

**OPTIMASI ALGORITMA *DEEP NEURAL NETWORK*  
MENGUNAKAN INISIALISASI *WEIGHT KAIMING*  
*HE* UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT SERANGAN  
JANTUNG**



**OLEH:  
LIA ANDIANI  
09042681822010**

**PROGRAM STUDI MAGISTER ILMU KOMPUTER  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS SRIWIJAYA  
2020**

**OPTIMASI ALGORITMA *DEEP NEURAL NETWORK*  
MENGUNAKAN INISIALISASI *WEIGHT KAIMING*  
*HE* UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT SERANGAN  
JANTUNG**

**TESIS**

**Diajukan untuk melengkapi salah satu syarat  
memperoleh gelar magister**



**OLEH:**

**LIA ANDIANI**

**09042681822010**

**PROGRAM STUDI MAGISTER ILMU KOMPUTER  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS SRIWIJAYA  
2020**

LEMBAR PENGESAHAN

**OPTIMASI ALGORITMA *DEEP NEURAL NETWORK*  
MENGUNAKAN INISIALISASI *WEIGHT KAIMING*  
*HE* UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT SERANGAN  
JANTUNG**

**TESIS**

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Magister

**OLEH:  
LIA ANDIANI  
09042681822010**

Pembimbing I



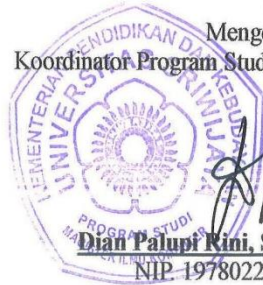
**Dr. Ir. Sukemi, M.T**  
NIP. 196612032006041001

Palembang, 26 Januari 2021  
Pembimbing II



**Dian Palupi Rini, M.Kom., Ph.D**  
NIP. 197802232006042002

Mengetahui,  
Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer



**Dian Palupi Rini, S.Si, M.Kom, Ph.D**  
NIP. 197802232006042002

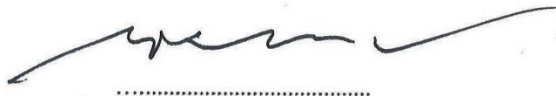
## HALAMAN PERSETUJUAN

Pada hari selasa tanggal 23 Desember 2020 telah dilaksanakan ujian sidang tesis II oleh Magister Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Nama : Lia Andiani  
NIM : 09042681822010  
Judul : Optimasi Algoritma *Deep Neural Network* Menggunakan Inisialisasi *Weight Kaiming He* Untuk Klasifikasi Penyakit Serangan Jantung.

1. Pembimbing I

Dr.Ir.Sukemi, M.T  
NIP 196612032006041001



2. Pembimbing II

Dian Palupi Rini, M.kom., Ph.D  
NIP 197802232006042002



3. Penguji I

Samsuryadi, M.Kom., Ph.D  
NIP 197102041997021003

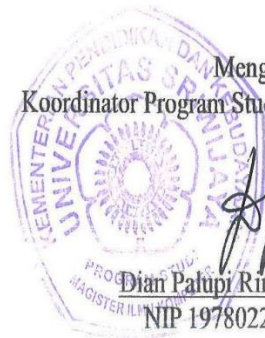


4. Penguji II

Dr.Iwan Pahendra, A.S, M.T  
NIP 197403222002121002



Mengetahui,  
Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer



Dian Palupi Rini, M.kom., Ph.D  
NIP 197802232006042002



## LEMBAR PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Lia Andiani  
NIM : 09042681822010  
Program Studi : Magister Ilmu Komputer  
Judul Tesis : Optimasi Algoritma *Deep Neural Network* Menggunakan  
Inialisasi *Weight Kaiming He* Untuk Klasifikasi Penyakit  
Serangan Jantung

Hasil Pengecekan Software iThenticate/Turnitin : 2 %

Menyatakan bahwa laporan tesis saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan/plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan/plagiat dalam laporan tesis ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya sesuai dengan ketentuan yang berlaku.

Demikian, pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya dan tidak ada paksaan oleh siapapun.



Palembang, 26 Januari 2021



Lia Andiani  
NIM. 09042681822010

## KATA PENGANTAR

Puji syukur dipanjatkan kehadiran Allah SWT, atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tesis dengan judul **“Optimasi Algoritma *Deep Neural Network* Menggunakan Inisialisasi *Weight Kaiming He* Untuk Klasifikasi Penyakit Serangan Jantung”**. Tesis ini diajukan untuk melengkapi salah satu syarat memperoleh gelar Magister di program studi Magister Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Pada kesempatan ini, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang tak terhingga kepada pihak – pihak yang telah memberikan dukungan, bimbingan dan motivasi kepada penulis untuk menyelesaikan tesis ini, yaitu kepada:

1. Bapak Jaidan Jauhari, S.Pd., M.T., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
2. Ibu Dian Palupi Rini, M.Kom., Ph.D. sebagai Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer yang telah memberikan dukungan kepada kami.
3. Bapak Dr. Ir. Sukemi, M.T.sebagai pembimbing 1 dan Ibu Dian Palupi Rini, M.Kom., Ph.D. sebagai pembimbing 2 tesis yang telah meluangkan waktu untuk memberikan bimbingan, masukan, saran, dan kritik dalam penyusunan tesis ini.
4. Bapak Samsuryadi, M.Kom., Ph.D., selaku penguji pertama dan Bapak Dr.Iwan Pahendra,A.S,M.T selaku penguji kedua.
5. Dosen – dosen Magister Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya yang telah memberikan ilmunya.
6. Orang tua, Bapak Kaswan dan Ibu Noni Aziza, Suami tercinta dan ananda tercinta, mertua dan keluarga besar yang selalu,memberikan doa dan dukungan sehingga laporan ini dapat terselesaikan.
7. Mbak Nurul Afifah, Elza, Mbak Niya, Mifta, Pandito, Indra, Kak Andre dan Seluruh teman – teman, dan sahabat yang memberikan motivasi dan sharing selama penulis menempuh pendidikan.

8. Admin dan staf Magister Ilmu komputer yang telah membantu kegiatan operasional, baik teknis maupun non-teknis selama penyelesaian laporan tesis.
9. Semua pihak yang terlibat selama penulis menempuh pendidikan dan dalam penyelesaian laporan tesis ini yang tidak dapat disebutkan satu – persatu.

Penulis menyadari bahwa tesis ini masih banyak kekurangan baik isi maupun susunannya. Penulis berharap semoga tesis ini dapat bermanfaat bagi semua pihak khususnya Magister Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya

Palembang, 26 Januari 2021

Penulis

# **OPTIMIZATION OF DEEP NEURAL NETWORK ALGORITHM USING THE INITIALIZATION OF HE KAIMING WEIGHT FOR CLASSIFICATION OF HEART ATTACK DISEASE**

## **ABSTRACT**

The Disease of the heart or cardiovascular organs is the number one cause of death in 17.7 million deaths in the world. Coronary Heart Disease (CHD) is increasing every year with a significant number of deaths. In Indonesia, the highest percentage of cardiovascular disease is coronary heart disease, coronary heart disease, which is 1.5 percent. The aim of this study is to minimize the expert diagnosis time and increase the accuracy of diagnosis. DNN is a neural network-based algorithm that can be used for decisions that have more than one hidden neural layer. This algorithm is the development of intelligence, namely the Artificial Neural Network (ANN) algorithm. To achieve high accuracy in this algorithm, the amount of data needs to be trained first. The accuracy of the system to be developed can be improved by adding a Kaiming He weight initialization optimization technique to the DNN structure. Therefore, this study proposes that DNN be optimized with a Kaiming He weight initialization technique so that it can increase the accuracy, sensitivity, and specificity values, and can overcome weaknesses in large data variants between classes. This is evidenced by the results of the accuracy performance of 98.73%, 99.21% precision, 99.11% sensitivity, and 98.36% specificity.

Keywords: CHD, Kaiming He, DNN, Accuracy, Sensitivity, Specificity



# **OPTIMASI ALGORITMA *DEEP NEURAL NETWORK* MENGUNAKAN INISIALISASI *WEIGHT KAIMING HE* UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT SERANGAN JANTUNG**

## **ABSTRAK**

Penyakit pada organ jantung atau kardiovaskular adalah penyebab nomor satu kematian pada 17,7 juta kematian di dunia. *Coronary Heart Disease* (CHD) meningkat setiap tahun dengan jumlah kematian yang signifikan. Di Indonesia, presentasi tertinggi penyakit kardiovaskular adalah penyakit serangan jantung koroner *Coronary Heart Disease* yaitu sebesar 1,5 persen. Tujuan pada penelitian ini untuk meminimalkan waktu diagnosis ahli dan meningkatkan akurasi diagnosis. DNN adalah algoritma berbasis jaringan saraf yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan yang memiliki lebih dari satu lapisan saraf tersembunyi. Algoritma ini adalah pengembangan kecerdasan yaitu algoritma Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Untuk mencapai akurasi tinggi dalam algoritma ini, jumlah data perlu dilatih terlebih dahulu. akurasi pada sistem yang akan dikembangkan dapat ditingkatkan dengan menambahkan suatu teknik optimasi inisialisasi *weight Kaiming He* pada struktur DNN. Maka dari itu pada penelitian ini mengusulkan DNN di optimasi dengan suatu teknik inisialisasi *weight Kaiming He* sehingga mampu meningkatkan nilai akurasi, sensitivitas dan spesifisitas, serta dapat mengatasi kelemahan dalam varian data yang besar antar kelas. Ini dibuktikan dengan hasil performa akurasi sebesar 98.73% presisi 99.21%, sensitivitas sebesar 99.11% dan spesifisitas sebesar 98.36%.

Kata kunci : *CHD, Kaiming He, DNN, Akurasi, Sensitivitas, Spesifisitas*

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b>	<b>i</b>
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b>	<b>iii</b>
<b>HALAMAN PERSETUJUAN</b>	<b>iv</b>
<b>LEMBAR PERNYATAAN</b>	<b>v</b>
<b>KATA PENGANTAR</b>	<b>vi</b>
<b>ABSTRAK</b>	<b>ix</b>
<b>DAFTAR ISI</b>	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b>	<b>xv</b>
<b>DAFTAR TABEL</b>	<b>x</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Masalah	3
1.6 Metologi Penulisan	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	<b>5</b>
2.1 Tinjauan Penelitian	5
2.2 Atribut Dataset CHD	8
2.3 Deep Neural Network	9
2.4 Inisialisasi Weight Kaiming He	10
2.5 Confusion Matrix	11
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b>	<b>14</b>
3.1 Metodologi Penelitian	14
3.2 Persiapan Data	15
3.3 Proses Klasifikasi Menggunakan DNN	16

3.4 Proses Pelatihan	19
3.5 Proses Validasi	19
3.5.1 Validasi DNN	19
3.5.2 Validasi Optimasi Kaiming He Dan DNN	20
3.5.2.1 Validasi DNN 1 Layer	20
3.5.2.2 Validasi DNN 2 Layer	20
3.5.2.3 Validasi DNN 3 Layer	21
3.5.2.4 Validasi DNN 4 Layer	22
3.5.2.5 Validasi DNN 5 Layer	22
3.6 Perhitungan Validasi Pengujian DNN	23
<b>BAB IV HASIL DAN ANALISA</b>	<b>24</b>
4.1 Analisa Hasil Validasi Pengujian DNN	24
4.1.1 Validasi DNN 1 Layer	24
4.1.2 Validasi DNN 2 Layer	25
4.1.3 Validasi DNN 3 Layer	26
4.1.4 Validasi DNN 4 Layer	27
4.1.5 Validasi DNN 5 Layer	28
4.2 Hasil Validasi Kaiming He dan DNN	28
4.2.1 Hasil Validasi 1 Layer 50 epoch	28
4.2.1.1 Hasil Validasi 1 Layer 50 epoch	28
4.2.1.2 Hasil Validasi 1 Layer 100 epoch	29
4.2.1.3 Hasil Validasi 1 Layer 150 epoch	30
4.2.1.4 Hasil Validasi 1 Layer 200 epoch	30
4.2.1.5 Hasil Validasi 1 Layer 250 epoch	31
4.2.1.6 Hasil Validasi 1 Layer 300 epoch	32
4.2.1.7 Hasil Validasi 1 Layer 350 epoch	32
4.2.1.8 Hasil Validasi 1 Layer 400 epoch	33
4.2.1.9 Hasil Validasi 1 Layer 450 epoch	34
4.2.1.10 Hasil Validasi 1 Layer 500 epoch	34
4.2.2 Hasil Validasi 2 Layer	35
4.2.2.1 Hasil Validasi 2 Layer 50 epoch	35

4.2.2.2 Hasil Validasi 2 Layer 100 epoch	36
4.2.2.3 Hasil Validasi 2 Layer 150 epoch	36
4.2.2.4 Hasil Validasi 2 Layer 200 epoch	37
4.2.2.5 Hasil Validasi 2 Layer 250 epoch	38
4.2.2.6 Hasil Validasi 2 Layer 300 epoch	38
4.2.2.7 Hasil Validasi 2 Layer 350 epoch	39
4.2.2.8 Hasil Validasi 2 Layer 400 epoch	40
4.2.2.9 Hasil Validasi 2 Layer 450 epoch	41
4.2.2.10 Hasil Validasi 2 Layer 500 epoch	41
4.2.3 Hasil Validasi 3 Layer	42
4.2.3.1 Hasil Validasi 3 Layer 50 epoch	42
4.2.3.2 Hasil Validasi 3 Layer 100 epoch	43
4.2.3.3 Hasil Validasi 3 Layer 150 epoch	43
4.2.3.4 Hasil Validasi 3 Layer 200 epoch	44
4.2.3.5 Hasil Validasi 3 Layer 250 epoch	45
4.2.3.6 Hasil Validasi 3 Layer 300 epoch	45
4.2.3.7 Hasil Validasi 3 Layer 350 epoch	46
4.2.3.8 Hasil Validasi 3 Layer 400 epoch	47
4.2.3.9 Hasil Validasi 3 Layer 450 epoch	47
4.2.3.10 Hasil Validasi 3 Layer 500 epoch	48
4.2.4 Hasil Validasi 4 Layer	49
4.2.4.1 Hasil Validasi 4 Layer 50 epoch	49
4.2.4.2 Hasil Validasi 4 Layer 100 epoch	49
4.2.4.3 Hasil Validasi 4 Layer 150 epoch	50
4.2.4.4 Hasil Validasi 4 Layer 200 epoch	51
4.2.4.5 Hasil Validasi 4 Layer 250 epoch	51
4.2.4.6 Hasil Validasi 4 Layer 300 epoch	52
4.2.4.7 Hasil Validasi 4 Layer 350 epoch	53
4.2.4.8 Hasil Validasi 4 Layer 400 epoch	54
4.2.4.9 Hasil Validasi 4 Layer 450 epoch	54
4.2.4.10 Hasil Validasi 4 Layer 500 epoch	55
4.2.5 Hasil Validasi 5 Layer	55

4.2.5.1 Hasil Validasi 5 Layer 50 epoch	55
4.2.5.2 Hasil Validasi 5 Layer 100 epoch	56
4.2.5.3 Hasil Validasi 5 Layer 150 epoch	57
4.2.5.4 Hasil Validasi 5 Layer 200 epoch	57
4.2.5.5 Hasil Validasi 5 Layer 250 epoch	58
4.2.5.6 Hasil Validasi 5 Layer 300 epoch	59
4.2.5.7 Hasil Validasi 5 Layer 350 epoch	59
4.2.5.8 Hasil Validasi 5 Layer 400 epoch	60
4.2.5.9 Hasil Validasi 5 Layer 450 epoch	61
4.2.5.10 Hasil Validasi 5 Layer 500 epoch	61
4.3 Analisis Hasil Validasi Pengujian Pengujian DNN	62
4.4 Analisis Hasil Validasi Pengujian Kaiming He dan DNN	63
4.4.1 Analisis Hasil Validasi Kaiming He dan DNN 1 Layer	64
4.4.2 Analisis Hasil Validasi Kaiming He dan DNN 2 Layer	65
4.4.3 Analisis Hasil Validasi Kaiming He dan DNN 3 Layer	67
4.4.4 Analisis Hasil Validasi Kaiming He dan DNN 4 Layer	68
4.4.5 Analisis Hasil Validasi Kaiming He dan DNN 5 Layer	69
4.5 Studi Perbandingan Penelitian	71
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN</b>	<b>72</b>
5.1 Kesimpulan	72
5.2 Saran	72
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	<b>73</b>

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
<b>Gambar 3.1</b> Kerangka Konsep Penelitian	14
<b>Gambar 3.2</b> Arsitektur DNN yang di usulkan	16
<b>Gambar 3.3</b> Flowchart Klasifikasi DNN	17
<b>Gambar 4.1</b> Grafik Akurasi DNN Validasi 1	24
<b>Gambar 4.2</b> Grafik Akurasi DNN Validasi 2	25
<b>Gambar 4.3</b> Grafik Akurasi DNN Validasi 3	26
<b>Gambar 4.4</b> Grafik Akurasi DNN Validasi 4	27
<b>Gambar 4.5</b> Grafik Akurasi DNN Validasi 5	28
<b>Gambar 4.7</b> Grafik Akurasi DNN 1 layer 50 epoch	29
<b>Gambar 4.8</b> Grafik Akurasi DNN 1 layer 100 epoch	29
<b>Gambar 4.9</b> Grafik Akurasi DNN 1 layer 150 epoch	30
<b>Gambar 4.10</b> Grafik Akurasi DNN 1 layer 200 epoch	31
<b>Gambar 4.11</b> Grafik Akurasi DNN 1 layer 250 epoch	31
<b>Gambar 4.12</b> Grafik Akurasi DNN 1 layer 300 epoch	32
<b>Gambar 4.13</b> Grafik Akurasi DNN 1 layer 350 epoch	33
<b>Gambar 4.14</b> Grafik Akurasi DNN 1 layer 400 epoch	33
<b>Gambar 4.15</b> Grafik Akurasi DNN 1 layer 450 epoch	34
<b>Gambar 4.16</b> Grafik Akurasi DNN 1 layer 500 epoch	35
<b>Gambar 4.17</b> Grafik Akurasi DNN 2 layer 50 epoch	35
<b>Gambar 4.18</b> Grafik Akurasi DNN 2 layer 100 epoch	36
<b>Gambar 4.19</b> Grafik Akurasi DNN 2 layer 150 epoch	37
<b>Gambar 4.20</b> Grafik Akurasi DNN 2 layer 200 epoch	37
<b>Gambar 4.21</b> Grafik Akurasi DNN 2 layer 250 epoch	38
<b>Gambar 4.22</b> Grafik Akurasi DNN 2 layer 300 epoch	39
<b>Gambar 4.23</b> Grafik Akurasi DNN 2 layer 350 epoch	39
<b>Gambar 4.24</b> Grafik Akurasi DNN 2 layer 400 epoch	40

<b>Gambar 4.25</b>	Grafik Akurasi DNN 2 layer 450 epoch	41
<b>Gambar 4.26</b>	Grafik Akurasi DNN 2 layer 500 epoch	42
<b>Gambar 4.27</b>	Grafik Akurasi DNN 3 layer 50 epoch	42
<b>Gambar 4.28</b>	Grafik Akurasi DNN 3 layer 100 epoch	43
<b>Gambar 4.29</b>	Grafik Akurasi DNN 3 layer 150 epoch	44
<b>Gambar 4.30</b>	Grafik Akurasi DNN 3 layer 200 epoch	44
<b>Gambar 4.31</b>	Grafik Akurasi DNN 3 layer 250 epoch	45
<b>Gambar 4.32</b>	Grafik Akurasi DNN 3 layer 300 epoch	46
<b>Gambar 4.33</b>	Grafik Akurasi DNN 3 layer 350 epoch	46
<b>Gambar 4.34</b>	Grafik Akurasi DNN 3 layer 400 epoch	47
<b>Gambar 4.35</b>	Grafik Akurasi DNN 3 layer 450 epoch	48
<b>Gambar 4.36</b>	Grafik Akurasi DNN 3 layer 500 epoch	48
<b>Gambar 4.37</b>	Grafik Akurasi DNN 4 layer 50 epoch	49
<b>Gambar 4.38</b>	Grafik Akurasi DNN 4 layer 100 epoch	50
<b>Gambar 4.39</b>	Grafik Akurasi DNN 4 layer 150 epoch	50
<b>Gambar 4.40</b>	Grafik Akurasi DNN 4 layer 200 epoch	51
<b>Gambar 4.41</b>	Grafik Akurasi DNN 4 layer 250 epoch	52
<b>Gambar 4.42</b>	Grafik Akurasi DNN 4 layer 300 epoch	52
<b>Gambar 4.43</b>	Grafik Akurasi DNN 4 layer 350 epoch	53
<b>Gambar 4.44</b>	Grafik Akurasi DNN 4 layer 400 epoch	54
<b>Gambar 4.45</b>	Grafik Akurasi DNN 4 layer 450 epoch	54
<b>Gambar 4.46</b>	Grafik Akurasi DNN 4 layer 500 epoch	55
<b>Gambar 4.47</b>	Grafik Akurasi DNN 5 layer 50 epoch	56
<b>Gambar 4.48</b>	Grafik Akurasi DNN 5 layer 100 epoch	56
<b>Gambar 4.49</b>	Grafik Akurasi DNN 5 layer 150 epoch	57
<b>Gambar 4.50</b>	Grafik Akurasi DNN 5 layer 200 epoch	58
<b>Gambar 4.51</b>	Grafik Akurasi DNN 5 layer 250 epoch	58
<b>Gambar 4.52</b>	Grafik Akurasi DNN 5 layer 300 epoch	59
<b>Gambar 4.53</b>	Grafik Akurasi DNN 5 layer 350 epoch	60
<b>Gambar 4.54</b>	Grafik Akurasi DNN 5 layer 400 epoch	60
<b>Gambar 4.55</b>	Grafik Akurasi DNN 5 layer 450 epoch	61
<b>Gambar 4.56</b>	Grafik Akurasi DNN 5 layer 500 epoch	62

<b>Gambar 4.57</b>	Grafik Nilai Validasi Hidden DNN	63
<b>Gambar 4.58</b>	Grafik Nilai Validasi 1 Hidden Layer Berdasarkan Epoch	64
<b>Gambar 4.59</b>	Grafik Nilai Validasi 2 Hidden Layer Berdasarkan Epoch	66
<b>Gambar 4.60</b>	Grafik Nilai Validasi 3 Hidden Layer Berdasarkan Epoch	67
<b>Gambar 4.61</b>	Grafik Nilai Validasi 4 Hidden Layer Berdasarkan Epoch	69
<b>Gambar 4.62</b>	Grafik Nilai Validasi 1 Hidden Layer Berdasarkan Epoch	70



## DAFTAR TABEL

	Halaman
<b>Tabel 2.1</b> Penelitian Tentang CHD 10 Tahun Terakhir	6
<b>Tabel 2.2</b> Jurnal Rujukan	7
<b>Tabel 2.3</b> Atribut Dataset CHD	8
<b>Tabel 2.4</b> Perbedaan Inisialisasi bobot <i>Kaiming He</i> normal dan <i>uniform</i>	11
<b>Tabel 2.5</b> Confusion Matrix	12
<b>Tabel 3.1</b> Jumlah Data CHD <i>Present</i> dan CHD <i>Absent</i>	15
<b>Tabel 3.2</b> Sampel Dataset CHD	15
<b>Tabel 3.3</b> Pembagian Data Pelatihan dan Pengujian	19
<b>Tabel 3.4</b> Hyperparameter Validasi DNN	19
<b>Tabel 3.5</b> Validasi DNN 1 layer	20
<b>Tabel 3.6</b> Validasi DNN 2 layer	21
<b>Tabel 3.7</b> Validasi DNN 3 layer	21
<b>Tabel 3.8</b> Validasi DNN 4 layer	22
<b>Tabel 3.9</b> Validasi DNN 5 layer	22
<b>Tabel 4.1</b> Hasil Uji Validasi DNN	62
<b>Tabel 4.2</b> Hasil Uji Validasi DNN Kaiming He 1 Layer	64
<b>Tabel 4.3</b> Hasil Uji Validasi DNN Kaiming He 2 Layer	65
<b>Tabel 4.4</b> Hasil Uji Validasi DNN Kaiming He 3 Layer	67
<b>Tabel 4.5</b> Hasil Uji Validasi DNN Kaiming He 4 Layer	68
<b>Tabel 4.6</b> Hasil Uji Validasi DNN Kaiming He 5 Layer	69
<b>Tabel 4.7</b> Studi Perbandingan Penelitian Klasifikasi CHD dalam 2 tahun Terakhir	71

# BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat dari topik yang dipilih berupa sistem klasifikasi CHD present dan absent menggunakan metode DNN.

## 1.1 Latar Belakang

Penyakit pada organ jantung atau kardiovaskular adalah penyebab nomor satu kematian pada 17,7 juta kematian dalam penelitian. Di Indonesia, presentasi tertinggi penyakit kardiovaskular adalah penyakit serangan jantung koroner (Coronary Heart Disease) sebesar 1,5 persen. CHD adalah nyeri dada atau ketidaknyamanan yang terjadi jika area otot jantung tidak mendapatkan cukup darah yang kaya oksigen. CHD juga dikenal sebagai penyakit arteri koroner. CHD yang diam adalah orang yang menderita tetapi tidak memiliki gejala. Penyakit ini mungkin tidak didiagnosis sampai seseorang memiliki gejala gagal jantung atau serangan jantung.

Tech dkk. (2011) menggunakan teknik pemodelan data mining, yaitu, Naïve Bayes untuk memprediksi penyakit jantung dengan menghasilkan akurasi sebesar 82,31%. Nahar dkk. (2013), menyajikan sejumlah teknik kecerdasan komputasi dalam pendeteksian penyakit jantung menggunakan UCI *Machine Learning Repository* dengan menghasilkan akurasi sebesar 86.77%. Umasankar dan Thiagarasu (2019), juga menerapkan teknik data mining untuk menyelidiki penyakit jantung menggunakan 11 atribut dari UCI *Machine Learning*. Pada publikasi Shinde dkk. (2017), mengusulkan *neural network feedforward multilayer* dan *neural network backpropagation* dengan tiga lapisan tersembunyi yang terdiri dari total 18 node untuk mendiagnosis penyakit jantung. Keakuratan yang dicapai melalui sistem yang diusulkan adalah 92%.

Dataset penyakit jantung Cleveland memberikan beberapa informasi tentang tipe nyeri dada (angina) yang menjadi gejala CHD yang signifikan. Dalam pekerjaan sebelumnya, beberapa algoritma pembelajaran mesin digunakan dalam

interpretasi CHD. Chowdhury dkk. (2011) mengusulkan jaringan saraf tiruan (Neural Network) dan akurasi keseluruhan yang diperoleh adalah 75%, dengan satu lapisan tersembunyi. Tech dkk.(2011) mengusulkan Naïve Bayes dan peningkatan akurasi yang dicapai adalah 82,31%. Nahar dkk. (2013) mengusulkan teknik kecerdasan komputasi untuk prediksi penyakit jantung dan mendapatkan akurasi 86,77%. Olaniyi dkk. (2015) mengusulkan *neural network* dengan satu lapisan tersembunyi dan menghasilkan akurasi 85%.

Xie dkk. (2010) menyatakan jumlah populasi CHD meningkat setiap tahun dengan jumlah kematian yang signifikan, diusulkan algoritma pembelajaran untuk mendapatkan kinerja yang lebih baik dalam akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas dalam interpretasi CHD. Sistem klasifikasi berbasis fitur tradisional kurang efektif karena kinerjanya biasanya tergantung pada kualitas fitur Xie dkk. (2010) sehingga *neural network* bisa menjadi solusi dalam penyelesaian masalah ini. Publikasi Darmawahyuni dkk. (2019) dan Miao dkk. (2018) jumlah varian pada kelas dataset sangat besar sehingga menjadi masalah dalam hal akurasi. Akurasi dapat ditingkatkan dengan menambahkan suatu teknik optimasi inisialisasi weight Kaiming He dkk. (2015) pada struktur DNN. Maka dari itu kami mengusulkan DNN di optimasi dengan suatu teknik inisialisasi *weight Kaiming He* sehingga dapat mengatasi kelemahan dalam varian data pada publikasi Darmawahyuni dkk. (2019).

## 1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang disebutkan bahwa varian yang besar dalam dataset sangat mempengaruhi performa hasil akhir seperti tingkat akurasi, presisi, sensitivitas dan spesifisitas. Masalah dalam varian data dapat diselesaikan dengan menggunakan teknik inisialisasi *weight* pada paper He dkk (2015). Untuk itu perlu dirumuskan beberapa masalah dalam penelitian ini yaitu :

1. Bagaimana cara mengoptimasi DNN menggunakan inisialisasi *weight Kaiming He* pada serangan penyakit jantung ?

2. Bagaimana hasil nilai akurasi, sensitivitas dan spesifisitas algoritma DNN yang bobotnya di inisialisasi dengan teknik inisialisasi *weight Kaiming He*?
3. Bagaimana hasil perbandingan optimasi DNN dan DNN + *Kaiming He* ?

### 1.3 Batasan Masalah

Terdapat beberapa batasan masalah yang dirancang dalam tesis ini yaitu:

1. Data yang digunakan merupakan dataset dari Cleveland CHD.
2. Inisialisasi *weight* menggunakan Persamaan *Kaiming He*.
3. Algoritma yang digunakan adalah *Deep Neural Network* (DNN).

### 1.4 Tujuan penelitian

Tujuan penelitian tesis ini adalah sebagai berikut :

1. Mengembangkan teknik optimasi DNN menggunakan persamaan inisialisasi *Weight Kaiming He*.
2. Mengukur nilai akurasi, sensitivitas dan spesifisitas yang tinggi pada optimasi DNN menggunakan inisialisasi *Weight Kaiming He*.
3. Membandingkan DNN dan DNN + *Kaiming He*.

### 1.5 Manfaat

Hasil dari penelitian ini dapat menjadi landasan dalam pengembangan sistem klasifikasi CHD present dan absent menggunakan optimasi Inisialisasi *weight Kaiming He* dan DNN secara lebih lanjut. Selain itu manfaat dari penelitian ini secara praktis yaitu:

1. Teknik inisialisasi *kaiming he* mampu mengoptimalkan nilai bobot awal dalam proses *neural network*.
2. Menjadi acuan dalam penyelesaian masalah varian yang besar pada data dalam penelitian yang menggunakan *neural network*.
3. Hasil dari penelitian ini dapat menjadi referensi untuk meningkatkan nilai performa akurasi, sensitivitas, spesifisitas dari sistem klasifikasi jantung yang menerapkan metode DNN.

## 1.6 Metodologi Penulisan

Metodologi Penulisan bertujuan untuk memperoleh gambaran jelas mengenai penelitian ini, maka dibuatlah suatu sistematika penulisan yang berisi gambaran dalam tiap bab penelitian ini, yaitu:

- 1. BAB I           Pendahuluan**  
Bab ini menjelaskan tentang latar belakang, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat dari topik yang dipilih berupa sistem klasifikasi CHD present dan absent menggunakan metode DNN.
- 2. BAB II           Tinjauan Pustaka**  
Bab ini menjelaskan mengenai *literature review* yang berhubungan dengan masalah serangan jantung koroner dan optimasi *Kaiming He* dengan metode DNN yang mengacu pada beberapa penelitian publikasi.
- 3. BAB III          Metodologi Penelitian**  
Bab ini menjelaskan pembahasan secara bertahap dan rinci langkah yang digunakan untuk mengumpulkan dan menganalisa CHD *present* dan *absent*. Metodologi ini menjelaskan pendekatan algoritma DNN serta model yang digunakan sehingga tujuan dari penulisan tercapai.
- 4. BAB IV          Hasil dan analisa**  
Bab ini berisi hasil pengujian yang dilakukan, data yang diuji akan dianalisa menggunakan berbagai macam teknik serta validasi hasil.
- 5. BAB V           Kesimpulan**  
Bab ini menjelaskan kesimpulan dari hasil yang diperoleh, serta merupakan jawaban yang diperoleh dari tujuan yang ingin dicapai

## DAFTAR PUSTAKA

Bhatia, M. P. S. and Chandra, P. (2018) ‘Impact Of Weight Initialization On Training Of Sigmoidal Ffann’, pp. 1692–1695. doi: 10.21917/ijsc.2018.0236.

Chowdhury, D. R., Chatterjee, M. and Samanta, R. K. (2011) ‘An Artificial Neural Network Model for Neonatal Disease Diagnosis’, *International Journal of Artificial Intelligence and Expert Systems*, 2(3), pp. 96–106.

Dahl, G., Sainath, T. and Hinton, G. (2013) ‘Improving Deep Neural Networks for LVCSR Using Rectified Linear Units and Dropout, Department of Computer Science , University of Toronto’, *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings*, pp. 8609–8613.

Darmawahyuni, A., Nurmaini, S. and Firdaus, F. (2019) ‘Coronary Heart Disease Interpretation Based on Deep Neural Network’, *Computer Engineering and Applications Journal*, 8(1), pp. 1–12. doi: 10.18495/comengapp.v8i1.288.

Deng, X. *et al.* (2016) ‘An improved method to construct basic probability assignment based on the confusion matrix for classification problem’, *Information Sciences*. Elsevier Inc., 340–341, pp. 250–261. doi: 10.1016/j.ins.2016.01.033.

He, K. *et al.* (2015) ‘Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on imagenet classification’, *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2015 Inter, pp. 1026–1034. doi: 10.1109/ICCV.2015.123.

Kumar, S. K. (2017) ‘On weight initialization in deep neural networks’, pp. 1–9. Available at: <http://arxiv.org/abs/1704.08863>.

- Kwon, Young-man *et al.* (2019) ‘Initialization Weight Malware’, (4), pp. 57–62.
- Lin, T. *et al.* (2018) ‘Don’t Use Large Mini-Batches, Use Local SGD’, pp. 1–40.  
Available at: <http://arxiv.org/abs/1808.07217>.
- Luque, A. *et al.* (2019) ‘The impact of class imbalance in classification performance metrics based on the binary confusion matrix’, *Pattern Recognition*, 91, pp. 216–231. doi: 10.1016/j.patcog.2019.02.023.
- MacLennan, B. J. (2016) *Field computation: A framework for quantum-inspired computing*, *Quantum Inspired Computational Intelligence: Research and Applications*. Elsevier Inc. doi: 10.1016/B978-0-12-804409-4.00003-6.
- Miao, K. H. and Miao, J. H. (2018) ‘Coronary heart disease diagnosis using deep neural networks’, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 9(10), pp. 1–8. doi: 10.14569/IJACSA.2018.091001.
- Nahar, J. *et al.* (2013) ‘Computational intelligence for heart disease diagnosis: A medical knowledge driven approach’, *Expert Systems with Applications*, 40(1), pp. 96–104. doi: 10.1016/j.eswa.2012.07.032.
- Nwankpa, C. *et al.* (2018) ‘Activation Functions: Comparison of trends in Practice and Research for Deep Learning’, pp. 1–20.
- Olaniyi, E. O. *et al.* (2015) ‘Neural network diagnosis of heart disease’, *2015 International Conference on Advances in Biomedical Engineering, ICABME 2015*, pp. 21–24. doi: 10.1109/ICABME.2015.7323241.
- Shinde (2017) ‘Heart Disease Prediction System using Multilayered Feed Forward Neural Network and Back Propagation’, pp. 1–2.

Sundar, N. A., Latha, P. P. and Chandra, M. R. (2012) 'Performance Analysis of Classification Data Mining Techniques Over Heart Disease Data Base', *International Journal of Engineering Science & Advanced Technology*, 2(3), pp. 470–478.

Tech, G. S. M. (2011) 'Decision Support in Heart Disease Prediction System using Naive Bayes', 2(2), pp. 170–176.

Umasankar, P. and Thiagarasu, V. (2019) 'Data Mining for the Prediction of Heart Disease: A Literature Survey', *Asian Journal of Computer Science and Technology*, 8(1), pp. 1–6.

Xie, J. jiao *et al.* (2010) 'The Th17/Treg functional imbalance during atherogenesis in ApoE<sup>-/-</sup> mice', *Cytokine*. Elsevier Ltd, 49(2), pp. 185–193. doi: 10.1016/j.cyto.2009.09.007.