudah terkumpul maka proses berikutnya memberikan label keterangan pasien tersebut memiliki prognosis apa,.

### **4.2. Praproses Data**

Keseluruhan total HRV pasien ICU tersebut berasal dari instalasi MICU, dipilih lagi mana saja pasien yang memiliki diagnosis SEPSIS atau dibilang juga dengan keadaan dimana terdapat banyak bakteri di dalam darah dan terjadi peradangan didalam tubuh yang dapat menyebabkan gangguan pada organ tubuh.

Setelah data tersebut sudah di dapatkan, data dibagi menjadi dua kelas yaitu prognosis *good* dan prognosis *poor*. Prognosis *good* merupakan pasien yang tidak sehat atau berada didalam keadaan tidak meninggal dan prognosis *poor* adalah pasien yang meninggal di ICU atau keadaan tidak hidup. Pembagian kelas ini merupakan hasil dari pengklasifikasian ketika telah melakukan penelitian.

Pada tahapan praproses data ini akan dilakukan pengolahan data yang sudah didapatkan sehingga dapat dilakukan penelitian. Data yang didapatkan sudah dalam berbentuk RR *files*.

Sehingga pengolahan datanya perlu pengkonversian agar dapat diolah lanjut menjadi .csv.

Pada tahapan prapross data ini terdapat 2 tahapan yaitu Pemotongan data dan Interpolasi data. Tahapan pemotongan ini dilakukan pertama kali dan hasil pemotongan data merupakan hasil yang akan digunakan untuk interpolasi data.

#### **4.2.1. Pemotongan Data**

Pemotongan data dilakukan karena data dari setiap pasien memiliki data yang berbeda-beda panjangnya sehingga kita akan memotong data 10 menit yaitu di detik ke 300 hingga 900, karena jika di hitung mulai awal kemungkinan besar pasien sedang beradaptasi dengan alat yang baru dipasang.

Pemotongan data ini dilakukan dengan menggunakan pemrograman python, untuk data-data khusus yang memiliki data yang tidak sesuai dengan kebutuhan dilakukan penanganan khusus seperti mereset ulang data yang start time nya tidak dari 0. Adapula data yang memiliki jump sehingga perhitungan menjadi buruk. Sehingga dilakukan reset dengan start time data yang sudah stabil dan tidak memiliki jump yang terlalu jauh sehingga keseluruhan data tetap bisa diproses tahapan-tahapan berikutnya.

#### **4.2.2. Interpolasi**

Setelah kita memotong data menjadi 600 detik maka data tersebut akan diinterpolasi karena pasien tersebut dalam 10 menit tidak memiliki jumlah detak jantung yang sama. Sehingga akan diinterpolasi dengan *sampling rate* 5 Hz. Sehingga pasien akan memiliki data poin yang sama yaitu 3000 titik.

Data dari interpolasi ini akan digunakan untuk input dari *multiscale entropy*. Data interpolasi ini akan merubah data aslinya namun tidak terlalu berubah karena menyesuaikan dengan  $rr$  yang sudah ada.



### 4.3. Ekstraksi Fitur Multiscale Entropy

Ekstraksi fitur Multiscale Entropy ini kita menghitung 20 *scale*. Perhitungan *scale* dilakukan untuk keseluruhan pasien, jadi 1 pasien akan memiliki 20 *scale*. Setelah *scale* tersebut dilakukan kita menghitung masing-masing *scale* dengan rumus perhitungan *Sample Entropy* seperti yang ditunjukkan pada persamaan didasar teori.

Ekstraksi Fitur menggunakan Multiscale Entropy ini merupakan tahapan perhitungan yang dilakukan dengan menggunakan Bahasa pemrograman python. Perhitungan ini dilakukan dengan menggunakan library `pyentrp` `entropy`. dengan mengambil tiga tahapan yang akan digunakan untuk perhitungan yaitu *sample entropy*, *multiscale entropy* dan *util granulate time series*.

### 4.4. Klasifikasi Support Vector Machine

Klasifikasi dilakukan setelah kita memiliki *output* dari *Multiscale Entropy* dilakukan. *Input* dari *Support Vector Machine* ini merupakan hasil dari *Sample Entropy*. Dengan perbandingan 70 dijadikan data *training* untuk menemukan model dari *Support Vector Machine*. Setelah kita menemukan model dari data *training* maka kita memasukan 30 yang menjadi data *testing*. Setelah kita memasukan data *testing* tersebut akan keluar *output* menjadi dua kelas yaitu *prognosis baik* dan *prognosis buruk*. *Tools* yang akan digunakan untuk melakukan klasifikasi *Support Vector Machine* ini adalah *Matlab*.

Untuk mendapatkan hasil yang maksimal dilakukan pengujian dengan 4 model *Support Vector Machine* yaitu *Linear*, *Quadratic*, *Gaussian*, *Cubic*. Dengan terdapat 2 parameter yaitu *Box Constraint* dan *Kernel Scale*. Masing masing nilai dari 2 parameter tersebut diambil dengan menggunakan perwakilan log. Yaitu  $\log_0$ ,  $\log_1$ ,  $\log_2$ ,  $\log_3$ . Yang masing masing nilainya yaitu 0.1, 10, 100, 1000. Karena nilai maksimum yang dapat diujikan di dalam *Matlab* yaitu 1000. Sehingga akan menghasilkan 64 model untuk mencari presentase terbesar.

Hasil akurasi pada percobaan pertama dilakukan dengan target 83,9% [18]. Jika tidak sampai dengan target yang diharapkan maka dilakukan percobaan satu kali dengan dengan menambah parameter yaitu Mean, Standard Deviasi dan RMS.

#### **4.5. Penambahan Parameter Mean RR, Standard Deviasi RR dan RMSSD RR**

Penambahan parameter yang dilakukan dengan menghitung Mean dari setiap data RR yang ada. Begitu juga untuk Standard Deviasi RR dan RMSSD RR. Setelah mendapatkan nilai tersebut akan digunakan untuk klasifikasi Support Vector Machine.

Penambahan parameter ini dihitung dengan program python dengan cara menggunakan kode mean dan kode standard deviasi karena kode tersebut sudah tersedia. Untuk perhitungan RMSSD RR dilakukan dengan pembuatan method dari python. Keseluruhan data akan otomatis terhitung dengan ketiga program ini.

#### **4.6. Uji Performa**

Klasifikasi *Support Vector machine* tersebut akan diuji performanya apakah model yang sudah dilakukan itu baik atau tidak. Maka model Support Vector Machine tersebut akan dinilai dengan *Confusion Matrix* sehingga kita akan mendapatkan 3 poin yaitu *Accuracy*, *Specificity* dan *Sensitivity*.

Masing-masing poin tersebut memiliki arti yang berbeda-beda, *Accuracy* digunakan untuk menilai seberapa benar pengujian yang sudah dilakukan. *Sensitivity* digunakan untuk mengevaluasi model tersebut dalam mendeteksi pasien yang baik dan diprognosis benar sebesar berapa persen. Sedangkan untuk *Specificity* digunakan untuk melihat hasil prognosis pasien yang buruk dan diprognosis benar sebesar berapa persen.

Nilai dari *Confusion Matrix* ini akan digunakan untuk masing-masing klasifikasi. Nilai yang akan dihitung akurasi yaitu

ke empat klasifikasi dari *Multiscale Entropy* , *Mean RR*, *STD RR* dan *RMSSD RR*.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## BAB V IMPLEMENTASI

Pada bab ini akan menjelaskan tentang implementasi dari bab perancangan pada penelitian tugas akhir ini.

### 5.1. Praproses Data

Dari keseluruhan data yang sudah di ambil terdapat 206 data yang akan di lakukan pemotongan waktu dengan durasi 10 menit.

Dari total data pasien ICU ini tersedia di *physionet.org* yaitu 206 data yang akan digunakan untuk diolah dan diteliti.

Dari 206 pasien, akan dilakukan pembagian menjadi 2 kelas yaitu data pasien dengan prognosis *good* dan pasien dengan prognosis *poor*. Penjelasan mengenai prognosis *good* adalah pasien yang keluar dari ICU dengan kondisi hidup dan prognosis *poor* adalah kondisi dimana pasien tersebut keluar dari ICU dengan kondisi tidak hidup/meninggal. Pembagian data ini di dibagi 2 kelas dengan rincian terdapat 72 pasien dengan kondisi poor dan 134 pasien dengan kondisi good.

Terdapat 5 pasien yang tidak sesuai dengan format yang seharusnya yaitu durasinya terpotong dari 0 ke angka yang jauh. Maka dari itu perlu dilakukan reset data yang berasal dari nilai yang sudah normal dengan mengurangi nya sehingga data tersebut dapat dilakukan pemotongan 600 detik.

#### 5.1.1 Pemotongan Data

Tahapan pertama yaitu memotong data agar banyak data sesuai dengan keseluruhan pasien. Data tersebut akan digunakan sebagai input dari Ekstraksi Fitur Multiscale Entropy dengan kode program seperti pada **Kode Program 5.1**. sedangkan perbandingan data sebelum dipotong pada **Gambar 5.1** dan sesudah terpotong pada **Gambar 5.2** , dengan keterangan sumbu x adalah detik dan sumbu y adalah heart rate variability.

```
def is_in_bound(time, lbound=300, hbound=900):
    time = str(time)

    if '.' not in time:
        return lbound <= int(time) <= hbound

    splitted_time = [int(x) for x in time.split('.')]

    if(len(splitted_time) == 2):
        if lbound <= splitted_time[0] < hbound:
            return True
        elif splitted_time[0] == hbound:
            if(splitted_time[1] > 0):
                return False
            else:
                return True

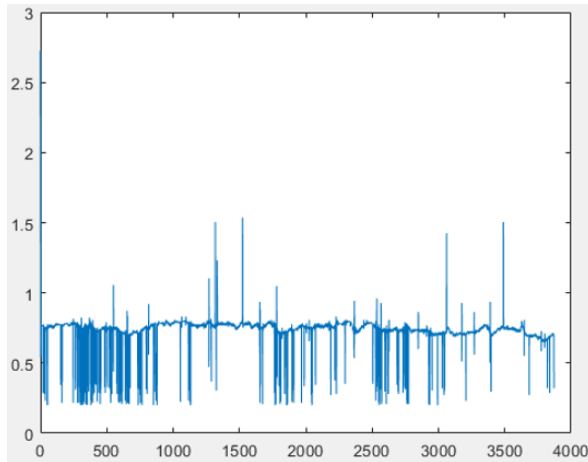
    if(len(splitted_time) == 3):
        if lbound <= splitted_time[0] < hbound:
            return True
        elif splitted_time[0] == hbound:
            if(splitted_time[1] > 0 or
               splitted_time[2] > 0):
                return False
            else:
                return True

    return False
```

Kode Program 5. 1 Pemotongan Data

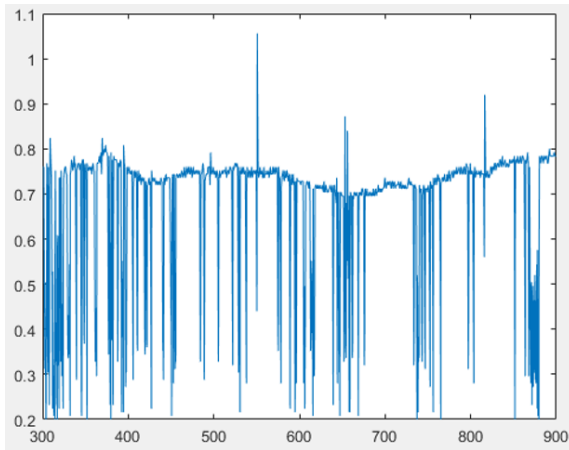
lbound merupakan lowest yaitu nilai terkecil yang kan diambil sehingga itu merupakan batasan pertama dari program kedua

hbound yaitu highest yaitu nilai tertinggi yang akan diambil sehingga itu merupakan batasan kedua dari program. Nilai tersebut akan berubah ketika menyelesaikan data-data yang memiliki start time yang tidak dari 0 dan pasien yang memiliki beberapa jump yang tidak stabil. Sehingga data tersebut dapat diambil untuk



Gambar 5. 1 Data Sebelum Dipotong

Grafik diatas merupakan data awal tanpa modifikasi proses apapun. Yang merupakan data yang asli dari salah satu pasien denga prognosis giid. Pada grafik diatas tercatat bahwa panjang dari data tersebut yaitu hamper 4000 detik. Dan dapat dilihat juga bahwa rata-rata detik dari data tersebut yaitu 0,8.



Gambar 5. 2 Data Sesudah Dipotong

Hasil pada gambar diatas menunjukkan bahwa Panjang data yang 10 menit tersebut memiliki detak jantung diantara 0,7 dan 0,8. Dan Panjang data berubah menjadi 300 hingga 900.

### 5.1.2 Interpolasi

Tahapan kedua di praproses data yaitu interpolasi. Dimana ketika kita sudah mendapatkan panjang data yang sama namun kondisi pasien berbeda-beda, dalam artian detak jantung yang dialami oleh pasien tidak sama. Maka disini kita akan melakukan interpolasi agar detak jantung dari pasien tersebut sama dan dapat dilakukan proses Ekstraksi Fitur Multiscale Entropy. Kode interpolasi dapat dilihat pada **Kode Program 5.2**. hasil interpolasi data Good pada **Gambar 5.3** sebelum interpolasi dan pada **Gambar 5.4** data setelah interpolasi. hasil interpolasi data Poor pada **Gambar 5.5** sebelum interpolasi dan pada **Gambar 5.6** sesudah interpolasi dengan keterangan sumbu x adalah detik dan sumbu y adalah heart rate variability.



```

def process_interpolation(output_file, data_file):
    df = pandas.read_csv(data_file, delimiter=';',
header=None).transpose()
    x = df.loc[0].values
    y = df.loc[1].values

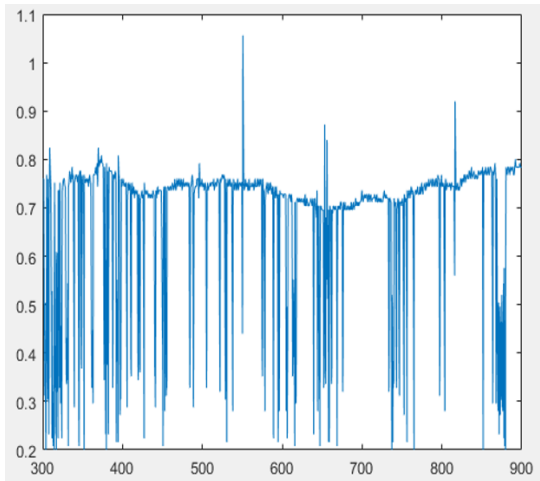
    CS = CubicSpline(x,y)
    new_x = numpy.arange(300,900,.2) # Make new 3000
X points from 300 ... 900 with .2 step

    interpolation_data = pandas.DataFrame([new_x,
CS(new_x)]).transpose()
    interpolation_data.to_csv(output_file, sep=';',
header=None, index=None, float_format='%0.3f')

```

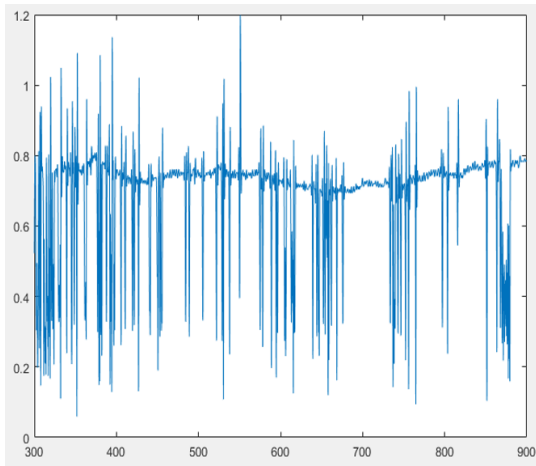
Kode Program 5. 2 Program Interpolasi

Pada tahapan ini merupakan kode program untuk interpolasi yang berguna untuk interpolasi data ketika sudah dipotong menjadi 600 detik. Pengambilan data diambil dari x dan y dimana nilai x panjang data yaitu 600 detik sedangkan nilai untuk y yaitu nilai dari 600 detik yang merupakan nilai dari rr.



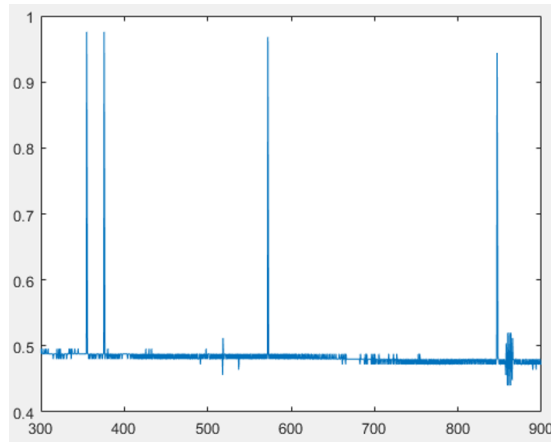
Gambar 5. 3 Data sebelum Interpolasi prognosis Good

Pada grafik diatas merupakan grafik dari salah satu pasien dengan prognosis Good yang telah terpotong. Data tersebut juga sudah sesuai dengan kebutuhan untuk dilakukan interpolasi.



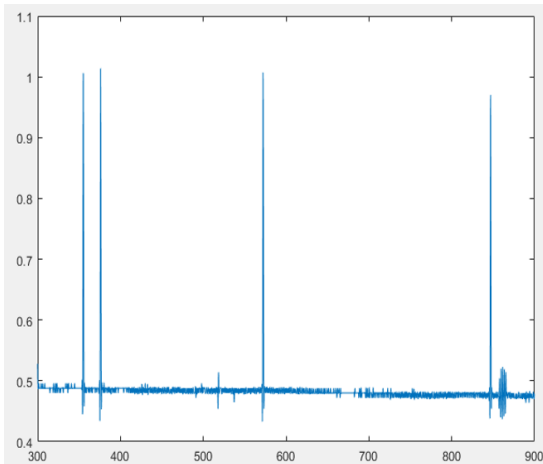
Gambar 5. 4 Data sesudah Interpolasi prognosis Good

Grafik diatas merupakan salah satu hasil interpolasi pasien good. Hasil dari interpolasi terlihat mirip dengan hasil sebelum interpolasi. Hasil terlihat mirip karena hasil dari interpolasi ini memberikan nilai dari setiap rr pasien tidak sama sehingga digunakan interpolasi agar memiliki hasil yang sama



Gambar 5. 5 Data sebelum Interpolasi prognosis Poor

Pada grafik diatas merupakan grafik dari salah satu pasien dengan prognosis poor yang telah terpotong. Data tersebut juga sudah sesuai dengan kebutuhan untuk dilakukan interpolasi.



Gambar 5. 6 Data sesudah Interpolasi prognosis Poor

Begitu juga untuk salah satu sampel dari pasien dengan prognosis poor. Hasil interpolasi terlihat sama dan hanya terlihat lebih sedikit perbedaannya. Namun kedua pasien yang memiliki prognosis yang berbeda ini sama-sama memiliki nilai yang sama yaitu 3000 titik yang akan digunakan untuk perhitungan multiscale entropy.

## 5.2. Ekstraksi Fitur Multiscale Entropy

Setelah tahap menginterpolasi data, selanjutnya dilakukan perhitungan scale pada setiap pasien yang nantinya akan dijadikan 20 scale.

Setelah membuat 20 Scale tersebut maka perlu menghitungnya dengan Sample Entropy untuk 1 pasien akan memiliki 20 Sample Entropy yang akan dijadikan sebagai input dari Support Vector Machine proses tersebut dilakukan dengan **Kode Program 5.3**. Untuk mengscale dengan **Kode Program 5.4**.

```

def process_per_scale(data_file, n_scale,
output_dirname):
    # Load the CSV
    df = pandas.read_csv(data_file, delimiter=';',
header=None).transpose()
    x = df.loc[0].values
    y = df.loc[1].values

    # Preparing output
    data_filepath = Path(data_file.name)
    output_folder = data_filepath.parent /
output_dirname
    # Calculation

    for n in range(n_scale):
        print(f'Processing scale #{n+1}')
        output_filepath = output_folder /
f"Scale_{n+1}_{data_filepath.name}"

        sample = util_granulate_time_series(y, n+1)
        sample_df = pandas.DataFrame(sample)
        sample_df.to_csv(output_filepath, sep=';',
header=None, index=None, float_format='%0.6f')x

```

Kode diatas merupakan kode pertama di multiscale entropy karena tahapan pertama dari multiscale entropy ini merupakan membuat scale yang berbeda dari setiap pasien. Karena ekstraksi fitur multiscale entropy ini merupakan menggunakan 5hz sehingga panjang data hanya 3000. Hasil setiap scale akan berbeda. Kode yang sama digunakan untuk mengambil data. x merupakan data dari detik nya sedangkan data y merupakan nilai dari setiap data y.

```

def process_multiscale(data_file, r_const, sample_size,
max_scale, output_dirname):
    print("Calculating sample entropy for every scale")
    df = pandas.read_csv(data_file, delimiter=';',
header=None).transpose()
    x = df.loc[0].values
    y = df.loc[1].values

    # Preparing calculation parameter
    tolerance = r_const * numpy.std(y)

    # Calculate multisample entropy
    output = [f'{Path(data_file.name).name}']
    data_multisample_entropy = multiscale_entropy(y,
sample_size, tolerance, max_scale)
    output.extend(data_multisample_entropy)

    # Save to output
    # Preparation
    data_filepath = Path(data_file.name)
    output_folder = data_filepath.parent /
output_dirname
    output_filepath = output_folder /
f"Entropy_ALL.csv"
    # Saving
    output_df = pandas.DataFrame([output])
    print(output_df)
    output_df.to_csv(output_filepath, sep=';',
header=None, index=None, mode="a", float_format='%0.6f')

```

Kode Program 5. 4 Program sample entropy

**Kode Program 5.4** merupakan kode untuk perhitungan dari setiap scale yang sudah dibuat sehingga pasien tersebut memiliki nilai tunggal untuk menjadi input dari klasifikasi

support vector machine. Perhitungan ini merupakan menggunakan rumus dari *sample entropy*.

### **5.3. Perhitungan Mean RR, Standard Deviasi RR, RMSSD RR**

Ketika hasil dari klasifikasi tidak sesuai dengan harapan maka dilakukan penambahan fitur dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi. Untuk kasus ini penambahan fitur yang dimaksud adalah Mean RR, Standard Deviasi RR dan RMSSD RR. Sehingga untuk setiap pasien akan memiliki ketika input tambahan untuk klasifikasi *Support Vector Machine*. Kode Kode program diatas merupakan kode untuk untuk perhitungan Mean, Standard Deviasi dan RMS dapat dilihat di **Kode Program 5.6**.

```

def process_mean_std (data_file, output_dirname):
    print("Calculating mean, std ")
    df = pandas.read_csv(data_file, delimiter=';',
header=None).transpose()
    x = df.loc[0].values
    y = df.loc[1].values

    # Calculate
    output = [f'{Path(data_file.name).name}']
    mean_std = [ df.loc[1].mean(), df.loc[1].std()]
    output.extend(mean_std)

    # Save to output
    # Preparation
    data_filepath = Path(data_file.name)
    output_folder = data_filepath.parent /
output_dirname
    output_filepath = output_folder / f"MEAN_STD
_ALL.csv"
    # Saving
    output_df = pandas.DataFrame([output])
    print(output_df)
    output_df.to_csv(output_filepath, sep=';',
header=None, index=None, mode="a", float_format='%.6f')

```

Kode Program 5. 5 Program *Mean RR, Standard Deviasi RR*

Kode program diatas merupakan kode untuk menghitung Mean RR dan STD RR. Dengan menggunakan method mean dan std. nilai dari x merupakan panjang dari data namun yang akan digunakan merupakan nilai y maka dari itu nilai 1 akan digunakan untuk perhitungan mean dan std.



```

def count_rmssd(data):
    data_rr = data[1].values
    sum_rr = 0.0
    for i in range(1,len(data)):
        sum_rr = sum_rr + (data_rr[i-1]-data_rr[i])**2

    rmssd = math.sqrt((1/(len(data)-1)) * (sum_rr))

    return rmssd
def process_rmssd(data_file, output_dirname):
    print("Calculating RMSSD")
    data = pandas.read_csv(data_file, sep=';',
header=None)
    rmssd = count_rmssd(data)

    output = [f'{Path(data_file.name).name}']
    output.append(rmssd)

    # Save to output
    # Preparation
    data_filepath = Path(data_file.name)
    output_folder = data_filepath.parent /
output_dirname
    output_filepath = output_folder / f"RMSSD.csv"
    # Saving
    output_df = pandas.DataFrame([output])
    print(output_df)
    output_df.to_csv(output_filepath, sep=';',
header=None, index=None, mode="a", float_format='%.6f')

```

Kode Program 5. 6 Program RMSSD RR

Kode program diatas merupakan kode untuk menghitung RMSSD RR. Untuk perhitungan RMSSD ini akan dilakukan pembuatan method sendiri. Setelah method sudah dibuat maka

program dapat dijalankan untuk mendapatkan nilai dari RMSSD RR.

#### **5.4. Klasifikasi Support Vector Machine**

Klasifikasi dilakukan dengan tools Matlab, hal pertama yang dilakukan yaitu dengan memasukan hasil dari Multiscale Entropy yang sudah didapat sebagai input dari Support Vector Machine. Setelah dilakukan klasifikasi. Model dari klasifikasi tersebut diuji dengan menggunakan data testing. Lalu dilihat hasil dari uji performa dari percobaan yang hanya menggunakan dari Multiscale Entropy.

Setelah melakukan eksperimen pertama lalu dilakukan eksperimen untuk setiap parameter yaitu *Mean RR*, *Standard Deviasi RR* dan *RMSSD RR*.

Ketika sudah melakukan eksperimen untuk ketiga parameter tambahan maka dilakukan eksperimen dengan menggunakan data dari gabungan multiscale entropy dan penambahan ketiga parameter tersebut.

#### **5.5. Uji Performa**

Uji performa dilakukan ketika hasil dari testing data sudah didapatkan. Setelah data sudah didapatkan masukan 4 nilai yang diperoleh dari Confusion Matrix yaitu *Trune Negative True Positive False Negative* dan *False Positive*.

Nilai dari *True Negative* berasal dari nilai negative yang di ambil dari prognosis negative yang sesuai dengan data aktualnya. Untuk *True Positive* diambil dari prognosis yang sesuai dari prognosis positif beserta aktualnya.

Uji performa di penelitian ini lebih mementingkan hasil sensitivity karena prognosis good seharusnya diprognosis good lebih didahulu kan daripada prognosis poor di prognosis poor.

karena jika pasien dengan actual good di prognosis poor itu lebih baik karena masih akan di rawat dengan baik. Daripada pasien dengan actual poor namun prognosis good maka pasien itu akan mendapatkan perawatan yang biasa saja. Maka dari itu nilai specificity dicari lebih kecil dan hasil sensitivity lebih besar.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan berisi tentang hasil dari penelitian beserta pembahasan dari implementasi yang sudah dilakukan sesuai dengan metode penelitian. Hasil yang akan dibahas di bab ini adalah mengenai Praproses data, *Multiscale Entropy*, Klasifikasi *Support Vector Machine* dan Uji Performa yang menggunakan *Confusion Matrix*.

### 6.1. Hasil Praproses Data

Pada hasil praproses data yang sebelumnya merupakan data yang bertipe *rr*. Data tersebut akan diproses dengan membaca data terlebih dahulu. Setelah itu data yang ada memiliki variasi panjang yang berbeda-beda maka sehingga perlu dilakukan pemotongan data. Namun Hasil dari pemotongan data tersebut terjadi 5 pasien yang *start time* nya tidak dari detik 0 dimiliki oleh pasien seperti yang ditunjukkan pada **Tabel 6. 1**.

Tabel 6. 1 Daftar data pasien *start time* tidak detik ke 0

Pasien	Prognosis
p016849-2106-09-18-14-52	Good
p013599-2182-09-09-18-28	Good
p006602-2184-10-14-00-05	Poor
p089292-2169-12-23-20-34	Poor

Pasien yang mengalami *stat time* tidak detik ke 0 yang terjadi dikarenakan data yang tercatat oleh pasien tersebut tidak runtut menyebabkan data pasien tersebut tidak dapat diproses oleh kode program. Maka dari itu dilakukan pemotongan dengan manual. Pemotongan data dilakukan dengan cara mengurangi nilai pertamanya dengan data yang ada.

Beberapa data juga memiliki kekurangan ketika pemotongan namun data yang akan dipotong tidak sesuai dengan kebutuhan dengan data yang diinginkan yaitu detik ke 300-900. Berikut pasien yang datanya dibuat ulang sesuai dengan total Panjang data yaitu 600 detik. List pasien tersebut dapat dilihat pada **Tabel 6. 2.**

Tabel 6. 2 Daftar data pasien yang tidak komplit 300-900

Pasien	Reset	Prognosis
p003860	700-1300	Good
p004655	600-1200	Good
p030561	1.023-1.623	Good
p041976	600-1200	Good
p042492	387-987	Good
p043439	800-1.400	Good
p051202	1.764-1.824	Good
p060737	600-1.200	Good
p065049	600-1.200	Good
p070864	1.600-2.200	Good
p076717	800-1.400	Good
p077947	600-1.200	Good
p093078	1.100-1.700	Good
p096261	800-1.400	Good
p001795	30.900-31.500	Poor
p010013	650-1.250	Poor
p011066	600-1.200	Poor
p016874	650-1.250	Poor
p019898	4.400-4.500	Poor
p041284	650-1.250	Poor
p043613	1.000-1.600	Poor
p058667	1.400-2.000	Poor

Pasien	Reset	Prognosis
p059375	1.400-2.000	Poor
p065634	650-1.250	Poor
p067976	13.400-14.000	Poor
p072300	650-1.250	Poor
p082148	650-1.250	Poor
p083151	650-1.250	Poor
p089292	1.400-2.000	Poor
p089419	600-1.200	Poor
p099768	600-1.200	Poor

Kesalahan pasien didatas merupakan data pasien yang banyak mengalami jump sehingga data interpolasi mengalami nilai negatif. Data tersebut diketahui ketika perhitungan Mean, Standar Deviasi dan RMS.

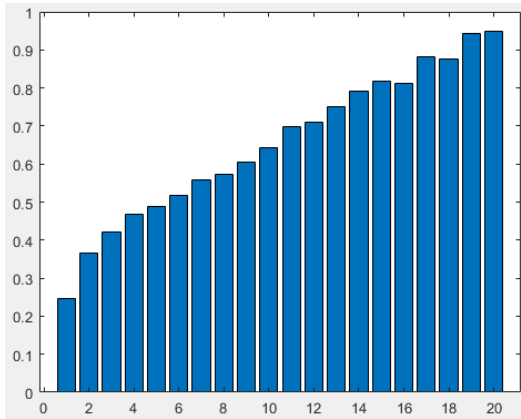
Untuk interpolasi keseluruhan data sudah dapat dilakukan interpolasi dengan benar maka untuk setiap pasien akan memiliki 3000. Sehingga untuk melakukan perhitungan multiscale entropy sudah dapat dilakukan dengan baik dan benar.

Data tersebut akan diproses untuk menghitung interpolasi. Setelah data tersebut telah diinterpolasi maka data dapat dilakukan ke tahapan-tahapan berikutnya.

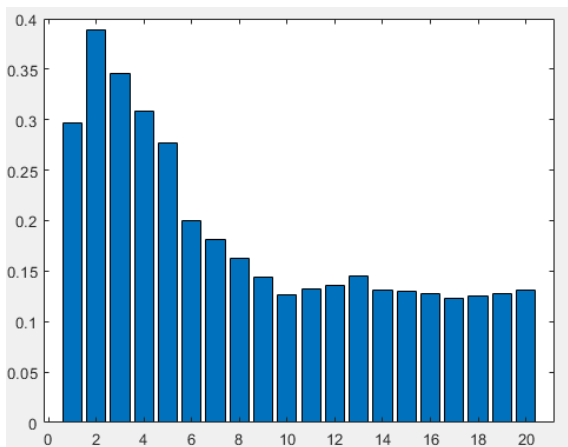
## 6.2. Hasil Multiscale Entropy

Pada hasil dari *multiscale entropy* yang sudah dilakukan terdapat hasil yang baik dengan pertama menghitung keseluruhan 20 *scale* setiap pasien. 1 pasien akan memiliki 20 *scale* yang berbeda-beda. Setelah kita sudah menemukan *scale* tersebut kita menghitung setiap *scale* dengan menggunakan *Sample Entropy*. Sehingga 1 pasien akan memiliki 20 variabel yang dijadikan sebagai input untuk *Support Vector Machine*. Hasil 20 *scale entropy* salah satu pasien prognosis good dapat

dilihat pada gambar **Gambar 6. 1**. Sedangkan hasil salah satu prognosis poor dapat dilihat pada **Gambar 6. 2**. Hasil keseluruhan multiscale Entropy dapat dilihat pada table Lampiran A.



Gambar 6. 1 Hasil sample Pasien dengan 20 Scale Entropy Data Prognosis Good



Gambar 6. 2 Hasil sample Pasien dengan 20 Scale Entropy Data Prognosis Poor



Pada grafik diatas menunjukkan bahwa sumbu X adalah banyak scale yang intuk sumbu Y adalah nilai dari scale tersebut. hasil diatas merupakan hasil salah satu kedua prognosis pasien *good* dan prognosis pasien *poor*.

Rata-rata hasil perscale untuk keseluruhan pasien dapat dilihat pada tabel

Tabel 6. 3 Tabel Rata-Rata Perscale

Scale	Poor	Good
1	0.537	0.324
2	0.740	0.488
3	0.801	0.575
4	0.808	0.621
5	0.800	0.642
6	0.773	0.642
7	0.744	0.644
8	0.733	0.643
9	0.717	0.643
10	0.702	0.647
11	0.685	0.648
12	0.677	0.663
13	0.644	0.653
14	0.635	0.661
15	0.659	0.677
16	0.659	0.669
17	0.671	0.676
18	0.660	0.678
19	0.661	0.690
20	0.653	0.694

### 6.3. Perhitungan Mean, Standrat Deviasi dan RMS

Pada penelitian ini juga ditambahkan nilai lain yaitu *Mean*, Standar Deviasi dan RMS yang akan digunakan sebagai input dari *Support Vector Machine*. Sehingga terdapat 3 nilai tambahan.

Perhitungan awal dari Mean, Standard Deviasi dan RMS yaitu dapat mengetahui nilai dari setiap pasien yang ketika menghitung 3 nilai tersebut ditemukan nilai negatif. Sehingga kita dapat mengetahui pasien mana saja yang datanya tidak sepuh nya 600 detik.

Dengan menambah parameter Mean, Standartd deviasi dan RMS dapat meningkatkan akurasi dari percobaan pertama.

Hasil keseluruhan dari 20 Scale dan 3 parameter tambahan dapat dilihat pada **Lampiran A**.

### 6.4. Hasil Support Vector Machine

Hasil *support vector machine* akan menggunakan model yang diapat dari Box Centered dan Kernel Scale yang memiliki 4 variasi seperti pada **Tabel 6.4**.

Tabel 6. 4 Model Support Vector Machine

No	Tipe	Box Constraint	Kernel Scale
1	Gaussian	0,1	0,1
2	Gaussian	0,1	10
3	Gaussian	0,1	100
4	Gaussian	0,1	1000
5	Gaussian	10	0,1
6	Gaussian	10	10
7	Gaussian	10	100
8	Gaussian	10	1000
9	Gaussian	100	0,1

<b>No</b>	<b>Type</b>	<b>Box Constraint</b>	<b>Kernel Scale</b>
10	Gaussian	100	10
11	Gaussian	100	100
12	Gaussian	100	1000
13	Gaussian	1000	0,1
14	Gaussian	1000	10
15	Gaussian	1000	100
16	Gaussian	1000	1000
17	Linear	0,1	0,1
18	Linear	0,1	10
19	Linear	0,1	100
20	Linear	0,1	1000
21	Linear	10	0,1
22	Linear	10	10
23	Linear	10	100
24	Linear	10	1000
25	Linear	100	0,1
26	Linear	100	10
27	Linear	100	100
28	Linear	100	1000
29	Linear	1000	0,1
30	Linear	1000	10
31	Linear	1000	100
32	Linear	1000	1000
33	Quadratic	0,1	0,1
34	Quadratic	0,1	10
35	Quadratic	0,1	100
36	Quadratic	0,1	1000
37	Quadratic	10	0,1
38	Quadratic	10	10

<b>No</b>	<b>Type</b>	<b>Box Constraint</b>	<b>Kernel Scale</b>
39	Quadratic	10	100
40	Quadratic	10	1000
41	Quadratic	100	0,1
42	Quadratic	100	10
43	Quadratic	100	100
44	Quadratic	100	1000
45	Quadratic	1000	0,1
46	Quadratic	1000	10
47	Quadratic	1000	100
48	Quadratic	1000	1000
49	Cubic	0,1	0,1
50	Cubic	0,1	10
51	Cubic	0,1	100
52	Cubic	0,1	1000
53	Cubic	10	0,1
54	Cubic	10	10
55	Cubic	10	100
56	Cubic	10	1000
57	Cubic	100	0,1
58	Cubic	100	10
59	Cubic	100	100
60	Cubic	100	1000
61	Cubic	1000	0,1
62	Cubic	1000	10
63	Cubic	1000	100
64	Cubic	1000	1000

Berdasarkan tabel diatas didapatkan 64 model yang dapat digunakan sebagai model klasifikasi dari input yang akan

digunakan. Untuk klasifikasi ini dilakukan 4 kali klasifikasi. Masing-masing data yang digunakan adalah :

1. 20 Scale Multiscale Entropy
2. 20 Scale Multiscale Entropy + Mean RR.
3. 20 Scale Multiscale Entropy + STD RR.
4. 20 Scale Multiscale Entropy + RMSSD RR.
5. 20 Scale Multiscale Entropy + Mean RR + STD RR + RMSSD RR

Hasil dari klasifikasi tersebut dapat dilihat pada bagian selanjutnya.

#### 6.4.1. Klasifikasi *Multiscale Entropy*

Dari model tersebut akan dimasukan data dari *Multiscale Entropy* tanpa adanya penambahan parameter dengan hasil seperti pada **Tabel 6.5**.

Tabel 6. 5 Hasil Klasifikasi Multiscale Entropy

Tipe	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
Gaussian	0.1	0.1	21	0	1	22
	0.1	10	5	18	17	4
	0.1	100	6	16	16	6
	0.1	1000	6	16	16	6
	10	0.1	19	1	3	21
	10	10	11	16	11	6
	10	100	6	16	16	6
	10	1000	6	16	16	6
	100	0.1	19	1	3	21
	100	10	10	14	12	8
	100	100	7	18	15	4
	100	1000	6	16	16	6

Type	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
	1000	0.1	14	1	8	21
	1000	10	7	13	15	9
	1000	100	8	15	14	7
	1000	1000	6	16	16	6
Linear	0.1	0.1	8	14	14	8
	0.1	10	6	16	16	6
	0.1	100	6	16	16	6
	0.1	1000	6	16	16	6
	10	0.1	6	16	16	6
	10	10	11	11	11	11
	10	100	7	17	15	5
	10	1000	12	16	10	6
	100	0.1	13	11	9	11
	100	10	10	14	12	8
	100	100	7	18	15	4
	100	1000	6	16	16	6
	1000	0.1	9	12	13	10
	1000	10	8	14	14	8
	1000	100	9	18	13	4
	1000	1000	6	16	16	6
Quadratic	0.1	0.1	10	10	12	12
	0.1	10	5	17	17	5
	0.1	100	6	16	16	6
	0.1	1000	5	16	17	6
	10	0.1	10	11	12	11
	10	10	12	16	10	6
	10	100	6	16	16	6

Type	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
	10	1000	6	16	16	6
	100	0.1	10	11	12	11
	100	10	11	14	11	8
	100	100	7	18	15	4
	100	1000	6	16	16	6
	1000	0.1	10	11	12	11
	1000	10	10	12	12	10
	1000	100	12	15	10	7
	1000	1000	6	16	16	6
Cubic	0.1	0.1	5	19	17	3
	0.1	10	5	20	17	2
	0.1	100	6	16	16	6
	0.1	1000	6	16	16	6
	10	0.1	5	19	17	3
	10	10	13	16	9	6
	10	100	5	16	17	6
	10	1000	6	16	16	6
	100	0.1	5	19	17	3
	100	10	13	14	9	8
	100	100	8	18	14	4
	100	1000	6	16	16	6
	1000	0.1	5	19	17	3
	1000	10	12	15	10	7
	1000	100	10	16	12	6
1000	1000	6	16	16	6	

Pada tabel diatas merupakan hasil dari klasifikasi yang dilakukan dengan menggunakan input dari *Multiscale Entropy*. Dari tabel diatas nilai *true positive* tertinggi yaitu 20 dengan nilai *true negative* tertinggi yaitu 21.

#### 6.4.2. Klasifikasi *Mean RR*.

Setelah melihat hasil dari klasifikasi dari input *multiscale entropy*. Dilakukan eksperimen dengan menggunakan penambahan parameter *Mean RR* untuk melihat apakah terjadi peningkatan akurasi dari klasifikasi. Hasil dari klasifikasi dapat dilihat pada **Tabel 6.6**.

Tabel 6. 6 Hasil Klasifikasi Penambahan Mean RR.

Tipe	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
Gaussian	0.1	0.1	21	0	1	22
	0.1	10	7	16	15	6
	0.1	100	8	16	14	6
	0.1	1000	8	16	14	6
	10	0.1	21	0	1	22
	10	10	14	14	8	8
	10	100	8	16	14	6
	10	1000	8	16	14	6
	100	0.1	21	0	1	22
	100	10	13	15	9	7
	100	100	10	17	12	5
	100	1000	8	16	14	6
	1000	0.1	21	1	1	21
	1000	10	10	12	12	10
	1000	100	8	14	14	8
	1000	1000	6	17	16	5
Linear	0.1	0.1	9	14	13	8



Type	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
	0.1	10	6	17	16	5
	0.1	100	6	17	16	5
	0.1	1000	6	17	16	5
	10	0.1	14	12	8	10
	10	10	9	15	13	7
	10	100	6	17	16	5
	10	1000	6	17	16	5
	100	0.1	12	14	10	8
	100	10	10	17	12	5
	100	100	7	18	15	4
	100	1000	6	17	16	5
	1000	0.1	13	13	9	9
	1000	10	9	15	13	7
	1000	100	9	15	13	7
	1000	1000	6	17	16	5
Quadratic	0.1	0.1	11	5	11	17
	0.1	10	5	17	17	5
	0.1	100	6	17	16	5
	0.1	1000	6	17	16	5
	10	0.1	8	5	14	17
	10	10	11	10	11	12
	10	100	6	17	16	5
	10	1000	6	17	16	5
	100	0.1	9	5	13	17
	100	10	9	13	13	9
	100	100	8	17	14	5
	100	1000	6	16	16	6
1000	0.1	9	5	13	17	

Type	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
	1000	10	11	12	11	10
	1000	100	8	14	14	8
	1000	1000	6	17	16	5
Cubic	0.1	0.1	17	7	5	15
	0.1	10	5	20	17	2
	0.1	100	6	17	16	5
	0.1	1000	6	17	16	5
	10	0.1	17	11	5	11
	10	10	11	14	11	8
	10	100	6	17	16	5
	10	1000	6	17	16	5
	100	0.1	17	8	5	14
	100	10	9	16	13	6
	100	100	9	16	13	6
	100	1000	6	17	16	5
	1000	0.1	17	8	5	14
	1000	10	13	14	9	8
	1000	100	9	15	13	7
1000	1000	7	17	15	5	

Pada tabel diatas merupakan hasil dari klasifikasi yang dilakukan dengan menggunakan input dari *Mean RR*. Dari tabel diatas nilai *true positive* tertinggi yaitu 20 dengan nilai *true negative* tertinggi yaitu 21.

#### 6.4.1. Klasifikasi *Standard Deviasi RR*.

Setelah melakukan eksperimen dengan menggunakan pertamabahn *mean* kali ini dilakukan eksperimen dengan

menggunakan penambahan parameter lain yaitu *Standard Deviasi RR*. Hasil dari klasifikasi dapat dilihat pada **Tabel 6.7**.

Tabel 6. 7 Hasil Klasifikasi Penambahan Standard Deviasi RR

Tipe	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
Gaussian	0.1	0.1	22	0	0	22
	0.1	10	6	16	16	6
	0.1	100	7	15	15	7
	0.1	1000	7	15	15	7
	10	0.1	20	0	2	22
	10	10	12	15	10	7
	10	100	7	15	15	7
	10	1000	7	15	15	7
	100	0.1	20	0	2	22
	100	10	11	13	11	9
	100	100	10	17	12	5
	100	1000	7	17	15	5
	1000	0.1	20	0	2	22
	1000	10	9	12	13	10
	1000	100	10	18	12	4
1000	1000	7	15	15	7	
Linear	0.1	0.1	11	15	11	7
	0.1	10	7	15	15	7
	0.1	100	7	15	15	7
	0.1	1000	7	15	15	7
	10	0.1	14	12	8	10
	10	10	9	18	13	4
	10	100	7	15	15	7
	10	1000	7	5	15	17
	100	0.1	14	13	8	9

Type	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
	100	10	11	14	11	8
	100	100	9	17	13	5
	100	1000	6	15	16	7
	1000	0.1	11	12	11	10
	1000	10	11	14	11	8
	1000	100	9	18	13	4
	1000	1000	7	15	15	7
Quadratic	0.1	0.1	6	10	16	12
	0.1	10	7	18	15	4
	0.1	100	7	15	15	7
	0.1	1000	7	15	15	7
	10	0.1	6	10	16	12
	10	10	12	13	10	9
	10	100	10	17	12	5
	10	1000	7	15	15	7
	100	0.1	7	9	15	13
	100	10	12	13	10	9
	100	100	10	17	12	5
	100	1000	7	15	15	7
	1000	0.1	6	10	16	12
	1000	10	10	13	12	9
	1000	100	11	18	11	4
1000	1000	7	15	15	7	
Cubic	0.1	0.1	5	17	17	5
	0.1	10	7	19	15	3
	0.1	100	7	15	15	7
	0.1	1000	7	15	15	7
	10	0.1	6	17	16	5

Tipe	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
	10	10	10	17	12	5
	10	100	7	15	15	7
	10	1000	7	15	15	7
	100	0.1	5	18	17	4
	100	10	12	14	10	8
	100	100	10	19	12	3
	100	1000	6	15	16	7
	1000	0.1	5	17	17	5
	1000	10	11	13	11	9
	1000	100	11	17	11	5
	1000	1000	8	15	14	7

Pada tabel diatas merupakan hasil dari klasifikasi yang dilakukan dengan menggunakan input dari *Standar Deviasi RR*. Dari tabel diatas nilai *true positive* tertinggi yaitu 19 dengan nilai *true negative* tertinggi yaitu 22.

#### 6.4.3. Klasifikasi *RMSSD RR*.

Eksperimen ketiga dilakukan dengan menambahkan hasil dari *Multiscale Entropy* dengan *RMSSD RR*. Hasil dari klasifikasi dapat dilihat pada **Tabel 6.8**.

Tabel 6. 8 Hasil Klasifikasi Penambahan *RMSSD RR*

Tipe	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
Gaussian	0.1	0.1	22	0	0	22
	0.1	10	6	18	16	4
	0.1	100	6	16	16	6
	0.1	1000	6	15	16	7
	10	0.1	22	0	0	22

Type	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
	10	10	12	15	10	7
	10	100	6	11	16	11
	10	1000	6	11	16	11
	100	0.1	22	0	0	22
	100	10	13	13	9	9
	100	100	10	19	12	3
	100	1000	6	15	16	7
	1000	0.1	22	0	0	22
	1000	10	10	14	12	8
	1000	100	10	18	12	4
	1000	1000	6	15	16	7
Linear	0.1	0.1	12	14	10	8
	0.1	10	6	15	16	7
	0.1	100	6	15	16	7
	0.1	1000	6	15	16	7
	10	0.1	13	12	9	10
	10	10	10	18	12	4
	10	100	6	15	16	7
	10	1000	6	6	16	16
	100	0.1	14	12	8	10
	100	10	12	13	10	9
	100	100	9	17	13	5
	100	1000	6	15	16	7
	1000	0.1	1	12	21	10
	1000	10	12	14	10	8
1000	100	10	18	12	4	
1000	1000	6	15	16	7	
Quadratic	0.1	0.1	10	9	12	13

Type	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
	0.1	10	5	18	17	4
	0.1	100	6	15	16	7
	0.1	1000	6	15	16	7
	10	0.1	10	10	12	12
	10	10	12	15	10	7
	10	100	6	15	16	7
	10	1000	6	15	16	7
	100	0.1	10	7	12	15
	100	10	12	9	10	13
	100	100	0	19	22	3
	100	1000	6	15	16	7
	1000	0.1	10	10	12	12
	1000	10	9	13	13	9
	1000	100	10	18	12	4
	1000	1000	6	15	16	7
Cubic	0.1	0.1	5	17	17	5
	0.1	10	6	21	16	1
	0.1	100	6	15	16	7
	0.1	1000	6	15	16	7
	10	0.1	5	17	17	5
	10	10	12	14	10	8
	10	100	6	15	16	7
	10	1000	6	15	16	7
	100	0.1	5	17	17	5
	100	10	12	14	10	8
	100	100	12	14	10	8
	100	1000	10	18	12	4
1000	0.1	6	15	16	7	

Type	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
	1000	10	14	15	8	7
	1000	100	11	18	11	4
	1000	1000	6	15	16	7

Pada tabel diatas merupakan hasil dari klasifikasi yang dilakukan dengan menggunakan input dari *RMSSD RR*. Dari tabel diatas nilai *true positive* tertinggi yaitu 19 dengan nilai *true negative* tertinggi yaitu 22.

#### 6.4.4. Klasifikasi *Multiscale Entropy* dan *Penambahan Parameter*.

Eksperimen terakhir yaitu dengan menambah ketiga parameter tambahan yaitu *Mean RR*, *Standard Deviasi RR* dan *RMSSD RR*. Setelah ditambahkan dilakukan kembali klasifikasi dengan *Support Vector Machine*. Hasil dari percobaan tersebut dapat dilihat pada **Tabel 6.9**.

Tabel 6. 9 Hasil Klasifikasi MSE Dengan Penambahan Parameter.

Type	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
Gaussian	0.1	0.1	21	0	1	22
	0.1	10	6	16	16	6
	0.1	100	8	16	14	6
	0.1	1000	8	16	14	6
	10	0.1	21	0	1	22
	10	10	14	13	8	9
	10	100	8	16	14	6
	10	1000	8	16	14	6
	100	0.1	21	0	1	22
	100	10	12	15	10	7
	100	100	10	17	12	5



Type	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
	100	1000	8	16	14	6
	1000	0.1	21	0	1	22
	1000	10	10	12	12	10
	1000	100	12	18	10	4
	1000	1000	8	16	14	6
Linear	0.1	0.1	11	13	11	9
	0.1	10	8	16	14	6
	0.1	100	8	16	14	6
	0.1	1000	8	16	14	6
	10	0.1	13	12	9	10
	10	10	11	18	11	4
	10	100	8	16	14	6
	10	1000	8	16	14	6
	100	0.1	13	12	9	10
	100	10	11	14	11	8
	100	100	10	17	12	5
	100	1000	8	16	14	6
	1000	0.1	11	16	11	6
	1000	10	11	13	11	9
	1000	100	11	18	11	4
1000	1000	8	16	14	6	
Quadratic	0.1	0.1	9	3	13	19
	0.1	10	7	17	15	5
	0.1	100	8	16	14	6
	0.1	1000	8	16	14	6
	10	0.1	9	3	13	19
	10	10	13	14	9	8
	10	100	8	16	14	6

Type	Box Centered	Kernel Scale	TN	TP	FN	FP
	10	1000	8	16	14	6
	100	0.1	9	3	13	19
	100	10	12	13	10	9
	100	100	10	17	12	5
	100	1000	8	16	14	6
	1000	0.1	9	3	13	19
	1000	10	11	12	11	10
	1000	100	12	17	10	5
	1000	1000	8	16	14	6
Cubic	0.1	0.1	15	10	7	12
	0.1	10	7	20	15	2
	0.1	100	8	16	14	6
	0.1	1000	8	16	14	6
	10	0.1	15	10	7	12
	10	10	13	14	9	8
	10	100	8	16	14	6
	10	1000	8	16	14	6
	100	0.1	15	10	7	12
	100	10	11	14	11	8
	100	100	10	17	12	5
	100	1000	8	16	14	6
	1000	0.1	15	10	7	12
	1000	10	16	10	6	12
	1000	100	13	16	9	6
1000	1000	8	16	14	6	

Pada tabel diatas merupakan hasil dari klasifikasi yang dilakukan dengan menggunakan input dari *Mean RR*. Dari tabel

diatas nilai *true positive* tertinggi yaitu 20 dengan nilai *true negative* tertinggi yaitu 21.

## 6.5. Hasil Confusion Matrix

Tahapan berikutnya setelah melakukan klasifikasi *Support Vector Machine* adalah menghitung hasil klasifikasi. Perhitungan performa akan dinilai untuk setiap klasifikasi yang telah dilakukan. Data untuk confusion matrix ini merupakan data testing yang berasal dari 30% data keseluruhan sehingga total data yang akan di uji adalah 44.

Nilai dari *accuracy*, *sensitivity* dan *specivicity* ini merupakan hasil dari perhitungan *true negative*, *true positive*, *false negative* dan *false positive*. Sehingga dari nilai-nilai tersebut akan terdapat 3 penilaian untuk model klasifikasi yang sudah dibuat.

### 6.5.1. Hasil Performa Multiscale Entropy

Hasil dari performa klasifikasi dengan menggunakan input dari *Multiscale Entropy* hasil dapat dilihat pada **Tabel 6.10** untuk melihat hasil *Confusion Matrix* dapat dilihat pada **Tabel 6.11**.

Tabel 6. 10 Hasil Uji Performa Multiscale Entropy

Tipe	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
Gaussian	0.1	0.1	47,7%	0,0%	48,8%	44
	0.1	10	52,3%	51,4%	55,6%	44
	0.1	100	50,0%	50,0%	50,0%	44
	0.1	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44
	10	0.1	45,5%	25,0%	47,5%	44
	10	10	61,4%	59,3%	64,7%	44
	10	100	50,0%	50,0%	50,0%	44
	10	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44
	100	0.1	45,5%	25,0%	47,5%	44
	100	10	54,5%	53,8%	55,6%	44
	100	100	56,8%	54,5%	63,6%	44

Tipe	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
	100	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44
	1000	0.1	34,1%	11,1%	40,0%	44
	1000	10	45,5%	46,4%	43,8%	44
	1000	100	52,3%	51,7%	53,3%	44
	1000	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44
Linear	0.1	0.1	50,0%	50,0%	50,0%	44
	0.1	10	50,0%	50,0%	50,0%	44
	0.1	100	50,0%	50,0%	50,0%	44
	0.1	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44
	10	0.1	50,0%	50,0%	50,0%	44
	10	10	50,0%	50,0%	50,0%	44
	10	100	54,5%	53,1%	58,3%	44
	10	1000	63,6%	61,5%	66,7%	44
	100	0.1	54,5%	55,0%	54,2%	44
	100	10	54,5%	53,8%	55,6%	44
	100	100	56,8%	54,5%	63,6%	44
	100	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44
	1000	0.1	47,7%	48,0%	47,4%	44
	1000	10	50,0%	50,0%	50,0%	44
	1000	100	61,4%	58,1%	69,2%	44
1000	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44	
Quadratic	0.1	0.1	45,5%	45,5%	45,5%	44
	0.1	10	50,0%	50,0%	50,0%	44
	0.1	100	50,0%	50,0%	50,0%	44
	0.1	1000	47,7%	48,5%	45,5%	44
	10	0.1	47,7%	47,8%	47,6%	44
	10	10	63,6%	61,5%	66,7%	44
	10	100	50,0%	50,0%	50,0%	44

Tipe	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
	10	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44
	100	0.1	47,7%	47,8%	47,6%	44
	100	10	56,8%	56,0%	57,9%	44
	100	100	56,8%	54,5%	63,6%	44
	100	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44
	1000	0.1	47,7%	47,8%	47,6%	44
	1000	10	50,0%	50,0%	50,0%	44
	1000	100	61,4%	60,0%	63,2%	44
	1000	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44
Cubic	0.1	0.1	54,5%	52,8%	62,5%	44
	0.1	10	56,8%	54,1%	71,4%	44
	0.1	100	50,0%	50,0%	50,0%	44
	0.1	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44
	10	0.1	54,5%	52,8%	62,5%	44
	10	10	65,9%	64,0%	68,4%	44
	10	100	47,7%	48,5%	45,5%	44
	10	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44
	100	0.1	54,5%	52,8%	62,5%	44
	100	10	61,4%	60,9%	61,9%	44
	100	100	59,1%	56,3%	66,7%	44
	100	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44
	1000	0.1	54,5%	52,8%	62,5%	44
	1000	10	61,4%	60,0%	63,2%	44
	1000	100	59,1%	57,1%	62,5%	44
1000	1000	50,0%	50,0%	50,0%	44	

Dapat dilihat pada hasil uji performa yang memiliki akurasi tertinggi yaitu pada model *Cubic* dengan *Box Centered* 10 dan *Kernel Scale* 10.

Tabel 6. 11 Tabel Confusion Matrix Multiscale Entropy

		<i>Actual Class</i>	
		<i>Actual Negative</i>	<i>Actual Positive</i>
<i>Predicted Class</i>	<i>Predicted Negative</i>	13	9
	<i>Predicted Positive</i>	6	16

$$Accuracy (\%) = \frac{13 + 16}{13 + 9 + 16 + 6} \times 100\% = 0,659$$

$$Sensitivity = \frac{16}{16 + 9} = 0,64$$

$$Spesivicity = \frac{13}{13 + 6} = 0,684$$

Maka hasil akurasi terbaik dari klasifikasi *Multiscale Entropy* adalah sebesar 65,9% dengan *sensitivity* sebesar 64% dan *spesivicity* sebesar 68,4%

### 6.5.2. Hasil Performa Mean RR.

Hasil percobaan dari klasifikasi *Mean RR* dapat dilihat pada **Tabel 6.12** untuk melihat hasil *Confusion Matrix* dapat dilihat pada **Tabel 6.13** dan **Tabel 6.14**.

Tabel 6. 12 Hasil Uji Performa Mean RR

Type	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
Gaussian	0.1	0.1	48%	0%	49%	44
	0.1	10	52%	52%	54%	44
	0.1	100	55%	53%	57%	44

Tipe	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
	0.1	1000	55%	53%	57%	44
	10	0.1	48%	0%	49%	44
	10	10	64%	64%	64%	44
	10	100	55%	53%	57%	44
	10	1000	55%	53%	57%	44
	100	0.1	48%	0%	49%	44
	100	10	64%	63%	65%	44
	100	100	61%	59%	67%	44
	100	1000	55%	53%	57%	44
	1000	0.1	50%	50%	50%	44
	1000	10	50%	50%	50%	44
	1000	100	50%	50%	50%	44
	1000	1000	52%	52%	55%	44
	Linear	0.1	0.1	52%	52%	53%
0.1		10	52%	52%	55%	44
0.1		100	52%	52%	55%	44
0.1		1000	52%	52%	55%	44
10		0.1	59%	60%	58%	44
10		10	55%	54%	56%	44
10		100	52%	52%	55%	44
10		1000	52%	52%	55%	44
100		0.1	59%	58%	60%	44
100		10	61%	59%	67%	44
100		100	57%	55%	64%	44
100		1000	52%	52%	55%	44
1000		0.1	59%	59%	59%	44
1000		10	55%	54%	56%	44

Type	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
	1000	100	55%	54%	56%	44
	1000	1000	52%	52%	55%	44
Quadratic	0.1	0.1	36%	31%	39%	44
	0.1	10	50%	50%	50%	44
	0.1	100	52%	52%	55%	44
	0.1	1000	52%	52%	55%	44
	10	0.1	30%	26%	32%	44
	10	10	48%	48%	48%	44
	10	100	52%	52%	55%	44
	10	1000	52%	52%	55%	44
	100	0.1	32%	28%	35%	44
	100	10	50%	50%	50%	44
	100	100	57%	55%	62%	44
	100	1000	50%	50%	50%	44
	1000	0.1	32%	28%	35%	44
	1000	10	52%	52%	52%	44
	1000	100	50%	50%	50%	44
	1000	1000	52%	52%	55%	44
Cubic	0.1	0.1	55%	58%	53%	44
	0.1	10	57%	54%	71%	44
	0.1	100	52%	52%	55%	44
	0.1	1000	52%	52%	55%	44
	10	0.1	64%	69%	61%	44
	10	10	57%	56%	58%	44
	10	100	52%	52%	55%	44
	10	1000	52%	52%	55%	44
	100	0.1	57%	62%	55%	44



Tipe	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
	100	10	57%	55%	60%	44
	100	100	57%	55%	60%	44
	100	1000	52%	52%	55%	44
	1000	0.1	57%	62%	55%	44
	1000	10	61%	61%	62%	44
	1000	100	55%	54%	56%	44
	1000	1000	55%	53%	58%	44

Dapat dilihat pada hasil uji performa yang memiliki akurasi tertinggi yaitu pada 2 model yaitu *Gaussian* dengan *Box Centered* 100 dan *Kernel Scale* 10 dan *Cubic* dengan *Box Centered* 10 dan *Kereneel Scale* 0.1.

Perhitungan untuk model pertama yaitu *Gaussian* 100,10.

Tabel 6. 13 Hasil Confusion Matrix Mean RR

		<i>Actual Class</i>	
		<i>Actual Negative</i>	<i>Actual Positive</i>
<i>Predicted Class</i>	<i>Predicted Negative</i>	13	9
	<i>Predicted Positive</i>	7	15

$$\text{Accuracy (\%)} = \frac{13 + 15}{13 + 9 + 15 + 7} \times 100\% = 0,64$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{15}{15 + 7} = 0,63$$

$$\text{Spesivicity} = \frac{13}{13 + 9} = 0,65$$

Hasil akurasi dari klasifikasi *Mean RR dengan model Gaussian* 100,10 adalah sebesar 64% dengan *sensitivity* sebesar 63% dan *specivicity* sebesar 65%

Perhitungan untuk model pertama yaitu *Cubic 10,0.1*.

Tabel 6. 14 Hasil Confusion Matrix Mean RR Cubic

		<i>Actual Class</i>	
		<i>Actual Negative</i>	<i>Actual Positive</i>
<i>Predicted Class</i>	<i>Predicted Negative</i>	17	5
	<i>Predicted Positive</i>	11	11

$$\text{Accuracy (\%)} = \frac{17 + 11}{17 + 5 + 11 + 11} \times 100\% = 0,64$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{11}{11 + 5} = 0,69$$

$$\text{Spesivicity} = \frac{17}{17 + 11} = 0,61$$

Hasil akurasi dari klasifikasi *Mean RR dengan model Gaussian* 100,10 adalah sebesar 64% dengan *sensitivity* sebesar 69% dan *specivicity* sebesar 61%

### 6.5.3. Hasil Performa *Standard Deviasi RR*.

Hasil percobaan dari klasifikasi *Standard Deviasi RR* dapat dilihat pada **Tabel 6.15** untuk melihat hasil *Confusion Matrix* dapat dilihat pada **Tabel 6.16** dan **Tabel 6.17**.

Tabel 6. 15 Hasil Uji Performa Standard Deviasi RR.

Tipe	Box Centered	Kernel Scale	Acuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
Gaussi	0.1	0.1	50%	0%	50%	44
	0.1	10	50%	50%	50%	44
	0.1	100	50%	50%	50%	44
	0.1	1000	50%	50%	50%	44
	10	0.1	45%	0%	48%	44
	10	10	61%	60%	63%	44
	10	100	50%	50%	50%	44
	10	1000	50%	50%	50%	44
	100	0.1	45%	0%	48%	44
	100	10	55%	54%	55%	44
	100	100	61%	59%	67%	44
	100	1000	55%	53%	58%	44
	1000	0.1	45%	0%	48%	44
	1000	10	48%	48%	47%	44
	1000	100	64%	60%	71%	44
	1000	1000	50%	50%	50%	44
Linear	0.1	0.1	59%	58%	61%	44
	0.1	10	50%	50%	50%	44
	0.1	100	50%	50%	50%	44
	0.1	1000	50%	50%	50%	44
	10	0.1	59%	60%	58%	44
	10	10	61%	58%	69%	44
	10	100	50%	50%	50%	44
	10	1000	27%	25%	29%	44
	100	0.1	61%	62%	61%	44
	100	10	57%	56%	58%	44

	100	100	59%	57%	64%	44
	100	1000	48%	48%	46%	44
	1000	0.1	52%	52%	52%	44
	1000	10	57%	56%	58%	44
	1000	100	61%	58%	69%	44
	1000	1000	50%	50%	50%	44
Quadratic	0.1	0.1	36%	38%	33%	44
	0.1	10	57%	55%	64%	44
	0.1	100	50%	50%	50%	44
	0.1	1000	50%	50%	50%	44
	10	0.1	36%	38%	33%	44
	10	10	57%	57%	57%	44
	10	100	61%	59%	67%	44
	10	1000	50%	50%	50%	44
	100	0.1	36%	38%	35%	44
	100	10	57%	57%	57%	44
	100	100	61%	59%	67%	44
	100	1000	50%	50%	50%	44
	1000	0.1	36%	38%	33%	44
	1000	10	52%	52%	53%	44
	1000	100	66%	62%	73%	44
	1000	1000	50%	50%	50%	44
Cubic	0.1	0.1	50%	50%	50%	44
	0.1	10	59%	56%	70%	44
	0.1	100	50%	50%	50%	44
	0.1	1000	50%	50%	50%	44
	10	0.1	52%	52%	55%	44
	10	10	61%	59%	67%	44
	10	100	50%	50%	50%	44
	10	1000	50%	50%	50%	44

100	0.1	52%	51%	56%	44
100	10	59%	58%	60%	44
100	100	66%	61%	77%	44
100	1000	48%	48%	46%	44
1000	0.1	50%	50%	50%	44
1000	10	55%	54%	55%	44
1000	100	64%	61%	69%	44
1000	1000	52%	52%	53%	44

Dapat dilihat pada hasil uji performa yang memiliki akurasi tertinggi yaitu pada 2 model yaitu *Quadratic* dengan *Box Centered* 1000 dan *Kernel Scale* 100 dan .

Perhitungan untuk model pertama yaitu *Quadratic* 1000,100.

Tabel 6. 16 Hasil Confusion Matrix Standard Deviasi RR 1

		<i>Actual Class</i>	
		<i>Actual Negative</i>	<i>Actual Positive</i>
<i>Predicted Class</i>	<i>Predicted Negative</i>	11	11
	<i>Predicted Positive</i>	4	18

$$Accuracy (\%) = \frac{11 + 18}{11 + 11 + 18 + 4} \times 100\% = 0,66$$

$$Sensitivity = \frac{18}{18 + 11} = 0,62$$

$$Spesivicity = \frac{11}{11 + 4} = 0,73$$

Hasil akurasi dari klasifikasi *Standard Deviasi RR* dengan model *Quadratic* 1000,100 adalah sebesar 66% dengan *sensitivity* sebesar 62% dan *specivicity* sebesar 73%

Perhitungan untuk model kedua yaitu *Cubic* 100, 100.

Tabel 6. 17 Hasil Confusion Matrix Standard Deviasi RR 2

		<i>Actual Class</i>	
		<i>Actual Negative</i>	<i>Actual Positive</i>
<i>Predicted Class</i>	<i>Predicted Negative</i>	10	12
	<i>Predicted Positive</i>	3	19

$$\text{Accuracy (\%)} = \frac{10 + 19}{10 + 12 + 19 + 3} \times 100\% = 0,66$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{19}{19 + 12} = 0,61$$

$$\text{Spesivicity} = \frac{10}{10 + 3} = 0,77$$

Hasil akurasi dari klasifikasi *Standard Deviasi RR* dengan model *Gaussian* 100,10 adalah sebesar 64% dengan *sensitivity* sebesar 69% dan *specivicity* sebesar 61%

#### **6.5.4. Hasil Performa RMSSD RR.**

Hasil percobaan dari klasifikasi *RMSSD RR* dapat dilihat pada **Tabel 6.18** untuk melihat hasil *Confusion Matrix* dapat dilihat pada **Tabel 6.19**.

Tabel 6. 18 Hasil Uji Performa RMSSD RR

Tipe	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
Gaussian	0.1	0.1	50%	0%	50%	44
	0.1	10	55%	53%	60%	44
	0.1	100	50%	50%	50%	44
	0.1	1000	48%	48%	46%	44
	10	0.1	50%	0%	50%	44
	10	10	61%	60%	63%	44
	10	100	39%	41%	35%	44
	10	1000	39%	41%	35%	44
	100	0.1	50%	0%	50%	44
	100	10	59%	59%	59%	44
	100	100	66%	61%	77%	44
	100	1000	48%	48%	46%	44
	1000	0.1	50%	05	50%	44
	1000	10	55%	54%	56%	44
	1000	100	64%	60%	73%	44
1000	1000	48%	48%	46%	44	
Linear	0.1	0.1	59%	58%	60%	44
	0.1	10	48%	48%	46%	44
	0.1	100	48%	48%	46%	44
	0.1	1000	48%	48%	46%	44
	10	0.1	57%	57%	57%	44
	10	10	64%	60%	71%	44
	10	100	48%	48%	46%	44
	10	1000	27%	27%	27%	44
	100	0.1	59%	60%	58%	44
	100	10	57%	57%	57%	44
100	100	59%	57%	64%	44	

Type	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
	100	1000	48%	48%	46%	44
	1000	0.1	30%	36%	9%	44
	1000	10	59%	58%	60%	44
	1000	100	64%	60%	71%	44
	1000	1000	48%	48%	46%	44
Quadratic	0.1	0.1	43%	43%	43%	44
	0.1	10	52%	51%	56%	44
	0.1	100	48%	48%	46%	44
	0.1	1000	48%	48%	46%	44
	10	0.1	45%	45%	45%	44
	10	10	61%	60%	63%	44
	10	100	48%	48%	46%	44
	10	1000	48%	48%	46%	44
	100	0.1	39%	37%	40%	44
	100	10	48%	47%	48%	44
	100	100	43%	46%	0%	44
	100	1000	48%	48%	46%	44
	1000	0.1	45%	45%	45%	44
	1000	10	50%	50%	50%	44
	1000	100	64%	60%	71%	44
1000	1000	48%	48%	46%	44	
Cubic	0.1	0.1	50%	50%	50%	44
	0.1	10	61%	57%	86%	44
	0.1	100	48%	48%	46%	44
	0.1	1000	48%	48%	46%	44
	10	0.1	50%	50%	50%	44
	10	10	59%	58%	60%	44



Tipe	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
	10	100	48%	48%	46%	44
	10	1000	48%	48%	46%	44
	100	0.1	50%	50%	50%	44
	100	10	59%	58%	60%	44
	100	100	59%	58%	60%	44
	100	1000	64%	60%	71%	44
	1000	0.1	48%	48%	46%	44
	1000	10	66%	65%	67%	44
	1000	100	66%	62%	73%	44
	1000	1000	48%	48%	46%	44

Dapat dilihat pada hasil uji performa yang memiliki 3 model dengan akurasi tertinggi.

Perhitungan untuk model pertama yaitu *Gaussian* 100, 100.

Tabel 6. 19 Hasil Confusion Matrix RMSSD RR 1

		<i>Actual Class</i>	
		<i>Actual Negative</i>	<i>Actual Positive</i>
<i>Predicted Class</i>	<i>Predicted Negative</i>	10	12
	<i>Predicted Positive</i>	3	19

$$Accuracy (\%) = \frac{10 + 19}{10 + 19 + 12 + 3} \times 100\% = 0,66$$

$$Sensitivity = \frac{19}{19 + 12} = 0,61$$

$$Spesivicity = \frac{10}{10 + 3} = 0,77$$

Model pertama klasifikasi *RMSSD RR* adalah sebesar 66% dengan *sensitivity* sebesar 61% dan *specivicity* sebesar 77%

Perhitungan untuk model Kedua yaitu *Cubic 1000, 10*.

Tabel 6. 20 Hasil Confusion Matrix *RMSSD RR 2*

		<i>Actual Class</i>	
		<i>Actual Negative</i>	<i>Actual Positive</i>
<i>Predicted Class</i>	<i>Predicted Negative</i>	14	8
	<i>Predicted Positive</i>	7	15

$$Accuracy (\%) = \frac{14 + 15}{14 + 15 + 8 + 7} \times 100\% = 0,66$$

$$Sensitivity = \frac{15}{15 + 8} = 0,65$$

$$Spesivicity = \frac{14}{14 + 7} = 0,67$$

Model kedua klasifikasi *RMSSD RR* adalah sebesar 66% dengan *sensitivity* sebesar 66% dan *specivicity* sebesar 67%

Perhitungan untuk model Ketiga yaitu *Cubic 1000, 100*.

Tabel 6. 21 Hasil Confusion Matrix *RMSSD RR 3*.

	<i>Actual Class</i>

		<i>Actual Negative</i>	<i>Actual Positive</i>
<i>Predicted Class</i>	<i>Predicted Negative</i>	11	11
	<i>Predicted Positive</i>	4	18

$$\text{Accuracy (\%)} = \frac{11 + 18}{11 + 18 + 11 + 4} \times 100\% = 0,66$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{18}{18 + 11} = 0,62$$

$$\text{Spesivicity} = \frac{11}{11 + 4} = 0,73$$

Model ketiga klasifikasi *RMSSD RR* adalah sebesar 66% dengan *sensitivity* sebesar 62% dan *specivicity* sebesar 73%

### 6.5.5. Hasil Performa *Multiscale Entropy* dan Penambahan Parameter.

Hasil percobaan dari klasifikasi *Multiscale Entropy* dan Penambahan Parameter dapat dilihat pada **Tabel 6.20** untuk melihat hasil *Confusion Matrix* dapat dilihat pada **Tabel 6.21**.

Tabel 6. 22 Hasil Uji Performa MSE Dengan Penambahan Parameter

Tipe	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
Gaussian	0.1	0.1	48%	0%	49%	44
	0.1	10	50%	50%	50%	44
	0.1	100	55%	53%	57%	44

Type	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
	0.1	1000	55%	53%	57%	44
	10	0.1	48%	0%	49%	44
	10	10	61%	62%	61%	44
	10	100	55%	53%	57%	44
	10	1000	55%	53%	57%	44
	100	0.1	48%	0%	49%	44
	100	10	61%	60%	63%	44
	100	100	61%	59%	67%	44
	100	1000	55%	53%	57%	44
	1000	0.1	48%	0%	49%	44
	1000	10	50%	50%	50%	44
	1000	100	68%	64%	75%	44
	1000	1000	55%	53%	57%	44
	Linear	0.1	0.1	55%	54%	55%
0.1		10	55%	53%	57%	44
0.1		100	55%	53%	57%	44
0.1		1000	55%	53%	57%	44
10		0.1	57%	57%	57%	44
10		10	66%	62%	73%	44
10		100	55%	53%	57%	44
10		1000	55%	53%	57%	44
100		0.1	57%	57%	57%	44
100		10	57%	56%	58%	44
100		100	61%	59%	67%	44
100		1000	55%	53%	57%	44
1000		0.1	61%	59%	65%	44
1000		10	55%	54%	55%	44

Type	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
	1000	100	68%	64%	75%	44
	1000	1000	55%	53%	57%	44
Quadratic	0.1	0.1	27%	19%	32%	44
	0.1	10	55%	53%	58%	44
	0.1	100	55%	53%	57%	44
	0.1	1000	55%	53%	57%	44
	10	0.1	27%	19%	32%	44
	10	10	61%	61%	62%	44
	10	100	55%	53%	57%	44
	10	1000	55%	53%	57%	44
	100	0.1	27%	19%	32%	44
	100	10	57%	57%	57%	44
	100	100	61%	59%	67%	44
	100	1000	55%	53%	57%	44
	1000	0.1	27%	19%	32%	44
	1000	10	52%	52%	52%	44
	1000	100	66%	63%	71%	44
	1000	1000	55%	53%	57%	44
Cubic	0.1	0.1	57%	59%	56%	44
	0.1	10	61%	57%	78%	44
	0.1	100	55%	53%	57%	44
	0.1	1000	55%	53%	57%	44
	10	0.1	57%	59%	56%	44
	10	10	61%	61%	62%	44
	10	100	55%	53%	57%	44
	10	1000	55%	53%	57%	44
	100	0.1	57%	59%	56%	44

Tipe	Box Centered	Kernel Scale	Accuracy	Sensitivity	Specivicity	Total
	100	10	57%	56%	58%	44
	100	100	61%	59%	67%	44
	100	1000	55%	53%	57%	44
	1000	0.1	57%	59%	56%	44
	1000	10	59%	63%	57%	44
	1000	100	66%	64%	68%	44
	1000	1000	55%	53%	57%	44

Dapat dilihat pada hasil uji performa yang memiliki akurasi tertinggi yaitu pada model *Gaussian* dengan *Box Centered* 1000 dan *Kernel Scale* 100.

Tabel 6. 23 Hasil Confusion Matrix MSE dan Penambahan Parameter

		<i>Actual Class</i>	
		<i>Actual Negative</i>	<i>Actual Positive</i>
<i>Predicted Class</i>	<i>Predicted Negative</i>	12	10
	<i>Predicted Positive</i>	4	18

$$Accuracy (\%) = \frac{12 + 18}{11 + 18 + 10 + 4} \times 100\% = 0,68$$

$$Sensitivity = \frac{18}{18 + 10} = 0,64$$

$$Spesivicity = \frac{12}{12 + 4} = 0,75$$

Maka hasil akurasi terbaik dari klasifikasi *Multiscale Entropy* dan penambahan parameter adalah sebesar 66% dengan *sensitivity* sebesar 62% dan *specivicity* sebesar 73%

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



## **BAB VII**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

Pada bab ini akan berisi tentang kesimpulan dan saran yang didapatkan dari proses pelaksanaan penelitian tugas akhir ini.

#### **7.1. Kesimpulan**

Kesimpulan yang telah didapatkan dari hasil penelitian tugas akhir ini adalah:

1. Hasil *Multiscale Entropy* dari penelitian ini menghasilkan 20 nilai *entropy* dengan scale yang berbeda.
2. Model *Support Vector Machine* yang digunakan adalah 2 model yaitu *Gaussian Support Vector Machine* dengan *Box Constraint* sebesar 1000 dan *Kernel Scale* sebesar 100
3. Hasil dari akurasi akurasi klasifikasi prognosis pasien ICU menggunakan *Support Vectore Machine* dengan hasil ekstraksi dari hasil fitur menggunakan *Multiscale Entropy* menunjukkan bahwa terdapat 20 input dari ekstraksi fitur MSE ditambah dengan 3 variabel lain yaitu Mean, STD dan RMS untuk input SVM mendapatkan hasil akurasi sebesar 68%. Sedangkan untuk *sensitivity* sebesar 64% dan untuk *spesivicity* nya 75%

#### **7.2. Saran**

Berdasarkan hasil penelitian tugas akhir ini saran yang dapat diberikan untuk penelitian serupa selanjutnya yaitu:

1. Menambahkan parameter sebagai input pendukung *Support Vector Machine*.
2. Menggunakan metode klasifikasi lain selain *Support Vector Machine*.
3. Dengan menggunakan ekstraksi fitur selain *Multiscale Entropy*.

4. Dengan menggunakan data pasien ICU yang berbeda selain dari pasien dengan diagnosis SEPSIS karena karakteristik berbeda.

## Daftar Pustaka

- [1] K. P. H. Tan, "Heart Rate variability as A Marker of Health Ageing," 2018.
- [2] R. A. Laura Auria, "Support Vector Machine (SVM) as a Technique for Solvency Analysis," 2008.
- [3] K. Swersky, "Support Vector Machine vs Logistic Regression".
- [4] J. C. Marshaal MD, B. L. BSc and K. N. Adhikari MDCM, "What is an intensive care unit? A report of the task force of the World Federation of Societies of Intensive and Critical Care Medicine," 2017.
- [5] D. A. Rtzzi, "Medical Prognosis - Some Fundamental".
- [6] T. L. Hartono, F. D. Setiaji and I. Setyawan, "Alat Bantu Analisis Heart Rate Variability," 2013.
- [7] Nugroho, J. Arifin and H. Adi, "Identifikasi dan Klasifikasi Pola Sinyal EKG Berdasarkan sifat Keacakan," 2013.
- [8] A. U. Rajendra, J. K. Paul, K. N. Lim, C. Min and S. J. S, "Heart Rate Variability: a review," 2016.
- [9] P. T. Evgeniou and Massimiliano, "Workshop on Support Vector Machines: Theory and Application," 2001.
- [10] A. S. Nugroho, A. B. Witarto and D. Handoko, "Support Vector Machine- Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika," 2003.

- [11] E. M. Joo, Vankatesan and Rajasekar, "An Online Universal Classifier for Binary, Multi-class and Multi-Label Classification," 2016.
- [12] C. Chena, J. Lia and X. Lub, "Multiscale - based analysis and processing of EEG signal during watching 3DTV," 2018.
- [13] S. Visa, B. Ramsay, A. Ralescu and E. v. d. Knaap, "Confusion Matrix-based Feature Selection," 2008.
- [14] K. Alghoul, S. Alharti, H. A. Osman and A. E. Saddik, "Heart Rate Variability Extraction from Videos Signals: ICA vs EVM Comparison," 2017.
- [15] R. A. Nugroho, Tarno and A. Prahutama, "Klasifikasi Pasien Diabetes Melitus Menggunakan Metode Smooth Support Vector Machine (SSVM)," 2017.
- [16] N. Y. A. Faradhillah, R. P. Kusumawardani and I. Hafidz, "Ekspreimen Sistem Klasifikasi Analisa Sentimen Twitter pada akun Pemerintah Kota Surabaya Berbasis Pembelajaran Mesin," 2016.
- [17] A. W. Nur, S. Stefanus and S. Catur , "Alogritma Klasifikasi Data Mining Naive Bayes Berbasis Particle Sawrm Optimization untuk Deteksi Penyakit Jantung," 2014.
- [18] A. W. Ratma , T. F. Muh. and N. Sigit, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine terhadap klasifikasi tingkat risiko pasien gagal ginjal".

## BIODATA PENULIS



Penulis bernama Firdaus Akmal Mardiansyah, lahir di Sidoarjo pada tanggal 7 Maret 1998, yang merupakan anak kedua dari dua bersaudara. Penulis telah menempuh jenjang Pendidikan formal di beberapa sekolah yaitu: SDN Kalirungkut 1 Surabaya (2005-2011), SMP Negeri 12 Surabaya (2011-2013), dan SMA Negeri 16 Surabaya (2013-2016). Penulis melanjutkan Pendidikan sarjana di Departemen Sistem Informasi Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi (FTIK) Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) pada tahun 2016 yang terdaftar sebagai mahasiswa dengan nrp 05211640000085.

Selama menjadi mahasiswa Penulis aktif mengikuti Kepanitiaan FTIF Festival 2016, ITS Expo 2017, Surabaya MUN 2017, ISE 2018 dan mengikuti organisasi kemahasiswaan HMSI Evolve 2017-2018, BEM ITS GELORA AKSI 2018-2019. Penulis juga pernah mengikuti Global Volunteer dari AIESEC di Kielce, Polandia 2018.

Untuk mendapatkan gelar S.Kom (Sarjana Komputer), penulis mengambil topik penelitian tugas akhir klasifikasi pada laboratorium Rekayasa Data dan Intelegensi Bisnis. Untuk kepentingan penelitian, Penulis dapat dihubungi melalui email [firdausakmalmardiansyah@gmail.com](mailto:firdausakmalmardiansyah@gmail.com)

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## LAMPIRAN A: Hasil Ekstraksi Fitur Multiscale Entropy

Hasil MSE Good:

Pasien	Scale 1	Scale 2	Scale 3	Scale 4	Scale 5	Scale 6	Scale 7	Scale 8	Scale 9	Scale 10	Scale 11	Scale 12	Scale 13	Scale 14	Scale 15	Scale 16	Scale 17	Scale 18	Scale 19	Scale 20	Mean RR	STD RR	RMSS DRR	Aktual
p0006	0.24	0.36	0.42	0.46	0.48	0.51	0.56	0.57	0.60	0.64	0.69	0.71	0.75	0.79	0.81	0.81	0.88	0.87	0.94	0.94	0.68	0.150	0.080	Good
p0006	0.67	0.95	1.20	1.47	1.60	1.59	1.65	1.59	1.60	1.59	1.49	1.53	1.55	1.53	1.52	1.49	1.48	1.488	1.33	1.43	0.48	0.006	0.003	Good
p0017	0.15	0.24	0.30	0.32	0.34	0.33	0.29	0.31	0.30	0.28	0.29	0.28	0.32	0.29	0.31	0.33	0.32	0.345	0.35	0.37	0.80	0.153	0.065	Good
p0029	0.48	0.84	1.06	1.16	1.21	1.24	1.23	1.22	1.21	1.13	1.16	1.08	1.08	1.03	1.04	1.00	1.00	0.926	1.09	1.00	0.92	0.065	0.016	Good
p0038	0.07	0.15	0.20	0.23	0.24	0.23	0.21	0.20	0.18	0.14	0.12	0.10	0.09	0.08	0.07	0.06	0.06	0.071	0.05	0.06	1.30	0.109	0.023	Good
p0046	0.04	0.05	0.06	0.09	0.10	0.12	0.14	0.15	0.18	0.20	0.23	0.24	0.25	0.31	0.30	0.33	0.36	0.358	0.37	0.40	0.47	0.076	0.041	Good
p0046	0.03	0.05	0.07	0.09	0.10	0.10	0.09	0.10	0.10	0.10	0.11	0.12	0.12	0.12	0.13	0.14	0.13	0.151	0.15	0.15	0.98	0.218	0.055	Good
p0056	0.33	0.64	0.78	0.88	0.88	0.91	0.96	1.01	1.08	1.10	1.16	1.22	1.25	1.36	1.44	1.43	1.53	1.559	1.57	1.64	0.67	0.029	0.006	Good
p0072	0.43	0.66	0.71	0.77	0.75	0.77	0.77	0.80	0.85	0.84	0.87	0.81	0.90	0.88	0.93	0.82	0.81	0.786	0.83	0.91	0.59	0.042	0.024	Good
p0074	0.24	0.34	0.39	0.41	0.42	0.43	0.47	0.47	0.50	0.50	0.55	0.51	0.54	0.58	0.60	0.65	0.65	0.645	0.59	0.70	0.72	0.117	0.064	Good
p0082	0.05	0.07	0.08	0.09	0.10	0.12	0.12	0.14	0.16	0.19	0.20	0.21	0.22	0.24	0.22	0.24	0.24	0.287	0.26	0.30	0.59	0.082	0.043	Good
p0101	0.25	0.49	0.68	0.81	0.90	0.96	0.98	0.99	1.03	1.00	1.06	1.04	0.55	1.13	1.11	1.17	1.17	1.165	1.20	1.20	0.80	0.080	0.025	Good
p0107	0.47	0.74	0.88	0.92	0.97	0.98	1.04	1.03	1.08	1.06	1.06	1.30	1.04	1.01	0.97	0.87	0.86	0.842	0.87	0.68	0.65	0.067	0.043	Good
p0108	0.06	0.07	0.08	0.09	0.11	0.11	0.13	0.14	0.14	0.15	0.17	0.18	0.22	0.21	0.23	0.23	0.23	0.272	0.27	0.27	0.65	0.115	0.039	Good
p0123	0.25	0.47	0.66	0.75	0.79	0.75	0.72	0.71	0.70	0.63	0.66	0.69	0.68	0.72	0.71	0.76	0.77	0.875	0.79	0.82	0.85	0.048	0.022	Good
p0135	0.18	0.37	0.50	0.58	0.59	0.54	0.54	0.48	0.47	0.45	0.47	0.50	0.53	0.56	0.61	0.64	0.65	0.675	0.72	0.75	0.84	0.052	0.016	Good
p0137	0.69	0.85	0.91	0.91	1.00	0.97	1.03	1.02	0.94	0.98	0.86	0.91	0.87	0.79	0.94	0.84	0.77	0.801	0.74	0.74	0.53	0.069	0.050	Good
p0149	0.80	0.97	1.08	1.12	1.15	1.16	1.08	0.97	0.79	0.89	0.93	0.87	0.85	0.80	0.69	0.61	0.60	0.534	0.59	0.57	0.61	0.119	0.079	Good
p0168	0.45	0.88	1.13	1.24	1.24	1.23	1.18	1.11	1.11	0.97	0.89	0.86	0.91	0.87	0.93	0.94	0.96	1.013	1.02	1.05	0.91	0.066	0.011	Good
p0187	0.03	0.06	0.07	0.08	0.08	0.08	0.09	0.09	0.10	0.10	0.11	0.12	0.12	0.12	0.13	0.13	0.13	0.127	0.13	0.12	0.57	0.206	0.029	Good
p0195	0.12	0.21	0.27	0.29	0.31	0.32	0.33	0.35	0.34	0.36	0.38	0.40	0.39	0.38	0.43	0.44	0.43	0.437	0.41	0.41	0.69	0.113	0.020	Good

Pasien	Scale 1	Scale 2	Scale 3	Scale 4	Scale 5	Scale 6	Scale 7	Scale 8	Scale 9	Scale 10	Scale 11	Scale 12	Scale 13	Scale 14	Scale 15	Scale 16	Scale 17	Scale 18	Scale 19	Scale 20	Mean RR	STD DRR	RMSD DRR	Aktual	
p0209 36	0.19 0	0.38 5	0.55 2	0.64 4	0.66 8	0.68 2	0.65 0	0.64 4	0.63 4	0.70 1	0.70 4	0.71 1	0.75 3	0.75 7	0.76 1	0.82 0	0.85 0	0.848	0.85 6	0.85 3	0.85 3	0.060	0.022	0.089	0.85 3
p0237 62	0.16 1	0.25 1	0.32 5	0.34 3	0.39 6	0.38 9	0.40 7	0.41 3	0.49 3	0.51 1	0.55 1	0.61 0	0.57 3	0.51 8	0.59 8	0.61 1	0.58 1	0.605	0.65 8	0.60 4	0.88 9	0.88 9	0.087	0.038	0.88 9
p0240 84	0.08 6	0.10 3	0.13 5	0.15 2	0.18 8	0.20 2	0.23 0	0.27 7	0.27 9	0.28 0	0.31 7	0.33 9	0.38 2	0.37 6	0.41 9	0.43 6	0.45 4	0.462	0.44 8	0.49 8	0.59 6	0.59 6	0.278	0.191	0.49 6
p0274 46	0.09 3	0.14 5	0.18 0	0.19 6	0.20 2	0.22 4	0.25 6	0.25 7	0.25 0	0.24 2	0.25 4	0.25 7	0.27 0	0.23 4	0.25 2	0.26 5	0.25 2	0.266	0.27 5	0.24 7	0.72 6	0.685	0.138	0.72 6	
p0294 26	0.78 8	1.24 3	1.55 9	1.64 5	1.74 2	1.74 5	1.66 3	1.72 8	1.72 1	1.70 1	1.72 1	1.68 1	1.72 8	1.64 5	1.72 2	1.57 9	1.74 5	1.584	1.44 1	1.54 5	0.70 1	0.013	0.004	1.44 5	
p0305 61	0.10 9	0.15 7	0.17 3	0.16 9	0.18 8	0.19 1	0.19 7	0.19 4	0.17 7	0.20 4	0.21 3	0.22 5	0.24 8	0.25 2	0.22 0	0.23 6	0.23 4	0.230	0.22 9	0.22 0	0.61 3	0.653	0.302	0.61 3	
p0419 76	0.01 0	0.01 3	0.01 8	0.02 0	0.02 1	0.02 6	0.02 7	0.02 5	0.03 0	0.03 5	0.03 0	0.02 0	0.03 6	0.04 1	0.04 4	0.03 0	0.03 5	0.041	0.04 8	0.04 6	0.62 0	0.200	0.057	0.62 0	
p0423 27	0.36 2	0.75 6	1.03 8	1.19 6	1.25 9	1.16 9	1.16 0	1.11 2	1.12 9	1.10 2	1.15 7	1.11 6	1.11 6	1.20 4	1.11 4	1.13 4	1.08 4	1.121	1.23 54	1.11 6	0.91 1	0.021	0.003	1.11 6	
p0424 92	0.14 9	0.27 4	0.34 2	0.36 4	0.38 3	0.33 2	0.32 2	0.32 7	0.31 7	0.33 5	0.33 1	0.32 2	0.35 1	0.35 2	0.38 6	0.38 6	0.40	0.38	0.43	0.43	0.47	0.67	0.056	0.025	0.43
p0429 19	0.24 3	0.47 5	0.59 1	0.59 8	0.58 7	0.62 3	0.65 9	0.66 4	0.68 4	0.71 3	0.72 3	0.76 1	0.76 6	0.84 0	0.86 9	0.86 5	0.86	0.943	0.91 6	0.93 3	0.70 7	0.030	0.016	0.91 7	
p0434 39	0.10 1	0.17 7	0.22 9	0.26 1	0.27 6	0.27 7	0.29 3	0.29 4	0.29 2	0.29 9	0.28 5	0.31 9	0.31 8	0.32 3	0.34 6	0.37 6	0.35	0.392	0.39	0.40	0.84	0.096	0.042	0.39	
p0453 59	0.06 2	0.08 0	0.12 7	0.09 7	0.14 1	0.12 9	0.14 9	0.10 9	0.11 9	0.15 0	0.15 3	0.13 0	0.14 8	0.16 0	0.18 6	0.15 6	0.17	0.175	0.19 8	0.19 3	0.70 5	0.206	0.122	0.19 5	
p0472 87	0.09 8	0.18 7	0.24 3	0.26 6	0.25 6	0.25 9	0.26 2	0.27 2	0.28 3	0.30 5	0.31 7	0.32 2	0.34 3	0.35 8	0.38 9	0.39 6	0.39	0.440	0.47 2	0.46 7	0.66 9	0.054	0.015	0.46 9	
p0477 24	0.12 6	0.21 2	0.25 3	0.28 2	0.30 8	0.29 9	0.31 2	0.31 6	0.30 6	0.32 5	0.31 9	0.32 8	0.34 3	0.31 8	0.34 3	0.37 0	0.43 8	0.386	0.41 6	0.45 4	0.91 4	0.163	0.054	0.41 4	
p0488 43	0.23 5	0.40 2	0.48 5	0.53 4	0.51 4	0.52 7	0.53 6	0.55 4	0.58 2	0.61 4	0.62 0	0.63 1	0.64 6	0.67 0	0.73 7	0.78 7	0.81	0.821	0.84 1	0.84 7	0.58 8	0.065	0.029	0.84 8	
p0489 46	0.12 4	0.19 4	0.25 2	0.28 4	0.29 6	0.31 1	0.34 6	0.35 4	0.37 4	0.38 0	0.41 6	0.43 1	0.43 4	0.44 9	0.49 0	0.48	0.49	0.499	0.51 2	0.55 6	0.91 6	0.376	0.102	0.51 6	
p0493 92	0.08 5	0.12 8	0.15 3	0.16 3	0.16 3	0.15 7	0.15 7	0.13 9	0.14 1	0.13 5	0.12 7	0.11 9	0.14 2	0.12 1	0.12 8	0.12 1	0.15	0.142	0.12 4	0.14 0	0.60 1	0.115	0.031	0.12 0	
p0495 44	0.14 4	0.23 9	0.30 1	0.31 8	0.32 1	0.33 8	0.30 8	0.31 8	0.27 3	0.28 6	0.25 2	0.24 1	0.26 8	0.23 5	0.24 0	0.22 8	0.17	0.191	0.25 1	0.24 8	0.88 1	0.069	0.022	0.24 1	
p0495 44	0.25 7	0.46 1	0.63 9	0.66 9	0.66 6	0.66 2	0.64 9	0.63 7	0.64 6	0.65 1	0.65 2	0.60 9	0.57 2	0.62 3	0.58 9	0.57	0.59	0.571	0.55 2	0.53 9	0.89 5	0.031	0.015	0.55 9	
p0496 32	0.75 4	0.64 0	0.62 6	0.62 5	0.85 6	1.10 0	1.11 1	1.16 0	1.22 8	1.19 8	1.14 5	1.18 8	1.08 8	1.07 9	1.04 2	1.00	0.99	1.013	0.95 7	1.16 5	0.59 1	0.004	0.002	0.95 1	
p0512 02	1.54 9	1.92 4	1.91 5	1.87 0	1.79 4	1.75 1	1.67 5	1.69 1	1.57 7	1.58 3	1.50 1	1.52 0	1.41 9	1.46 2	1.42 4	1.35	1.32	1.31	1.40	1.29	0.59	0.120	0.065	1.40	
p0515 96	0.26 3	0.31 1	0.34 2	0.42 0	0.47 8	0.50 5	0.54 7	0.65 6	0.68 4	0.73 1	0.78 3	0.88 1	0.88 3	0.95 4	1.03 5	1.02	1.11	1.206	1.14 2	1.19 3	0.51 3	0.122	0.071	1.14 3	
p0538 78	0.03 8	0.05 9	0.06 8	0.06 9	0.06 9	0.06 6	0.08 1	0.08 4	0.08 5	0.08 2	0.08 7	0.07 9	0.08 4	0.08 8	0.07 5	0.09	0.08	0.094	0.08 6	0.09	0.56 6	0.335	0.197	0.08 6	
p0566 20	0.24 1	0.39 8	0.42 5	0.44 0	0.40 4	0.32 6	0.33 7	0.32 6	0.33 4	0.34 1	0.30 2	0.30 3	0.32 2	0.32 9	0.32 7	0.35	0.37	0.315	0.35 2	0.36 4	0.62 4	0.036	0.027	0.35 2	
p0572 56	0.45 8	0.80 9	0.99 3	1.11 7	1.18 0	1.21 9	1.24 0	1.26 6	1.19 1	1.22 6	1.20 7	1.14 5	1.10 7	1.10 1	1.00	0.99	1.03	1.030	1.07 4	1.04 4	0.64 4	0.034	0.012	1.07 4	
p0579 04	0.25 1	0.39 9	0.51 2	0.60 3	0.64 4	0.66 3	0.70 9	0.79 2	0.85 4	0.84 6	0.92 3	0.91 1	0.93 5	0.97 6	1.03 0	0.95	1.02	0.973	1.00 6	1.04 1	0.92 5	0.133	0.041	1.00 5	



Pasien	Scal e 1	Scal e 2	Scal e 3	Scal e 4	Scal e 5	Scal e 6	Scal e 7	Scal e 8	Scal e 9	Scal e 10	Scal e 11	Scal e 12	Scal e 13	Scal e 14	Scal e 15	Scal e 16	Scal e 17	Scale 18	Scal e 19	Scal e 20	Mean RR	STD RR	RMSD DR	Aktual	
p0607 37	0.16 0	0.31 8	0.44 4	0.53 3	0.55 7	0.55 3	0.57 7	0.54 5	0.52 0	0.55 2	0.53 1	0.58 0	0.59 9	0.60 4	0.60 8	0.62 5	0.63 5	0.649	0.66 1	0.67 8	0.98 6	0.071	0.014	'Goo d'	
p0631 07	1.44 5	1.91 1	2.00 0	1.98 0	1.90 6	1.86 6	1.80 6	1.68 8	1.60 2	1.63 2	1.56 2	1.46 2	1.51 4	1.45 3	1.41 5	1.43 1	1.37 4	1.308	1.32 2	1.31 0	0.65 0	0.122	0.062	'Goo d'	
p0650 59	0.09 6	0.14 6	0.17 5	0.20 5	0.22 1	0.22 5	0.21 8	0.20 8	0.22 7	0.24 8	0.25 7	0.25 8	0.28 7	0.30 7	0.32 3	0.31 6	0.35 9	0.347	0.38 3	0.40 8	0.86 9	0.147	0.057	'Goo d'	
p0689 65	1.38 3	1.84 3	2.00 5	2.01 9	1.95 5	1.82 7	1.85 6	1.79 9	1.71 0	1.67 9	1.62 8	1.56 3	1.57 7	1.51 3	1.48 7	1.41 6	1.45 9	1.353	1.35 3	1.38 8	0.66 9	0.088	0.041	'Goo d'	
p0691 69	0.71 9	1.00 2	1.24 8	1.32 6	1.47 8	1.41 0	1.41 9	1.40 2	1.39 6	1.37 5	1.28 5	1.36 0	1.29 9	1.27 7	1.22 3	1.19 0	1.07 5	1.169	1.14 5	0.99 6	0.50 6	0.006	0.003	'Goo d'	
p0708 64	0.33 9	0.67 2	0.89 8	1.00 9	1.05 9	1.03 5	1.04 4	0.97 4	1.02 9	0.94 4	0.90 9	0.92 1	0.87 0	0.80 6	0.79 7	0.80 5	0.89 7	0.904	0.81 6	0.86 2	2.06 5	3011.7 92	0.502	'Goo d'	
p0764 76	0.22 6	0.29 6	0.34 4	0.37 9	0.43 7	0.50 3	0.48 8	0.53 8	0.57 4	0.55 5	0.58 7	0.59 5	0.65 4	0.66 4	0.67 9	0.71 4	0.72 4	0.728	0.74 9	0.76 8	0.59 7	0.141	0.076	'Goo d'	
p0767 17	0.12 5	0.16 9	0.18 5	0.19 4	0.17 5	0.17 5	0.19 3	0.18 3	0.20 2	0.23 2	0.23 9	0.26 0	0.23 5	0.26 2	0.28 8	0.29 9	0.30 9	0.294	0.27 9	0.34 1	0.59 9	0.079	0.037	'Goo d'	
p0779 47	0.18 2	0.30 0	0.32 5	0.31 4	0.29 0	0.27 6	0.24 3	0.26 3	0.22 5	0.23 9	0.21 3	0.22 9	0.22 1	0.17 2	0.17 8	0.17 5	0.18 2	0.182	0.19 0	0.17 8	0.59 6	0.046	0.018	'Goo d'	
p0797 09	0.31 9	0.57 1	0.74 4	0.87 2	0.95 9	1.00 5	1.04 6	1.06 6	1.09 7	1.10 6	1.10 7	1.10 2	1.11 8	1.16 7	1.16 0	1.14 6	1.13 0	1.070	1.11 7	1.11 4	0.87 4	0.060	0.017	'Goo d'	
p0818 93	0.47 9	0.62 2	0.56 9	0.60 7	0.65 1	0.61 2	0.51 9	0.52 6	0.67 6	0.81 1	0.83 5	0.82 9	0.76 5	0.74 9	0.70 3	0.73 6	0.70 5	0.698	0.72 8	0.61 3	0.76 9	0.112	0.067	'Goo d'	
p0818 93	0.94 4	1.27 6	1.25 8	1.21 8	1.11 9	1.05 2	1.05 9	1.07 2	1.10 0	1.11 4	1.12 6	1.09 2	1.07 7	1.03 8	1.09 4	1.05 7	1.03 4	0.999	0.91 5	0.88 8	0.65 7	0.102	0.070	'Goo d'	
p0845 31	0.71 2	0.96 9	1.17 5	1.44 0	1.45 2	1.40 0	1.36 2	1.36 0	1.19 5	1.21 4	1.14 6	1.20 4	1.17 5	1.15 7	1.23 1	1.13 1	1.01 2	1.042	1.06 7	1.13 3	0.50 0	0.006	0.003	'Goo d'	
p0866 29	0.38 6	0.80 5	1.07 7	1.13 4	1.07 7	1.14 4	1.17 7	1.12 4	1.22 7	1.25 7	1.32 6	1.34 7	1.45 5	1.51 0	1.53 0	1.60 5	1.54 7	1.57 1	1.651	1.77 1	1.65 1	0.65 1	0.021	0.003	'Goo d'
p0869 84	0.06 8	0.08 5	0.08 7	0.08 2	0.09 0	0.10 0	0.11 3	0.12 3	0.14 3	0.13 3	0.14 9	0.15 5	0.13 1	0.11 8	0.13 3	0.15 2	0.15 4	0.134	0.16 4	0.11 4	0.72 3	0.083	0.041	'Goo d'	
p0904 79	0.34 7	0.46 6	0.40 8	0.37 2	0.31 7	0.32 2	0.32 3	0.34 5	0.39 4	0.42 9	0.45 0	0.47 2	0.51 7	0.55 2	0.62 6	0.60 6	0.64 6	0.682	0.69 6	0.69 7	0.56 7	0.126	0.058	'Goo d'	
p0915 99	0.54 6	0.72 1	0.84 8	0.88 4	0.98 2	1.08 7	1.16 8	1.15 7	1.17 8	1.17 3	1.07 5	1.14 2	1.05 6	1.11 4	1.15 2	1.08 9	0.99 4	1.005	1.00 8	1.02 9	0.76 4	0.127	0.056	'Goo d'	
p0924 10	0.26 7	0.42 9	0.53 1	0.61 7	0.67 2	0.75 5	0.77 1	0.84 3	0.82 3	0.88 7	0.85 2	0.95 0	0.99 7	1.02 1	1.14 7	1.18 2	1.12 2	1.274	1.40 8	1.52 2	1.18 8	0.212	0.055	'Goo d'	
p0930 78	0.43 4	0.84 5	1.01 2	1.05 7	1.12 7	1.10 7	1.02 9	0.97 0	0.99 3	0.87 0	0.75 4	0.78 2	0.78 9	0.77 6	0.81 1	0.87 8	0.88 3	0.901	0.98 0	0.86 5	0.55 0	0.010	0.003	'Goo d'	
p0946 96	0.14 5	0.22 7	0.28 0	0.31 9	0.32 2	0.36 5	0.35 7	0.35 6	0.35 1	0.37 2	0.38 2	0.39 2	0.37 5	0.34 3	0.34 2	0.34 0	0.33 4	0.356	0.32 4	0.33 5	0.61 7	0.049	0.032	'Goo d'	
p0955 61	0.07 6	0.14 9	0.19 3	0.21 8	0.21 2	0.20 5	0.19 7	0.19 0	0.19 8	0.17 7	0.18 0	0.16 7	0.16 0	0.17 1	0.18 5	0.18 7	0.18 0	0.184	0.18 9	0.20 9	0.86 9	0.056	0.028	'Goo d'	
p0961 45	0.29 9	0.48 1	0.46 7	0.38 7	0.38 3	0.34 1	0.31 1	0.30 2	0.31 3	0.32 4	0.36 4	0.36 2	0.37 9	0.38 2	0.41 9	0.42 6	0.46 6	0.444	0.46 6	0.45 2	0.49 6	0.031	0.018	'Goo d'	
p0962 61	0.09 1	0.13 9	0.16 6	0.16 9	0.17 4	0.17 6	0.16 7	0.16 7	0.17 0	0.18 1	0.19 4	0.17 6	0.19 4	0.21 4	0.21 5	0.22 6	0.21 1	0.244	0.24 0	0.25 7	0.70 9	0.083	0.042	'Goo d'	
p0968 42	0.16 1	0.23 9	0.28 3	0.30 1	0.28 6	0.26 0	0.24 6	0.22 0	0.23 5	0.19 2	0.21 6	0.20 4	0.24 8	0.20 5	0.21 8	0.23 0	0.20 8	0.244	0.26 0	0.23 4	0.60 0	0.082	0.041	'Goo d'	

Hasil MSE Poor :

Pasien	Scal e1	Scal e2	Scal e3	Scal e4	Scal e5	Scal e6	Scal e7	Scal e8	Scal e9	Scal e10	Scal e11	Scal e12	Scal e13	Scal e14	Scal e15	Scal e16	Scal e17	Scal e18	Scal e19	Scal e20	Mean RR	STD RR	RMSS DRR	Aktual		
p00179 5	0.06 9	0.09 1	0.09 9	0.12 0	0.13 8	0.16 4	0.18 7	0.21 4	0.23 8	0.25 3	0.26 0	0.28 5	0.30 9	0.32 7	0.34 3	0.37 4	0.38 8	0.40 1	0.42 2	0.43 2	0.78 5	0.171	0.054	'Poor'		
p00350 6	0.29 7	0.38 9	0.34 6	0.30 9	0.27 7	0.20 0	0.18 2	0.16 2	0.14 7	0.12 2	0.13 0	0.13 5	0.14 1	0.13 0	0.13 3	0.12 7	0.12 3	0.12 5	0.12 7	0.13 1	0.48 5	0.034	0.016	'Poor'		
p00351 3	0.22 8	0.45 8	0.58 6	0.62 4	0.61 2	0.53 7	0.44 7	0.39 7	0.35 8	0.31 0	0.29 2	0.30 8	0.28 3	0.30 7	0.32 3	0.31 6	0.29 2	0.29 2	0.32 4	0.30 7	0.87 7	0.062	0.032	'Poor'		
p00386 6	0.16 8	0.28 5	0.37 7	0.40 9	0.41 7	0.39 3	0.35 3	0.32 6	0.32 5	0.30 9	0.31 7	0.32 2	0.33 3	0.32 5	0.34 4	0.35 3	0.37 4	0.38 5	0.43 0	0.41 4	0.75 2	0.043	0.020	'Poor'		
p00397 7	0.59 3	0.69 7	0.63 6	0.55 2	0.56 5	0.58 6	0.57 0	0.62 2	0.66 9	0.70 4	0.63 3	0.73 7	0.67 6	0.75 6	0.72 6	0.88 9	0.87 4	0.89 7	0.96 6	0.96 3	0.47 6	0.114	0.073	'Poor'		
p00440 5	0.04 7	0.08 3	0.10 0	0.10 6	0.12 0	0.13 6	0.12 8	0.14 3	0.13 2	0.12 9	0.12 2	0.12 2	0.13 2	0.13 2	0.12 2	0.12 5	0.13 3	0.13 7	0.14 5	0.14 7	1.11 9	0.435	0.114	'Poor'		
p00590 9	0.70 0	1.04 6	1.20 2	1.28 3	1.31 0	1.30 7	1.29 6	1.26 8	1.28 5	1.27 2	1.29 0	1.26 8	1.20 9	1.19 8	1.19 9	1.19 8	1.16 9	1.13 6	1.13 5	1.22 9	1.20 5	1.24 9	0.54 0	0.176	0.075	'Poor'
p00601 0	0.25 6	0.41 5	0.43 2	0.43 6	0.46 8	0.50 6	0.51 1	0.51 6	0.52 3	0.57 0	0.53 8	0.59 1	0.57 9	0.58 3	0.53 2	0.58 3	0.58 5	0.55 2	0.58 3	0.55 7	0.60 8	0.035	0.015	'Poor'		
p00601 7	1.07 1	1.36 1	1.46 8	1.52 9	1.49 7	1.50 3	1.47 5	1.47 5	1.38 3	1.36 7	1.31 3	1.32 3	1.21 4	1.20 8	1.20 3	1.20 7	1.18 4	1.14 7	1.09 8	1.08 1	0.46 3	0.103	0.077	'Poor'		
p00660 2	1.58 3	1.83 6	1.76 8	1.74 5	1.70 3	1.66 9	1.60 3	1.50 9	1.52 0	1.46 0	1.40 5	1.46 7	1.43 8	1.34 5	1.31 4	1.26 2	1.28 1	1.29 1	1.28 5	1.17 4	0.36 8	0.050	0.037	'Poor'		
p00798 5	0.12 5	0.22 6	0.30 5	0.33 7	0.34 7	0.36 3	0.37 7	0.37 0	0.37 8	0.41 4	0.43 4	0.42 8	0.48 4	0.51 8	0.52 3	0.57 1	0.57 3	0.58 1	0.58 2	0.55 7	0.60 8	0.059	0.022	'Poor'		
p00816 7	0.24 5	0.36 6	0.42 8	0.48 4	0.58 4	0.66 7	0.71 1	0.77 4	0.80 7	0.82 4	0.83 2	0.84 4	0.82 0	0.76 9	0.73 8	0.65 1	0.70 3	0.74 2	0.74 0	0.65 8	0.64 6	0.263	0.097	'Poor'		
p00840 6	0.27 6	0.57 6	0.69 8	0.62 4	0.52 3	0.55 9	0.58 3	0.65 9	0.67 0	0.70 0	0.76 5	0.79 7	0.82 4	0.83 5	0.86 4	0.92 2	0.99 1	0.95 5	0.96 4	0.95 4	0.55 8	0.025	0.009	'Poor'		
p00925 3	1.12 3	1.59 5	1.78 7	1.87 3	1.84 8	1.78 1	1.75 1	1.81 2	1.73 1	1.69 7	1.65 1	1.51 1	1.58 8	1.49 1	1.50 6	1.42 8	1.37 1	1.43 8	1.39 7	1.38 4	0.80 8	0.106	0.044	'Poor'		
p01001 3	0.00 4	0.01 3	0.01 1	0.01 3	0.01 2	0.01 1	0.01 4	0.01 1	0.01 6	0.01 3	0.01 0	0.01 5	0.01 8	0.01 9	0.01 5	0.02 4	0.02 2	0.02 1	0.02 5	0.02 4	0.66 9	0.379	0.107	'Poor'		
p01039 1	0.27 0	0.47 3	0.47 3	0.37 2	0.35 5	0.33 1	0.31 0	0.27 4	0.27 3	0.25 0	0.25 8	0.27 3	0.28 2	0.28 7	0.27 3	0.31 7	0.32 0	0.31 3	0.32 9	0.31 3	0.35 0	0.031	0.012	'Poor'		
p01069 4	0.75 4	1.13 3	1.26 5	1.23 2	1.21 9	1.16 1	1.07 8	0.97 3	0.94 4	0.99 5	0.92 5	0.93 6	0.88 5	0.91 6	0.88 3	0.86 6	0.87 6	0.87 5	0.78 2	0.75 7	0.81 4	0.197	0.061	'Poor'		
p01106 6	0.31 4	0.52 0	0.62 2	0.60 2	0.55 1	0.56 4	0.52 1	0.42 4	0.38 8	0.36 6	0.31 8	0.39 1	0.29 8	0.30 0	0.24 5	0.26 8	0.32 5	0.27 2	0.27 4	0.27 3	0.73 8	0.089	0.030	'Poor'		
p01134 1	0.15 1	0.24 0	0.28 4	0.32 4	0.31 2	0.33 9	0.32 1	0.34 9	0.30 8	0.26 2	0.28 5	0.26 1	0.24 4	0.19 8	0.21 0	0.18 2	0.19 6	0.18 2	0.17 5	0.17 4	0.63 0	0.044	0.017	'Poor'		
p01176 4	1.28 2	1.71 3	1.87 4	1.93 0	1.92 1	1.82 2	1.79 2	1.70 4	1.72 8	1.65 4	1.56 8	1.53 7	1.51 8	1.47 2	1.46 4	1.44 7	1.49 1	1.31 0	1.27 4	1.26 4	0.73 1	0.159	0.076	'Poor'		
p01187 7	0.29 0	0.45 9	0.55 5	0.60 1	0.59 6	0.51 1	0.40 4	0.33 1	0.28 8	0.28 7	0.24 0	0.25 8	0.26 7	0.26 8	0.25 5	0.26 7	0.27 5	0.33 7	0.28 7	0.28 6	0.31 0	0.040	0.019	'Poor'		
p01312 3	0.14 8	0.22 4	0.24 6	0.26 1	0.25 7	0.28 3	0.28 7	0.27 3	0.28 8	0.29 5	0.31 3	0.34 8	0.32 7	0.36 4	0.32 0	0.33 8	0.33 5	0.36 3	0.36 7	0.39 9	0.39 6	0.097	0.043	'Poor'		
p01335 5	0.26 3	0.31 7	0.33 0	0.31 2	0.27 3	0.22 6	0.21 2	0.22 4	0.21 5	0.23 8	0.24 6	0.25 2	0.25 5	0.25 5	0.27 1	0.28 5	0.30 4	0.31 0	0.33 5	0.33 1	0.47 9	0.039	0.013	'Poor'		

Pasien	Scal e 1	Scal e 2	Scal e 3	Scal e 4	Scal e 5	Scal e 6	Scal e 7	Scal e 8	Scal e 9	Scal e 10	Scal e 11	Scal e 12	Scal e 13	Scal e 14	Scal e 15	Scal e 16	Scal e 17	Scal e 18	Scal e 19	Scal e 20	Mean RR	STD RR	RMSS DRR	Aktu al		
p01405	1.18	1.77	1.99	1.98	1.95	1.86	1.81	1.68	1.53	1.30	1.08	1.00	0.95	0.94	0.99	1.12	1.24	1.23	1.26	1.29	0.86	0.4	0.020	0.008	'Poor'	
p01482	0.76	1.17	1.27	1.26	1.29	1.29	1.24	1.22	1.13	1.15	1.14	1.13	1.10	1.02	1.02	1.05	1.03	0.98	0.91	0.94	0.73	0.7	0.257	0.085	'Poor'	
p01482	0.53	0.62	0.74	0.75	0.72	0.53	0.53	0.68	0.63	0.53	0.41	0.30	0.30	0.31	0.40	0.32	0.43	0.35	0.40	0.41	0.43	0.4	0.042	0.037	'Poor'	
p01596	0.33	0.65	0.92	1.08	1.20	1.26	1.29	1.36	1.36	1.42	1.41	1.43	1.49	1.44	1.47	1.45	1.52	1.48	1.56	1.52	0.91	0.4	0.098	0.019	'Poor'	
p01621	0.21	0.29	0.31	0.33	0.31	0.33	0.33	0.39	0.39	0.41	0.44	0.43	0.46	0.41	0.47	0.49	0.47	0.53	0.49	0.52	0.72	0.4	0.114	0.060	'Poor'	
p01643	0.34	0.58	0.64	0.62	0.57	0.50	0.42	0.40	0.39	0.40	0.42	0.46	0.49	0.51	0.49	0.54	0.56	0.59	0.60	0.62	0.74	0.6	0.035	0.021	'Poor'	
p01687	1.22	1.70	1.90	1.90	1.87	1.79	1.76	1.66	1.63	1.55	1.52	1.51	1.51	1.44	1.45	1.22	1.31	1.39	1.34	1.24	0.77	0.3	0.133	0.060	'Poor'	
p01708	0.94	1.42	1.63	1.71	1.77	1.71	1.72	1.65	1.59	1.64	1.56	1.55	1.54	1.62	1.50	1.47	1.52	1.52	1.54	1.44	0.85	0.0	0.184	0.070	'Poor'	
p01933	0.18	0.30	0.37	0.39	0.36	0.37	0.28	0.26	0.25	0.24	0.21	0.22	0.24	0.24	0.25	0.23	0.25	0.31	0.28	0.28	0.61	0.5	0.050	0.020	'Poor'	
p01989	0.39	0.67	0.86	1.01	1.09	1.15	1.13	1.10	1.15	1.13	1.10	1.10	1.06	1.01	1.02	0.98	0.99	1.03	0.97	1.07	1.73	0.7	1.667	0.315	'Poor'	
p02035	1.22	1.62	1.72	1.74	1.69	1.67	1.59	1.51	1.52	1.45	1.41	1.33	1.30	1.26	1.24	1.26	1.17	1.07	1.06	1.05	0.59	0.9	0.068	0.033	'Poor'	
p02084	0.02	0.04	0.04	0.04	0.05	0.06	0.05	0.06	0.06	0.05	0.06	0.05	0.06	0.04	0.07	0.06	0.04	0.04	0.05	0.05	0.04	0.80	0.4	0.499	0.250	'Poor'
p02763	0.07	0.08	0.06	0.05	0.05	0.04	0.04	0.05	0.03	0.04	0.04	0.04	0.03	0.04	0.03	0.04	0.04	0.04	0.04	0.03	0.63	0.2	1.425	0.197	'Poor'	
p02950	0.08	0.13	0.15	0.14	0.11	0.11	0.10	0.10	0.09	0.08	0.09	0.08	0.07	0.08	0.08	0.09	0.09	0.07	0.09	0.08	0.66	0.8	0.097	0.040	'Poor'	
p04083	0.27	0.42	0.45	0.45	0.47	0.40	0.37	0.37	0.33	0.36	0.29	0.32	0.29	0.28	0.28	0.27	0.26	0.27	0.23	0.29	0.57	0.2	0.036	0.023	'Poor'	
p04128	1.63	1.77	1.34	1.30	1.25	0.85	0.48	0.68	0.92	0.78	0.79	0.76	0.38	0.30	0.46	0.56	0.50	0.57	0.45	0.32	0.48	7	0.087		'Poor'	
p04128	0.84	0.97	1.01	0.98	1.10	0.98	0.83	0.69	0.81	0.86	0.77	0.80	0.75	0.65	0.57	0.59	0.56	0.62	0.57	0.54	0.6	0.3	0.133	0.080	'Poor'	
p04144	1.05	1.42	1.65	1.66	1.58	1.46	1.37	1.37	1.22	1.09	1.05	1.06	1.07	1.06	1.22	1.13	1.15	1.08	1.08	1.02	0.56	0.5	0.186	0.104	'Poor'	
p04151	0.41	0.63	0.75	0.81	0.82	0.80	0.86	0.85	0.80	0.80	0.84	0.83	0.88	0.89	0.88	0.83	0.89	0.85	0.95	0.85	0.79	0.3	0.072	0.036	'Poor'	
p04361	1.48	1.80	1.72	1.65	1.54	1.42	1.36	1.32	1.22	1.22	1.28	1.11	1.20	1.13	1.10	1.06	1.11	1.02	1.09	0.99	0.48	0.4	0.092	0.063	'Poor'	
p05667	0.22	0.36	0.39	0.39	0.35	0.32	0.34	0.29	0.31	0.35	0.34	0.31	0.36	0.37	0.41	0.35	0.39	0.42	0.43	0.41	0.53	0.5	0.057	0.029	'Poor'	
p05666	0.19	0.28	0.27	0.19	0.17	0.16	0.14	0.12	0.11	0.12	0.11	0.12	0.12	0.12	0.12	0.12	0.15	0.14	0.15	0.16	0.65	0.8	0.033	0.020	'Poor'	
p05910	0.23	0.33	0.38	0.39	0.33	0.35	0.36	0.32	0.34	0.30	0.26	0.29	0.28	0.29	0.27	0.31	0.33	0.40	0.32	0.28	0.55	0.8	0.062	0.035	'Poor'	
p05937	1.57	1.92	1.88	1.81	1.67	1.61	1.61	1.52	1.43	1.35	1.29	1.27	1.23	1.19	1.22	1.18	1.15	1.06	1.06	1.03	0.50	0.1	0.122	0.078	'Poor'	
p05937	1.62	1.99	1.97	1.89	1.85	1.72	1.68	1.65	1.61	1.58	1.48	1.43	1.40	1.33	1.40	1.38	1.27	1.20	1.19	1.28	0.48	0.9	0.119	0.074	'Poor'	
p06065	0.11	0.18	0.24	0.27	0.31	0.33	0.35	0.36	0.39	0.39	0.43	0.40	0.30	0.29	0.21	0.23	0.21	0.19	0.18	0.19	0.58	0.2	0.597	0.286	'Poor'	
p06065	0.02	0.04	0.04	0.04	0.04	0.03	0.03	0.03	0.03	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.85	0.9	2.676	0.604	'Poor'	

Pasien	Scal e 1	Scal e 2	Scal e 3	Scal e 4	Scal e 5	Scal e 6	Scal e 7	Scal e 8	Scal e 9	Scal e 10	Scal e 11	Scal e 12	Scal e 13	Scal e 14	Scal e 15	Scal e 16	Scal e 17	Scal e 18	Scal e 19	Scal e 20	Mean RR	STD RR	RMSD DRR	Aktual	
p06647 4	0.68 4	0.95 4	0.96 8	0.95 9	0.82 6	0.84 7	0.74 4	0.68 9	0.73 4	0.66 6	0.67 1	0.66 3	0.67 8	0.68 8	0.67 7	0.67 8	0.66 3	0.67 3	0.60 4	0.63 9	0.77 7	0.51 5	0.206	0.087	'Poor'
p06682 0	0.22 5	0.41 8	0.56 1	0.62 6	0.66 5	0.68 5	0.66 5	0.67 6	0.61 6	0.61 8	0.62 9	0.68 2	0.55 6	0.63 6	0.61 0	0.60 2	0.60 1	0.60 4	0.63 1	0.58 9	0.78 7	0.066	0.038	'Poor'	
p06689 4	0.38 2	0.31 1	0.14 5	0.09 4	0.06 4	0.05 7	0.06 4	0.05 7	0.05 4	0.05 3	0.05 0	0.04 9	0.05 6	0.05 1	0.06 3	0.05 8	0.05 3	0.05 3	0.06 4	0.07 4	0.06 6	0.38 9	0.029	0.020	'Poor'
p06797 6	1.10 9	1.48 8	1.61 0	1.61 6	1.70 8	1.70 3	1.58 7	1.61 8	1.58 8	1.57 4	1.54 3	1.47 3	1.38 9	1.50 8	1.35 2	1.41 8	1.51 4	1.44 2	1.47 7	1.36 9	0.58 3	0.080	0.039	'Poor'	
p07230 0	0.17 8	0.22 6	0.26 8	0.26 3	0.27 6	0.27 6	0.29 4	0.35 7	0.36 1	0.39 2	0.44 1	0.46 6	0.45 4	0.44 5	0.50 1	0.51 9	0.59 3	0.56 8	0.59 1	0.53 8	0.50 9	0.098	0.055	'Poor'	
p08053 8	0.35 1	0.44 5	0.50 4	0.49 6	0.50 4	0.58 5	0.62 7	0.63 4	0.72 4	0.71 3	0.77 3	0.78 0	0.90 1	0.82 1	0.92 7	0.93 3	0.89 2	0.88 8	0.95 2	1.04 4	0.54 9	0.136	0.082	'Poor'	
p08214 8	0.09 5	0.13 9	0.17 2	0.18 8	0.19 4	0.20 2	0.21 4	0.22 7	0.24 6	0.26 5	0.26 1	0.27 8	0.27 7	0.30 5	0.33 6	0.35 5	0.37 8	0.38 5	0.40 5	0.43 8	0.97 3	0.166	0.073	'Poor'	
p08264 1	1.38 3	1.87 5	2.00 3	1.99 7	1.92 4	1.88 8	1.76 0	1.77 8	1.69 0	1.65 7	1.58 1	1.58 8	1.15 6	1.51 8	1.50 7	1.46 7	1.47 0	1.38 6	1.40 2	1.33 6	0.73 6	0.107	0.052	'Poor'	
p08315 1	0.31 6	0.44 3	0.52 4	0.55 7	0.53 7	0.55 5	0.59 0	0.61 2	0.64 4	0.56 6	0.58 2	0.55 2	0.55 0	0.63 2	0.59 0	0.54 8	0.53 3	0.53 7	0.56 0	0.48 7	0.76 0	0.123	0.067	'Poor'	
p08367 2	0.00 3	0.00 4	0.00 5	0.00 7	0.00 7	0.00 8	0.00 9	0.01 9	0.01 2	0.01 4	0.01 5	0.01 6	0.01 8	0.01 9	0.01 3	0.02 5	0.02 3	0.02 5	0.02 6	0.02 5	0.02 6	1.37 9	9.495	1.311	'Poor'
p08471 7	0.80 9	0.98 7	0.90 8	0.79 1	0.71 7	0.66 9	0.60 9	0.64 4	0.54 6	0.57 0	0.53 7	0.51 8	0.50 4	0.44 7	0.46 1	0.50 4	0.50 7	0.45 5	0.45 9	0.43 8	0.45 8	0.291	0.099	'Poor'	
p08563 0	0.00 3	0.00 7	0.01 4	0.01 4	0.01 7	0.02 4	0.02 1	0.02 4	0.03 8	0.03 1	0.03 5	0.04 2	0.04 6	0.04 9	0.05 3	0.05 6	0.04 8	0.05 2	0.05 4	0.05 7	1.15 5	5.587	0.820	'Poor'	
p08725 3	0.89 7	1.47 8	1.76 3	1.80 5	1.80 9	1.78 1	1.64 1	1.54 2	1.39 2	1.18 0	1.00 3	0.96 0	0.88 5	0.83 5	0.92 2	0.91 8	0.98 2	1.01 8	1.03 2	1.12 8	0.73 7	0.017	0.007	'Poor'	
p08929 2	1.10 2	1.63 5	1.85 5	1.92 5	1.94 0	1.93 2	1.90 0	1.86 2	1.82 4	1.80 1	1.77 0	1.79 5	1.71 8	1.74 4	1.77 1	1.68 4	1.67 1	1.61 8	1.60 7	1.54 0	0.91 0	0.145	0.050	'Poor'	
p08929 2	0.63 8	1.04 9	1.18 6	1.22 9	1.23 2	1.19 2	1.16 0	1.09 6	1.04 1	1.05 8	1.00 7	0.96 6	0.92 2	0.94 8	0.90 8	0.89 6	0.89 4	0.87 4	0.86 4	0.86 4	0.90 8	0.336	0.098	'Poor'	
p08941 9	1.26 9	1.74 3	1.94 4	1.93 4	2.01 9	1.88 2	1.88 0	1.88 0	1.59 6	1.63 9	1.80 1	1.51 8	1.59 9	1.14 3	1.48 9	1.65 6	1.86 1	1.48 8	1.35 4	1.42 8	0.64 2	0.149	0.074	'Poor'	
p08999 2	0.33 2	0.41 0	0.46 1	0.44 7	0.47 1	0.48 7	0.42 1	0.45 7	0.47 1	0.41 0	0.41 9	0.35 9	0.38 0	0.33 9	0.39 0	0.36 9	0.35 4	0.31 3	0.41 2	0.39 4	0.54 8	0.075	0.046	'Poor'	
p09161 4	0.08 0	0.11 4	0.14 3	0.14 6	0.15 3	0.14 6	0.13 6	0.13 3	0.12 3	0.11 8	0.12 3	0.10 3	0.09 5	0.13 3	0.10 4	0.12 1	0.12 1	0.12 1	0.13 8	0.12 3	0.16 9	0.74 9	0.121	0.061	'Poor'
p09390 0	0.29 8	0.38 3	0.37 6	0.38 7	0.40 9	0.39 3	0.40 2	0.40 2	0.42 7	0.42 4	0.40 9	0.44 9	0.45 1	0.45 6	0.45 4	0.46 4	0.45 8	0.45 1	0.47 9	0.47 9	0.45 8	0.180	0.068	'Poor'	
p09975 6	0.24 1	0.35 5	0.35 6	0.38 2	0.38 6	0.38 2	0.39 4	0.36 1	0.38 7	0.41 1	0.42 4	0.43 9	0.45 8	0.42 2	0.45 7	0.45 1	0.45 8	0.46 5	0.46 0	0.47 6	0.55 6	0.102	0.059	'Poor'	
p09976 8	0.27 8	0.34 0	0.42 2	0.43 3	0.42 1	0.46 4	0.35 5	0.39 2	0.44 0	0.48 3	0.43 3	0.47 0	0.50 2	0.62 9	0.62 7	0.56 5	0.60 0	0.67 9	0.58 8	0.56 2	0.53 4	0.099	0.054	'Poor'	