

TUGAS AKHIR - TM184835

**OPTIMASI TOPOLOGI FRAME SEPEDA LISTRIK
MENGUNAKAN SOFTWARE ANSYS DAN METODE *BACK
PROPAGATION NEURAL NETWORK - GENETIC
ALGORITHM***

Christoporus Risang Kurniawan

NRP.02111840000011

Dosen Pembimbing

M. Khoirul Effendi, S.T, M.Sc.Eng., Ph.D.

NIP.198204142010121001

Program Studi Sarjana

Departemen Teknik Mesin

Fakultas Teknologi Industri dan Rekayasa Sistem

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2022



TUGAS AKHIR - TM 184835

**OPTIMASI TOPOLOGI FRAME SEPEDA LISTRIK
MENGUNAKAN SOFTWARE ANSYS DAN METODE *BACK
PROPAGATION NEURAL NETWORK - GENETIC
ALGORITHM***

Christoporus Risang Kurniawan

NRP.0211184000011

Dosen Pembimbing

M. Khoirul Effendi, S.T., M.Sc.Eng., Ph.D.

NIP.198204142010121001

Program Studi Sarjana

DEPARTEMEN TEKNIK MESIN

Fakultas Teknologi Industri dan Rekayasa Sistem

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2022



FINAL PROJECT - TM 184835

**TOPOLOGY OPTIMIZATION OF ELECTRIC BIKE FRAME
USING ANSYS SOFTWARE AND BACK PROPAGATION
NEURAL NETWORK - GENETIC ALGORITHM METHODS**

Christoporus Risang Kurniawan

NRP.02111840000011

Advisor

M. Khoirul Effendi, S.T, MSc.Eng., Ph.D.

NIP.198204142010121001

Study Program of Bachelor Degree

DEPARTEMENT OF MECHANICAL ENGINEERING

Faculty of Industrial Technology and System Engineering

Sepuluh Nopember Institute of Technology

Surabaya

2022

HALAMAN PENGESAHAN

OPTIMASI TOPOLOGI FRAME SEPEDA LISTRIK MENGGUNAKAN SOFTWARE ANSYS DAN METODE *BACK PROPAGATION NEURAL NETWORK - GENETIC ALGORITHM*

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
memperoleh gelar Sarjana Teknik pada
Program Studi S-1 Teknik Mesin
Departemen Teknik Mesin
Fakultas Teknologi Industri dan Rekayasa Sistem
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

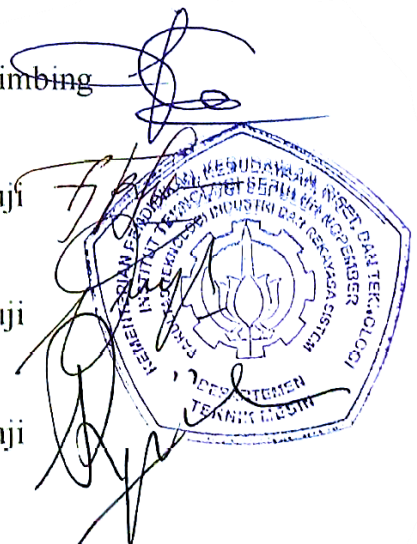
Oleh : **CHRISTOPORUS RISANG KURNIAWAN**

NRP. 0211184000011

Disetujui oleh Tim Penguji Tugas Akhir :

1. M. Khoirul Effendi, S.T., M.Sc.Eng., Ph.D.
2. Agus Sigit Pramono . Ir. Dr. DEA
3. Dinny Harnani , S.T. M.Sc.
4. Arif Wahjudi S.T., M.T., Ph.D.

Pembimbing
Penguji
Penguji
Penguji

The image shows a blue circular official stamp of Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Faculty of Industrial Technology and Systems Engineering. The stamp contains the text 'KEJURUTAHAN MESIN DAN ENERGI', 'FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI DAN REKAYASA SISTEM', and 'INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER'. Overlaid on the stamp are several handwritten signatures in blue ink, corresponding to the names of the committee members listed on the left.

SURABAYA

Juli, 2022

APPROVAL SHEET

TOPOLOGY OPTIMIZATION OF ELECTRIC BIKE FRAME USING ANSYS SOFTWARE AND BACK PROPAGATION NEURAL NETWORK - GENETIC ALGORITHM METHODS

FINAL PROJECT

Submitted to fulfill one of the requirements
for obtaining a bachelor of engineering degree at
Undergraduate Study Program of Mechanical Engineering
Department of Mechanical Engineering
Faculty of Industrial Technology and Systems Engineering
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

By : **CHRISTOPORUS RISANG KURNIAWAN**

NRP. 0211184000011

Approved by Final Project Examiner Team:

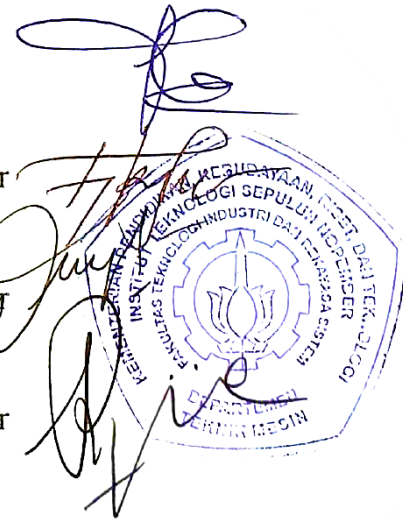
1. M. Khoirul Effendi, S.T, MSc.Eng, Ph.D.
2. Agus Sigit Pramono . Ir. Dr. DEA
3. Dinny Harnani , S.T. M.Sc.
4. Arif Wahjudi S.T., M.T., Ph.D.

Advisor

Examiner

Examiner

Examiner



SURABAYA

July, 2022

PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama mahasiswa / NRP : Christoporus Risang Kurniawan/0211184000011
Departemen : Teknik Mesin
Dosen Pembimbing / NIP : M. Khoirul Effendi, S.T., M.Sc.Eng., Ph.D. /
198204142010121001

dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul“Optimasi Topologi Frame Sepeda Listrik Menggunakan Software Ansys Dan Metode Back Propagation Neural Network - Genetic Algorithm” adalah hasil karya sendiri, bersifat orisinal, dan ditulis dengan mengikuti kaidah penulisan ilmiah.

Bilamana di kemudian hari ditemukan ketidaksesuaian dengan pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Mengetahui
Dosen Pembimbing



M. Khoirul Effendi, S.T, M.Sc.Eng, Ph.D.

NIP. 198204142010121001

Surabaya, Juli 25 2022

Mahasiswa,



Christoporus Risang K

NRP. 0211184000011

STATEMENT OF ORIGINALITY

The undersigned below :

Name of student / NRP : Christoporus Risang Kurniawan/0211184000011
Departement : Teknik Mesin
Dosen Pembimbing / NIP : M. Khoirul Effendi, S.T., M.Sc.Eng., Ph.D. /
198204142010121001

hereby declare that the Final Project with the title of “Topology Optimization Of Electric Bike Frame Using Ansys Software And Back Propagation Neural Network - Genetic Algorithm Methods” is the result of my own work, is original, and is written by following the rules of scientific writing..

If in the future there is a discrepancy with this statement, then I am willing to accept sanctions in accordance with the provisions that apply at Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Acknowledged
Advisor



M. Khoirul Effendi, S.T, M.Sc.Eng, Ph.D.

NIP. 198204142010121001

Surabaya, July 25th 2022

Student,



Christoporus Risang K

NRP. 0211184000011

OPTIMASI TOPOLOGI FRAME SEPEDA LISTRIK MENGGUNAKAN SOFTWARE ANSYS DAN METODE *BACK PROPAGATION NEURAL NETWORK - GENETIC ALGORITHM*

Nama Mahasiswa : Christoporus Risang Kurniawan
NRP : 0211184000011
Departemen : Teknik Mesin FTIRS – ITS
Dosen Pembimbing : M. Khoirul Effendi, S.T., M.Sc.Eng., Ph.D.

Abstrak

Perkembangan teknologi kendaraan elektrik berkembang semakin pesat. Sumber penggerak untuk kendaraan elektrik berasal dari pasokan listrik yang disimpan dalam baterai. Sedangkan kapasitas baterai memiliki batas. Agar konsumsi energi menjadi lebih hemat perlu mereduksi berat kendaraan. Berat kendaraan dapat direduksi dengan metode optimasi topologi. Optimasi topologi merupakan metode untuk mengoptimalkan sebuah struktur dengan menghilangkan bagian yang tidak menumpu beban. Pada *sub frame* depan terdapat sumbu kemudi yang menumpu beban atau gaya dari roda depan. Selain itu juga terdapat bagian atas dan bawah frame yang menopang beban baterai motor listrik. Optimasi Topologi dilakukan dengan mengoptimalkan berat dengan tetap memperhatikan kekuatan stress pada frame.

Dari penelitian sebelumnya diperoleh data gaya gaya yang bekerja dan geometri frame sepeda listrik yang dijadikan refrensi pada proses optimasi topologi. Selanjutnya digunakan metode BPNN-GA untuk memperoleh parameter yang paling optimal dari sejumlah data percobaan yang dilakukan dalam proses optimasi topologi. Proses optimasi topologi menggunakan software ANSYS. Pada proses optimasi topologi di ANSYS terdapat parameter yaitu *percent to retain* dan *retained threshold*. Parameter tersebut berpengaruh pada output optimasi topologi yaitu pada massa dan maximum stress dari struktur yang dihasilkan. Maka perlu dilakukan optimasi lanjutan dengan metode BPNN-GA dengan software MATLAB, untuk memperoleh setting parameter terbaik sehingga menghasilkan struktur terbaik yaitu struktur yang memiliki berat teringan dengan maximum stress terkecil.

Hasil dari penelitian ini diperoleh 30 data yang digunakan untuk melakukan training BPNN. Pada BPNN_Berat jaringan terbaik diperoleh dengan 2 *hidden layer*, dengan 4 *neuron* tiap *hidden layer* dan *activation function* tiap *hidden layer* adalah tansig. Pada BPNN_MaximumStress jaringan terbaik diperoleh dengan 2 *hidden layer*, dengan 5 *neuron* tiap *hidden layer* dan *activation function* tiap *hidden layer* adalah logsig. Dengan menggunakan *Genetic Algorithm* diperoleh parameter terbaik yaitu nilai *Percent to Retain* yaitu 45% dan *Retained Threshold* yaitu 27% atau 0.27. Kemudian parameter tersebut digunakan untuk melakukan optimasi topologi pada software ANSYS. Hasil dari optimasi tersebut diperoleh frame sepeda listrik dengan pengurangan massa yang terjadi sebesar 39.26% dari massa asli sebesar 10.443 kg menjadi 6.3427 Kg . Sedangkan peningkatan maximum stress terjadi sebesar 12.512% dari 158.41Mpa menjadi 178.23 Mpa.

Kata Kunci : *Backpropagation Neural Network, Frame Sepeda Listrik, Genetic Algorithm, Optimasi Topologi.*

TOPOLOGY OPTIMIZATION OF ELECTRIC BIKE FRAME USING ANSYS SOFTWARE AND BACK PROPAGATION NEURAL NETWORK - GENETIC ALGORITHM METHODS

Student Name : Christoporus Risang Kurniawan
NRP : 0211184000011
Department : Teknik Mesin FTIRS – ITS
Advisor : M. Khoirul Effendi, S.T., M.Sc.Eng., Ph.D.

Abstract

The development of electric vehicle technology is growing rapidly. The source of propulsion for electric vehicles comes from the electricity supply stored in the battery. While the battery capacity has a limit. In order for energy consumption to be more efficient, it is necessary to reduce the weight of the vehicle. Vehicle weight can be reduced by topological optimization method. Topology optimization is a method for optimizing a structure by eliminating parts that are not load. In the front sub frame there is a head tube that supports the load or force of the front wheels. Topology optimization is done by optimizing the weight while paying attention to the stress strength on the frame.

From the previous research, the data of the forces and the geometry of the electric bicycle frame were obtained which were used as references in the topology optimization process. Furthermore, the BPNN-GA method is used to obtain the most optimal parameters from a number of experimental data carried out in topology optimization process. The topology optimization process uses ANSYS software. At ANSYS there are parameters, namely percent to retain and retained threshold. These parameters affect the topology optimization output, the mass and maximum stress of the resulting structure. So it is necessary to do further optimization using the BPNN-GA method with MATLAB software, to obtain the best parameter settings so as to produce the best structure, the structure that has lightest weight with the smallest maximum stress.

The results, obtained 30 data used to conduct BPNN training. In BPNN_Berat the best network is obtained with 2 hidden layers, 4 neurons for each hidden layer and the activation function for each hidden layer is tansig. In BPNN_MaximumStress the best network is obtained with 2 hidden layers, 5 neurons per hidden layer and the activation function for each hidden layer is logsig. By using the Genetic Algorithm, the best parameters are obtained, the Percent to Retain value, which is 45% and the Retained Threshold, which is 27% or 0.27. Then these parameters are used to perform topology optimization on ANSYS software. The result of this optimization is an electric bicycle frame with a mass reduction of 39.26% from the original mass of 10,443 kg to 6,3427 kg. While the increment in maximum stress occurred by 12.512% from 158.41Mpa to 178.23 Mpa.

Keywords: *Backpropagation Neural Network, Electric Bike Frame, Genetic Algorithm, Topology Optimization.*

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis haturkan kehadiran Tuhan Yang Maha Esa dan Maha Pengasih atas berkat dan izin-Nya Tugas Akhir ini dapat dilaksanakan hingga selesai. Tugas Akhir ini disusun sebagai syarat kelulusan S1 Departmen Teknik Mesin Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Penulis menyadari betul bahwa keberhasilan dalam proses penyelesaian Tugas Akhir ini tidak terlepas dari dukungan, bimbingan dan bantuan dari berbagai pihak. Pada kesempatan ini, secara khusus penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Budi dan Ibu Mukti, selaku orang tua penulis dan seluruh keluarga yang telah memberikan segala bentuk dukungan dan doa sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
2. Bapak Mohammad Khoirul Effendi, S.T., M.Sc.Eng. selaku dosen pembimbing Tugas Akhir penulis yang telah memberi bimbingan, arahan dan pembelajaran hingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
3. Seluruh dosen penguji Tugas Akhir yang telah meluangkan waktu dan memberikan saran untuk Tugas Akhir ini.
4. Seluruh Bapak dan Ibu Dosen Department Teknik Mesin ITS yang telah mendidik dan mengajarkan ilmu Teknik Mesin dan ilmu kehidupan selama masa perkuliahan.
5. Teman teman LBMM ITS dan Lab Kompor yang telah menemani penulis dan menemukan pengalaman baru selama 4 tahun perkuliahan.
6. Teman teman satu bimbingan Bapak Khoirul yang telah berjuang dalam mengerjakan Tugas Akhir.
7. Teman teman Kos Ludi yang telah menemani selama kehidupan diluar kampus, berbagi dan telah mau direpotkan oleh penulis.
8. Keluarga M61 yang telah memberikan pengalaman dan cerita selama perkuliahan di Teknik Mesin ITS.
9. Teman teman di Jogja yang telah menemani dan membantu penulis saat masa perkuliahan online.
10. Seluruh civitas akademika ITS yang telah berdinamika selama kehidupan di kampus.
11. Seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu oleh penulis, yang telah membantu.

Penulis menyadari masih terdapat banyak kekurangan dalam penyusunan Tugas Akhir ini, maka penulis mengharapkan saran dan masukkan dari berbagai pihak. Semoga tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca dan ilmu pengetahuan.

Surabaya, Juli 2022

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
ABSTRAK.....	viii
KATA PENGANTAR.....	x
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
DAFTAR TABEL	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	2
1.5 Manfaat Penelitian	2
BAB II DASAR TEORI.....	3
2.1 Studi Literatur	3
2.2 Frame Sepeda Listrik	4
2.3 Pengurangan Massa Frame	4
2.4 Optimasi Topologi	5
2.3.1 Gaya yang Bekerja pada Frame.....	5
2.3.2 Material Aluminum 6061 T6.....	5
2.3.3 Optimasi Topologi pada ANSYS	6
2.3.4 Optimasi Topologi <i>Solid Isotropic Material with Penalization</i>	7
2.3.5 Proses Manufaktur Optimasi Topologi	8
2.5 ANN.....	8
2.4.1 Neuron Model.....	9
2.4.2 Fungsi Aktivasi.....	10
2.4.3 Pelatihan jaringan	11
2.6 BPNN.....	12
2.5.1 Desain Arsitektur.....	12
2.5.2 Cara Kerja BPNN	12
2.7 Genetic Algorithm.....	14
2.6.1 Komponen Genetik Algorithm	14
2.8 ANOVA.....	16

BAB III METODOLOGI PENEILITAN	17
3.1 Diagram Alir Penelitian	17
3.1.1 Studi Literlatur.....	18
3.1.2 Data.....	18
3.1.3 Diagram Alir Optimasi Topologi	21
3.1.4 Uji Anova	27
3.1.5 Diagram Alir BPNN	28
3.1.6 Diagram Alir GA	31
3.1.7 Komparasi Hasil Optimasi.....	32
BAB IV ANALISIS HASIL DAN PEMBAHASAN.....	33
4.1 Simulasi Awal.....	33
4.1.1 Static Structural	33
4.1.2 <i>Reaction Force</i> pada Tumpuan	34
4.2 Optimasi Topologi	35
4.2.1 <i>Constrain</i> pada Optimasi Topologi	35
4.2.1.1 <i>Exclusion Region</i>	35
4.2.1.2 <i>Symmetry Constrain</i>	36
4.2.2 Hasil Optimasi Topologi	37
4.2.3 Perbandingan Hasil Optimasi Topologi Pada Perubahan <i>Percent to Retain</i>	39
4.2.4 Perbandingan Hasil Optimasi Topologi Pada Perubahan <i>Retained Threshold</i> ..	40
4.2.5 Pengaruh Retain Threshold terhadap Massa	41
4.2.6 Pengaruh Retain Threshold terhadap Stress Maximum	42
4.3 ANOVA.....	42
4.4 BPNN.....	44
4.5 Optimasi dengan Genetic Algorithm	50
4.6 Hasil Optimasi Topologi Dengan Parameter Terbaik.....	52
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	55
5.1. Kesimpulan	55
5.2. Saran	55
DAFTAR PUSTAKA.....	56
LAMPIRAN	58

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Grafik Massa Kendaraan vs Konsumsi Energi(Klötzke et al., 2012).....	5
Gambar 2.2 Hex(kiri) vs Tet(kanan)	6
Gambar 2.3 Model ANN Sederhana (Wira & Putra, n.d.)	8
Gambar 2.4 Model Jaringan Single Layer Perceptron	9
Gambar 2.5 Model Jaringan Multi Layer Perceptron.....	10
Gambar 2.6 Cara Kerja BPNN	12
Gambar 2.7 <i>Backpropagation</i>	13
Gambar 2. 8 Skema Roulette-Wheel	15
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.....	17
Gambar 3.2 Geometri Dari Frame Sepeda Listrik(Sebastián & Peñaherrera, n.d.)	18
Gambar 3.3 Gambar <i>Exploded View</i> Frame Sepeda Listrik.....	18
Gambar 3.4 Free Body Diagram Load Case.....	20
Gambar 3.5 Diagram Alir Optimasi Topologi.....	21
Gambar 3.6 Uniform Body Frame(Sebastián & Peñaherrera, n.d.)	22
Gambar 3.7 Stress Pada Satu Titik	22
Gambar 3.8 Grafik Konvergensi Meshing	23
Gambar 3.9 Diagram Alir Optimasi Topologi Pada ANSYS.....	24
Gambar 3.10 Detail Response Constraint.....	24
Gambar 3.11 (a) <i>retained threshold 0.3</i> (b) <i>retained threshold 0.5</i>	25
Gambar 3.12 Diagram Alir ANOVA	27
Gambar 3.13 Diagram Alir BPNN	28
Gambar 3.14 Neural Network Training Toolbox	29
Gambar 3. 15 Diagram Alir GA	31
Gambar 4.1 <i>Static Structural Test</i> pada Frame Awal	33
Gambar 4.2 <i>Reaction Force</i> Simulasi ANSYS	35
Gambar 4.3 Exclusion Region.....	36
Gambar 4.4 Symetry Constrain	36
Gambar 4.5 Hasil Optimasi Topologi.....	38
Gambar 4.6 Hasil Optimasi	38
Gambar 4.7 (a)Hasil optimasi <i>Percent to Retain 30% Retained Threshold 0.3</i> (b) Hasil optimasi <i>Percent to Retain 45% Retained Threshold 0.3</i> (c) Hasil optimasi <i>Percent to Retain 60% Retained Threshold 0.3</i>	39
Gambar 4.8 (a) <i>Structural Test Percent to Retain 30% Retained Threshold 0.3</i> (b) <i>Structural Test Percent to Retain 45% Retained Threshold 0.3</i> (c) <i>Structural Test Percent to Retain 60% Retained Threshold 0.3</i>	40
Gambar 4.9(a)Hasil optimasi <i>Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.3</i> (b) Hasil optimasi <i>Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.5</i> (c) Hasil optimasi <i>Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.7</i>	40
Gambar 4.10 (a) <i>Structural Test Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.3</i> (b) <i>Structural Test Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.5</i> (c) <i>Structural Test Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.7</i>	41
Gambar 4.11 Grafik Perbandingan <i>Percent to Retain</i> Terhadap Massa.....	41
Gambar 4.12 Grafik Perbandingan <i>Percent to Retain</i> Terhadap Maximum Stress.....	42
Gambar 4.13 Hasil ANOVA	43
Gambar 4.14 Hasil ANOVA	44

Gambar 4.15 (a) Jaringan BPNN_Berat (b)Grafik perbandingan antara data hasil simulasi dan hasil prediksi BPNN	47
Gambar 4.16 (a) Grafik <i>regression</i> (b) Grafik <i>performance</i>	47
Gambar 4.17 (a)Jaringan BPNN_MaximumStress (b) Grafik perbandingan antara data hasil simulasi dan hasil prediksi BPNN	50
Gambar 4.18 (a) Grafik <i>regression</i> (b) Grafik <i>performance</i>	50
Gambar 4.19 <i>Generation vs Fitnessvalues</i>	52
Gambar 4.20 (a) <i>Setting Percent to Retain</i> (b) <i>Retained Threshold</i>	52
Gambar 4.21 (a)Geometri Asli dan Hasil Optimasi Topologi (b) Hasil <i>Static Structural Test</i> Asli dan Hasil Optimasi Topologi	53
Gambar 4.22 Konsentrasi Tegangan	54

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Daftar Fungsi Aktivasi	11
Tabel 3.1 Data Load Case pada Frame Sepeda Listrik(Sebastián & Peñaherrera, n.d.)	19
Tabel 3.2 Pengujian Konvergensi Meshing.....	23
Tabel 3.3 Desain Eksperimen.....	26
Tabel 3.4 Contoh Kombinasi Training BPNN Dengan <i>Activation Function Hardlim</i> dan <i>Purelin</i>	30
Tabel 4.1 Gaya Yang Bekerja Pada Frame Sepeda.....	35
Tabel 4.2 Hasil Optimasi Topologi dan <i>Static Structural Test</i>	37
Tabel 4.3 Hasil Training Terbaik BPNN_Berat	45
Tabel 4.4 Hasil Training Terbaik BPNN_MaximumStress.....	48
Tabel 4.5 Perbandingan Hasil Simulasi.....	53

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Saat ini cadangan minyak bumi semakin menipis, dimana penggunaan bahan bakar minyak salah satunya sebagai sumber energi kendaraan bermotor (Sa'adah et al., 2017). Kondisi ini mendorong pengembangan teknologi kendaraan listrik dengan menggunakan Energi Baru Terbarukan (EBT). Pengembangan teknologi kendaraan listrik diharapkan dapat menggantikan *Internal Combustion Engine* yang saat ini masih banyak digunakan. Selain kendaraan roda empat kendaraan roda dua juga mengalami evolusi menjadi kendaraan listrik.

Kendaraan listrik memiliki keterbatasan yaitu kapasitas baterai dan pengisian ulang daya yang memerlukan waktu lama. Usaha yang dilakukan adalah dengan mengoptimalkan berat dan ukuran dari kendaraan tersebut (Klötzke et al., 2012). Efisiensi berat dapat dilakukan dengan pemilihan material yang ringan, namun perlu diperhatikan kekuatan struktur dari material yang telah dipilih.

Frame sepeda merupakan struktur utama untuk motor listrik. Selain menopang motor listrik, frame juga berfungsi untuk menopang baterai dan pengendara. Selain itu frame merupakan titik tumpu untuk roda. Di bagian depan terdapat sumbu kemudi yang menjadi titik tumpu poros kemudi. Poros kemudi terhubung dengan fork depan yang menerima beban atau gaya dari roda. Frame harus memiliki *rigidity* dan *strength* yang baik agar kendaraan dapat beroperasi dengan baik. Frame juga menjadi tempat pemasangan beberapa komponen bodywork, tempat duduk untuk pengendara dan juga aksesoris lainnya. Frame juga perlu memiliki *stiffness* dan kekuatan menahan getaran dan impact yang dihasilkan akibat interaksi roda dengan jalan saat kendaraan melaju. *Stiffness* dan *rigidity* yang baik dapat menghasilkan *handling* yang baik pada kendaraan, selain itu hal itu ditujukan untuk melindungi pengendara dan komponen elektronik pada kendaraan.

Desain frame bergantung pada suspensi dan kemudi maka hal ini dapat memberikan fleksibilitas dalam mendesain untuk mengoptimalkan bobot dari frame tersebut. Pengoptimalan berat pada *chassis* dapat meningkatkan handling dan performa kendaraan. Frame diperlukan untuk menopang berbagai beban, yaitu beban dari komponen kendaraan, pengendara dan muatan lain. Selain itu juga menahan berbagai gaya dan torsi dari benturan, pengereman dan akselerasi. Sehingga *rigidity*, *strength* dan *stiffness* merupakan target desain yang harus dipenuhi dari proses optimalisasi berat (Rege et al., 2017).

Optimasi Topologi digunakan untuk memperoleh geometri yang baik untuk menghasilkan struktur dengan berat yang paling efisien. *Finite Element Analysis* digunakan dalam proses optimasi topologi. Dilakukan iterasi untuk mendapat beberapa varian data dari optimasi topologi untuk mendapat desain yang paling optimal. Pada software ANSYS alternatif desain dapat diperoleh dengan mevariasikan parameter *percent to retain* dan *retained threshold* (Tyflopoulos & Steinert, 2022). Untuk menentukan desain mana yang paling optimal maka digunakan metode BPNN-GA. *Back-Propagation Neural Networks* (BPNN) dan *Genetic Algorithm* (GA) adalah metode yang digunakan untuk mencari parameter *input* paling baik sehingga didapatkan parameter optimasi topologi yang dapat menghasilkan hasil optimasi topologi paling ringan dengan kekuatan yang baik.

1.2 Perumusan Masalah

Dari latar belakang yang ada, maka permasalahan yang akan dibahas pada tugas akhir ini adalah :

1. Bagaimana implementasi metode Optimasi Topologi pada proses desain frame sepeda listrik dengan ANSYS?
2. Bagaimana implementasi metode BPNN-GA untuk menentukan hasil yang memiliki peningkatan *maximum stress* terkecil dan pengurangan massa frame paling baik?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan pada tugas akhir ini adalah :

1. Bagian frame yang dioptimasi depan yaitu bagian headtube, rangka bagian atas dan bagian bawah.
2. Menggunakan material Aluminium 6061-T6.
3. Melakukan iterasi Optimasi Topologi hingga diperoleh 30 sampel data.
4. Penelitian ini menggunakan data yang berasal dari jurnal yang berjudul "*Generative Design Optimization Process for Developing an E-bike Frame Using SolidThinking Inspire*" oleh A. Sebastián and P. Peñaherrera.
5. Proses Optimasi Topologi dilakukan pada software ANSYS 2021 R1.
6. Proses Optimasi Topologi menggunakan beban statis.
7. Pengujian dengan beban dinamis pada frame tidak dilakukan.
8. Parameter input pada optimasi BPNN-GA yaitu *Percent to retain* dan *Retained Threshold*

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian tugas akhir ini adalah :

1. Untuk menjelaskan implementasi metode Optimasi Topologi pada proses desain frame sepeda listrik dengan ANSYS.
2. Untuk menjelaskan implementasi metode BPNN-GA untuk menentukan hasil optimasi topologi yang memiliki massa frame paling ringan dan *maximum stress* paling baik.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari dilakukannya penelitian ini adalah:

1. Pengetahuan dalam metode Optimasi Topologi yang digunakan untuk mendesain frame.
2. Membantu dalam proses desain frame sepeda listrik dengan berat yang efektif.
3. Membantu penentuan desain yang paling baik dengan metode BPNN-GA.
4. Menghasilkan luaran berupa rekomendasi penelitian yang dapat dilanjutkan.

BAB II DASAR TEORI

2.1 Studi Literatur

Penelitian ini meninjau beberapa penelitian terdahulu yaitu “*Weight reduction of motorcycle frame by topology optimization*” oleh Bala Manikandan (Bala Manikandan et al., 2018). Penelitian tersebut bertujuan untuk mengurangi massa pada rangka sepeda motor listrik dengan metode Optimasi Topologi. Software yang digunakan dalam proses desain adalah Fusion 360 lalu dilakukan simulasi pada software ANSYS. Pada penelitian tersebut diperoleh pengurangan massa kerangka sebesar 27.84%.

Meninjau penelitian “*Multi-objective optimization of vibration characteristics of steering systems based on GA-BP neural networks*” oleh Jin-shuan Peng pada tahun 2017 (Peng, 2017). Peneliti melakukan optimasi pada struktur pada sistem stiring kemudi untuk meningkatkan karakteristik vibrasi. Penelitian ini menggunakan metode simulasi dan eksperimen dari hasil metode tersebut lalu dilakukan optimasi untuk meningkatkan *peak frequency* pada struktur kemudi dengan cara mempertebal struktur. Pada penelitian ini metode BPNN-GA menghasilkan hasil yang lebih baik dengan jumlah iterasi yang lebih sedikit. Hasil dari simulasi diperoleh puncak akselerasi vibrasi terjadi pada frekuensi 48.6 Hz dan 65.1 Hz. Setelah dilakukan optimasi dengan BPNN-GA diperoleh puncak frekuensi 54.3 Hz dan 74.3 Hz.

Pada penelitian “*A Comparative Study of the Application of Different Commercial Software for Topology Optimization*” oleh Tyflopoulos & Steinert pada tahun 2022. Pada penelitian ini membandingkan software SolidWorks, ANSYS Mechanical, dan ABAQUS dalam melakukan optimasi topologi. Penelitian ini mengevaluasi waktu optimasi, desain hasil optimasi, kemungkinan optimasi topologi dan fitur dari software. Perbandingan antar software dilakukan dengan menguji 3 kasus sederhana yaitu : *bell crank lever*, *pillow becket*, dan *small bridge* kemudian membandingkan hasil optimasi dari setiap software. Masing masing software memiliki kelebihan dan keterbatasan dengan perbedaan *objective function*, *constrain* dan analisis hasil. Pada software ANSYS memiliki beberapa kelebihan yaitu dapat menentukan beberapa *constrain* sehingga dapat hasil topologi dapat diproses menggunakan *conventional production methods* (CPM) atau *additive manufacturing* (AM). Salah satunya adalah *symmetry constrain* ini dapat digunakan pada kasus CPM. ANSYS mengkategorikan *topology density* menjadi 3 kategori. Kategori 0.0-0.4 merupakan bagian yang disarankan untuk dihilangkan. Kategori marginal yaitu pada level 0.4-0.6 merupakan densitas *intermediate* pada struktur. Pada kategori keep yaitu pada level 0.6-1.0 merupakan kategori merupakan bagian krusial dari struktur yang semestinya dipertahankan. Memvariasikan *retained threshold* dapat menghasilkan alternatif desain. Dapat diartikan bahwa ANSYS Mechanical memberikan desain yang optimal dan seimbang dalam hal pengurangan berat, pengoptimalan waktu, dan kekuatan. (Tyflopoulos & Steinert, 2022).

Meninjau pada Tugas Akhir dengan judul “*Generative Design Optimization Process for Developing an E-bike Frame Using SolidThinking Inspire*” (Sebastián & Peñaherrera, n.d.) sebagai sumber data acuan geometri frame yang akan dilakukan proses Optimasi Topologi dan juga data load pada frame tersebut. Pada penelitian ini, dihasilkan frame sepeda listrik dengan material Aluminum (60601-T6). Dibandingkan dengan frame konvensional, massa dari frame tersebut telah tereduksi sebesar 23.913% . saat dilakukan

pengujian kekuatan pada frame tersebut diperoleh Maximum Von Misses Stress sebesar 141.6 Mpa. Penelitian ini menggunakan software *SolidThinking Inspire* untuk melakukan proses Optimasi Topologi.

2.2 Frame Sepeda Listrik

Frame sepeda adalah komponen struktural yang menghubungkan berbagai komponen dari seluruh sistem kendaraan sehingga perlu memiliki *rigidity* dan *strength* yang cukup untuk melalui kondisi jalanan yang bervariasi. Berbeda dengan kendaraan *internal combustion engine* dimana komponen terberatnya yaitu *engine* berfungsi sebagai *stressed member*, sedangkan pada sepeda listrik, frame menopang beban yang berat yaitu motor listrik dan baterai yang perlu dilindungi (Shirbhate et al., 2018). Selain itu frame merupakan titik tumpu untuk roda. Di bagian depan terdapat sumbu kemudi yang menjadi titik tumpu poros kemudi. Poros kemudi terhubung dengan fork depan yang menerima beban atau gaya dari roda. Frame juga perlu memiliki *stiffness* dan kekuatan menahan getaran dan impact yang dihasilkan akibat interaksi roda dengan jalan saat kendaraan melaju. *Stiffness* dan *rigidity* yang baik dapat menghasilkan *handling* yang baik pada kendaraan, selain hal itu ditujukan untuk melindungi pengendara dan komponen elektronik pada kendaraan (Pramono et al., 2020).

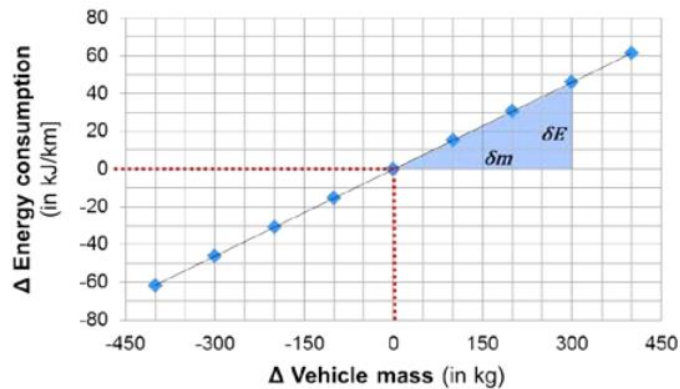
Desain frame bergantung pada suspensi dan kemudi maka hal ini dapat memberikan fleksibilitas dalam mendesain untuk mengoptimalkan bobot dari frame tersebut. Pengoptimalan berat pada *chassis* dapat meningkatkan handling dan performa kendaraan. Frame diperlukan untuk menopang berbagai beban, yaitu beban dari komponen kendaraan, pengemudi dan muatan lain. Selain itu juga menahan berbagai gaya dan torsi dari benturan, pengereman dan akselerasi. Sehingga *rigidity*, *strength* dan *stiffness* merupakan target desain yang harus dipenuhi dari proses optimalisasi berat (Rege et al., 2017)

2.3 Pengurangan Massa Frame

Reduksi massa pada desain konstruksi kendaraan sangat berpengaruh pada konsumsi energi kendaraan tersebut. Hubungan antara massa kendaraan dan konsumsi energi menunjukkan hubungan yang mendekati linear yang ditunjukkan pada Gambar 2.1. Secara matematika hubungan antara massa kendaraan dan konsumsi energi dapat didefinisikan secara matematik pada persamaan 2.1.

$$\varepsilon_m = \frac{\delta E}{\delta m} \quad (2.1)$$

Nilai dari ε_m menjukukan sensitifitas dari perubahan konsumsi energi terhadap total massa dari kendaraan tersebut seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.1. Semakin besar nilai ε_m , semakin besar dampak positif dari reduksi massa kendaraan terhadap konsumsi energi. δE menunjukkan besar konsumsi energi dari kendaraan listrik dalam satuan kJ/km. δm menunjukkan massa kendaraan dalam saruan kg (Klötzke et al., 2012).



Gambar 2.1 Grafik Massa Kendaraan vs Konsumsi Energi(Klötzke et al., 2012)

2.4 Optimasi Topologi

Optimasi Topologi dikembangkan sebagai metodologi desain struktural yang canggih untuk menghasilkan struktur yang ringan dengan performa paling baik yang sulit didapatkan dengan metodologi konvensional(ZHU et al., 2021). Metode ini mengaplikasikan analisis FAE pada struktural yang sudah banyak diterapkan pada industri otomotive, aerospace dan arsitektur. Optimasi Topologi dipengaruhi oleh beban statis yang bekerja(Ahmad & Dorlikar, 2021).

Proses Optimasi Topologi adalah proses algoritmik untuk memperoleh desain paling efisien dengan menghilangkan material dari desain yang tidak terkena gaya melalui proses simulasi. Proses ini juga memperhatikan batasan-batasan dari desain tersebut. Dengan proses ini dapat diperoleh peningkatan *strength-to-weight ratio* dari pengurangan material yang tidak diperlukan pada desain.

2.3.1 Gaya yang Bekerja pada Frame

Gaya yang bekerja pada frame atau disebut sebagai *load case* berinteraksi dengan frame sepeda pada titik tertentu. Gaya tersebut diperoleh dari beban pengendara, impact dari jalan terhadap sepeda dan juga aktivitas pengendara seperti *pedaling* atau kayuhan. Gaya-gaya tersebut terpusat pada beberapa titik yaitu *bottom bracket (BB)*, *head tube* dan *seat tube*. Pada *BB* gaya yang bekerja diperoleh dari gaya kayuhan pengendara atau *pedaling* dan juga berat pengendara. Pada *seat tube* terdapat saddle yang menumpu berat pengendara yang duduk di atasnya. *Head tube* merupakan titik yang menumpu banyak gaya, karena pada *head tube* terdapat *stir tube* yang menghubungkan *handlebar* dan fork depan. Pada *handlebar* terdapat gaya dari pengendara saat mengayuh dan saat melakukan *cornering* atau membelok. Selain itu pada fork depan terdapat gaya akibat interaksi dengan jalan yaitu *front impact* dan *side impact*(Sebastián & Peñaherrera, n.d.).

2.3.2 Material Aluminum 6061 T6

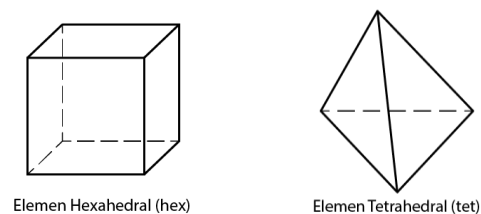
Aluminum 6061 T6 merupakan material yang sudah umum digunakan dalam perancangan frame sepeda gunung. Material ini memiliki densitas yang rendah dan

Yield stress yang tinggi (Sebastián & Peñaherrera, n.d.). Selain itu material ini dapat memiliki ketahanan fatigue yang tinggi dan juga tahan terhadap korosi (Dominguez Almaraz et al., 2010). Sehingga penggunaan material Aluminum 6061 T6 dalam konstruksi frame sepeda dapat menghasilkan frame sepeda yang ringan namun juga memiliki durabilitas yang tinggi. Aluminum 6061 T6 memiliki properties material dengan densitas $2.7 \times 10^3 \text{ kg/m}^3$, Modulus Young 69 GPa, *Tensile yield strength* 270 MPa, dan maximum temperatur operasi pada $150^{\circ}\text{C} - 250^{\circ}\text{C}$ (*Engineering Materials*, n.d.).

2.3.3 Optimasi Topologi pada ANSYS

Optimasi topologi pada ANSYS pada dasarnya menggunakan perhitungan *Finite Element Analysis* (FEA). FEA merupakan perhitungan matematis yang merepresentasikan dari sistem fisik yang terdiri dari *part/assembly*, sifat material dan *boundary condition* dari benda yang akan dianalisis. Dengan metode FEA dapat melakukan perhitungan secara akurat menggunakan persamaan differensial parsial.

Salah satu langkah penting untuk menghasilkan akurasi dalam perhitungan FEA adalah *meshing*. Meshing adalah proses mengubah bentuk yang tidak beraturan menjadi volume yang lebih sederhana yang disebut "elemen". Sebuah mesh terbentuk dari elemen yang mengandung nodes atau titik koordinat yang merepresentasikan bentuk geometrinya. Tipe meshing terbagi menjadi dua yaitu Hexahedral (hex) dan Tetrahedral (tet). Hex berbentuk segi empat menghasilkan perhitungan yang lebih akurat dibandingkan dengan tet elemen, namun terbatas pada geometri yang sederhana. Untuk geometri yang lebih rumit maka lebih baik menggunakan tet elemen (*The Fundamentals of FEA Meshing for Structural Analysis*, n.d.) ditunjukkan pada Gambar 2.2 .



Gambar 2.2 Hex(kiri) vs Tet(kanan)

Selain tipe elemen yang digunakan, jumlah dan ukuran meshing juga berpengaruh terhadap akurasi perhitungan. Semakin banyak jumlah atau kecil ukuran meshing maka akan menghasilkan perhitungan yang lebih detail dan akurat. Namun memerlukan waktu yang lebih lama dalam proses perhitungan.

Prinsip dasar dari Optimasi Topologi pada ANSYS adalah dengan meminimalkan *structural compliance* dengan mempertemukan batasan dalam reduksi volume struktur. Meminimalkan *structural compliance* berarti sama dengan

mencari titik maksimal dari *structural stiffness*. Tujuannya adalah untuk mencari kekakuan maksimum dan volume minimum struktur di bawah batasan tertentu, dengan fungsi distribusi material sebagai parameter optimasi. Optimasi Topologi ANSYS dapat digunakan untuk mencari kekakuan maksimum, volume minimum dan frekuensi alami maksimum struktur (Li et al., n.d.).

2.3.4 Optimasi Topologi *Solid Isotropic Material with Penalization*

Solid Isotropic Material with Penalization (SIMP) merupakan metode perhitungan pada proses optimasi topologi dengan interpolasi variable dari *density based method*. Secara umum persamaan interpolasi menggunakan faktor penalti p dengan persamaan matematika ditulis pada persamaan 2.2

$$f^p(\rho_i) = \rho_i^p \quad (2.2)$$

Dimana ρ_i merupakan nilai relative element density. $0 < \rho_{min} \leq \rho_i \leq 1$. ρ_{min} adalah nilai terendah dari massa jenis. Besar nilai penalty menentukan hasil optimasi. Semakin besar nilai faktor p akan menghasilkan efek pinalti yang semakin besar. Terlalu besar atau terlalu kecil nilai p akan berdampak buruk pada hasil optimasi.

Metode SIMP dapat memperoleh hasil dengan fleksibilitas minimum sebagai target optimasi dengan constraints pada volume dan massa dari material. Berikut model matematik dituliskan pada persamaan 2.3

$$C(x_e) = \left\{ \sum_{i=1}^m w_i^p \left[\frac{c_i(x_e) - c_i^{min}}{c_i^{max} - c_i^{min}} \right]^p \right\}^{\frac{1}{p}} \quad (2.3)$$

Dengan kondisi :

$$f = \frac{v - v_1}{v_0}$$

$$0 < x_{min} \leq x_e \leq 1$$

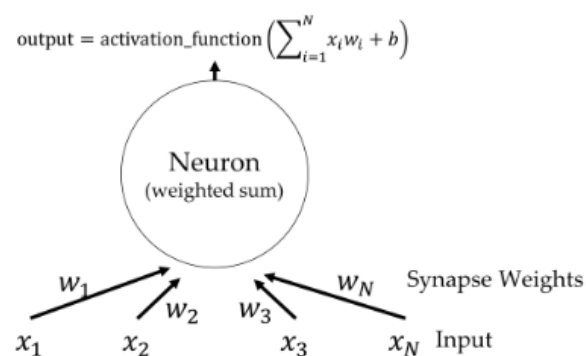
m adalah total jumlah kondisi kerja dari load pada proses optimasi topologi. w_i merupakan nilai *weight* pada kondisi kerja ke i . Sedangkan p merupakan faktor penalty dari model interpolasi. $c_i(x_e)$ adalah *compliance function* pada kondisi kerja ke i dan merupakan fungsi objektif. c_i^{max} dan c_i^{min} adalah *maximum compliance* dan *minimum compliance*. f adalah volume akhir yang diperoleh setelah optimasi topologi. v merupakan volume awal dari desain struktur sebelum optimasi topologi. v_0 merupakan desain volume selama proses optimasi topologi dan v_1 merupakan volume minimum (J. Chen et al., 2021).

2.3.5 Proses Manufaktur Optimasi Topologi

Dengan melakukan Optimasi Topologi terdapat beberapa cara dalam melakukan proses manufaktur, yaitu dengan cara additive manufacturing (Jankovics & Barari, 2019). Selain itu dapat dengan menggunakan hasil dari Optimasi Topologi sebagai acuan untuk membuat frame tubular dengan proses manufaktur yang lebih sederhana. Additive manufaktur memiliki kekurangan yaitu harus menggunakan metode 3D print, dimana proses tersebut masih mahal dan memerlukan alat yang khusus. Kelebihan dari additive manufacturing adalah dapat memproses bentuk yang asimetris dan tidak beraturan. Manufacturing juga dapat menggunakan metode CNC untuk bentuk-bentuk yang tidak terlalu asimetris dan memiliki visibilitas yang baik. Sehingga dapat dijangkau oleh mesin CNC dalam proses pengerjaannya. Diperlukan proses tambahan dalam melakukan dan memberikan batasan tambahan pada algoritma Optimasi Topologi sehingga dapat memperoleh visibilitas yang baik. Selain itu agar hasilnya lebih maksimal setidaknya digunakan mesin CNC dengan 5 axis (Y. Chen et al., 2016). Kekurangan dari proses CNC adalah Material awal yang akan diproses berdimensi besar, harus lebih besar dari dimensi frame hasil proses optimasi topologi. Sehingga proses ini membuang banyak sekali material untuk membuat sebuah material utuh lalu dilakukan proses pengerjaan CNC hingga memperoleh frame hasil optimasi topologi.

2.5 ANN

Artificial Neural Network merupakan proses pengolahan data yang merujuk pada sistem kerja syaraf otak manusia. *Neural Network* merupakan hubungan antar neural dari beberapa lapisan (*layer*). Pada dasarnya terdiri dari *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. *Artificial Neural Network* (ANN) merupakan algoritma *supervised learning* dan sudah banyak berkembang untuk berbagai macam penelitian yang juga dapat digunakan untuk *semi-supervised* atau *unsupervised learning*. ANN memiliki model single perceptron dan multilayer perceptron dan memiliki beberapa fungsi aktivasi yang bersifat non-linier, hal ini menyebabkan ANN menjadi sulit untuk dibaca dan dimengerti manusia. Namun karena terdiri dari banyak layer dan bersifat non linier, membuat ANN menjadi handal dalam memproses data (Wira & Putra, n.d.).



Gambar 2.3 Model ANN Sederhana (Wira & Putra, n.d.)

Pada Gambar 2.3 menunjukkan model ANN paling sederhana dengan satu buah Neuron dengan beberapa input dari input x_1 hingga x_N . Setiap input memiliki *Weight* masing-masing sebesar w_1 hingga w_N . Selain itu juga terdapat nilai bias (b) yang masuk ke Neuron yang ikut mempengaruhi hasil output. Nilai output dirumuskan secara matematik dalam persamaan 2.4.

$$o = f\left(\sum_{i=1}^N x_i \cdot w_i + b\right) \quad (2.4)$$

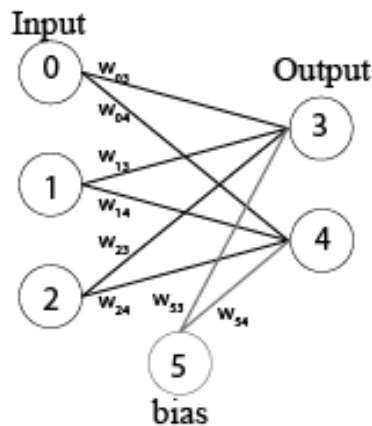
f merupakan fungsi aktivasi yang digunakan untuk tiap *layer*.

2.4.1 Neuron Model

Secara umum dalam ANN dapat diklasifikasikan menjadi 2 model struktur atau arsitektur jaringan *Neuron* yaitu sebagai:

1) Single Layer Perceptron

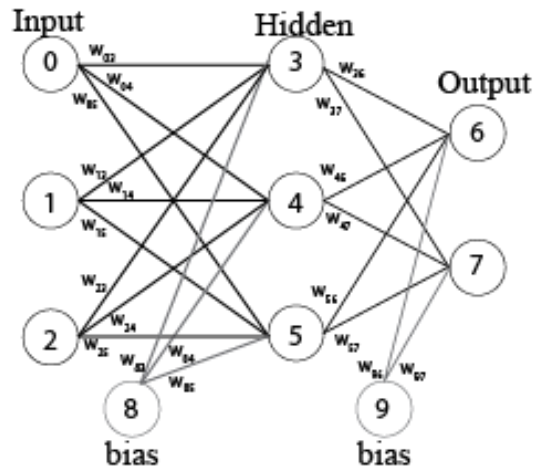
Single layer perceptron merupakan ANN paling sederhana yaitu dengan menghubungkan layer input langsung menuju output layer tanpa memalui *hidden layer* ditunjukkan pada Gambar 2.4. jaringan ini biasanya digunakan untuk problem yang sederhana seperti klasifikasi secara linear maupun non linear (Demuth & Beale, 1992).



Gambar 2.4 Model Jaringan Single Layer Perceptron

2) Multi Layer Perceptron

Multi Layer Perceptron atau biasa dikenal sebagai *feed forward propagation* merupakan ANN yang lebih kompleks. Pada umumnya jaringan ini memiliki tiga layer yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer* ditunjukkan pada Gambar 2.5. Pada hidden layer input diproses dan perhitungan oleh fungsi aktivasi, lalu dilanjutkan ke layer selanjutnya (Wira & Putra, n.d.).



Gambar 2.5 Model Jaringan Multi Layer Perceptron

2.4.2 Fungsi Aktivasi

Pada ANN terdapat beberapa fungsi aktivasi yang memiliki karakteristik tersendiri. Fungsi transfer tertentu dipilih untuk menyelesaikan permasalahan tertentu. Terdapat 3 fungsi kativasi yang secara umum digunakan yaitu *hardlim*, *purelin* dan *logsig*. Tabel 2.1 memperlihatkan daftar fungsi aktivasi yang dapat digunakan pada MATLAB (Demuth & de Jesús, n.d.).

Tabel 2.1 Daftar Fungsi Aktivasi

Name	Input/Output Relation	Icon	MATLAB Function
Hard Limit	$a = 0 \quad n < 0$ $a = 1 \quad n \geq 0$		hardlim
Symmetrical Hard Limit	$a = -1 \quad n < 0$ $a = +1 \quad n \geq 0$		hardlims
Linear	$a = n$		purelin
Saturating Linear	$a = 0 \quad n < 0$ $a = n \quad 0 \leq n \leq 1$ $a = 1 \quad n > 1$		satlin
Symmetric Saturating Linear	$a = -1 \quad n < -1$ $a = n \quad -1 \leq n \leq 1$ $a = 1 \quad n > 1$		satlins
Log-Sigmoid	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$		logsig
Hyperbolic Tangent Sigmoid	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$		tansig
Positive Linear	$a = 0 \quad n < 0$ $a = n \quad 0 \leq n$		poslin
Competitive	$a = 1$ neuron with max n $a = 0$ all other neurons		compet

2.4.3 Pelatihan jaringan

Dari cara sebuah algoritma *machine learning* menemukan sebuah pola atau memprediksi. Terdapat 2 cara yaitu sebagai berikut :

1) *Supervised learning*

Supervised learning adalah proses prediksi yang dilakukan oleh *machine learning* yang diawasi oleh operator atau penggunanya. Operator perlu untuk memberi label pada sejumlah data menjadi data *input* dan *output*. Dataset ini digunakan untuk melatih algoritma untuk menjadi program pengklasifikasi data atau memprediksi hasil data yang akurat. Model ini dapat mengukur *error* dari hasil prediksi dan target *output*. Selanjutnya *error* tersebut digunakan sebagai pembelajaran oleh program dengan memodifikasi bobot sehingga dapat memperbaiki dirinya sendiri dari waktu ke waktu.

2) *Unsupervised learning*

Unsupervised learning adalah algoritma *machine learning* untuk menganalisa dan mengelompokan data yang tidak terlabeli. Algoritma ini menemukan pola

tersembunyi dari data tanpa intervensi dari manusia. Metode ini memerlukan jumlah data yang besar untuk menemukan pola data. Sehingga metode ini memerlukan waktu yang lebih lama juga lama memproses.

2.6 BPNN

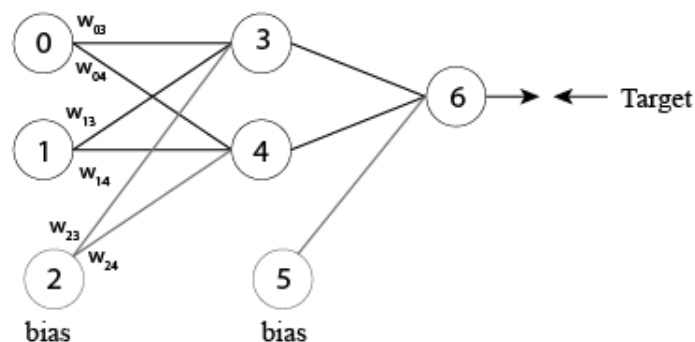
Back Propagation Neural Network merupakan salah satu metode ANN dengan konstruksi *multilayer perceptron*. Terbentuk dari algoritma terlatih dengan metode penurunan gradien error output yang digunakan untuk mengubah bobot dari setiap neuron-neuron disetiap lapisan tersembunyi (Demuth & de Jesús, n.d.). Pada langkah maju (*forward propagation*) diperoleh nilai error dari output perhitungan dan target. Lalu pada langkah mundur (*backward*) nilai error yang telah diperoleh dipropagasikan balik dari output ke input untuk memperbaiki bobot-bobot antar neuron dari setiap lapisan tersembunyi (Wira & Putra, n.d.). Langkah tersebut dilakukan hingga beberapa kali iterasi yang ditentukan, sehingga diperoleh nilai peramalan yang paling mendekati atau hingga diperoleh nilai error yang kecil (Nielsen, n.d.).

2.5.1 Desain Arsitektur

Desain arsitektur BPNN merupakan proses penentuan kombinasi jumlah hidden layer, neuron dan fungsi aktivasi yang digunakan. BPNN merupakan Multi Layer Preceptron dimana terdapat fungsi aktivasi yang didefinisikan dalam setiap layer (Demuth & Beale, 1992). Fungsi aktivasi tersebut dapat berupa fungsi sigmoid ataupun fungsi linear. Dari perpaduan penggunaan fungsi aktivasi tersebut dapat diperoleh prediksi fungsi yang paling mendekati. Ini menjadikan multi layer networks sangatlah flexible dan dapat digunakan untuk memprediksi berbagai macam fungsi (Demuth & de Jesús, n.d.). Fungsi yang biasanya digunakan dalam BPNN yaitu *Tansig*, *Logsig*, dan *Purelin*. Jika multilayer network memiliki fungsi sigmoid maka output yang dihasilkan akan terbatas dan pada jangkauan yang sempit. Jika menggunakan fungsi linear maka output yang dihasilkan dapat menjangkau semua nilai (Demuth & Beale, 1992).

2.5.2 Cara Kerja BPNN

BPNN bekerja dengan langkah maju (*forward propagation*) dan kemudian melakukan langkah mundur (*backward*) untuk memperbarui nilai *weight*. Berikut skema langkah kerja BPNN ditunjukkan pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6 Cara Kerja BPNN

Pada Gambar 2.6, jaringan BPNN, 0 dan 1 menjadi *input* dari jaringan. 3 dan 4 merupakan *neuron* pada *hidden layer*. 6 merupakan *output* yang pada proses BPNN akan dibandingkan dengan target sehingga diperoleh nilai Error. 2 dan 5 merupakan nilai bias yang besarnya sudah ditentukan. pada contoh perhitungan ini menggunakan $o = f(\text{tot}) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda \text{net}}}$, dengan $\lambda = 1$, lalu $f'(\text{tot}) = o(1 - o)$. Berikut merupakan contoh perhitungan pada langkah maju menggunakan persamaan 2.5.

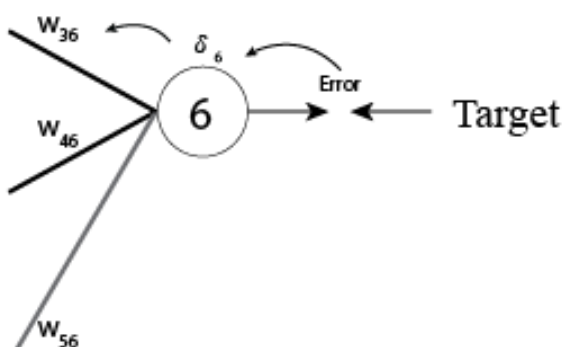
$$o_3 = f(w_{03}o_0 + w_{13}o_1 + w_{23}o_2) \quad (2.5)$$

Setelah nilai o_3 diketahui, maka perlu menghitung nilai o_4 dengan cara yang serupa. Maka selanjutnya dapat dicari nilai o_6 dituliskan pada persamaan 2.6.

$$o_6 = f(w_{36}o_3 + w_{46}o_4 + w_{56}o_5) \quad (2.6)$$

Langkah selanjutnya yaitu mencari error antara o_6 dan target (t) dengan perhitungan menggunakan persamaan 2.7.

$$E = \frac{1}{2}(t - o_6)^2 \quad (2.7)$$



Gambar 2.7 *Backpropagation*

Gambar 2.7 merupakan cara kerja *Backpropagation* dengan δ_6 adalah sinyal error yang digunakan untuk memperbaiki *weight*. Rumus perhitungan δ_6 dituliskan secara matematik pada persamaan 2.8.

$$\delta_6 = f'(\text{tot}_6)(t - o_6) = o_6(1 - o_6)(t - o_6) \quad (2.8)$$

Sinyal error yang telah diperoleh digunakan untuk memperbaiki *weight* dengan perhitungan sebagai berikut :

$$\Delta w_{36} = \eta \delta_6 o_3 \quad (2.9)$$

$$w_{36}^{\text{new}} = w_{36} + \Delta w_{36} \quad (2.10)$$

Rumus perhitungan serupa juga digunakan untuk memperbarui w_{46} dan w_{56} . Selanjutnya perlu mencari sinyal error dari layer kedua menuju ke layer pertama untuk memperbarui semua *weight* yang tersisa. Rumus sinyal error yaitu :

$$\delta_3 = f'(tot_3)w_{36}^{new}\delta_6 = o_3(1 - o_3)w_{36}^{new}\delta_6 \quad (2.11)$$

Rumus yang serupa digunakan juga untuk mendapatkan nilai sinyal error δ_4 . *weight* dapat diperbarui dengan rumus yang serupa, diawali dengan mencari Δw_{03} , Δw_{04} , Δw_{13} , Δw_{14} , Δw_{23} , Δw_{24} sehingga diperoleh *weight* yang baru.

2.7 Genetic Algorithm

Genetic Algorithm adalah sebuah algoritma optimisasi digunakan untuk menemukan solusi paling optimal untuk permasalahan komputasi tertentu dengan hasil paling maksimal atau meminimalkan dari fungsi tertentu. Genetic Algorithm menggunakan prinsip persilangan seperti pada sistem reproduksi. Proses persilangan terjadi secara acak/random, namun teknik optimisasi ini dapat diatur tingkat teracakannya dan juga tingkat kontrolnya. Algorithm ini handal dan efisien dari pada pencarian acak dan algoritma pencarian lain, karena tidak memerlukan informasi ekstra tentang permasalahan yang akan dipecahkan. Selain itu algoritma ini dapat melakukan optimisasi pada problem dengan kekurangan pada *continuity*, *derivatives* dan *linearity* yang tidak dapat dilakukan oleh algoritma lain. (Carr, 2014)

2.6.1 Komponen Genetik Algorithm

Komponen dasar dari genetik algorithm pada umumnya adalah sebagai berikut:

1) *Fitness Function*

Fitness Function merupakan fungsi algorithm yang digunakan untuk optimisasi. *Fitness Function* melakukan tes dan kualifikasi seberapa ‘fit’ setiap solusi yang berpotensi. Fungsi ini merupakan salah satu poin terpenting dalam algorithm ini (Carr, 2014).

2) **Kromosom**

Kromosom digunakan sebagai representative kandidat solusi dari problem yang akan diselesaikan dengan genetic algorithm yang mengacu pada nilai numerik. Setiap kandidat solusi disimbolkan sebagai himpunan dari nilai parameter (Carr, 2014). Jika sebuah problem memiliki dimensi N_{par} setiap kromosom dikodekan sebagai susunan element N_{par} .

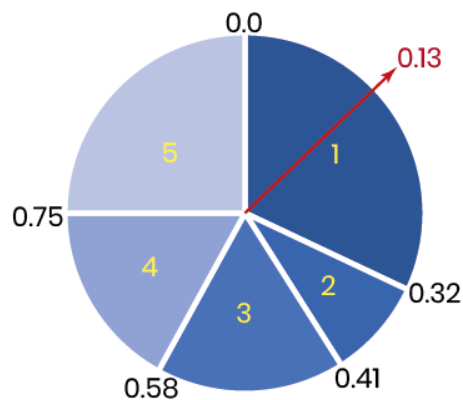
$$\text{chromosome} = [p_1, p_2, \dots, p_{N_{par}}] \quad (2.12)$$

Dimana p_i adalah nilai particular dari parameter ke- i . salah satu pendekatan yang umum digunakan adalah mengkonversi tiap parameter menjadi nilai bit-

string (barisan 1 dan 0). Kemudian menggabungkan parameter end-to-end seperti pada gen dalam untaian DNA untuk membuat kromosom(Carr, 2014).

3) Seleksi Dengan Metode *Roulette-Wheel*

Prinsip dasar dari seleksi adalah kesesuaian relasi dengan *fitness function* , dan skema asli untuk implementasinya umumnya dikenal sebagai metode *Roulette-Wheel*. Metode ini menggunakan distribusi probabilitas untuk seleksi di mana probabilitas pemilihan string yang diberikan sebanding dengan *fitness*(Reeves, 2010). Dimana *fitness* yang lebih tinggi seharusnya memiliki probabilitas lebih besar. Seleksi dilakukan dengan penggantian, artinya setiap kromosom yang sesuai atau sangat cocok memiliki peluang untuk terpilih kembali lebih dari satu kali, bahkan bergabung kembali dengan diri mereka sendiri(McCall, 2005).



Gambar 2. 8 Skema Roulette-Wheel

Gambar 2.8 menggambarkan mekanisme *Roulette-Wheel* dengan menggunakan *Pseudo-Random Number* untuk memilih salah satu string yang akan menjadi *parenthood*. Sebagai contoh muncul 0.13 maka string satu lah yang terpilih karena 0.13 terdapat pada rentang 0-0,32(Reeves, 2010).

4) *Crossover*

Crossover merupakan proses mixing genetic material dari dua kromosom terpilih untuk menghasil satu atau dua kromosom anak atau *offspring*(McCall, 2005). Sebagai contoh jika kromosom orang tua atau *elits* sebagai berikut :

[11010111001000] dan [01011101010010]

Dilakukan *crossover* setelah 4 bits dari depan, maka akan diperoleh anak atau *offspring* sebagai berikut:

[01010111001000] and [11011101010010]

Setelah crossover, *offspring* akan dilanjutkan ke proses selanjutnya yaitu proses mutasi(Carr, 2014).

5) Mutasi Random

Mutasi merupakan proses pada kromosom individu untuk membalik satu atau lebih nilai alel. Dalam kasus kromosom bit-string, operator mutasi normal diterapkan pada setiap posisi dalam kromosom. Angka acak dalam interval [0,1] dihasilkan dengan probabilitas seragam dan dibandingkan dengan “tingkat mutasi” yang telah ditentukan sebelumnya. Jika angka acak lebih besar dari tingkat mutase, maka mutasi tidak akan diterapkan pada posisi itu. Jika laju mutasi lebih besar atau sama dengan bilangan acak, maka nilai alel dibalik dari 0 menjadi 1 atau sebaliknya. Tingkat mutasi biasanya sangat kecil (misalnya, 0,001).

2.8 ANOVA

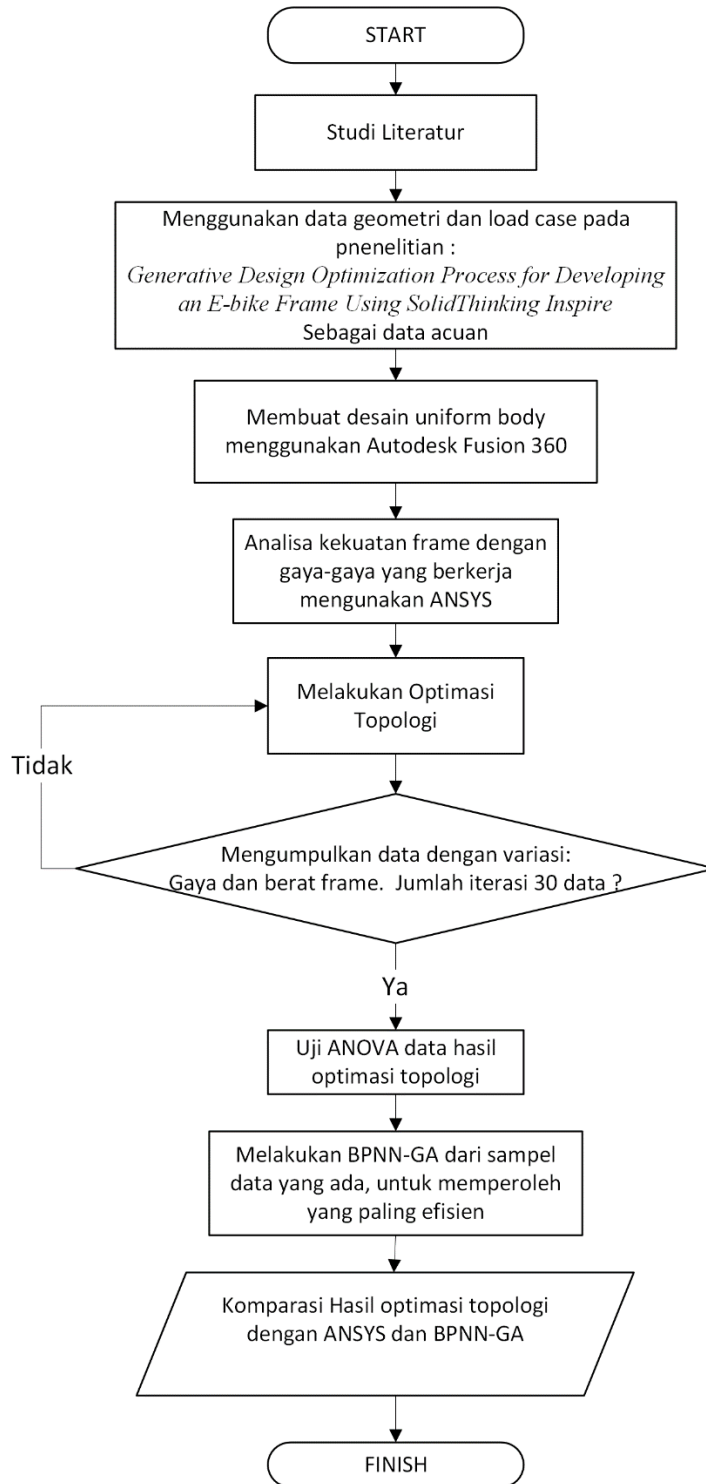
ANOVA (*Analysis of Variance*) merupakan salah satu metode statistik yang sudah banyak digunakan dalam berbagai macam penelitian. Teknik yang digunakan yaitu dengan membandingkan varian dari sampel data. Metode ini digunakan untuk meminimalkan kesalahan. Tujuan dari ANOVA adalah mengetahui kesamaan nilai mean antara beberapa kondisi berbeda (variabel klasifikasi atau nominal level) dengan membandingkan variansi relatif dengan variansi dalam grup (*random error*).

Pada percobaan dengan setiap faktor yang bersilangan dengan faktor lain perlu digunakan TWO-WAY ANOVA. Sebagai contoh dengan faktor A dan B. Faktor individu yaitu A dan B merupakan efek utama. Sedangkan persilangan kedua faktor menghasilkan efek interaksi. ANOVA digunakan untuk mengetahui seberapa signifikan pengaruh tiap faktor pada percobaan. Diperoleh nilai P dari setiap variansi faktor percobaan, Nilai P tersebut dibandingkan dengan nilai signifikansi yaitu α dengan besar 0,05. Nilai P kurang dari α , maka H_0 ditolak atau dapat diartikan faktor tersebut memberi pengaruh signifikan pada *output*. Sebaliknya jika nilai P lebih dari α maka H_0 gagal ditolak atau dapat diartikan faktor tersebut tidak memberi pengaruh yang signifikan pada *output*.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Diagram Alir Penelitian

Penelitian ini dilakukan mengikuti diagram alir pada Gambar 3.1



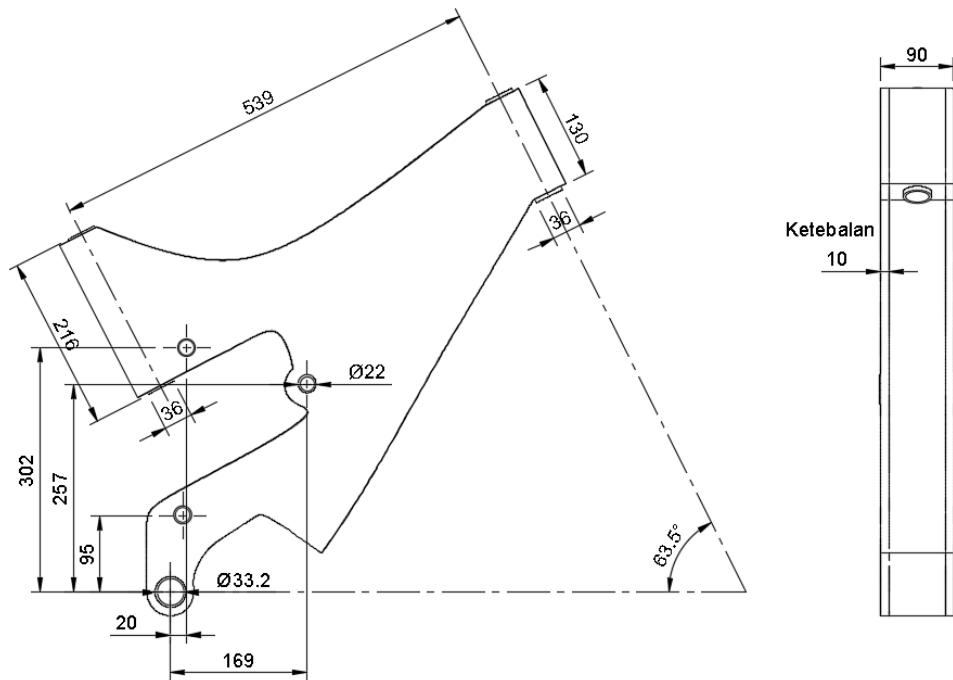
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

3.1.1 Studi Literatur

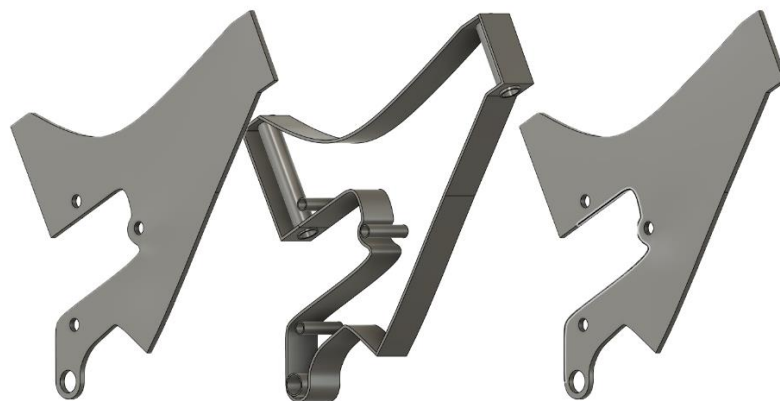
Langkah pertama pada penelitian ini adalah studi literatur. Studi literatur bertujuan untuk mencari landasan teori dan juga data acuan yang akan digunakan pada penelitian ini. Studi literatur diawal dengan mencari jurnal-jurnal penelitian sebelumnya terkait Optimasi Topologi, *Artificial Neural Network* (ANN), dan Genetik Algoritma (GA).

3.1.2 Data

Data merujuk pada artikel dengan judul “*Generative Design Optimization Process for Developing an E-bike Frame Using SolidThinking Inspire*”(Sebastián & Peñaherrera, n.d.).



Gambar 3.2 Geometri Dari Frame Sepeda Listrik (Sebastián & Peñaherrera, n.d.)



Gambar 3.3 Gambar *Exploded View* Frame Sepeda Listrik

Penelitian sebelumnya menggunakan geometri dasar sepeda listrik yang ditunjukkan pada Gambar 3.2 dan pada penelitian kali ini akan menggunakan geometri yang sama. Gambar 3.3 merupakan tampak *exploded view*, untuk detail gambar teknik terdapat pada Lampiran 5. Dengan geometri tersebut maka dapat diketahui bagian terpenting pada sepeda yang dikenai gaya yaitu bagian *bottom bracket*, *seat tube* dan *head tube*. Selanjutnya dilakukan proses desain *uniform body* berdasar geometri tersebut dengan menggunakan Fusion 360. Dari geometri tersebut selanjutnya akan dilakukan Optimasi Topologi dengan Software ANSYS.

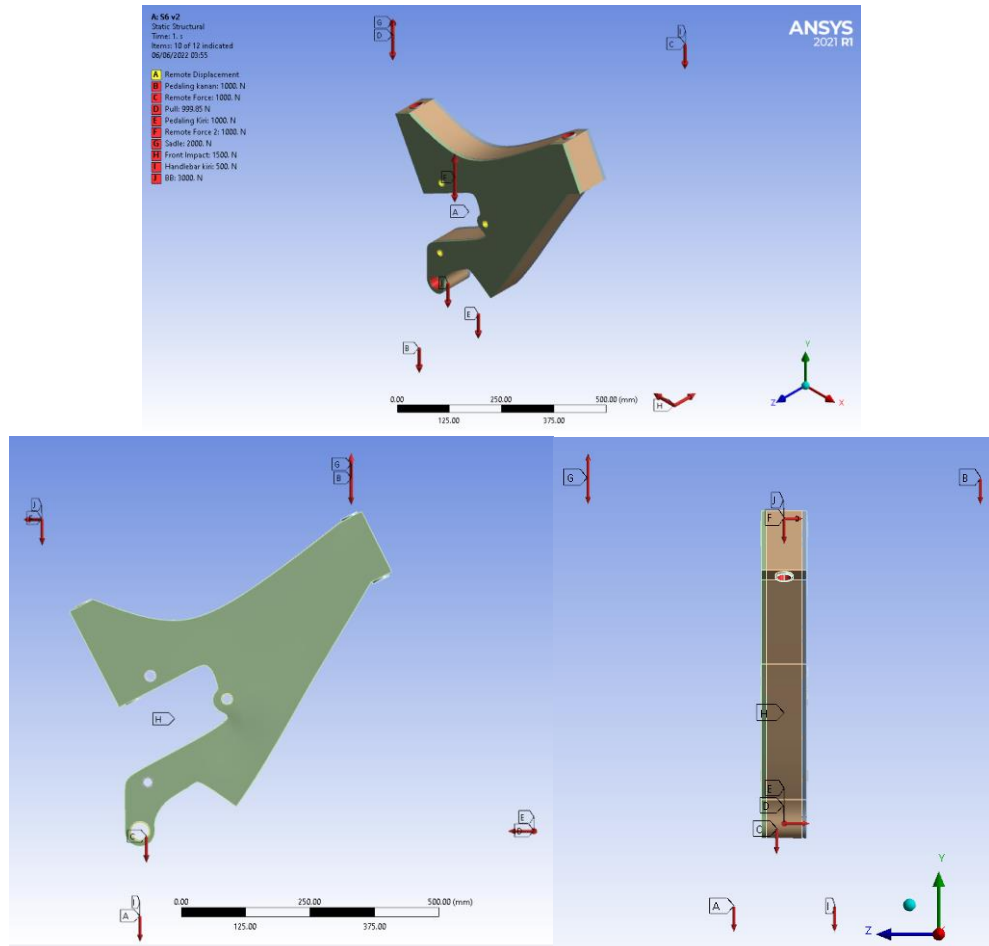
Dari geometri dasar tersebut didesain sebuah *uniform body frame* seperti pada Gambar 3.2. Desain frame awal merupakan frame yang berongga dengan ketebalan plat atau bagian samping sebesar 10mm ditunjukkan pada Gambar 3.3.

Tabel 3.1 Data Load Case pada Frame Sepeda Listrik (Sebastián & Peñaherrera, n.d.)

Load Case	Nama	Besar Gaya	Posisi	Arah
1	BB	3000N	D	-Y
2	Saddle Load	2000N	B	-Y
3	Handle Bar (kanan&kiri)	500N	I,E	-Y
4	Front Impact	1500N	F	-X
5	Side Impact	500N	C	-Z
6	Pull	1000N	B	-X,-Z
7	Heavy Pedaling	1000N	H & I	-Y & Y
8	Aggressive Cornering	1000N	G & J	-Y

Tabel 3.1 merupakan tabel *Load case* atau gaya yang bekerja pada frame sepeda yang diperlukan dalam proses Optimasi Topologi. Gaya-gaya yang bekerja ditempatkan pada titik sesuai geometri yang sudah didesain sebelumnya. Data yang digunakan oleh peneliti sebelumnya telah sesuai dengan standard pengujian EN 14766. Selain besar gaya yang bekerja perlu diperhatikan juga arah gaya yang bekerja di titik tersebut. Gaya berat akibat gravitasi juga perlu diperhitungkan. Gaya berada pada pusat massa dari struktur frame tersebut. Lalu dilakukan proses Optimasi Topologi pada software ANSYS dengan menggunakan material Aluminium 6061 T6 sesuai dengan penelitian sebelumnya.

Free Body Diagram dari frame sepeda listrik dengan load case berdasarkan data yang digunakan terdapat pada Gambar 3.4. Seluruh load case merupakan *remote force* kecuali load case 1 pada part BB. *Remote force* digunakan untuk menentukan gaya diluar dari geometri yang terkena oleh gaya tersebut. Selain itu juga terjadi efek momen pada geometri yang terkena gaya tersebut.

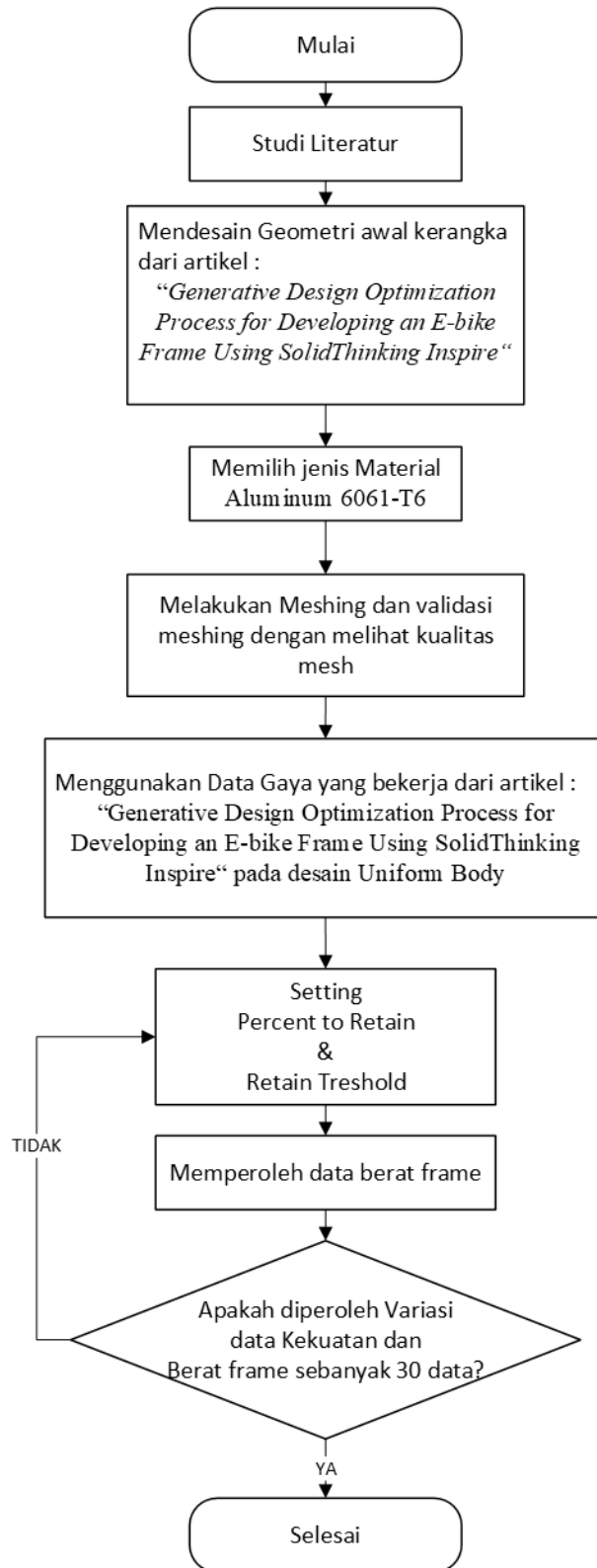


Gambar 3.4 Free Body Diagram Load Case

Free Body Diagram dari frame sepeda listrik dengan load case berdasarkan data yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 3.4. Pada gambar tersebut tumpuan pin terdapat pada lingkaran kuning. Pada lingkaran dengan tanda warna merah merupakan posisi load case

3.1.3 Diagram Alir Optimasi Topologi

Gambar 3.5 menunjukkan diagram alir dari proses optimasi topologi pada penelitian ini.



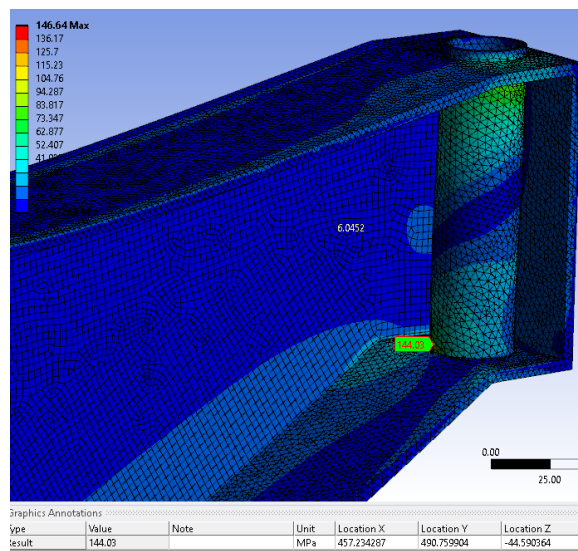
Gambar 3.5 Diagram Alir Optimasi Topologi

Dalam proses *topology optimization* pertama perlu mendesain *uniform body* sesuai dengan geometri dengan menggunakan software Fusion 360. Dengan refrensi penelitian sebelumnya berupa *uniform body* didesain, ditunjukkan pada Gambar 3.6.

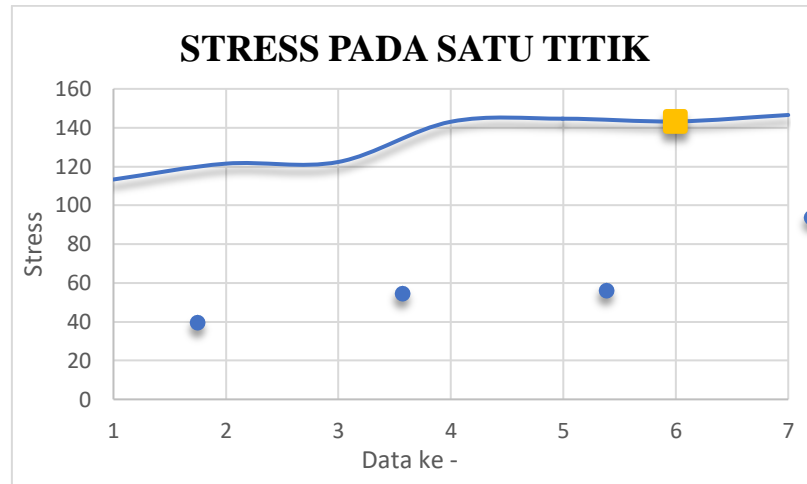


Gambar 3.6 Uniform Body Frame (Sebastián & Peñaherrera, n.d.)

Uniform body diimport ke software ANSYS untuk menjadi geometri pada alur kerja ANSYS. Selanjutnya pada kolom Engineering Data material yang dipilih adalah Aluminium 6061 T6. Selanjutnya dilakukan uji konvergensi *meshing* dengan parameter yaitu Jumlah mesh/mesh quality dengan validasi mesh quality melihat *Aspect Ratio Mesh, Skewness, Jacobian*. Uji konvergensi dilakukan dengan meninjau pada satu titik yang ditunjukkan pada Gambar 3.7. Uji konvergensi diawali dengan ukuran mesh sebesar 7mm. Nilai stress mulai stabil pada data ke 5 dengan ukuran mesh 4mm ditunjukkan pada Gambar 3.8. Ukuran mesh yang dipilih adalah 3.5mm dengan nilai error paling kecil ditunjukkan pada Tabel 3.2 yaitu data ke 7.



Gambar 3.7 Stress Pada Satu Titik



Gambar 3.8 Grafik Konvergensi Meshing

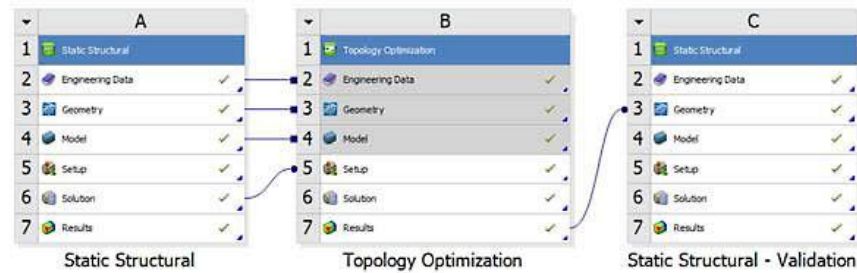
Tabel 3.2 Pengujian Konvergensi Meshing

No	Meshing	Skewness	Skewness max	Aspect Ratio	Jacobian	Maximum Stress	Approximation error
1	6	0.23108	1	1.8067	1.1133	113.32	-
2	5	0.25932	1	1.7958	1.0723	121.48	6.72%
3	4.5	0.26882	1	1.8617	1.0544	122.35	0.71%
4	4	0.2159	0.96569	1.75	1.0523	143.07	14.48%
5	3.75	0.20151	0.95557	1.7051	1.0467	144.63	1.08%
6	3.5	0.1928	0.91231	1.6733	1.0483	143.23	0.98%
7	3.25	0.1941	0.93909	1.6616	1.0527	146.55	2.27%

Langkah berikutnya melakukan simulasi *Von Misses Stress* pada frame dengan menggunakan *meshing* sebesar 3.5 mm proses ini dilakukan pada kolom Model di Tabel A yang terdapat pada Gambar 3.9. *Meshing* tersebut digunakan juga pada proses optimasi topologi. Lalu menentukan parameter optimasi topologi yaitu:

- *Percent To Retain*: 25% – 70%
- *Retain Threshold* = 0.3, 0.5 dan 0.7 (karena diatas 0.8 struktur sudah mulai terpisah dan tidak dimungkinkan untuk digunakan)
- Validasi untuk memperoleh *Maximum Stress* dan *Final Mass*
- Iterasi dilakukan dengan merubah *Percent to Retain* dengan kenaikan 5%
- Iterasi dilakukan hingga diperoleh 30data.

Langkah optimasi topologi dengan menggunakan ANSYS terdapat Gambar 3.9.



Gambar 3.9 Diagram Alir Optimasi Topologi Pada ANSYS

Berikut langkah dan pengaturan pada proses topologi optimasi dengan menggunakan ANSYS :

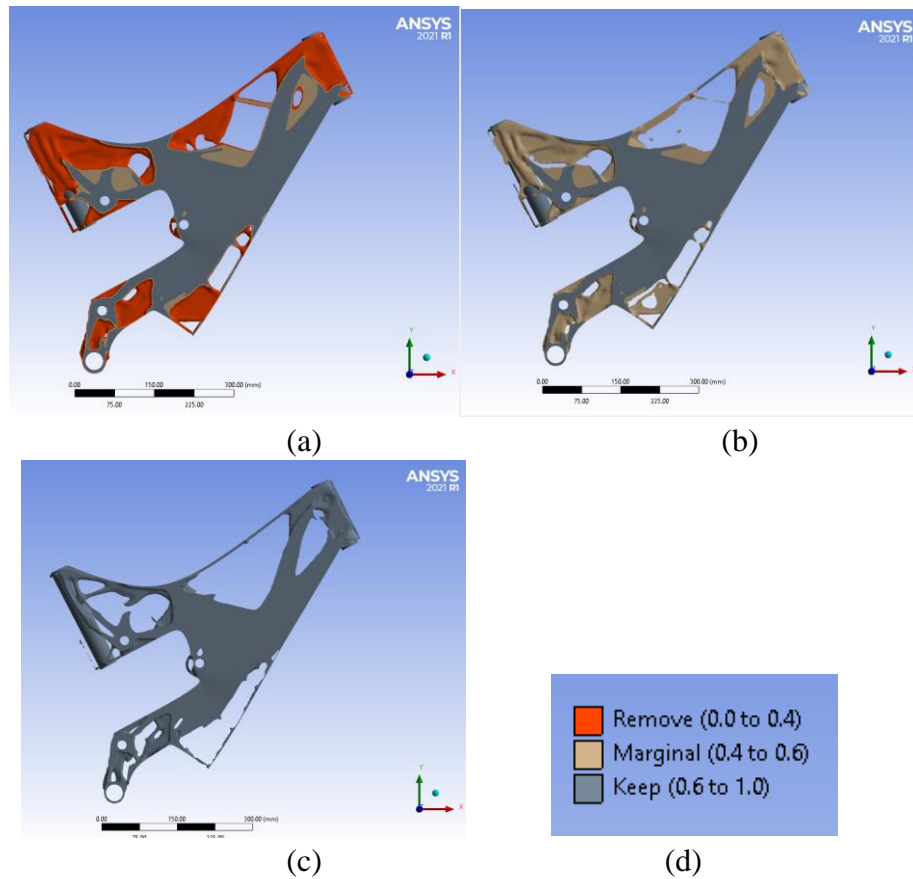
1. Setting *Percent To Retain* pada proses optimasi topologi ditunjukkan pada Gambar 3.10.

Details of "Response Constraint"	
Scope	
Scoping Method	Optimization Region
Optimization Region Selection	Optimization Region
Definition	
Type	Response Constraint
Response	Mass
Define By	Constant
<input type="checkbox"/> Percent to Retain	25 %
Suppressed	No

Gambar 3.10 Detail Response Constraint

Pada *Response Constraint* dilakukan setting *Percent To Retain* sebagai contoh setting dilakukan pada angka 25% maka optimasi topologi akan berusaha mengurangi massa total desain sehingga tersisa mendekati 25% dari total massa.

2. Setting *Retained Threshold* pada proses optimasi topologi dengan pemilihan 3 kategori yang berbeda ditunjukkan pada Gambar 3.11.



Gambar 3.11 (a) *retained threshold* 0.3 (b) *retained threshold* 0.5
(c) *retained threshold* 0.7 (d) kategori *retained threshold*

Retained Threshold adalah ambang batas yang dipertahankan dengan rentan 0.0 sampai 1.0, semakin besar nilainya maka struktur yang dihasilkan semakin kecil. Level *retained threshold* dibagi menjadi 3 kategori 0.0-0.4 merupakan bagian yang disarankan untuk dihilangkan. Kategori marginal yaitu pada level 0.4-0.6 merupakan densitas *intermediate* pada struktur. Pada kategori keep yaitu pada level 0.6 – 1.0 merupakan kategori merupakan bagian krusial dari struktur yang semestinya dipertahankan. Memvariasikan *retained threshold* dapat menghasilkan alternatif desain (Tyflopoulos & Steinert, 2022).

Setelah dilakukan optimasi topologi, proses selanjutnya adalah pengujian dengan pembebanan. Pada pengujian tersebut digunakan pembebanan sesuai dengan data acuan yang terdapat pada Tabel 3.1. Pengujian pada ANSYS menggunakan metode *Von Mises Stress* untuk meninjau maximum stress pada struktur. Selain itu juga dilakukan *Reaction Load Test* untuk memverifikasi pembebanan yang bekerja pada frame.

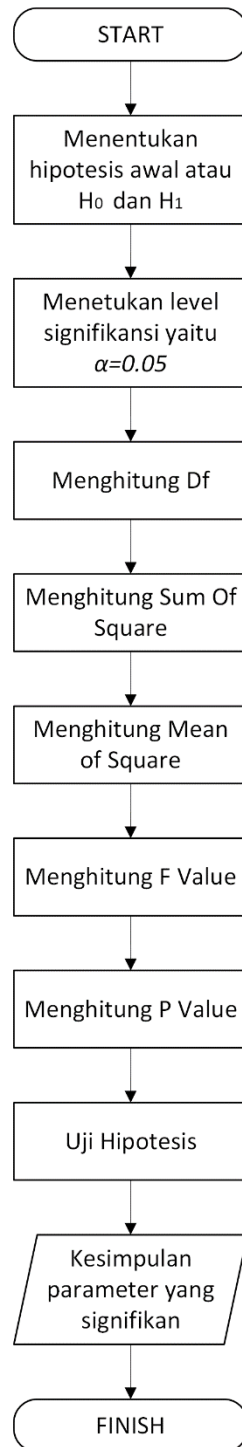
Dari setiap data dari percobaan tersebut digunakan pada proses BPNN. Data hasil simulasi dicatat pada Tabel 3.3. Berikut merupakan desain eksperimen dari penelitian ini:

Tabel 3.3 Desain Eksperimen

Percent to Retain	Retain Threshold	Weight	Maximum Stress
25%	0.3		
25%	0.5		
25%	0.7		
30%	0.3		
30%	0.5		
30%	0.7		
35%	0.3		
35%	0.5		
35%	0.7		
40%	0.3		
40%	0.5		
40%	0.7		
45%	0.3		
45%	0.5		
45%	0.7		
50%	0.3		
50%	0.5		
50%	0.7		
55%	0.3		
55%	0.5		
55%	0.7		
60%	0.3		
60%	0.5		
60%	0.7		
65%	0.3		
65%	0.5		
65%	0.7		
70%	0.3		
70%	0.5		
70%	0.7		

3.1.4 Uji Anova

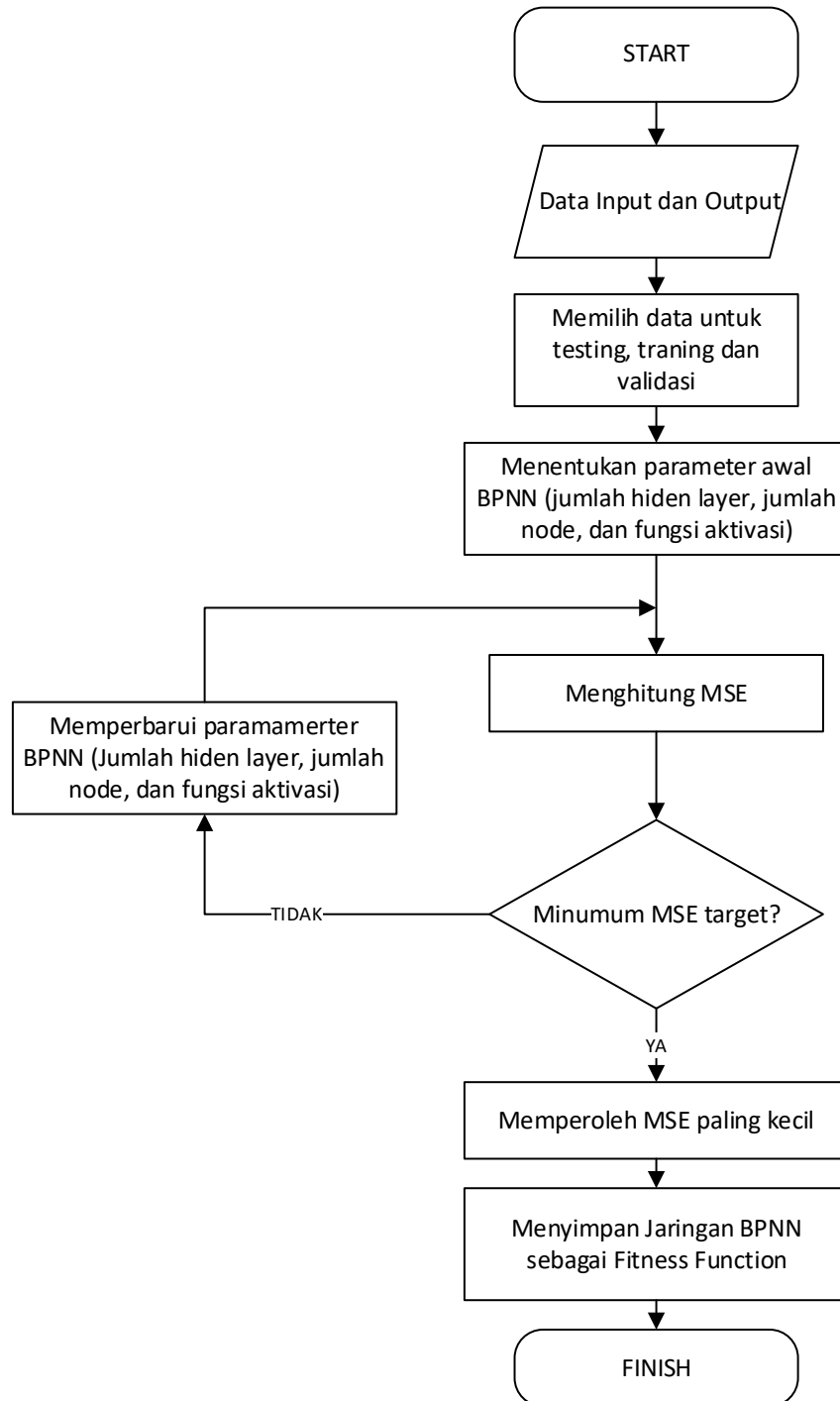
Melakukan uji ANOVA pada data hasil optimasi topologi untuk mengetahui parameter input yang memberikan pengaruh signifikan. Terdapat dua parameter input yang diuji yaitu faktor *Percent To Retain* dan faktor *Retain Threshold*. Gambar 3.12 Menunjukkan diagram alir ANOVA.



Gambar 3.12 Diagram Alir ANOVA

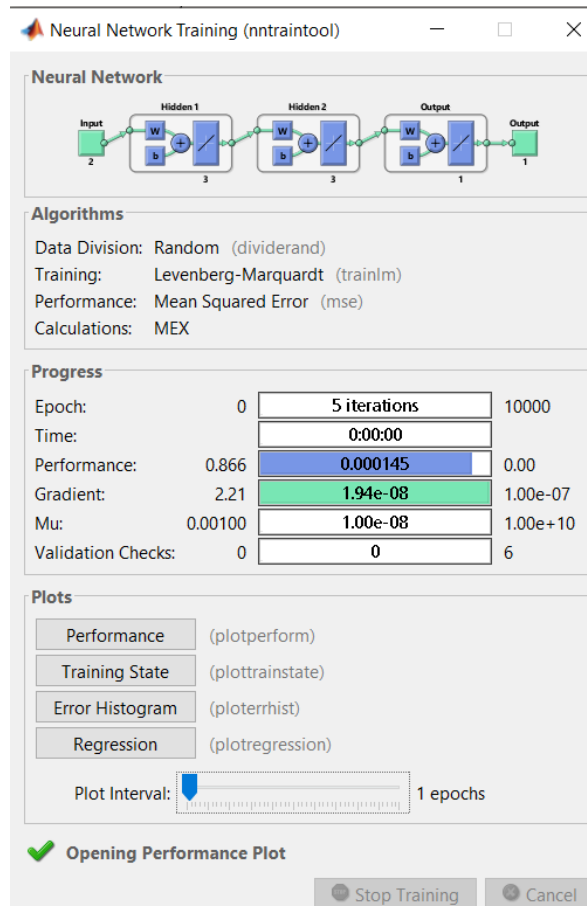
3.1.5 Diagram Alir BPNN

Gambar 3.13 menunjukkan diagram alir dari proses *Back Propagation Neural Network*(BPNN) untuk memperoleh jaringan terbaik dari data parameter *input* dan data target.



Gambar 3.13 Diagram Alir BPNN

Pada penelitian ini, data dari proses optimasi topologi yaitu *Percent to retain* dan *Retained threshold* digunakan sebagai input sedangkan *Mass* dan *Maximum Stress* sebagai output. Metode BPNN dilakukan dengan menggunakan software MATLAB. Pada MATLAB terdapat toolbox yang digunakan untuk mengoprasikan metode BPNN, yaitu dengan *Deep Learning Toolbox* ditunjukkan pada Gambar 3.14.



Gambar 3.14 Neural Network Training Toolbox

Parameter BPNN yang digunakan yaitu jumlah *hidden layer* dari 2 hingga 4 hidden layer. Menggunakan jumlah node mulai dari 1 hingga 6 dengan kenaikan jumlah node konstan disetiap hidden layer. Menggunakan 6 fungsi aktivasi yaitu: Hardlim, Hardlims, Purelin, Logsig, Tansig dan Satlin. Menggunakan 75% data sebagai data training, 15% data sebagai data validasi dan 15% data sebagai testing data. Training network menggunakan metode *Levenberg Marquardt* dengan perintah *trainlm*. Dari proses BPNN ini diperoleh persamaan fungsi hubungan antara *Percent to retain* dan *Retained Threshold VS Mass* sebagai BPNN_Berat dan *Percent to retain* dan *Retained Threshold VS Maximum Stress* sebagai BPNN_MaximumStress, selanjutnya digunakan untuk persamaan fitness dalam proses GA.

Tabel 3.4 Contoh Kombinasi Training BPNN Dengan *Activation Function Hardlim* dan *Purelin*

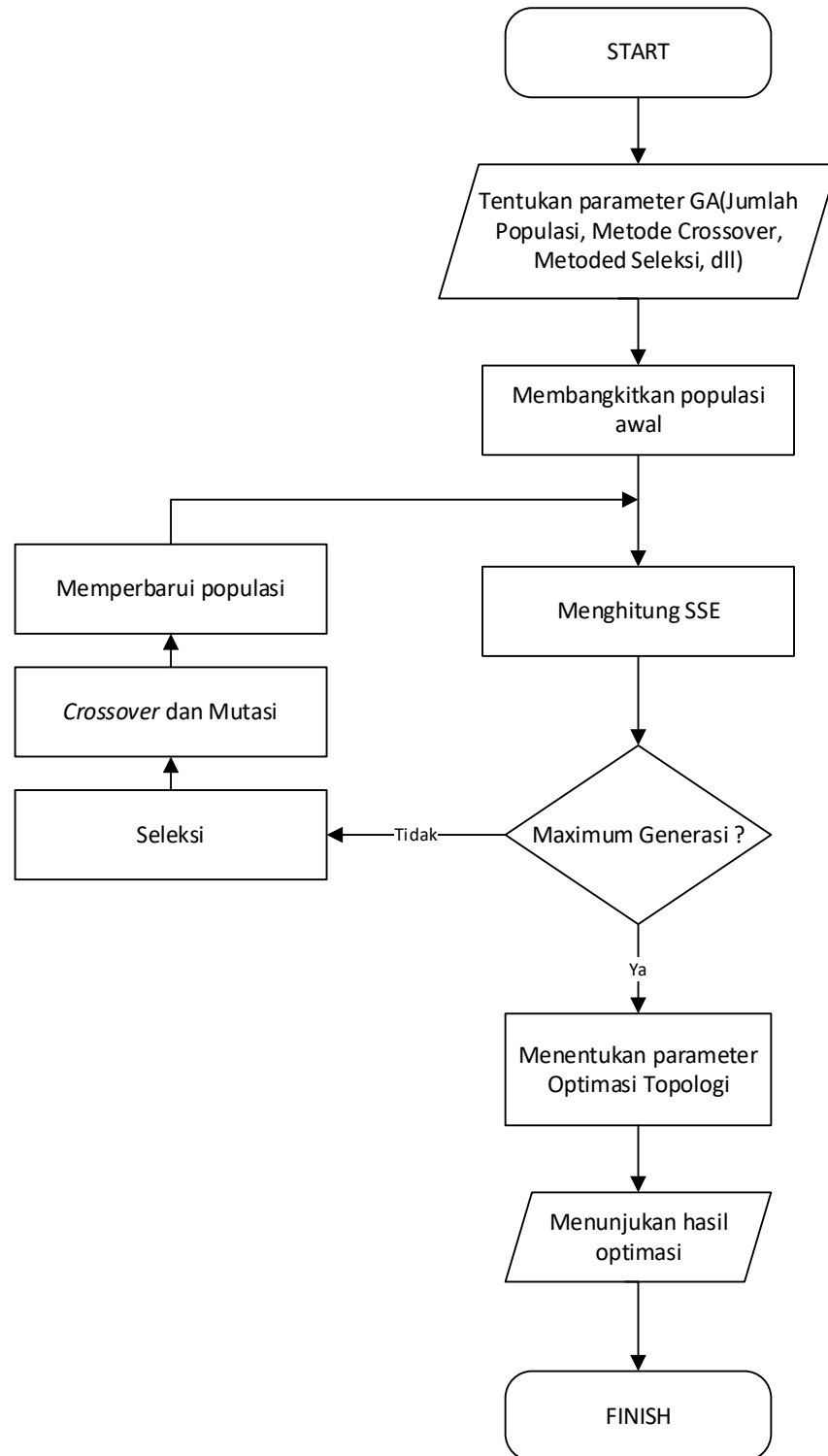
Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE
2	1	Hardlim	
2	2	Hardlim	
2	3	Hardlim	
2	4	Hardlim	
2	5	Hardlim	
2	6	Hardlim	
3	1	Hardlim	
3	2	Hardlim	
3	3	Hardlim	
3	4	Hardlim	
3	5	Hardlim	
3	6	Hardlim	
4	1	Hardlim	
4	2	Hardlim	
4	3	Hardlim	
4	4	Hardlim	
4	5	Hardlim	
4	6	Hardlim	

Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE
2	1	Purelin	
2	2	Purelin	
2	3	Purelin	
2	4	Purelin	
2	5	Purelin	
2	6	Purelin	
3	1	Purelin	
3	2	Purelin	
3	3	Purelin	
3	4	Purelin	
3	5	Purelin	
3	6	Purelin	
4	1	Purelin	
4	2	Purelin	
4	3	Purelin	
4	4	Purelin	
4	5	Purelin	
4	6	Purelin	

Tabel 3.4 menunjukkan contoh kombinasi training BPNN yang dilakukan dengan *activation function hardlim* dan *purelin*. Training dilakukan dengan variasi *hidden layer* berjumlah 2, 3 dan 4 dengan node atau neuron berjumlah 1 hingga 6 untuk setiap hidden layer-nya.

3.1.6 Diagram Alir GA

Gambar 3.15 menunjukkan diagram alir dari proses *Genetic Algorithm* untuk memperoleh jaringan terbaik dari data parameter *input* dan data target.



Gambar 3. 15 Diagram Alir GA

Pada penelitian ini parameter GA yang digunakan adalah menggunakan 100 generasi. Dengan jumlah kromosom awal sebanyak 10 kromosom. Seleksi kromosom pada proses GA menggunakan metode *Roulette Wheel*, dimana pada proses seleksi akan memilih kromosom yang memiliki nilai fitness yang baik. Menggunakan fitness *minimum is better*. Dengan fitness sebagai berikut :

$$\text{Fitness} = \text{BPNN_MaximumStress} + \text{BPNN_Berat}$$

BPNN_Berat → *Percent to retain* dan *Retained Threshold VS Final Mass*

BPNN_MaximumStress → *Percent to retain* dan *Retained Threshold VS Maximum Stress*

3.1.7 Komparasi Hasil Optimasi

Melakukan komparasi data hasil penelitian ini dengan menghitung presentase penurunan massa struktur dan peningkatan stress maksimum yang terjadi dengan hasil simulasi sebelum dilakukan optimasi topologi. Selanjutnya meninjau pada jurnal referensi.

BAB IV

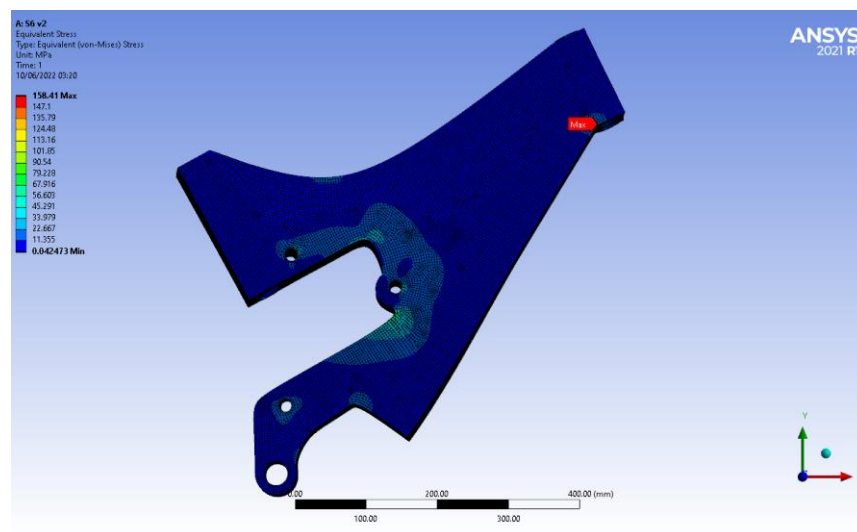
ANALISIS HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini menyampaikan hasil simulasi optimasi topologi pada frame sepeda listrik. Model frame didesain menggunakan software *Autodesk Fusion360*. Simulasi dilakukan menggunakan software ANSYS 2021 R1. Pada simulasi ini material yang digunakan adalah aluminum 6061 T6. Simulasi tahap awal dilakukan dengan *static structural test* pada model frame awal. Selanjutnya dilakukan simulasi optimasi topologi dengan parameter *Percent To Retain*: 25% – 70% dengan kombinasi *Retain Threshold* = 0.3, 0.5 dan 0.7. Setelah optimasi topologi, dilakukan pengujian *static structural test* pada frame hasil optimasi topologi. Sebanyak 30 data hasil pengujian berupa berat frame dan *maximum stress* dari frame tersebut dicatat. Kemudian dari data tersebut dilakukan optimasi menggunakan metode BPNN-GA. Training BPNN dilakukan hingga memperoleh MSE terkecil. *Network* BPNN terbaik dipilih untuk digunakan pada optimasi menggunakan GA (*Genetic Algorithm*). Dari optimasi menggunakan GA akan diperoleh kromosom yaitu kombinasi *Percent To Retain* dan *Retain Threshold* terbaik untuk digunakan dalam proses optimasi topologi pada *software ANSYS*.

4.1 Simulasi Awal

4.1.1 Static Structural

Pengujian diawali dengan melakukan *static structural test* pada frame dengan geometri awal sebelum dilakukan optimasi topologi.. Pada simulasi ini, menggunakan meshing dengan ukuran 3.5 mm dengan jumlah element sebanyak 266501 element dan jumlah node 709912. Simulasi dilakukan dengan menggunakan load case 1 hingga load case 8.



Gambar 4.1 *Static Structural Test* pada Frame Awal

Dari simulasi pada ANSYS dapat diketahui nilai von mises stress maksimal sebesar 158.41Mpa terdapat pada bagian Stirtube yang tertera pada Gambar 4.1. Sebelum dilakukan optimasi topologi frame tersebut memiliki massa sebesar 10.443 kg dan volume sebesar 3.8493e+006 mm³. Stress terbesar terdapat pada bagian stir tube karena bagian tersebut harus

menanggung beban dari pengendara dan beban dari kondisi jalan. Pengendara memberikan beban pada handle bar ke arah -y akibat berat badan pengendara. Pengendara juga memberikan gaya atau beban saat melakukan manuver *cornering* ataupun saat melakukan *pedaling* secara agresif. Selain itu terdapat gaya yang bekerja akibat lintasan yang dilalui sepeda. Gaya tersebut merupakan gaya impact dari arah depan dan samping. Gaya tersebut mengenai fork depan dari sepeda yang terhubung dengan Steertube. Steer tube berhubungan dengan headtube sehingga terjadi momen pada headtube.

4.1.2 Reaction Force pada Tumpuan

Pengecekan *reaction force* pada tumpuan dengan gaya yang berkerja pada frame sesuai dengan Tabel 4.1 *reaction force* pada tumpuan harus memenuhi hukum kesetimbangan gaya. Sehingga $\sum F_X$, $\sum F_Y$ dan $\sum F_Z$ harus sama dengan 0. Pada Gambar 4.2 menunjukkan hasil *reaction force* dari simulasi ANSYS. Pada gaya Pull sebesar 1000N merupakan resultan ke arah -X dan -Z dengan besar yang sama. Sehingga gaya Pull diproyeksikan ke arah sumbu X dan Z masing masing adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Pull}(-X) &= 1000 \cos 45^\circ \\ \text{Pull}(-X) &= 707.1\text{N} \\ \text{Pull}(-Z) &= 1000 \cos 45^\circ \\ \text{Pull}(-Z) &= 707.1\text{N} \end{aligned}$$

Selanjutnya dilakukan perhitungan untuk memastikan hukum kesetimbangan gaya terpenuhi

$$\begin{aligned} \sum F_X &= F_{RX} + (\text{front impact}(-X)) + (\text{pull}(-X)) & (4.1) \\ \sum F_X &= 2207.1\text{N} + (-1500\text{N}) + (-707.1\text{N}) \\ \sum F_X &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sum F_Y &= F_{RY} + (\text{BB}(-Y)) + (\text{Saddle Load}(-Y)) \\ &\quad + (\text{Handlebar kanan}(-Y)) + (\text{Handlebar kiri}(-Y)) \\ &\quad + (\text{Heavy Pedaling H}(-Y)) + (\text{Heavy Pedaling I}(Y)) \\ &\quad + (\text{Aggresive Cornering G}(-Y)) \\ &\quad + (\text{Aggresive Cornering J}(-Y)) & (4.2) \\ \sum F_Y &= 8000 + (-3000) + (-2000) + (-500) + (-500) + (-1000) + (1000) \\ &\quad + (-1000) + (-1000) \\ \sum F_Y &= 0 \end{aligned}$$

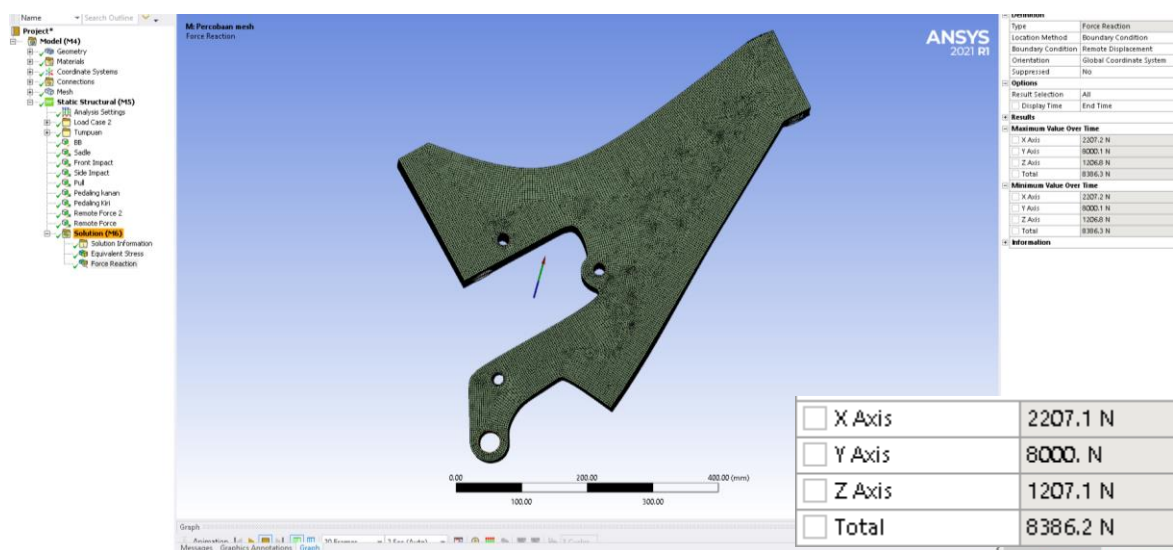
$$\sum F_Z = F_{RZ} + (\text{Side impact}(-Z)) + (\text{pull}(-Z)) \quad (4.3)$$

$$\begin{aligned} \sum F_Z &= 1207.1 + (500) + (-707.1) \\ \sum F_Z &= 0 \end{aligned}$$

Dari perhitungan yang telah dilakukan seluruh gaya yang terjadi pada memenuhi hukum kesetimbangan gaya dengan seluruh nilai $\sum F_x$, $\sum F_y$ dan $\sum F_z$ sama dengan 0.

Tabel 4.1 Gaya Yang Bekerja Pada Frame Sepeda

Load Case	Nama	Besar Gaya	Posisi	Arah
1	BB	3000N	D	-Y
2	Saddle Load	2000N	B	-Y
3	Handle Bar (kanan&kiri)	500N	I,E	-Y
4	Front Impact	1500N	F	-X
5	Side Impact	500N	C	-Z
6	Pull	1000N	B	-X,-Z
7	Heavy Pedaling	1000N	H & I	-Y & Y
8	Aggressive Cornering	1000N	G & J	-Y



Gambar 4.2 Reaction Force Simulasi ANSYS

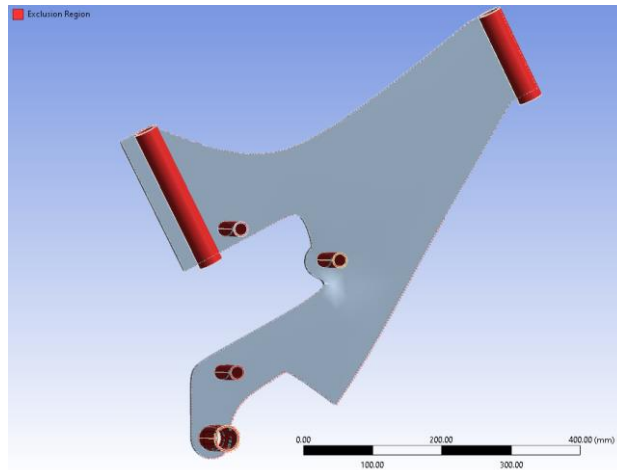
4.2 Optimasi Topologi

4.2.1 Constrain pada Optimasi Topologi

Optimasi topologi dengan menggunakan software ANSYS dapat dilakukan setelah melakukan static structural test. Pada proses optimasi topologi terdapat beberapa constrain yang perlu ditentukan.

4.2.1.1 Exclusion Region

Dalam proses optimasi topologi perlu menentukan optimize region atau bagian mana saja yang perlu dilakukan optimasi topologi dan bagian yang tidak perlu dilakukan optimasi topologi. Pada penelitian ini ditentukan beberapa bagian yang tidak ikut dalam proses optimasi topologi atau *exclusion region* yaitu pada bagian Headtube, Seattube, Tumpuan dan BB ditunjukkan pada Gambar 4.3.

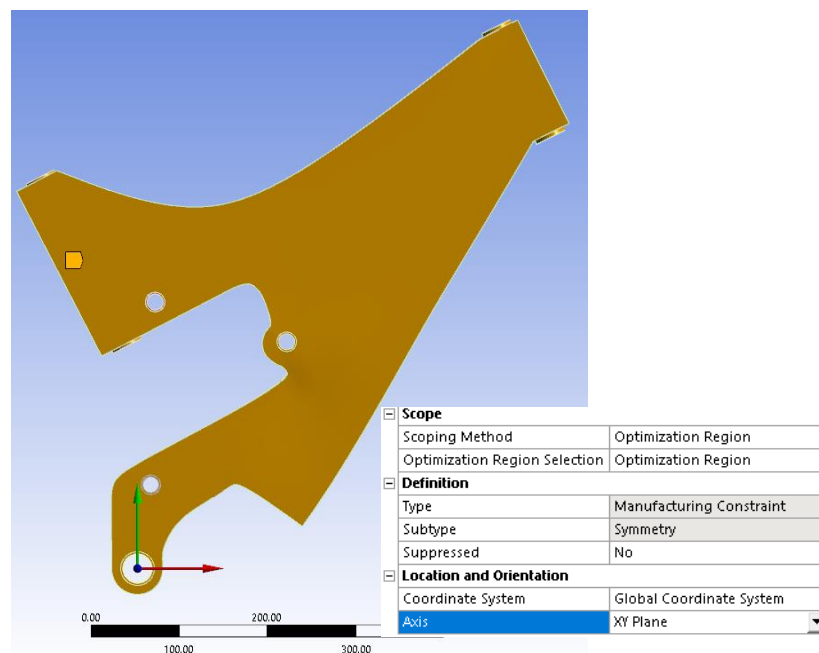


Gambar 4.3 Exclusion Region

Bagian yang ditentukan sebagai *exclusion region* merupakan bagian yang menjadi tumpuan dan *surface* yang dikenai load saat dilakukan simulasi. Bagian tersebut merupakan bagian yang penting sehingga bentuk asli perlu dipertahankan.

4.2.1.2 Symmetry Constrain

Pada simulasi ini terdapat beberapa gaya yang mengarah pada salah satu sisi dari frame sepeda yang akan dioptimasi. Sebagai contoh pada *load case 5*, gaya *side impact* sebesar 500N ke arah sumbu $-z$ atau ke arah samping kiri frame sepeda. Pada kondisi riil gaya *side impact* dapat terjadi ke arah samping kiri atau kanan. Maka diperlukan *symmetry constrain* agar hasil optimasi topologi seimbang kiri dan kanan memiliki kekuatan yang sama. *Symmetry constrain* ditentukan dengan orientasi pada bidang XY plane seperti pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Symetry Constrain

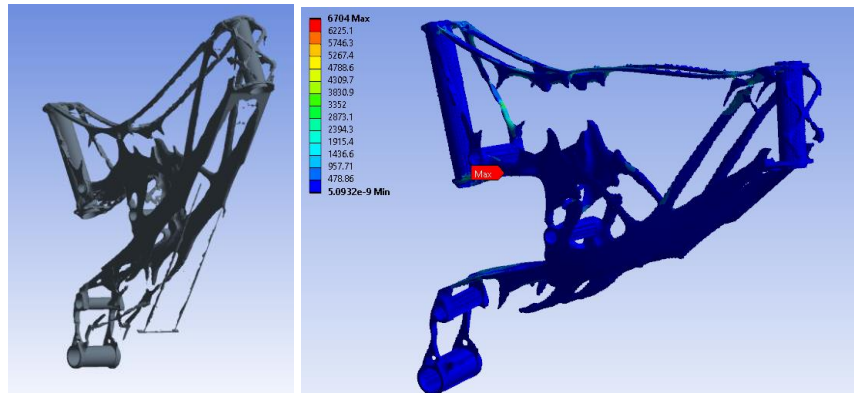
4.2.2 Hasil Optimasi Topologi

Pada simulasi optimasi topologi ini diperoleh 30 data dengan variasi *Percent To Retain*: 25% – 70% dengan peningkatan 5% tiap variasi. Tiap level *Percent To Retain* memiliki variasi *Retain Threshold* yaitu 0.3, 0.5 dan 0.7, seluruh data tertera pada Tabel 4.2. Hasil simulasi optimasi tersebut diperoleh struktur dengan massa terkecil adalah 1.9272 Kg memiliki *maximum Stress* sebesar 6704 Mpa dengan konfigurasi *Percent To Retain* 25% dan *Retain Threshold* 0.7 . Sedangkan massa terbesar adalah 8.6125 Kg dan maximum stress sebesar 186.35 Mpa dengan konfigurasi *Percent To Retain* 70% dan *Retain Threshold* 0.3.

Tabel 4.2 Hasil Optimasi Topologi dan *Static Structural Test*

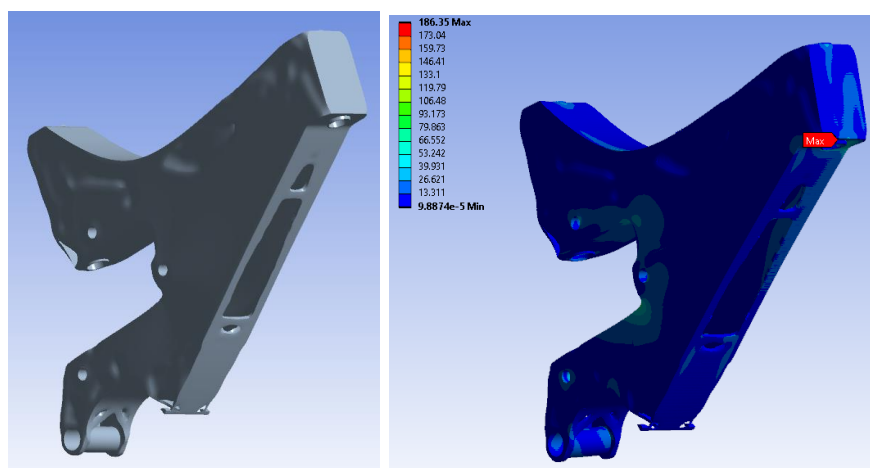
No	Percent to Retain	Retain Threshold	Weight	Maximum Stress
1	25%	0.3	3.9067	377.86
2	25%	0.5	2.7954	837.04
3	25%	0.7	1.9272	6704
4	30%	0.3	4.4902	207.86
5	30%	0.5	3.3753	771.27
6	30%	0.7	2.4121	3474.1
7	35%	0.3	5.0367	210.62
8	35%	0.5	3.9511	513.12
9	35%	0.7	2.9607	2498.7
10	40%	0.3	5.594	183.49
11	40%	0.5	4.4285	258.9
12	40%	0.7	3.3542	1009.1
13	45%	0.3	6.1755	196.7
14	45%	0.5	4.8999	271.42
15	45%	0.7	3.7493	1130.2
16	50%	0.3	6.7401	183.47
17	50%	0.5	5.392	218.38
18	50%	0.7	4.2325	726.71
19	55%	0.3	7.2623	182.76
20	55%	0.5	5.9556	237.29
21	55%	0.7	4.775	479.52
22	60%	0.3	7.751	170.74
23	60%	0.5	6.5502	188.68
24	60%	0.7	5.3553	453.09
25	65%	0.3	8.1167	178.06
26	65%	0.5	7.1364	188.75
27	65%	0.7	6.0266	372.87
28	70%	0.3	8.6125	186.35
29	70%	0.5	7.7394	178.97
30	70%	0.7	6.6596	206.27

Dengan konfigurasi *Percent To Retain 25%* dan *Retain Threshold 0.7* simulasi optimasi topologi menghasilkan geometri seperti pada Gambar 4.5. Geometri yang dihasilkan sangat ringan namun kekuatannya berkurang sangat jauh. Hal ini disebabkan oleh proses optimasi topologi mengurangi volume struktur secara berlebihan. Struktur yang dihasilkan sangat tipis sehingga kekuatan yang dimiliki sangat rendah.



Gambar 4.5 Hasil Optimasi Topologi

Pada Gambar 4.5 menunjukkan struktur frame hasil optimasi topologi memiliki struktur yang tipis akibat pengurangan volume yang besar hingga memiliki massa sebesar 1.9272Kg. Pada simulasi *static structural* pada frame hasil optimasi topologi *maximum stress* yang terjadi sebesar 6704 Mpa. Stress maximum terjadi pada bagian dekat *seat tube*. Maximum stress tidak terjadi pada bagian head tube seperti pada frame sebelum dilakukan optimasi topologi. Ini diakibatkan oleh struktur pada bagian *seat tube* lebih lemah. Maximum stress yang terjadi pada struktur tersebut melebihi Tensile Strength dari material yang digunakan yaitu sebesar 270 Mpa, maka struktur tersebut tidak layak untuk digunakan. Namun data yang tidak diharapkan ini tetap digunakan dalam proses training BPNN, agar data yang buruk tersebut menjadi pembelajaran pada proses GA. Sehingga proses optimasi pada GA dapat menghasilkan parameter yang optimal.

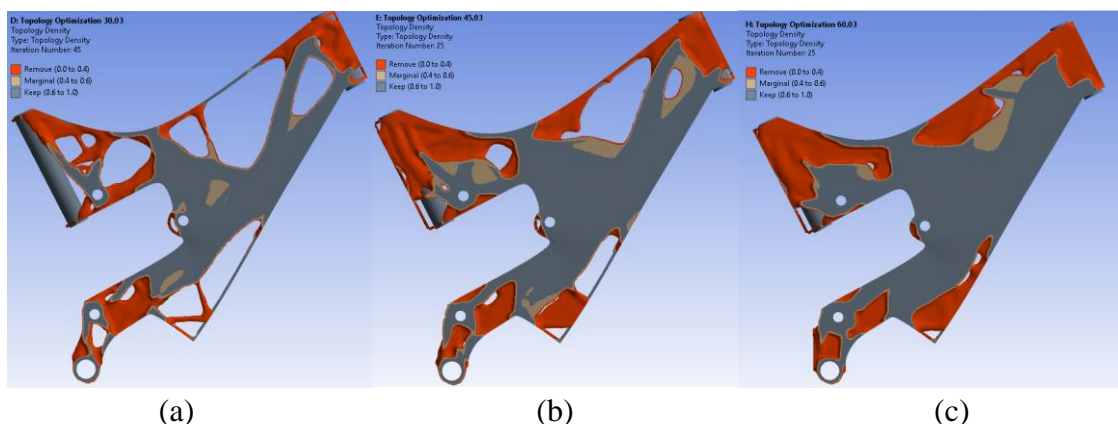


Gambar 4.6 Hasil Optimasi

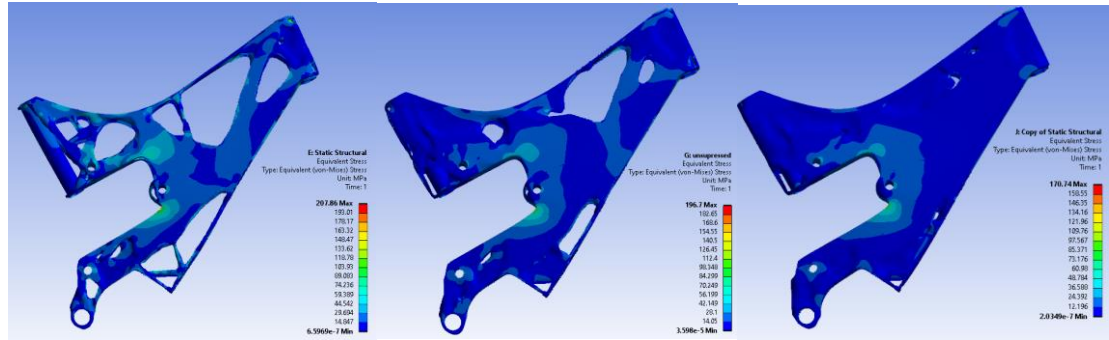
Dengan konfigurasi konfigurasi *Percent To Retain* 70% dan *Retain Threshold* 0.3 didapatkan struktur seperti pada Gambar 4.6. Hasil simulasi optimasi topologi tersebut didapat struktur dengan pengurangan volume material sebesar 17.53% yaitu yang semula sebesar 10.443 kg menjadi 8.6125 Kg. Struktur yang diperoleh tidak banyak berlubang sehingga memiliki peningkatan maximum stress yang cukup rendah yaitu sebesar 17.64% yaitu semula sebesar 158.41Mpa menjadi 186.35 Mpa. Stress maximum terjadi pada bagian *head tube* sama seperti frame sebelum dilakukan optimasi topologi, namun tetap terjadi peningkatan nilai maximum stress. Hal ini terjadi akibat proses topologi merubah struktur pada bagian sekitar head tube, sehingga nilai *maximum stress* meningkat. Konfigurasi ini menghasilkan struktur yang baik namun pengurangan massa yang terjadi sangat sedikit, sehingga hasil optimasi ini, masih belum sesuai harapan. Namun data yang tidak diharapkan ini tetap digunakan dalam proses training BPNN, agar data yang buruk tersebut menjadi pembelajaran pada proses GA. Sehingga proses optimasi pada GA dapat menghasilkan parameter yang optimal.

4.2.3 Perbandingan Hasil Optimasi Topologi Pada Perubahan *Percent to Retain*

Gambar 4.7 menunjukkan perbandingan hasil optimasi topologi dengan setting *retained threshold* 0.3 dengan variasi *Percent to Retain* 30% , 45% dan 60%. Perubahan dalam *Percent to Retain* ini berpengaruh pada desain hasil optimasi topologi ditunjukkan pada Gambar 4.7(a), 4.7(b) dan 4.7(c). Hasil optimasi topologi *Percent to Retain* 30% *Retained Threshold* 0.3 memiliki massa sebesar 4.49 Kg dan maximum stress yang pada desain sebesar 207.86 MPa ditunjukkan pada Gambar 4.8(a). Sedangkan hasil optimasi topologi *Percent to Retain* 45% *Retained Threshold* 0.3 memiliki massa sebesar 6.176Kg dan maximum stress yang pada desain sebesar 196.7 MPa ditunjukkan pada Gambar 4.8(b). Sedangkan hasil optimasi topologi *Percent to Retain* 60% *Retained Threshold* 0.3 memiliki massa sebesar 7.751 Kg dan maximum stress yang pada desain sebesar 170.74MPa ditunjukkan pada Gambar 4.8(c). Hal ini menunjukkan peningkatan *Percent to Retain* menyebabkan peningkatan volume dan massa pada desain frame, seiring dengan dengan peningkatan tersebut maximum stress menurun.



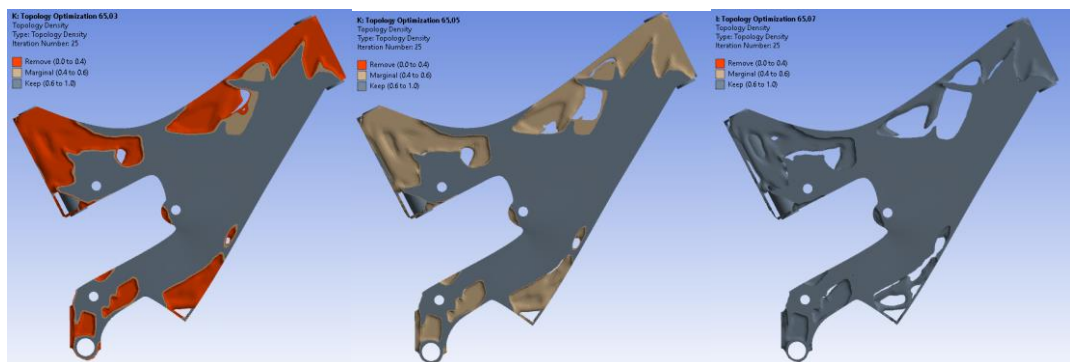
Gambar 4.7 (a) Hasil optimasi *Percent to Retain* 30% *Retained Threshold* 0.3 (b) Hasil optimasi *Percent to Retain* 45% *Retained Threshold* 0.3 (c) Hasil optimasi *Percent to Retain* 60% *Retained Threshold* 0.3



(a) *Structural Test Percent to Retain 30% Retained Threshold 0.3* (b) *Structural Test Percent to Retain 45% Retained Threshold 0.3* (c) *Structural Test Percent to Retain 60% Retained Threshold 0.3*

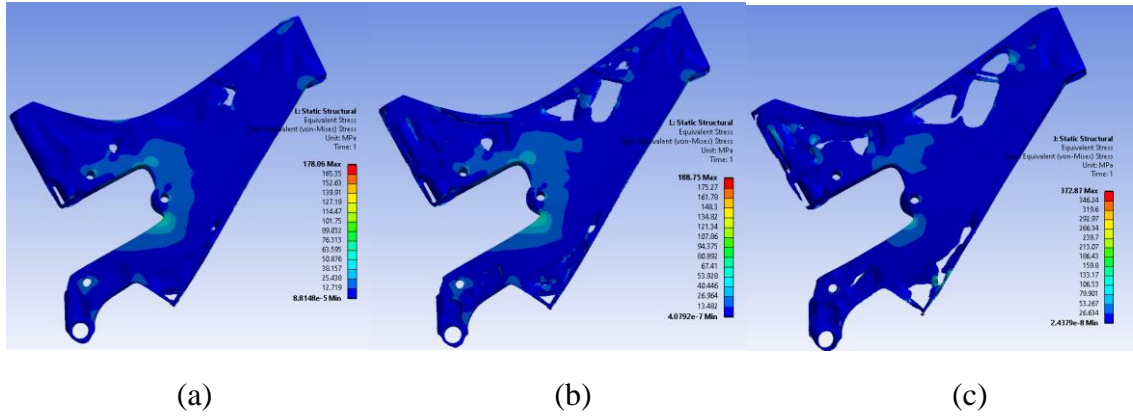
4.2.4 Perbandingan Hasil Optimasi Topologi Pada Perubahan *Retained Threshold*

Gambar 4.9 menunjukkan perbandingan hasil optimasi topologi dengan setting *Percent to Retain* 65% dengan variasi *retained threshold* 0.3, 0.5 dan 0.7. Perubahan dalam *Percent to Retain* ini berpengaruh pada desain hasil optimasi topologi ditunjukkan pada Gambar 4.9(a), 4.9(b) dan 4.9(c). Hasil optimasi topologi *Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.3* memiliki massa sebesar 8.117 Kg dan maximum stress yang pada desain sebesar 178.06 MPa ditunjukkan pada Gambar 4.10(a). Sedangkan hasil optimasi topologi *Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.5* memiliki massa sebesar 7.136 Kg dan maximum stress yang pada desain sebesar 188.75 MPa ditunjukkan pada Gambar 4.10(b). Sedangkan hasil optimasi topologi *Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.7* memiliki massa sebesar 6.027 Kg dan maximum stress yang pada desain sebesar 372.87MPa ditunjukkan pada Gambar 4.10(c). Hal ini menunjukkan peningkatan nilai *Retained Threshold* pada nilai *percent to retain* yang sama menyebabkan penurunan volume dan massa pada desain frame, seiring dengan penurunan tersebut maximum stress meningkat.



(a) (b) (c)

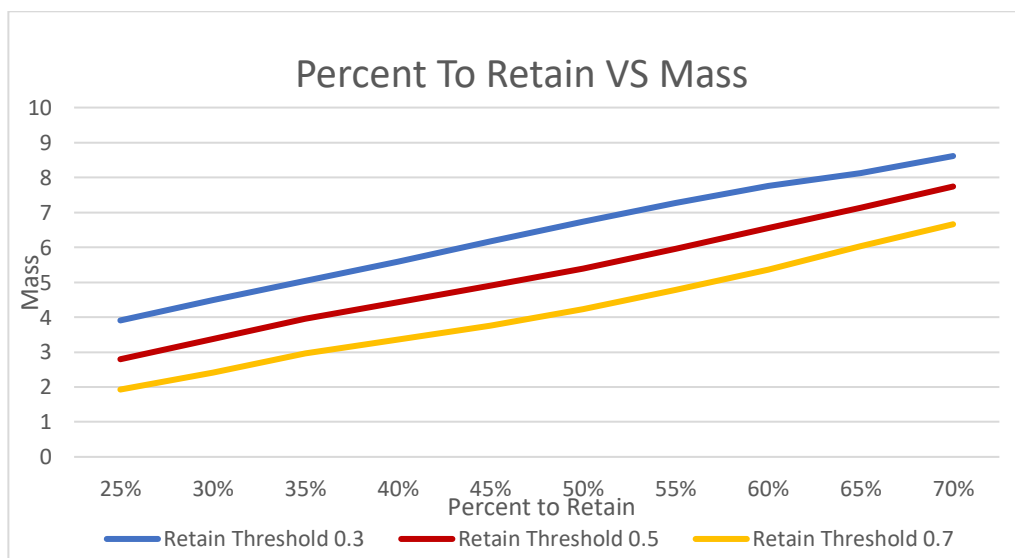
Gambar 4.9(a) Hasil optimasi *Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.3* (b) Hasil optimasi *Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.5* (c) Hasil optimasi *Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.7*



Gambar 4.10 (a) *Structural Test Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.3* (b) *Structural Test Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.5* (c) *Structural Test Percent to Retain 65% Retained Threshold 0.7*

4.2.5 Pengaruh Retain Threshold terhadap Massa

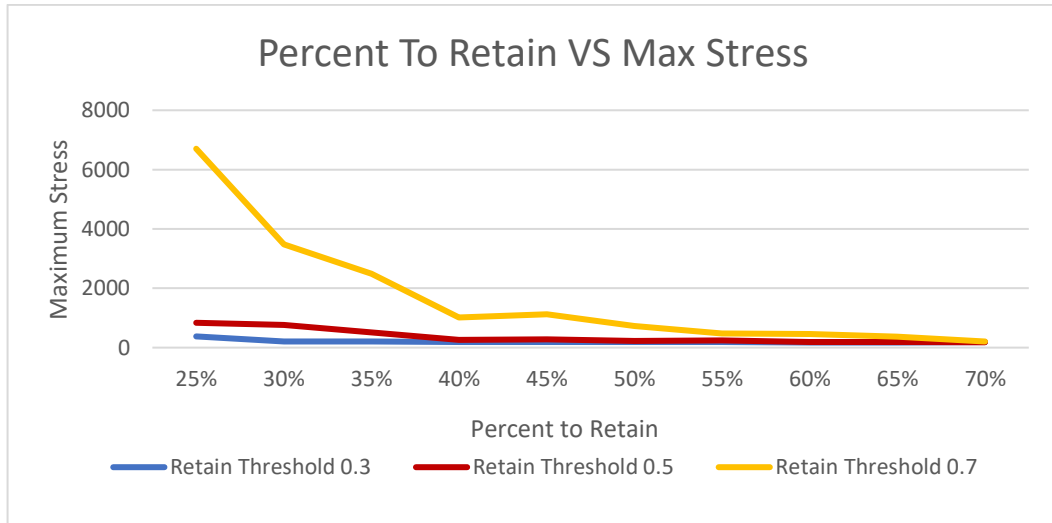
Grafik pada Gambar 4.11 menunjukkan *Percent to Retain Vs Massa*. Pada grafik tersebut menunjukkan setiap *retain threshold* membentuk level tersendiri. Semakin besar nilai *retain threshold* maka berada di level yang lebih rendah. Pada sumbu x, semakin besar *percent to retain* maka semakin besar massa dari frame hasil optimasi topologi atau dapat diartikan semakin besar nilai *percent to retain* maka semakin kecil pengurangan massa yang terjadi. Trend dari perubahan *percent to retain* terhadap perubahan massa cenderung linear. Pada garis massa yang sama dapat diperoleh dengan 3 kombinasi berbeda. Sebagai contoh untuk memperoleh massa 5,95-6,1 kg dapat diperoleh dengan kombinasi *percent to retain* 45% dengan *retain threshold* 0.3, *percent to retain* 55% dengan *retain threshold* 0.5, dan *percent to retain* 65% dengan *retain threshold* 0.7. Maka diperlukan optimasi untuk memperoleh parameter yang dapat digunakan pada proses optimasi topologi sehingga memperoleh frame dengan massa yang ringan.



Gambar 4.11 Grafik Perbandingan *Percent to Retain* Terhadap Massa

4.2.6 Pengaruh Retain Threshold terhadap Stress Maximum

Grafik pada Gambar 4.12 menunjukkan *Percent to Retain Vs Maximum Stress*. Grafik tersebut menunjukkan semakin besar *Percent to Retain* maka semakin kecil *Maximum stress* yang terjadi pada struktur frame tersebut. Pada *Retained Threshold 0.7* pada *percent to retain 25% - 45%* maximum stress yang terjadi sangat besar yaitu diatas 1000MPa. *Maximum stress* yang terjadi tidak memiliki trend yang linear dan cenderung fluktuatif, hal ini diakibatkan pengurangan volume yang terjadi mengakibatkan peningkatan maximum stress dengan titik maximum stress yang berbeda.



Gambar 4.12 Grafik Perbandingan *Percent to Retain* Terhadap Maximum Stress

4.3 ANOVA

Setelah diperoleh data hasil optimasi topologi dilakukan *analysis of variances (ANOVA)* pada parameter input *Percent to Retain* dan *Retain Threshold* terhadap Massa. Uji ANOVA pertama dilakukan pada kedua parameter input terhadap massa. Terlebih dahulu perlu ditetapkan hipotesis awal untuk parameter input terhadap massa sebagai berikut:

$H_0 =$ *Percent to Retain* dan *Retain Threshold* tidak berpengaruh pada massa

$H_1 =$ *Percent to Retain* dan *Retain Threshold* berpengaruh pada massa

Berikut merupakan contoh perhitungan ANOVA diawali dengan menghitung *Degree of Freedom* yaitu dengan persamaan 4.4

$$Df = a - 1 \quad (4.4)$$

Selanjutnya menghitung *Sum of Square* dengan persamaan 4.5 untuk parameter *Percent to Retain*

$$SS_A = nb \sum_{i=1}^a (\bar{Y}_{i..} - \bar{Y}_{...})^2 \quad (4.5)$$

Sedangkan persamaan 4.6 untuk parameter *Retain Threshold*

$$SS_B = na \sum_{j=1}^b (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{...})^2 \quad (4.6)$$

Persamaan 4.7 digunakan untuk mencari SS error

$$SS_E = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^n (\bar{Y}_{ijk} - \bar{Y}_{...})^2 \quad (4.7)$$

Selanjutnya menghitung Mean Square dengan persamaan 4.8 4.9 dan 4.10

$$MS_A = \frac{SS_A}{a - 1} \quad (4.8)$$

$$MS_B = \frac{SS_B}{b - 1} \quad (4.9)$$

$$MS_E = \frac{SS_E}{ab(n - 1)} \quad (4.10)$$

Setelah mendapatkan nilai MS maka dapat diketahui nilai F value dengan persamaan

$$F = \frac{MS_A}{MS_E} \quad (4.11)$$

Perhitungan ANOVA dilakukan dengan menggunakan software Minitab. Kedua parameter ini saling berkaitan maka digunakan analisis Balanced ANOVA. Pada Gambar 4.13 menunjukkan hasil *P-Value* pada kedua parameter memiliki nilai 0.00. karena P-value dari parameter *Percent to Retain* dan *Retain Threshold* bernilai lebih kecil dari α ($\alpha=0.05$), maka H_0 ditolak atau dapat diartikan kedua parameter *Percent to Retain* dan *Retain Threshold* memberi pengaruh yang signifikan. Selanjutnya kedua parameter tersebut akan digunakan dalam proses optimasi dengan metode BPNN-GA sebagai parameter input.

Analysis of Variance for Massa

Source	DF	SS	MS	F	P
Percent to Retain	9	68.5219	7.6135	577.96	0.000
Retain Treshold	2	24.7237	12.3619	938.41	0.000
Error	18	0.2371	0.0132		
Total	29	93.4828			

Gambar 4.13 Hasil ANOVA Massa

Selanjutnya dilakukan ANOVA pada parameter input *Percent to Retain* dan *Retain Threshold* terhadap *maximum stress*. Hipotesis awal untuk parameter input terhadap *maximum stress* ditentukan sebagai berikut :

H_0 = *Percent to Retain* dan *Retain Threshold* tidak berpengaruh pada *maximum stress*

H_1 = *Percent to Retain* dan *Retain Threshold* berpengaruh pada *maximum stress*

Gambar 4.14 merupakan hasil ANOVA dengan input input *Percent to Retain* dan *Retain Threshold* terhadap *maximum stress*. Hasil P-value pada parameter *Percent to Retain* menunjukkan nilai sebesar 0.219, nilai tersebut lebih besar dari α ($\alpha=0.05$) yang telah ditentukan. Maka H_0 gagal ditolak, sehingga parameter tersebut dianggap tidak signifikan terhadap respon *Maximum Stress*. Sedangkan pada parameter *Retain Threshold* menghasilkan nilai P-value sebesar 0.013, nilai tersebut lebih kecil dari α yang telah ditentukan. Maka H_0 ditolak, sehingga parameter tersebut memberikan pengaruh yang signifikan terhadap respon.

Meskipun parameter *Percent to Retain* dianggap tidak signifikan terhadap respon, parameter ini tetap digunakan pada proses BPNN-GA. Karena pada ANOVA terhadap massa, parameter tersebut memberikan pengaruh yang signifikan. Selain itu pada BPNN-GA parameter input BPNN_StressMaximum dan BPNN_Berat harus sama. Selain itu hubungan antara kedua parameter input terhadap massa merupakan hasil langsung dari proses optimasi topologi pada ANSYS yang berupa desain struktur dengan massa yang dimiliki.

Analysis of Variance for Maximum Stress

Source	DF	SS	MS	F	P
Percent to Retain	9	16411869	1823541	1.51	0.219
Retain Threshold	2	13537569	6768785	5.59	0.013
Error	18	21797328	1210963		
Total	29	51746766			

Gambar 4.14 Hasil ANOVA Maximum Stress

4.4 BPNN

Sebelum melakukan proses training *Back Propagation Neural Network* dilakukan normalisasi pada parameter input dan data target menggunakan perintah `mapminmax` pada MATLAB. Perintah tersebut menormalisasi data dengan rentan -1 hingga 1. Normalisasi ini diperlukan karena parameter input *percent to retain* bernilai 25-70(persen) dan *retain threshold* yaitu 30, 50, dan 70 (persen). Sedangkan nilai data target pada *Maximum Stress* yang terkecil bernilai 170.74 (Mpa) dan nilai terbesar adalah 6704 Mpa. Perbedaan *range* pada data ini memerlukan normalisasi pada data, sehingga nilai dari setiap parameter berada pada range yang sama dan dapat dituliskan dalam persamaan berikut :

$$x_{nj} = \frac{x_i - \min_a}{\max_a - \min_a} \cdot (\text{newmax}_a - \text{newmin}_a) + \text{newmin}_a \quad (4.12)$$

Dengan

- x_{nj} = Nilai x ternormalisasi variabel ke $-j$
- x_i = Nilai x awal
- \min_a = Nilai minimum dari keseluruhan data
- \max_a = Nilai maksimum dari keseluruhan data
- newmax_a = Nilai maksimum pada *range* yang ditentukan = 1
- newmin_a = Nilai minimum pada *range* yang ditentukan = -1

Sebagai contoh perhitungan pada nilai input BPNN_Berat dari parameter *percent to retain* dengan $min_a = 25$, $max_a = 70$, untuk mencari x_{nj} pada $x_i = 50$ maka dapat diperoleh dengan :

$$x_{nj} = \frac{50 - 25}{70 - 25} \cdot (1 - (-1)) + (-1)$$

$$x_{nj} = \frac{25}{45} \cdot (2) + (-1)$$

$$x_{nj} = 1.1111 + (-1)$$

$$x_{nj} = 0.1111$$

Maka diperoleh nilai $x_{nj} = 0.1111$ sebagai nilai x ternormalisasi dari $x = 50$.

Pada penelitian ini dilakukan 2 model training BPNN sehingga diperoleh hasil network yaitu BPNN_Berat dan BPNN_MaximumStress. BPNN_Berat merupakan hubungan antara *Percent to retain* dan *Retain Threshold VS Mass* dan BPNN_MaximumStress merupakan hubungan antara *Percent to retain* dan *Retain Threshold VS Maximum Stress*. Setiap kombinasi *hidden layer*, *node*, dan *activation function*, dilakukan pengulangan sebanyak 10 *loop*, kemudian dicari rata-rata MSE terkecil.

Tabel 4.3 Hasil Training Terbaik BPNN_Berat

Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE
2	6	Hardlim	0.091
2	6	Hardlims	0.105
3	5	Purelin	8.80E-04
2	4	Logsig	5.04E-04
2	4	Tansig	3.61E-04
2	5	Satlin	0.004

Tabel 4.3 menunjukkan hasil training BPNN_Berat dengan nilai MSE terkecil dari setiap *activation function*, untuk hasil keseluruhan training BPNN_Berat terdapat pada Lampiran 1. BPNN_Berat jaringan terbaik diperoleh dengan 2 *hidden layer*, dengan 4 *neuron* tiap *hidden layer* dan *activation function* tiap *hidden layer* adalah tansig. Jaringan ini menghasilkan *mean square error (MSE)* sebesar 3.6×10^{-4} . Struktur jaringan BPNN_Berat ditunjukkan pada Gambar 4.15(a). Gambar 4.15(b) merupakan grafik perbandingan antara data hasil simulasi dan hasil prediksi BPNN. Pola yang dihasilkan cukup mendekati ini sesuai dengan MSE yang diperoleh yaitu sebesar 3.6×10^{-4} . Jaringan terbaik ini kemudian disimpan dengan nama Berat.mat. Berikut merupakan perhitungan yang terjadi pada proses BPNN. Nilai *output* dari *hidden layer* pertama (a_1) merupakan hasil dari fungsi tansig dari nilai input ($Xp1$).

$$a_1 = \text{tansig}(W1 \times Xp1 + b1) \quad (4.13)$$

$$\text{tansig} = \frac{1}{1 + e^{-2n}} - 1 \quad (4.14)$$

$$n = (W1 * Xp1 + b1) \quad (4.15)$$

$$a_1 = \frac{1}{1 + e^{-2(W1 * Xp1 + b1)}} - 1 \quad (4.16)$$

W1 = Weight 1

$$W1 = \begin{vmatrix} 2.2268 & -0.6114 \\ 0.9832 & -2.0555 \\ 1.1894 & -0.5962 \\ -1.8677 & -1.7817 \end{vmatrix}$$

b1 = Bias 1

$$b1 = \begin{vmatrix} -2.4964 \\ -0.6450 \\ 0.2900 \\ -3.4139 \end{vmatrix}$$

Kemudian pada *hidden layer* kedua (a_2) merupakan hasil dari fungsi tansig dari nilai input (a_1).

$$a_2 = \text{tansig}(W2 \times a_1 + b2) \quad (4.17)$$

$$a_2 = \frac{1}{1 + e^{-2(W2 * a_1 + b2)}} - 1 \quad (4.18)$$

W2 = Weight 2

$$W2 = \begin{vmatrix} -1.5251 & -0.3140 & 1.1117 & 0.1456 \\ -0.8643 & 0.0038 & -1.2942 & 0.8187 \\ 0.1173 & 1.1538 & -0.0815 & 1.1474 \\ 0.9515 & -0.3581 & 1.4956 & -0.1640 \end{vmatrix}$$

b2 = Bias 2

$$b2 = \begin{vmatrix} 2.1604 \\ 0.9523 \\ -0.4774 \\ 2.1216 \end{vmatrix}$$

Kemudian pada *layer output* (a_3) merupakan hasil dari fungsi pureline yang merupakan fungsi linear dari nilai input (a_2)

$$a_3 = \text{pureline}(W3 \times a_2 + b3) \quad (4.19)$$

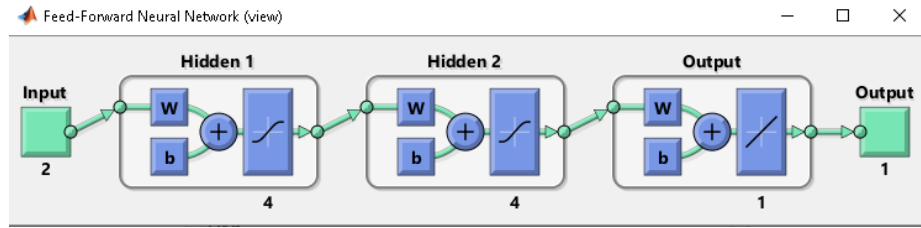
$$a_3 = (W3 \times a_2 + b3) \quad (4.20)$$

W3 = Weight 3

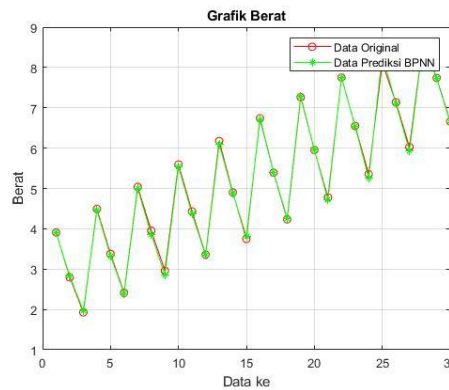
$$W3 = |0.4374 \quad -0.5905 \quad 0.2934 \quad 0.9866|$$

b3 = Bias 3

$$b3 = |-0.8116|$$

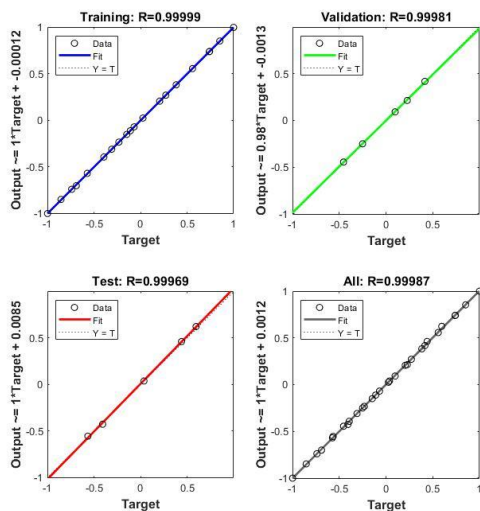


(a)

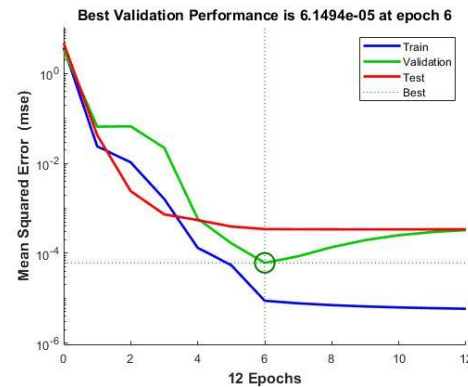


(b)

Gambar 4.15 (a) Jaringan BPNN_Berat (b)Grafik perbandingan antara data hasil simulasi dan hasil prediksi BPNN



(a)



(b)

Gambar 4.16 (a) Grafik regression (b) Grafik performance

Gambar 4.16(a) merupakan grafik *regression* yang menunjukkan hubungan antara target dan respon dari BPNN yang merupakan koefisien dari langkah pelatihan, validasi, tes dan *all*. Pada Gambar 4.14(b) menunjukkan grafik performance, dimana MSE pada kinerja validasi dimulai dari nilai yang besar turun hingga diperoleh nilai MSE kinerja validasi terbaik sebesar 6.149×10^{-5} pada epoch ke 6. Net terbaik dari BPNN disimpan dengan nama Berat.mat, kemudian akan digunakan untuk proses selanjutnya pada *Genetic Alorithm*.

Tabel 4.4 Hasil Training Terbaik BPNN_MaximumStress

Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE
4	4	Hardlim	0.1111
2	6	Hardlims	0.089
2	5	Purelin	0.0985
2	5	Logsig	0.0033
2	3	Tansig	0.0054
2	5	Satlin	0.0169

Tabel 4.4 menunjukkan hasil training BPNN_MaximumStress dengan nilai MSE terkecil dari setiap *activation function*, untuk hasil keseluruhan training BPNN_MaximumStress terdapat pada Lampiran 2. BPNN_MaximumStress jaringan terbaik diperoleh dengan 2 *hidden layer*, dengan 5 *neuron* setiap *hidden layer* dan *activation function* tiap *hidden layer* adalah logsig. Jaringan ini menghasilkan *mean square error (MSE)* sebesar 0.0033. Struktur jaringan BPNN_Berat ditunjukkan pada Gambar 4.17(a). Gambar 4.17(b) merupakan grafik perbandingan antara data hasil simulasi dan hasil prediksi BPNN. Pola yang dihasilkan cukup mendekati, namun terdapat perbedaan prediksi pada data ke 15 dimana nilai prediksi BPNN lebih kecil dari data original. Error terkecil dari prediksi BPNN adalah 0.000015. Sehingga dapat diperoleh nilai MSE yaitu sebesar 0.0033. Jaringan terbaik ini kemudian disimpan dengan nama MaximumStress.mat. Berikut merupakan perhitungan yang terjadi pada proses BPNN. Nilai *output* dari *hidden layer* pertama (a_1) merupakan hasil dari fungsi logsig dari nilai *input* ($Xp1$).

$$a_1 = \text{logsig}(W1 \times Xp1 + b1) \quad (4.21)$$

$$\text{logsig} = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (4.22)$$

$$n = (W1 * Xp1 + b1) \quad (4.23)$$

$$a_1 = \frac{1}{1 + e^{-(W1 * Xp1 + b1)}} \quad (4.24)$$

W1 = Weight 1

$$W1 = \begin{bmatrix} -4.6191 & 3.8283 \\ 2.8454 & 1.2881 \\ 1.7482 & -6.8350 \\ 1.2572 & 6.8726 \\ 4.6339 & 4.1680 \end{bmatrix}$$

b1 = Bias 1

$$b1 = \begin{bmatrix} 6.0447 \\ 1.8591 \\ 3.7772 \\ 7.7743 \\ 6.1759 \end{bmatrix}$$

Kemudian pada hidden layer kedua (a_2) merupakan hasil dari fungsi logsig dari nilai input (a_1)

$$a_2 = \text{logsig}(W2 \times a_1 + b2) \quad (4.25)$$

$$a_2 = \frac{1}{1 + e^{-(W2 \times a_1 + b2)}} \quad (4.26)$$

W2 = Weight 2

$$W2 = \begin{bmatrix} 6.1700 & -5.9637 & -5.8131 & -2.3615 & 1.2897 \\ 3.4057 & 2.7295 & -4.0889 & 4.6981 & 2.9310 \\ 1.0800 & 3.7184 & 0.4731 & 3.5007 & -5.2104 \\ 0.2160 & -1.5654 & 5.2906 & -5.6777 & 0.3258 \\ -1.8225 & 4.8958 & 2.3073 & -4.4459 & -2.3814 \end{bmatrix}$$

b2 = Bias 2

$$b2 = \begin{bmatrix} -1.7390 \\ -6.0086 \\ -0.3856 \\ 0.3449 \\ -2.4631 \end{bmatrix}$$

Kemudian pada *layer output* (a_3) merupakan hasil dari fungsi pureline yang merupakan fungsi linear dari nilai input (a_2)

$$a_3 = \text{pureline}(W3 \times a_2 + b3) \quad (4.27)$$

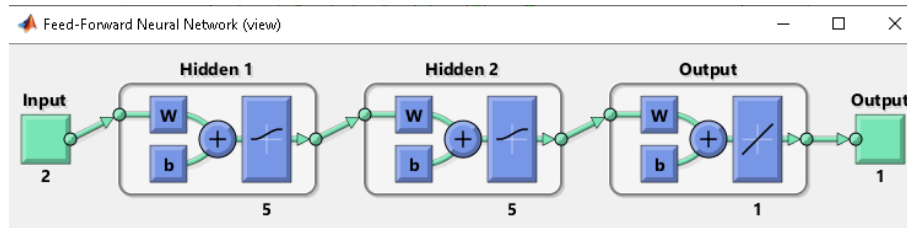
$$a_3 = (W3 \times a_2 + b3) \quad (4.28)$$

W3 = Weight 3

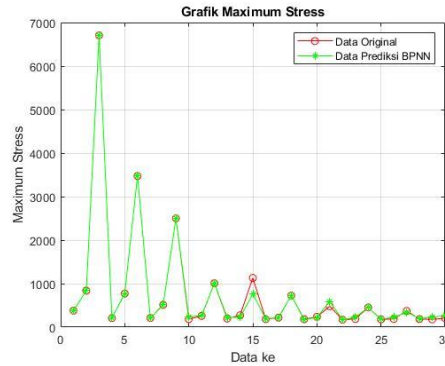
$$W3 = |3.8351 \quad 0.0492 \quad -0.7779 \quad -0.0792 \quad -0.4239|$$

b3 = Bias 3

$$b3 = |-0.3273|$$

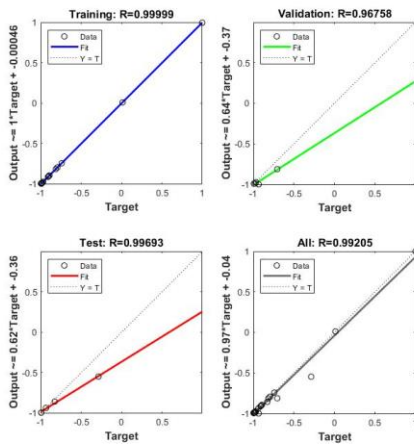


(a)

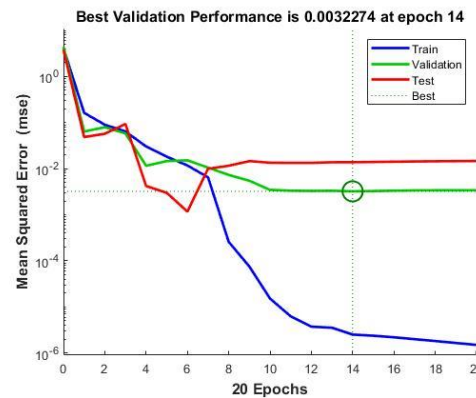


(b)

Gambar 4.17 (a) Jaringan BPNN_MaximumStress (b) Grafik perbandingan antara data hasil simulasi dan hasil prediksi BPNN



(a)



(b)

Gambar 4.18 (a) Grafik regression (b) Grafik performance

Gambar 4.18(a) merupakan grafik *regression* yang menunjukkan hubungan antara target dan respon dari BPNN yang merupakan koefisien dari langkah pelatihan, validasi, tes dan *all*. Pada Gambar 4.18(b) menunjukkan grafik performance, dimana MSE pada kinerja validasi dimulai dari nilai yang besar turun hingga diperoleh nilai MSE kinerja validasi terbaik sebesar 0.0032274 pada epoch ke 14. Net terbaik dari BPNN disimpan dengan nama MaximumStress.mat, kemudian akan digunakan untuk proses selanjutnya pada *Genetic Alorithm*.

4.5 Optimasi dengan *Genetic Alorithm*

Genetic Algorithm (GA) digunakan untuk mencari parameter terbaik yang akan digunakan pada proses optimasi topologi. Parameter tersebut adalah *Percent to Retain* dan

Retained Threshold. Pada GA digunakan rentang kromosom yaitu dari 25-70. Nilai tersebut mewakili parameter dalam bentuk persen, hal ini dilakukan karena GA menggunakan kromosom dengan bilangan cacah. Kromosom yang digunakan sebanyak 10 pasang. Proses seleksi, persilangan dan mutasi sebanyak 100 generasi.

Dari Jaringan BPNN yang terbaik digunakan untuk melakukan optimasi menggunakan *Genetic Algorithm*. Dengan perintah load('MaximumStress.mat') digunakan untuk memanggil jaringan BPNN_MaximumStress sebagai net_1 dan load('Berat.mat') untuk memanggil jaringan BPNN_Berat sebagai net_2. Kedua BPNN dikombinasikan pada pada F_obj untuk mencari nilai fitness terbaik yaitu dengan nilai fitness terkecil.

Penalty ditentukan sebagai batas maksimal dari *maximum stress* yang diizinkan. Menurut Christin Hölzel minimum *safety factor* dari frame sepeda adalah 1.5(Hölzel et al., 2011). Berikut perhitungan tegangan kerja yang diizinkan pada frame sepeda dengan material aluminum 6061 T6,

$$S_w = \frac{S_m}{f_s} \quad (4.29)$$

S_w = tegangan kerja yang diizinkan
 S_m = tensile yield strength = 270 Mpa
 f_s = factor of safety = 1.5

$$S_w = \frac{270Mpa}{1.5}$$

$$S_w = 180Mpa$$

Untuk memperoleh nilai fitness terbaik digunakan F_obj dengan penalty sebagai berikut:

$$F_{obj} = (sim(net_1, kromosom') - (180)) + (sim(net_2, kromosom')) \quad (4.30)$$

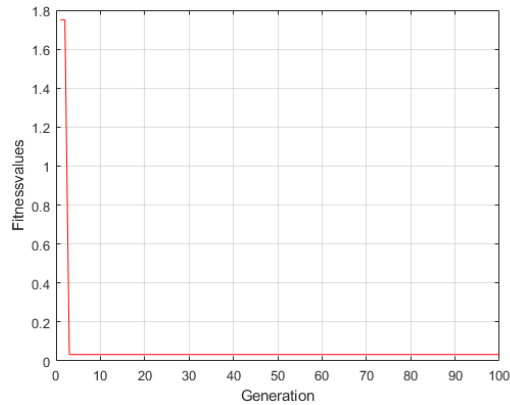
$$Fitness = abs(F_{obj}) \quad (4.31)$$

Penalty sebesar 180 digunakan sebagai batas maksimal dari *maximum stress* sehingga hasil paling optimum diperoleh ketika mendekati batas tersebut, sehingga nilai Fitness yang dihasilkan semakin kecil. Sebagai contoh saat hasil dari dari persamaan ($sim(net_1, kromosom')$) menghasilkan nilai lebih besar dari 180 yaitu 200 maka $F_{obj} 200-180 = 20$. Sehingga Fitness yang dihasilkan besar, maka parameter sebut tidak optimal. Begitu pula sebaliknya, sebagai contoh ($sim(net_1, kromosom')$) menghasilkan nilai lebih kecil dari 180 yaitu 150, maka $F_{obj} 150-180 = (-30)$. Sehingga nilai Fitness adalah 30. Nilai fitness yang dihasilkan besar, maka parameter sebut tidak optimal.

Setelah proses GA berjalan sebanyak 100 generasi dan dilakukan 10 kali loop diperoleh hasil terbaik sebagai berikut :

```
fitness_value_new = 0.0325
Percent_to_Retain = 45
Retain_threshold = 27
Elapsed time is 42.745838 seconds.
```

Dari GA diperoleh fitness value terbaik diperoleh dengan nilai 0.0325 ditunjukkan pada Gambar 4.19, dengan nilai *Percent to Retain* yaitu 45% dan *Retained Threshold* yaitu 27% atau 0.27. Parameter yang sudah diperoleh ini selanjutnya akan digunakan dalam optimasi topologi pada software ANSYS.



Gambar 4.19 *Generation vs Finessvalues*

4.6 Hasil Optimasi Topologi Dengan Parameter Terbaik

Setelah mendapatkan parameter terbaik dari optimasi menggunakan BPNN-GA. Selanjutnya menggunakan parameter tersebut pada software ANSYS untuk melakukan optimasi topologi. Pada response constraint, *Percent to retain* dipilih dengan nilai 45% sebelum melakukan optimasi ditunjukkan pada Gambar 4.20(a). Setelah itu setting pada *Retained Threshold* ditentukan pada nilai 0.27. ditunjukkan pada Gambar 4.20(b)

Details of "Response Constraint"	
Scope	
Scoping Method	Optimization Region
Optimization Region Selection	Optimization Region
Definition	
Type	Response Constraint
Response	Mass
Define By	Constant
<input type="checkbox"/> Percent to Retain	45 %
Suppressed	No

(a)

Scope	
Scoping Method	Optimization Region
Optimization Region	Optimization Region
Definition	
Type	Topology Density
By	Iteration
Iteration	Last
<input type="checkbox"/> Retained Threshold	0.27
Exclusions Participation	Yes
Calculate Time History	Yes
Suppressed	No

(b)

Gambar 4.20 (a) *Setting Percent to Retain* (b) *Retained Threshold*

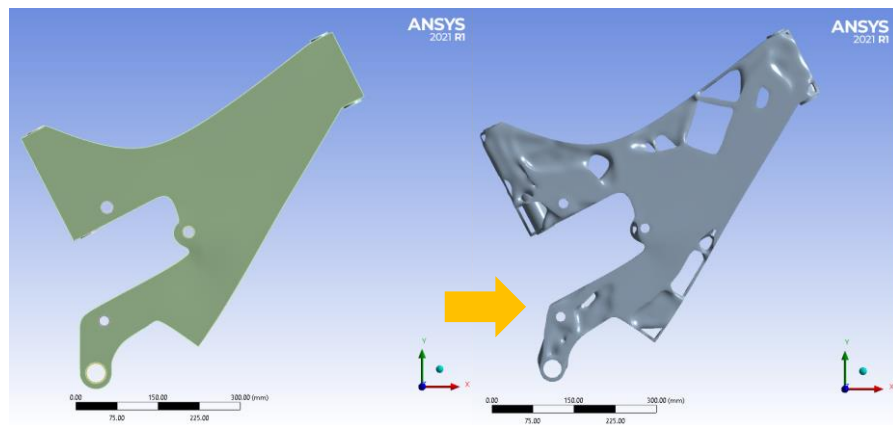
Hasil dari optimasi topologi diperoleh bentuk frame seperti pada Gambar 4.21(a). struktur tersebut memiliki massa sebesar 6.3427 Kg. Selanjutnya dilakukan *static structural_test* diperoleh hasil maximum stress sebesar 178.23 Mpa, dengan posisi pada *head tube* sesuai pada Gambar 4.21(b). Maximum stress terkonsentrasi pada daerah sambungan antara *head tube* dan frame. Peningkatan dan konsentrasi maximum stress ini terjadi akibat perubahan volume dan massa setelah proses optimasi topologi terlihat pada Gambar 4.22.

Dengan menggunakan parameter hasil dari optimasi menggunakan BPNN-GA ini, pengurangan massa pada frame sepeda listrik ini sebesar 39.26% yang semula 10.443 kg menjadi 6.3427 Kg, Sedangkan Hasil prediksi BPNN-GA nilai massa sebesar 6.6824 Kg. Sehingga error yang terjadi antara hasil prediksi massa BPNN-GA dan ANSYS sebesar 5%. perbandingan perubahan desain ini ditunjukkan pada Gambar 4.21(a). Sedangkan kenaikan *maximum stress* terjadi sebesar 12.512% dari maximum stress yang terjadi saat sebelum dilakukan optimasi topologi yaitu 158.41Mpa menjadi 178.23 Mpa ditunjukkan pada Gambar 4.21(b). Hasil prediksi BPNN-GA nilai *maximum stress* sebesar 179.935 Mpa. Sehingga error yang terjadi antara hasil prediksi *maximum stress* BPNN-GA dan ANSYS sebesar 1%. Hasil BPNN-GA sudah mendekati hasil dari simulasi ANSYS, perbandingan data terdapat pada Tabel 4.5.

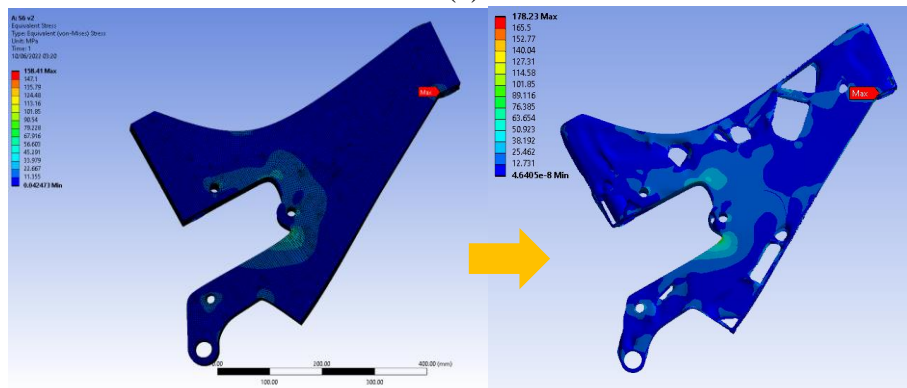
Tabel 4.5 Perbandingan Hasil Simulasi

	Sebelum optimasi topologi	Perubahan	Hasil optimasi topologi	Error	Prediksi BPNN-GA
Massa	10.443Kg	39.26%	6.3427 Kg	1%	6.6824 Kg
Maximum Stress	158.41Mpa	12.51%	178.23 Mpa	5%	179.935 Mpa

Maximum stress yang terjadi masih dibawah batas minimal *safety factor* dari sebuah sepeda yaitu 1.5 dari *tensile yield strength* material yang digunakan. Tensile yield strength dari Aluminium 6061 T6 adalah 270Mpa, maka batas maximum stress yang terjadi adalah 180Mpa. Hal ini sejalan dengan “A Comparative Study of the Application of Different Commercial Software for Topology Optimization” oleh Tyflopoulos & Steinert pada tahun 2022 bahwa variasi retained threshold dapat menghasilkan variasi desain. Lalu untuk memperoleh hasil desain terbaik dapat menggunakan metode BPNN-GA sesuai dengan jurnal “Multi-objective optimization of vibration characteristics of steering systems based on GA-BP neural networks” oleh Jin-shuan Peng pada tahun 2017.

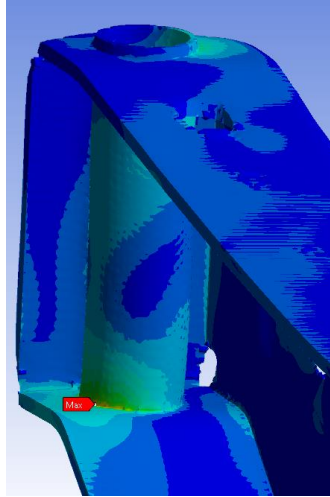


(a)



(b)

Gambar 4.21 (a)Geometri Asli dan Hasil Optimasi Topologi (b) Hasil *Static Structural Test* Asli dan Hasil Optimasi Topologi



Gambar 4.22 Konsentrasi Tegangan

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Dari analisis dalam tugas akhir ini didapatkan kesimpulan sebagai berikut :

1. Software ANSYS dapat digunakan untuk optimasi topologi pada frame sepeda listrik. Setelah divariasikan didapat 30 data hasil optimasi topologi, dengan hasil desain paling optimal sebagai berikut :
 - Hasil optimasi topologi dengan menggunakan parameter terbaik menghasilkan geometri frame dengan pengurangan massa sebesar 39.26% dari massa asli sebesar 10.443 kg menjadi 6.3427 Kg . Sedangkan peningkatan maximum stress terjadi sebesar 12.512% dari 158.41Mpa menjadi 178.23 Mpa. Dapat disimpulkan penggunaan BPNN-GA berguna untuk memperoleh nilai parameter optimal dalam proses optimasi topologi dengan software ANSYS.
 - Hasil uji static structural, maximum stress yang terjadi pada model sebelum dilakukan optimasi topologi terjadi pada bagian headtube dan setelah dilakukan optimasi topologi, Hasil topologi sudah sesuai dengan keadaan awal sehingga posisi maximum stress tidak berubah, Namun terdapat peningkatan sebesar 12,512% akibat perubahan volume pada sekitar headtube.
2. Untuk menentukan parameter input agar memperoleh hasil optimasi topologi yang baik maka :
 - Setelah dilakukan pengambilan data, dilakukan uji ANOVA dan diperoleh bahwa kedua parameter yaitu *Percent to Retain* dan *Retained Threshold* memiliki signifikansi terhadap optimasi topologi.
 - Jaringan terbaik pada BPNN_Berat diperoleh dengan 2 *hidden layer*, dengan 4 *neuron* tiap *hidden layer* dan *activation function* tiap *hidden layer* adalah tansig. Pada BPNN_MaximumStress jaringan terbaik diperoleh dengan 2 *hidden layer*, dengan 5 *neuron* tiap *hidden layer* dan *activation function* tiap *hidden layer* adalah logsig.
 - Hasil GA diperoleh nilai parameter terbaik yaitu *Percent to Retain* yaitu 45% dan *Retained Threshold* yaitu 27% atau 0.27 dengan fitness value 0.0325.

5.2. Saran

Saran setelah dilakukannya penelitian ini adalah mencoba melakukan optimasi dengan menggunakan software optimasi topologi yang lain sebagai contoh menggunakan software ABAQUS dan ALTAIR Inspire Solidthinking, sehingga dapat dibandingkan dengan hasil optimasi topologi dengan menggunakan ANSYS.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, M. I., & Dorlikar, P. (2021). Design Study of an Electric Motorcycle Chassis Obtained using Topology Optimization. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1128(1), 012013. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1128/1/012013>
- Bala Manikandan, C., Balamurugan, S., Balamurugan, P., & Beneston, S. L. (2018). Weight reduction of motorcycle frame by topology optimization. *Journal of Achievements in Materials and Manufacturing Engineering*, 91(2), 67–77. <https://doi.org/10.5604/01.3001.0012.9664>
- Carr, J. (2014). *An Introduction to Genetic Algorithms*.
- Chen, J., Chen, Q., & Yang, H. (2021). Additive manufacturing of a continuum topology-optimized palletizing manipulator arm. *Mechanical Sciences*, 12(1), 289–304. <https://doi.org/10.5194/ms-12-289-2021>
- Chen, Y., Lu, J., & Wei, Y. (2016). Topology optimization for manufacturability based on the visibility map. *Computer-Aided Design and Applications*, 13(1), 86–94. <https://doi.org/10.1080/16864360.2015.1059199>
- Demuth, H., & Beale, M. (1992). *Neural Network Toolbox For Use with MATLAB User's Guide*. www.mathworks.com
- Demuth, H., & de Jesús, B. (n.d.). *Neural Network Design 2nd Edition*.
- Dominguez Almaraz, G. M., Mercado Lemus, V. H., & Jesús Villalon Lopez, J. (2010). Rotating bending fatigue tests for aluminum alloy 6061-T6, close to elastic limit and with artificial pitting holes. *Procedia Engineering*, 2(1), 805–813. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2010.03.087>
- Engineering Materials*. (n.d.). Retrieved November 26, 2021, from https://www.engineeringtoolbox.com/engineering-materials-properties-d_1225.html
- Hölzel, C., Hoecht, F., & Senner, V. (2011). Operational loads on sport bicycles for possible misuse. *Procedia Engineering*, 13, 75–80. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2011.05.054>
- Jankovics, D., & Barari, A. (2019). Customization of Automotive Structural Components using Additive Manufacturing and Topology Optimization. *IFAC-PapersOnLine*, 52(10), 212–217. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.10.066>
- Klötzke, M., Redelbach, M., & Friedrich, H. E. (2012). *Impact of lightweight design on energy consumption and cost effectiveness of alternative powertrain concepts*. <https://www.researchgate.net/publication/259897053>
- Li, X.-P., Lian-Yu, Z., & Zheng-Zhong, L. (n.d.). *Topological Optimization of Continuum Structure based on ANSYS*.
- McCall, J. (2005). Genetic algorithms for modelling and optimisation. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 184(1), 205–222. <https://doi.org/10.1016/j.cam.2004.07.034>

- Nielsen, M. (n.d.). *Neural Networks and Deep Learning*.
<http://neuralnetworksanddeeplearning.com>
- Peng, J. shuan. (2017). Multi-objective optimization of vibration characteristics of steering systems based on GA-BP neural networks. *Journal of Vibroengineering*, 19(5), 3216–3229. <https://doi.org/10.21595/jve.2017.18107>
- Pramono, G. E., Hidayat, A., & Waluyo, R. (2020). Perancangan dan Simulasi Desain Rangka Sepeda Motor Listrik Tipe Trellis Menggunakan Finite Element Analysis. *JTERA (Jurnal Teknologi Rekayasa)*, 5(2), 319. <https://doi.org/10.31544/jtera.v5.i2.2020.319-326>
- Reeves, C. R. (2010). *Genetic Algorithms* (pp. 109–139). https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1665-5_5
- Rege, S., Khatri, C., Nandedkar, M., & Wagh, N. (2017). Engineering and Technology (A High Impact Factor). *International Journal of Innovative Research in Science*, 6. <https://doi.org/10.15680/IJIRSET.2017.0610039>
- Sa'adah, A. F., Fauzi, A., & Juanda, B. (2017). Peramalan Penyediaan dan Konsumsi Bahan Bakar Minyak Indonesia dengan Model Sistem Dinamik. *Jurnal Ekonomi Dan Pembangunan Indonesia*, 17(2), 118–137. <https://doi.org/10.21002/jepi.v17i2.661>
- Sebastián, A., & Peñaherrera, P. (n.d.). *UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ Generative Design Optimization Process for Developing an E-bike Frame Using SolidThinking Inspire Proyecto de Investigación*.
- Shirbhate, R., Felix Telare, F., & Bhagat, A. (2018). Design and Analysis of Chassis for an Electric Motorcycle. In *Materials Today: Proceedings* (Vol. 5). www.sciencedirect.com/www.materialstoday.com/proceedings2214-7853
- The Fundamentals of FEA Meshing for Structural Analysis*. (n.d.). Retrieved November 23, 2021, from <https://www.ansys.com/blog/fundamentals-of-fea-meshing-for-structural-analysis>
- Tyflopoulos, E., & Steinert, M. (2022). A Comparative Study of the Application of Different Commercial Software for Topology Optimization. *Applied Sciences*, 12(2), 611. <https://doi.org/10.3390/app12020611>
- Wira, J., & Putra, G. (n.d.). *Pengenalan Pembelajaran Mesin dan Deep Learning*. <https://www.researchgate.net/publication/323700644>
- ZHU, J., ZHOU, H., WANG, C., ZHOU, L., YUAN, S., & ZHANG, W. (2021). A review of topology optimization for additive manufacturing: Status and challenges. In *Chinese Journal of Aeronautics* (Vol. 34, Issue 1, pp. 91–110). Chinese Journal of Aeronautics. <https://doi.org/10.1016/j.cja.2020.09.020>

LAMPIRAN

Lampiran 1 Tabel Hasil Training BPNN_Berat

Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE
2	1	Hardlim	0.2832
2	2	Hardlim	0.2706
2	3	Hardlim	0.2103
2	4	Hardlim	0.2083
2	5	Hardlim	0.1445
2	6	Hardlim	0.091
3	1	Hardlim	0.1738
3	2	Hardlim	0.2361
3	3	Hardlim	0.2814
3	4	Hardlim	0.2202
3	5	Hardlim	0.1868
3	6	Hardlim	0.1633
4	1	Hardlim	0.1916
4	2	Hardlim	0.2359
4	3	Hardlim	0.271
4	4	Hardlim	0.2095
4	5	Hardlim	0.2338
4	6	Hardlim	0.334

Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE
2	1	Hardlims	0.2412
2	2	Hardlims	0.2711
2	3	Hardlims	0.2628
2	4	Hardlims	0.1426
2	5	Hardlims	0.1353
2	6	Hardlims	0.105
3	1	Hardlims	0.1778
3	2	Hardlims	0.2774
3	3	Hardlims	0.3569
3	4	Hardlims	0.374
3	5	Hardlims	0.1748
3	6	Hardlims	0.1439
4	1	Hardlims	0.2335
4	2	Hardlims	0.281
4	3	Hardlims	0.246
4	4	Hardlims	0.235
4	5	Hardlims	0.2026
4	6	Hardlims	0.1999

Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE
2	1	Purelin	9.32E-04
2	2	Purelin	9.49E-04
2	3	Purelin	9.49E-04
2	4	Purelin	0.001
2	5	Purelin	9.15E-04
2	6	Purelin	9.24E-04
3	1	Purelin	9.51E-04
3	2	Purelin	0.001
3	3	Purelin	0.0018
3	4	Purelin	0.0011
3	5	Purelin	8.80E-04
3	6	Purelin	9.39E-04
4	1	Purelin	8.96E-04
4	2	Purelin	9.14E-04
4	3	Purelin	0.0011
4	4	Purelin	8.88E-04
4	5	Purelin	9.85E-04
4	6	Purelin	9.66E-04

Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE
2	1	Logsig	0.0357
2	2	Logsig	7.74E-04
2	3	Logsig	0.0013
2	4	Logsig	5.04E-04
2	5	Logsig	0.0068
2	6	Logsig	0.0042
3	1	Logsig	9.29E-04
3	2	Logsig	0.0774
3	3	Logsig	0.0047
3	4	Logsig	5.65E-04
3	5	Logsig	0.0109
3	6	Logsig	0.0088
4	1	Logsig	0.0357
4	2	Logsig	0.0161
4	3	Logsig	0.0247
4	4	Logsig	0.0049
4	5	Logsig	0.0088
4	6	Logsig	0.0195

Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE	Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE
2	1	Tansig	0.0472	2	1	Satlin	0.0363
2	2	Tansig	0.0295	2	2	Satlin	0.0631
2	3	Tansig	8.25E-04	2	3	Satlin	0.0072
2	4	Tansig	3.61E-04	2	4	Satlin	0.0031
2	5	Tansig	0.0025	2	5	Satlin	0.004
2	6	Tansig	0.0027	2	6	Satlin	0.0085
3	1	Tansig	0.0554	3	1	Satlin	0.079
3	2	Tansig	0.032	3	2	Satlin	0.0963
3	3	Tansig	0.0057	3	3	Satlin	0.0428
3	4	Tansig	0.0084	3	4	Satlin	0.0552
3	5	Tansig	0.0048	3	5	Satlin	0.0036
3	6	Tansig	0.0078	3	6	Satlin	0.0162
4	1	Tansig	0.0435	4	1	Satlin	0.0928
4	2	Tansig	0.0972	4	2	Satlin	0.1933
4	3	Tansig	0.0445	4	3	Satlin	0.0551
4	4	Tansig	0.0123	4	4	Satlin	0.0323
4	5	Tansig	0.0061	4	5	Satlin	0.0482
4	6	Tansig	0.0316	4	6	Satlin	0.02

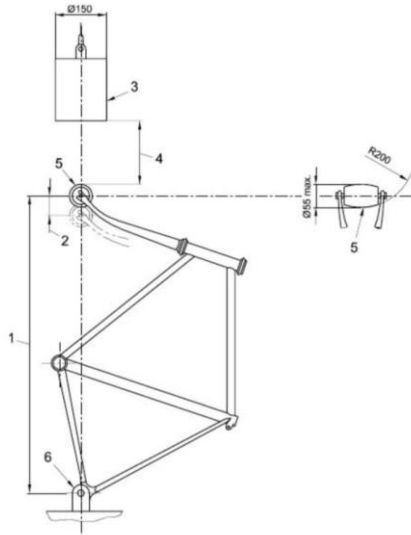
Lampiran 2 Tabel Hasil Training BPNN_MaximumStress

Hidden Laye	Node	Activation Function	MSE	Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE
2	1	Hardlim	0.1723	2	1	Hardlims	0.1507
2	2	Hardlim	0.1742	2	2	Hardlims	0.12
2	3	Hardlim	0.1359	2	3	Hardlims	0.1216
2	4	Hardlim	0.1187	2	4	Hardlims	0.1556
2	5	Hardlim	0.1377	2	5	Hardlims	0.1229
2	6	Hardlim	0.1176	2	6	Hardlims	0.089
3	1	Hardlim	0.1464	3	1	Hardlims	0.1458
3	2	Hardlim	0.2198	3	2	Hardlims	0.1331
3	3	Hardlim	0.1292	3	3	Hardlims	0.1365
3	4	Hardlim	0.1201	3	4	Hardlims	0.2356
3	5	Hardlim	0.1582	3	5	Hardlims	0.2171
3	6	Hardlim	0.1142	3	6	Hardlims	0.1148
4	1	Hardlim	0.1469	4	1	Hardlims	0.1958
4	2	Hardlim	0.1471	4	2	Hardlims	0.1323
4	3	Hardlim	0.1426	4	3	Hardlims	0.135
4	4	Hardlim	0.1111	4	4	Hardlims	0.2959
4	5	Hardlim	0.1401	4	5	Hardlims	0.1283
4	6	Hardlim	0.1194	4	6	Hardlims	0.1338

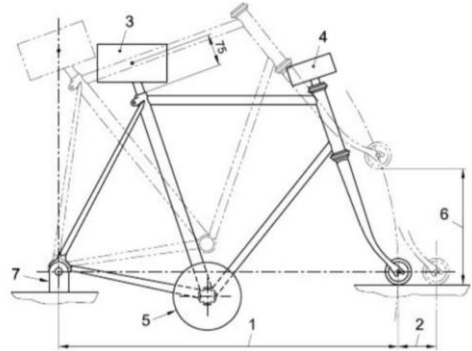
Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE	Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE
2	1	Purelin	0.1141	2	1	Logsig	0.039
2	2	Purelin	0.13	2	2	Logsig	0.0328
2	3	Purelin	0.1129	2	3	Logsig	0.0221
2	4	Purelin	0.1251	2	4	Logsig	0.0158
2	5	Purelin	0.0985	2	5	Logsig	0.0033
2	6	Purelin	0.1067	2	6	Logsig	0.0262
3	1	Purelin	0.1063	3	1	Logsig	0.0311
3	2	Purelin	0.1104	3	2	Logsig	0.0246
3	3	Purelin	0.113	3	3	Logsig	0.0206
3	4	Purelin	0.1218	3	4	Logsig	0.0292
3	5	Purelin	0.1138	3	5	Logsig	0.0925
3	6	Purelin	0.0992	3	6	Logsig	0.0495
4	1	Purelin	0.136	4	1	Logsig	0.0348
4	2	Purelin	0.1179	4	2	Logsig	0.1146
4	3	Purelin	0.1146	4	3	Logsig	0.0585
4	4	Purelin	0.143	4	4	Logsig	0.0398
4	5	Purelin	0.1022	4	5	Logsig	0.0576
4	6	Purelin	0.1018	4	6	Logsig	0.0326

Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE	Hidden Layer	Node	Activation Function	MSE
2	1	Tansig	0.0293	2	1	Satlin	0.1064
2	2	Tansig	0.0457	2	2	Satlin	0.1289
2	3	Tansig	0.0054	2	3	Satlin	0.0727
2	4	Tansig	0.0329	2	4	Satlin	0.0549
2	5	Tansig	0.0165	2	5	Satlin	0.0169
2	6	Tansig	0.021	2	6	Satlin	0.0503
3	1	Tansig	0.0521	3	1	Satlin	0.114
3	2	Tansig	0.0524	3	2	Satlin	0.1312
3	3	Tansig	0.0623	3	3	Satlin	0.1138
3	4	Tansig	0.0448	3	4	Satlin	0.0909
3	5	Tansig	0.0334	3	5	Satlin	0.0333
3	6	Tansig	0.049	3	6	Satlin	0.0572
4	1	Tansig	0.0214	4	1	Satlin	0.0716
4	2	Tansig	0.0594	4	2	Satlin	0.1381
4	3	Tansig	0.0486	4	3	Satlin	0.1146
4	4	Tansig	0.0341	4	4	Satlin	0.0607
4	5	Tansig	0.0463	4	5	Satlin	0.0486
4	6	Tansig	0.0396	4	6	Satlin	0.0903

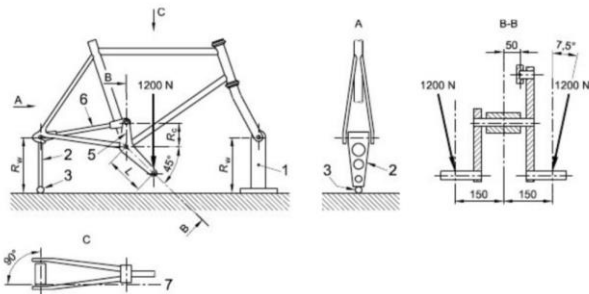
Lampiran 3 Standard Uji EN 14766



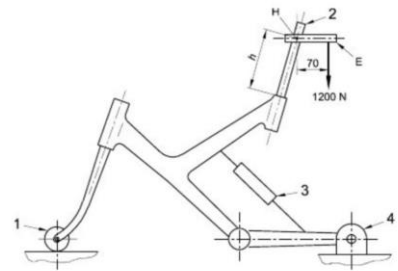
- Key**
- 1 Wheel-base
 - 2 Permanent set
 - 3 22,5 kg striker
 - 4 360 mm drop height
 - 5 Low mass roller (1 kg max.)
 - 6 Rigid mounting for rear axle attachment point



- Key**
- 1 Wheel-base
 - 2 Permanent set
 - 3 30 kg mass
 - 4 10 kg mass
 - 5 50 kg mass
 - 6 300 mm drop height
 - 7 Rigid mounting for rear axle attachment point



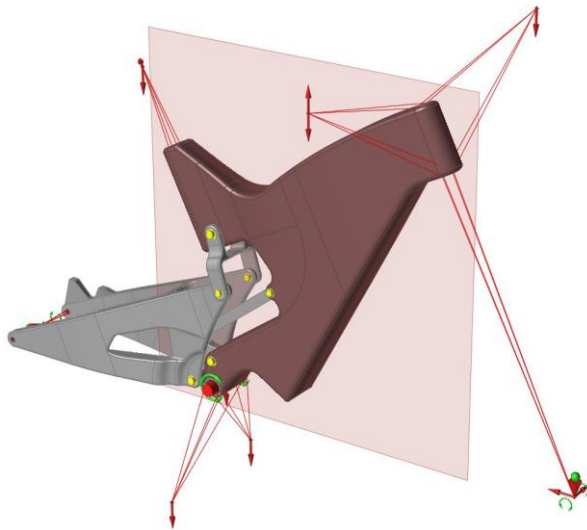
- Key**
- R_v Height of rigid mount and vertical link
 - R_c Length of vertical arm (75 mm)
 - L Length of crank replacement (175 mm)
 - 1 Rigid mount
 - 2 Vertical link
 - 3 Ball-joint
 - 4 Adaptor assembly
 - 5 Vertical arm
 - 6 Tie-rod
 - 7 Centre-line of tie-rod



- Key**
- 1 Free-running roller
 - 2 Steel bar
 - 3 Locked suspension unit or solid link for pivoted chain-stays
 - 4 Rigid, pivoted mounting for rear axle attachment point



- Key**
- 1 Free-running guided roller
 - 2 Rigid, pivoted mounting for rear axle attachment point

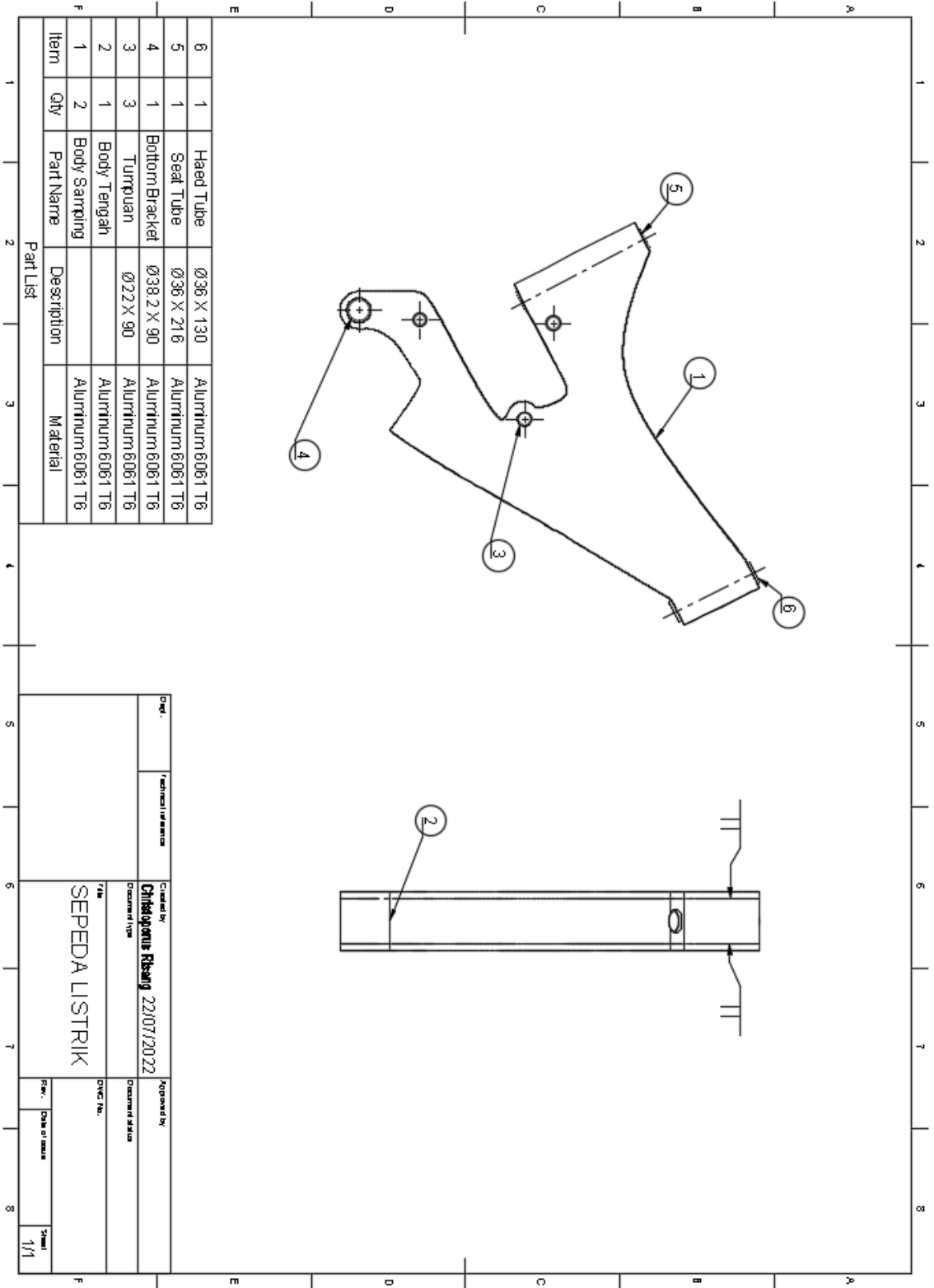


Load Case	Name	Description	Direction
1	BB* load	3000N BB	-z
2	Saddle load	2000N Saddle	-z
3	Handlebar load	500N on each side	-z
4	Front impact	1500N Front axis	y
5	Side impact	500N Front axis	x
6	Pull	1000N Saddle	x1 y1 z0
7	Heavy Pedaling	1000N Pedal and handlebars same side	-z, z
8	Aggressive Cornering	1000N Pedal and handlebars alternated	-z, -z

Lampiran 4 desain sepeda (Sebastián & Peñaherrera, n.d.)



Lampiran 5 Gambar Detail



Item	Qty	Part Name	Description	Material
6	1	Head Tube	Ø36 X 130	Aluminium 6061 T6
5	1	Seat Tube	Ø36 X 216	Aluminium 6061 T6
4	1	Bottom Bracket	Ø38.2 X 90	Aluminium 6061 T6
3	3	Turnpuan	Ø22 X 90	Aluminium 6061 T6
2	1	Body Tengah		Aluminium 6061 T6
1	2	Body Samping		Aluminium 6061 T6

Dept. : Technical Information	Created by Christopoerus Ritsang 22/07/2022	Approved by _____
	Drawn by _____	Checked by _____
Title SEPEDA LISTRIK		DWG No. _____
Part / Detail name _____		Sheet 1/1

BIODATA PENULIS



Penulis dilahirkan di Purworejo, 02 Agustus 1999, merupakan anak tunggal. Penulis telah menempuh pendidikan formal yaitu di TK Kanisius Kadirojo, SD Kanisius Demangan Baru 1, SMPN 8 Yogyakarta dan SMAN 8 Yogyakarta. Setelah lulus dari SMAN tahun 2018, Penulis mengikuti SNMPTN dan diterima di Departemen Teknik Mesin FTIRS - ITS pada tahun 2018 dan terdaftar dengan NRP 0211184000011. Di Departemen Teknik Mesin, penulis mengambil bidang studi Manufaktur.

Selama berkuliah penulis sempat aktif di beberapa kegiatan yang diselenggarakan KMK yaitu sebagai koordinator desain dan publikasi, Lembaga Bengkel Mahasiswa Mesin (LBMM) sebagai staff divisi Hubungan Luar dan menjadi coordinator

Publikasi dan Desain pada kegiatan Engine Tune Up (ETU) 2020, dan aktif sebagai Asisten Praktikum Mekanika Fluida 1.