



TESIS-TM 142501

**OPTIMASI KEKUATAN TARIK DAN IMPAK
MATERIAL BIODKOMPOSIT PADA PROSES MESIN
CETAK SISTEM INJEKSI MENGGUNAKAN METODE
BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK (BPNN)
DAN *GENETIC ALGORITHM (GA)***

THENNY DAUS SALAMONI
NRP 2114201010

DOSEN PEMBIMBING
Arif Wahjudi, ST., MT., Ph.D.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN REKAYASA DAN SISTEM MANUFATUR
DEPARTEMEN TEKNIK MESIN
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017



TESIS - TM 142501

**OPTIMASI KEKUATAN TARIK DAN IMPAK
MATERIAL BOKOMPOSIT PADA PROSES MESIN
CETAK SISTEM INJEKSI MENGGUNAKAN METODE
BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK (BPNN)
*DAN GENETIC ALGORITHM (GA)***

THENNY DAUS SALAMONI
NRP 2114201010

Dosen Pembimbing
Arif Wahjudi, S.T., M. T., Ph.D.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN REKAYASA DAN SISTEM MANUFaktur
DEPARTEMEN TEKNIK MESIN
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017



THESIS - TM 142501

**TENSILE AND IMPACT STRENGTH OPTIMIZATION
OF BIOCOMPOSITE MATERIAL ON INJECTION
MOLDING PROCESS USING BACKPROPAGATION
NEURAL NETWORK (BPNN) AND GENETIC
ALGORITHM (GA)**

THENNY DAUS SALAMONI
NRP 2114201010

Advisor
Arif Wahjudi, S.T., M. T., Ph.D.

MASTER PROGRAM
FIELD STUDY OF ENGINEERING AND MANUFACTURING SYSTEM
DEPARTEMENT OF MECHANICAL ENGINEERING
FACULTY OF INDUSTRIAL TECHNOLOGY
SEPULUH NOPEMBER INSTITUTE OF TECHNOLOGY
SURABAYA
2017

**LEMBAR PENGESAHAN
TESIS**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Teknik (M.T)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:
Thenny Daus Salamoni
NRP. 2114201010

Tanggal Ujian: Rabu, 25 Januari 2017
Periode Wisuda: Semester Genap 2016/2017

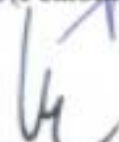
Disetujui oleh:

1. Arif Wahjudi, ST., MT. Ph.D.
NIP: 197303222001121001



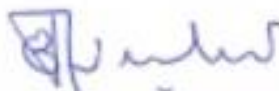
(Pembimbing)

2. Prof. Dr.Ing. Ir. I Made Londen Batan, M.Eng.
NIP: 195811061986011002



(Penguji)

3. Ir. Bambang Pramujati, M.Sc.Eng., Ph.D
NIP: 196912031994031001



(Penguji)

4. Dr.Eng. Sutikno, S.T., M.T.
NIP: 197407032000031001



(Penguji)



Dekan Fakultas Teknologi Industri

Dr. Bambang Lelono Widjiantoro, S.T., M.T.
NIP. 196905071995121001

OPTIMASI KEKUATAN TARIK DAN IMPAK MATERIAL BIOKOMPOSIT PADA PROSES MESIN CETAK SISTEM INJEKSI MENGGUNAKAN METODE *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK* (BPNN) DAN *GENETIC ALGORITHM* (GA)

Nama Mahasiswa : Thenny Daus Salamoni
NRP : 2114201010
Pembimbing : Arif Wahjudi, S.T., M.T., Ph.D.

ABSTRAK

Polimer matrix composite (PMC) yang digunakan saat ini umumnya terbuat dari serat sintetis yang harganya mahal dan tidak ramah lingkungan. Penggunaan serat sintetis dapat diganti dengan serat alami, yang lebih ramah lingkungan dengan harga yang lebih murah. Bahan serat alami yang digunakan dalam penelitian ini terbuat dari sekam (RH), dengan ukuran partikel adalah 500 μm (mesh 35). Dalam proses pembuatan PMC, sekam padi dicampur dengan *polypropylene* (PP) dan *maleic anhydride polypropylene* (MAPP) dengan komposisi 10 wt% RH, 85 wt% PP dan 5 wt% MAPP. Material PMC dengan menggunakan serat alam disebut material biokomposit.

Hasil dari pencampuran PMC dengan serat alam yang berbentuk pelet kemudian dilakukan proses injeksi menggunakan mesin cetak sistem injeksi. Hasil cetakan berupa spesimen uji tarik berdasarkan standar pengujian ASTM D 638-03 tipe V dan spesimen uji dampak berdasarkan standar pengujian ASTM D 256-04. Penelitian dilakukan dengan mengoptimasi kekuatan tarik dan dampak material biokomposit pada proses mesin cetak sistem injeksi. Parameter proses yang divariasikan, yaitu *barrel temperature*, *injection pressure*, *holding pressure*, *injection velocity* yang masing-masing memiliki 3 (tiga) level. Rancangan percobaan yang digunakan adalah metode Taguchi dengan matriks ortogonal yang dipilih $L_{27}(3^4)$. Metode pelatihan *backpropagation neural network* (BPNN) digunakan untuk mengenali pola hubungan antara parameter proses dengan parameter respon, sedangkan metode optimasi *genetic algorithm* (GA) untuk menentukan setting variasi parameter proses yang dapat mengoptimalkan kekuatan tarik dan dampak.

Hasil pelatihan BPNN memiliki arsitektur jaringan 4-9-9-2 yang terdiri dari 4 *input layer*, 2 *hidden layer* dengan 9 buah *neuron*, dan 2 *neuron* pada *output layer*. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah “tansig” dan fungsi pelatihan adalah “trainrp”. Optimasi dengan GA menghasilkan kombinasi variabel parameter proses *barrel temperature* 217 $^{\circ}\text{C}$, *injection pressure* 55 Bar, *holding pressure* 41 Bar dan *injection velocity* 65 mm/det. Hasil validasi secara statistik dengan menggunakan *one sample T test* menunjukkan nilai rata-rata kekuatan tarik dan kekuatan dampak hasil eksperimen konfirmasi sama dengan nilai kekuatan tarik dan dampak hasil prediksi optimasi.

Kata kunci: parameter proses, mesin cetak sistem injeksi, taguchi, BPNN, GA, kekuatan tarik, kekuatan dampak.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

TENSILE AND IMPACT STRENGTH OPTIMIZATION OF BIOCOMPOSITE MATERIAL ON INJECTION MOLDING PROCESS USING BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK (BPNN) AND GENETIC ALGORITHM (GA)

Name : Thenny Daus Salamoni
NRP : 2114201010
Advisor : Arif Wahjudi, S.T., M.T., Ph.D.

ABSTRACT

Polymer matrix composite (PMC) generally used nowadays, was made of synthetic fibers. This material is expensive and not environmentally friendly. The usage of synthetic fibers in this material can be substituted with a natural fiber, which is more environmentally friendly with a cheaper price. Natural fiber material that used in this study was made from a rice husk (RH), with particle size is 500 μm (35 mesh). During PMC making process, rice husk was mixed with polypropylene (PP) and maleic anhydride polypropylene (MAPP) with a composition of 10 wt% RH, 85 wt% PP and 5 wt% MAPP. A combination of PMC and natural fibers is named by bio composite materials.

The mixing process between PMC materials and natural fibers will produce a pelletized bio composite material. Furthermore, this bio composite material then made into a tensile test specimen and impact test specimen using an injection molding machine. This research was conducted to find the proper combination of process parameters which have the optimum tensile strength and impact strength for bio composite materials. Process parameter i.e. barrel temperature, injection pressure, holding pressure and injection velocity, have three level parameters. The experimental design used was Taguchi $L_{27}^{(34)}$, with 2 replications. Backpropagation neural network (BPNN) method was used to recognize the relation between process parameters and response parameters, while genetic algorithm (GA) method was used to determine the best combination of a process parameter that can optimize tensile and impact strength.

BPNN have a 4-9-9-2 network architecture, which consists of 4 input layers, 2 hidden layers with 9 neurons, and 2 neurons in the output layer. The activation function used is "tansig" and the training function is "trainrp". The combination of parameter process that can be optimized the responses value from GA method is barrel temperature 217⁰C, injection pressure 55 Bar, holding pressure 41 Bar and injection velocity 65 mm/s. The result of one sample T test shows that the average value of tensile strength and impact strength of experimental confirmation results is similar to the predicted result obtained from BPNN.

Key words: process parameters, injection molding, Taguchi, BPNN-GA, tensile strength, impact strength.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT, Tuhan Yang Maha Kuasa, karena atas berkatNya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini dengan judul **“Optimasi Kekuatan Tarik dan Impak Material Biokomposit pada Proses Mesin Cetak Sistem Injeksi Menggunakan Metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dan *Genetic Algorithm* (GA)”**.

Tesis ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memenuhi persyaratan dalam memperoleh gelar Magister Teknik (M.T.) di Jurusan Teknik Mesin, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya tahun 2017.

Pada kesempatan ini, penulis menyampaikan penghargaan dan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah berperan serta dalam penyusunan tesis ini, diantaranya kepada:

1. Bapak Ir. Bambang Pramujati, M.Sc.Eng., Ph.D., selaku Ketua Jurusan Teknik Mesin, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember dan jajarannya.
2. Bapak Arif Wahyudi, S.T., M.T., Ph.D., selaku dosen pembimbing yang selalu memberi nasehat, bimbingan dan motivasi.
3. Bapak Prof. Dr. Ing. Ir. I Made Londen Batan, M.Eng., dan Bapak Dr.Eng., Sutikno, S.T., MT., selaku dosen penguji yang telah memberi saran yang bermanfaat kepada penulis.
4. Pihak Pascasarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya yang telah memberikan kesempatan penulis dalam mengenyam pendidikan Magister di Teknik Mesin lewat pemberian program beasiswa *Pra S2-S2 Saintek 3T* di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya pada tahun 2013.
5. Orang tua penulis yang selalu mendoakan, memberi dukungan dan motivasi kepada penulis.
6. Istri dan ketiga anak tercinta yang selalu menopang dalam doa.

7. Teman-teman Teknik Mesin, khususnya Bidang Rekayasa dan Sistem Manufaktur: Sufiyanto, Moh. Muzaki, Balkhaya, Ali Sai'in, Benedictus, Firman, Anhar, Abid, Jariyanti, Hiding dan Dio yang telah bersama berjuang dalam menuntut ilmu.
8. Teman-teman Teknik Mesin Bidang Rekayasa Konversi Energi, Alfi, Arifin, Indarto, Luthfi, dan Romy atas kebersamaannya.
9. Seluruh karyawan Jurusan Teknik Mesin yang banyak membantu dalam penyelesaian pengerjaan tesis ini.
10. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu-persatu yang telah banyak memberi dorongan dan bantuan dalam menyelesaikan tesis ini baik secara langsung maupun tidak langsung.

Menyadari atas keterbatasan pengetahuan dan penelitian sehingga dimungkinkan ada kekeliruan dan kesalahan yang tidak sengaja. Oleh karena itu kritik dan saran yang membangun sangat dibutuhkan guna perbaikan dan pengembangan lebih lanjut. Semoga tesis ini dapat bermanfaat dan memenuhi apa yang diharapkan.

Surabaya, Januari 2017

Penulis

DAFTAR ISI

	Hal.
HALAMAN JUDUL INDONESIA	i
HALAMAN JUDUL INGGRIS	iii
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
BAB 1. PENDAHULUAN	
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.2.1 Batasan Masalah	3
1.2.2 Asumsi Penelitian	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian	4
BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Gambaran Umum Proses Mesin Cetak Sistem Injeksi	5
2.1.1 Mesin Cetak Sistem Injeksi	5
2.1.2 Proses Cetak Sistem Injeksi	7
2.1.3 Parameter Proses Mesin Cetak Sistem Injeksi	8
2.2 Penelitian Sebelumnya	10
2.3 Material Biokomposit	13
2.3.1 Sekam Padi	14
2.3.2 <i>Polypropylene</i> (PP)	15
2.4 Proses Pembuatan Biokomposit	16
2.4.1 Pencampuran Serat Alam dengan Polimer	16
2.4.2 Proses Pencetakan Biokomposit	18
2.5 Pengujian Material Biokomposit	18
2.5.1 Uji Tarik	18
2.5.2 Uji Impak	19
2.6 Desain Eksperimen Metode <i>Taguchi</i>	19
2.6.1 Derajat Kebebasan	20
2.6.2 Pemilihan Matrik Ortogonal	21
2.6.3 Replikasi	21
2.6.4 Randomisasi	22
2.7 Metode Pelatihan <i>Backpropagation Neural Network</i> (BPNN)	22
2.8 Metode Optimasi <i>Genetic Algorithm</i> (GA)	29
2.9 Eksperimen Konfirmasi	32
BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Diagram Alir Penelitian	33
3.2 Identifikasi Masalah	34

3.3. Perumusan Masalah dan Tujuan Penelitian	34
3.4 Pengambilan Data Eksperimen	34
3.4.1 Parameter Proses	34
3.4.2 Parameter Respon.....	35
3.4.3 Parameter Konstan	35
3.5 Rancangan Percobaan	35
3.5.1 Seting Parameter Mesin Cetak Sistem Injeksi	35
3.5.2 Pemilihan Matriks Ortogonal.....	35
3.6 Alat dan Bahan.....	40
3.6.1 Mesin Cetak Sistem Injeksi (<i>injection molding</i>).....	40
3.6.2 Mesin Uji Tarik.....	41
3.6.3 Mesin Uji Impak	41
3.7 Pencetakan Biokomposit	42
3.8 Uji Spesimen	42
3.8.1 Uji Tarik.....	42
3.8.2 Uji Impak	43
3.9 Pengambilan Data Hasil Eksperimen.....	44
3.10 Optimasi Data Hasil Eksperimen Menggunakan Metode Pelatihan <i>Backpropagation Neural Network</i> (BPNN) dan <i>Genetic Algorithm</i> (GA)	44
3.11 Eksperimen Konfirmasi.....	49
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1 Hasil Penelitian Optimasi.....	51
4.2 Hasil Proses Mesin Cetak Sistem Injeksi	51
4.3 Data Hasil Eksperimen.....	52
4.4 Pengolahan Data Untuk Optimasi Respon Menggunakan Metode Pelatihan BPNN dan Metode Optimasi GA.....	53
4.4.1 Pemasukan Data BPNN	53
4.4.2 <i>Preprocessing</i> Data BPNN.....	54
4.4.3 Penentuan Jaringan BPNN	57
4.4.3.1 Jumlah <i>Neuron</i> pada <i>Hidden Layer</i>	57
4.4.3.2 Inisialisasi Jaringan.....	57
4.4.3.3 Bentuk Arsitektur Jaringan BPNN	57
4.4.3.4 Kriteria Pemberhentian.....	59
4.4.3.5 Inisialisasi Nilai Bobot dan Bias	59
4.4.3.6 Persentase Data <i>Training</i> dan Data <i>Testing</i>	60
4.4.3.7 Laju Pembelajaran Jaringan BPNN	60
4.4.3.8 Nilai Bobot dan Bias	61
4.4.4 Pelatihan Jaringan BPNN	62
4.4.5 Hasil BPNN	63
4.4.6 Optimasi Parameter Respon Menggunakan Metode GA.....	65
4.4.7 Penentuan Batas Atas dan Batas Bawah Parameter Proses.....	65
4.4.8 Representasi Kromosom	65
4.4.9 Penentuan Fungsi <i>Fitness</i>	66
4.4.10 Penentuan Opsi untuk Optimasi GA di Perangkat Lunak	66
4.4.11 Hasil Optimasi GA	67
4.5 Eksperimen Konfirmasi	68

BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan	71
5.2 Saran.....	71
DAFTAR PUSTAKA	73
LAMPIRAN.....	77
BIOGRAFI PENULIS	93

(halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

	Hal
Gambar 2.1 Bagian Umum Mesin Cetak Sistem Injeksi	5
Gambar 2.2 Komponen Unit Injeksi	6
Gambar 2.3 Pemanasan Zona <i>Barrel</i>	8
Gambar 2.4 Kurva Berat yang Hilang pada Biokomposit	12
Gambar 2.5 Produk Ekstrusi	17
Gambar 2.6 Komponen Mesin Ekstruder	17
Gambar 2.7 Skema Dasar Pengujian Tarik	19
Gambar 2.8 Skema Pengujian Impak.....	19
Gambar 2.9 Model Taguchi Kerugian Terhadap Target.....	20
Gambar 2.10 Model <i>Crossover</i> Satu Titik	31
Gambar 2.11 Model <i>Crossover</i> Dua Titik	31
Gambar 2.12 Model <i>Crossover</i> Banyak Titik.....	31
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian	33
Gambar 3.2 Mesin <i>injection molding</i> HAITIAN-MA900/260e	40
Gambar 3.3 Spesifikasi mesin <i>injection molding</i>	40
Gambar 3.4 Mesin uji tarik AUTOGRAPH AG-10TE.....	41
Gambar 3.5 Mesin <i>Mini Impact Tester</i> jenis <i>charpy</i>	41
Gambar 3.6 Spesimen uji tarik ASTM D 638-03 tipe V	43
Gambar 3.7 Spesimen uji dampak ASTM D256-04.....	43
Gambar 3.8 Diagram Alir BPNN dan GA	48
Gambar 4.1 Spesimen Pengujian Tarik ASTM D 638-03 tipe V.....	51
Gambar 4.2 Spesimen Pengujian Impak ASTM D 256-04.....	51
Gambar 4.3 Arsitektur jaringan BPNN.....	58
Gambar 4.4 Grafik Data Eksperimen dan <i>Output Testing</i> BPNN untuk Respon (a) Kekuatan Tarik Material Biokomposit dan (b) Kekuatan Impak Material Biokomposit.....	64
Gambar 4.5 Grafik Generasi Terhadap Nilai <i>Fitness</i> pada GA.....	68
Gambar 4.6 Hasil Perhitungan Uji <i>One Sample T</i> untuk Kekuatan Tarik dan Impak	70

(halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

	Hal
Tabel 2.1 Temperatur Zona <i>Barrel</i> Mesin Cetak Injeksi	11
Tabel 2.2 Komposisi Kimia Sekam Padi	14
Tabel 2.3 Karakteristik Sekam Padi	15
Tabel 2.4 Karakteristik <i>Polypropylene</i> (PP).....	16
Tabel 2.5 Pemilihan Matriks Ortogonal	21
Tabel 3.1 Parameter Proses dan Jumlah Level.....	34
Tabel 3.2 Derajat Kebebasan Parameter Proses dan Level	36
Tabel 3.3 Rancangan Eksperimen Pertama $L_{27} (3^4)$	37
Tabel 3.4 Rancangan Eksperimen Kedua $L_{27} (3^4)$	38
Tabel 3.5 Rancangan Eksperimen Ketiga $L_{27} (3^4)$	39
Tabel 3.6 Data Respon Eksperimen	44
Tabel 4.1 Data Hasil Uji Spesimen Material Biokomposit	52
Tabel 4.2 Data Hasil <i>Preprocessing</i> pada Pelatihan BPNN	54
Tabel 4.3 Level Parameter BPNN yang Divariasikan	58
Tabel 4.4 Rincian Model Arsitektur Jaringan BPNN.....	58
Tabel 4.5 Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i> yang Dipilih Secara Acak.....	60
Tabel 4.6 Nilai Bobot dan Bias dari <i>Input Layer</i> ke <i>Hidden Layer 1</i>	61
Tabel 4.7 Nilai Bobot dan Bias dari <i>Hidden Layer 1</i> ke <i>Hiden Layer 2</i>	61
Tabel 4.8 Nilai Bobot dan Bias dari <i>Hiden Layer</i> ke <i>Output Layer</i>	62
Tabel 4.9 Data <i>Testing</i> Kekuatan Tarik, Kekuatan Impak Hasil Eksperimen, Hasil Pelatihan dengan BPNN dan <i>Error</i> (selisih antara hasil eksperimen dengan hasil BPNN)	63
Tabel 4.10 Nilai Batas Atas dan Batas Bawah Parameter Optimasi	65
Tabel 4.11 Seting Optimum Parameter <i>Barrel Temperature</i> , <i>Injection Pressure</i> , <i>Holding Pressure</i> dan <i>Injection Velocity</i> pada Proses Mesin Cetak Sistem Injeksi Menggunakan Metode Optimasi GA	67
Tabel 4.12 Kombinasi seting Parameter Proses dan Respon dari GA	68
Tabel 4.13 Data Respon Eksperimen Konfirmasi	69

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dunia industri saat ini sudah banyak menggunakan material polimer untuk menggantikan material logam. Hal ini disebabkan karena ketersediaan dan biaya yang murah jika dibandingkan dengan material logam. Material polimer memiliki sifat yang mudah diolah, mampu cetak cepat dan memiliki umur pakai yang lama. Selain itu material polimer juga dapat digabungkan dengan material lain dalam bentuk material komposit yang disebut *polymer matrix composite* (PMC). Proses pembuatan PMC menggunakan serat sintesis sebagai penguat masih banyak dilakukan. Penggunaan serat sintesis sudah mulai dikurangi karena memiliki sifat tidak ramah lingkungan dan harga mahal, sehingga perlu dicari serat alam yang memiliki sifat ramah lingkungan dan murah.

Salah satu serat alam yang banyak terdapat di Indonesia adalah sekam padi. Sekam padi merupakan material serat alam yang murah dan dapat dijadikan sebagai biokomposit untuk memperkuat polimer *polypropylene* (Jearanaisilawong dkk, 2015). Sekam padi merupakan sisa pengolahan padi yang pemanfaatannya belum efisien dan ekonomis. Serat sekam padi dapat digunakan sebagai *filler* pada PMC alam sehingga menjadi produk bernilai tinggi (Yeh dkk, 2014). Proses pencetakan biokomposit dapat dilakukan dengan proses cetakan terbuka atau tertutup. Proses pencetakan tertutup dapat dilakukan dengan menggunakan mesin injeksi *molding*.

Staf ahli menteri perindustrian mengatakan bahwa perkembangan industri plastik dalam negeri saat ini masih banyak tergantung dari bahan baku plastik impor, oleh karena itu perlu dilakukan pengembangan material biokomposit (Sufiyanto, 2016). Di Jawa Timur terdapat beberapa industri kecil yang bergerak di bidang industri plastik seperti industri yang memproduksi helm. Industri tersebut dalam memproduksi helm masih dilakukan secara manual (*hand lay up*) sehingga produk-produk yang dihasilkan belum bisa memenuhi standar nasional Indonesia (SNI).

Penelitian tentang pencetakan biokomposit telah dilakukan oleh beberapa peneliti dengan menggunakan proses cetakan sistem injeksi. Penelitian menggunakan bahan pelet hasil dari campuran serat sisal dan *polypropylene* (KC dkk., 2015). Penelitian lain juga telah dilakukan dengan proses injeksi *molding* (PMI) dengan menggunakan bahan pelet yang berasal dari serat kenaf dan *polypropylene* (Subasinghe, dkk., 2015). Selanjutnya penelitian tentang proses cetakan injeksi dari polimer daur ulang yang dicampur dengan dua serat alam yaitu serat kenaf dan sekam padi juga telah dilakukan (Srebrenkoska, dkk., 2009)

Pengaturan parameter proses mesin cetak sistem injeksi sangat berpengaruh terhadap kualitas produk akhir seperti sifat mekanik. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengoptimalkan parameter tersebut adalah metode *taguchi* yang bertujuan untuk meningkatkan kekuatan tarik dan dampak pada optimasi proses injeksi *molding* (Kuram, dkk., 2013).

Selain metode *taguchi* juga ada beberapa metode yang telah dilakukan untuk menentukan nilai parameter proses pada mesin injeksi, yaitu dengan metode desain parameter *taguchi*, *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dan metode *Davidon-Fletcher-Powell* (DFP) (Chen dkk., 2008). Hasil penelitian menunjukkan bahwa proses yang efektif dalam pendekatan optimasi parameter yang diusulkan dapat menghindari kekurangan yang melekat dalam penerapan proses *trial-and-error* atau metode desain parameter *taguchi* konvensional. Penggunaan metode BPNN dan GA juga telah dilakukan untuk mengoptimasi parameter respon dari *plastic injection molding*. Hasilnya optimasi menunjukkan bahwa metode BPNN dan GA dapat menyesuaikan parameter proses secara akurat dan efektif (Yin, dkk., 2011).

Optimasi parameter proses mesin cetak sistem injeksi menggunakan metode *taguchi-grey-fuzzy* untuk meningkatkan kekuatan tarik dan dampak material biokomposit telah dilakukan (Sufyanto, 2016). Parameter proses yang digunakan dalam penelitian ini adalah *barrel temperature*, *injection pressure*, *holding pressure*, dan *injection velocity*. Sedangkan parameter konstannya adalah *hooper temperature*, *nozzle temperature*, *holding time*, *injection time*, dan *cooling time*. Parameter respon penelitian adalah kekuatan tarik dan dampak. Rancangan matriks ortogonal yang digunakan adalah $L_{27}(3^{13})$. Namun berdasarkan hasil penelitian

terdahulu yang menyatakan bahwa metode *taguchi* dan tingkat intuitif dalam mengukur kombinasi optimal dari nilai-nilai parameter proses yang tidak menjamin solusi akhir yang paling optimal (Lin, dkk., 2014).

Berdasarkan hal-hal yang telah dijelaskan, maka penelitian tentang optimasi parameter respon mesin cetak sistem injeksi perlu dilakukan dengan prosedur terpadu yang melibatkan metode *backpropagation neural network* dan *genetic algorithm* untuk mencari solusi optimal dengan nilai parameter proses yang tepat dengan tujuan meningkatkan kekuatan tarik dan dampak dari material biokomposit.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka dapat ditetapkan rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana struktur *backpropagation neural network* (BPNN) yang tepat dipadukan dengan *genetic algorithm* (GA) untuk memprediksi (*respons*) proses *injection molding* berdasarkan parameter proses mesin cetak sistem injeksi terhadap kekuatan tarik dan dampak material biokomposit.
2. Bagaimana menentukan variabel parameter proses mesin cetak sistem injeksi yang optimal untuk meningkatkan kekuatan tarik dan dampak material biokomposit.

1.2.1 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan pada penelitian ini agar berjalan secara terarah dan dapat mencapai tujuan yang diinginkan adalah sebagai berikut:

1. Cacat spesimen hanya diperiksa secara visual.
2. Pengaturan parameter proses mesin cetak sistem injeksi yang tepat hanya dapat digunakan untuk memperoleh kekuatan tarik dan dampak maksimum pada material biokomposit.

1.2.2 Asumsi Penelitian

Asumsi-asumsi yang diberlakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bahan yang digunakan sebagai biokomposit berasal dari daerah yang sama.
2. Parameter proses mesin cetak sistem injeksi yang tidak diteliti dianggap selalu konstan dan tidak berpengaruh secara signifikan terhadap hasil penelitian.
3. Tidak membahas rancang cetakan (*mold design*).
4. Mesin bekerja dalam keadaan yang baik.
5. Alat ukur yang digunakan dalam keadaan layak dan terkalibrasi.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini berdasarkan rumusan masalah yang telah ditetapkan adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui struktur *backpropagation neural network* (BPNN) yang tepat dipadukan dengan *genetic algorithm* (GA) untuk memprediksi (*respons*) proses *injection molding* berdasarkan parameter proses mesin cetak sistem injeksi terhadap kekuatan tarik dan impak material biokomposit.
2. Menentukan variabel parameter proses mesin cetak sistem injeksi yang optimal untuk meningkatkan kekuatan tarik dan impak material biokomposit.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menambah *database* tentang pengaturan variabel pada proses mesin cetak sistem injeksi untuk mengoptimalkan kekuatan tarik dan impak material biokomposit.
2. Sebagai bahan referensi bagi penelitian sejenisnya dalam rangka pengembangan pengetahuan tentang optimasi proses mesin cetak sistem injeksi.
3. Digunakan sebagai masukan kepada industri helm untuk memanfaatkan biokomposit sebagai bahan alternatif yang dapat dilakukan dengan mesin cetak sistem injeksi.

BAB 2

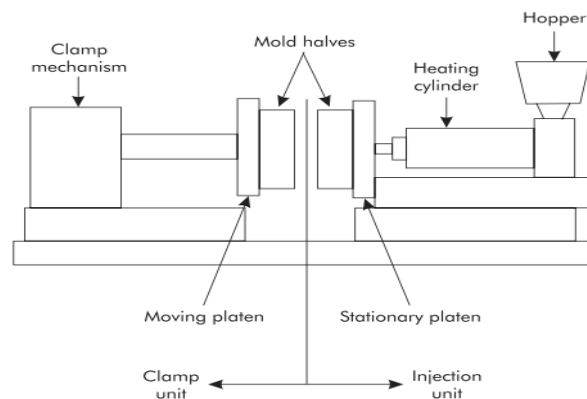
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Gambaran Umum Proses Mesin Cetak Sistem Injeksi

Proses cetakan injeksi plastik secara umum dapat digambarkan sebagai proses dimana bahan polimer dipanaskan sampai mencapai suhu leleh kemudian disuntikkan ke sebuah rongga oleh sebuah gerbang pada tekanan yang tinggi. Ketika isian hampir selesai, rongga penyimpanan harus pada tekanan konstan. Tekanan *packing* digunakan untuk mengisi volume sisa rongga untuk mencegah penyusutan akibat pendinginan (Oktem, 2006). Secara umum injeksi plastik dapat dapat dijelaskan dalam tiga kelompok besar, yaitu: bagian umum mesin cetakan, siklus proses dari cetakan injeksi dan parameter proses cetakan injeksi.

2.1.1 Mesin Cetak Sistem Injeksi

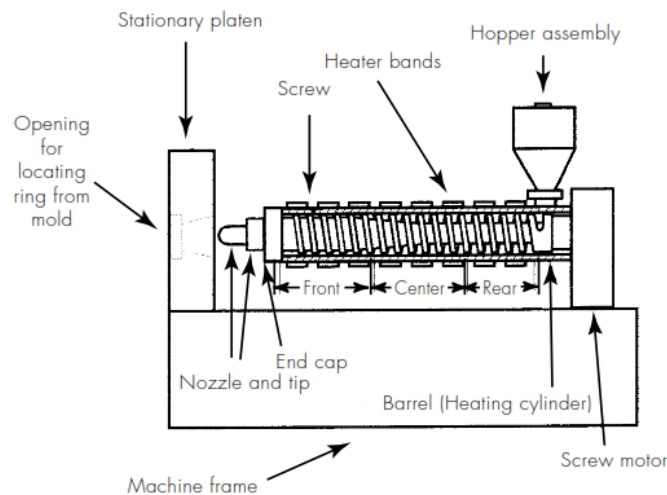
Umumnya mesin cetak sistem injeksi dibagi dalam dua bagian besar, yaitu bagian pertama adalah *injection unit* dan bagian kedua adalah *clamping unit*. Dalam setiap bagian ini juga terdapat beberapa komponen pendukung yang fungsi dan kegunaan masing-masing seperti dapat dilihat pada Gambar 2.1 (Bryce, 1996).



Gambar 2.1 Bagian Umum Mesin Cetak Sistem Injeksi (Bryce, 1996)

1. *Injection unit*

Komponen pendukung dari unit ini adalah *nozzle*, *barrel*, *screw*, *heater bands* dan *hopper* (Gambar 2.2). Bagian ini berfungsi sebagai tempat pengolahan polimer yang dimulai dari masuknya material polimer melalui *hopper*, dan diteruskan ke dalam *barrel* untuk dipanaskan sampai suhu leleh. Bersamaan dengan proses pemanasan material di dalam *hopper*, juga terjadi proses pengadukan (*mixing*) yang dilakukan oleh *sciew*. Jika material sudah mencapai titik leleh yang diinginkan, maka proses selanjutnya adalah menginjeksi material ke dalam cetakan (*modal*).



Gambar 2.2 Komponen Unit Injeksi (Bryce, 1996)

2. Clamping unit

Tujuan dari *clamping unit* ini adalah mencekam cetakan (*modal*) dan memberi tekanan yang melawan tekanan injeksi yang diberikan. Oleh karena itu, tekanan *clamping unit* setidaknya harus sama dengan besar gaya injeksi (Bryce, 1996). *Clamping unit* ini dapat digerakan maju dan mundur serta dapat mendorong hasil injeksi terlepas dari cetakan (*modal*) menggunakan *ejector*.

2.1.2 Proses Cetak Sistem Injeksi

Dalam proses pencetakan menggunakan mesin cetak sistem injeksi, ada beberapa tahapan yang terjadi secara berulang-ulang (Sufyanto, 2016), yaitu:

1. *Mold Close.*

Tahapan ini adalah tahapan dimana sisi “*Core*” yang terikat pada “*Moving Platen*” dalam posisi terpisah dengan sisi “*Cavity*” yang terikat pada “*Stationnery Platen*” bergerak mendekati sisi “*Cavity*” untuk menutup

2. *Fill Injection.*

Tahapan ini dapat dilakukan setelah dipastikan sisi “*Core*” telah menghimpit *mold* dengan tekanan tinggi dan dari unit injeksi, yaitu *nozzle, barrel* dan *screw* telah bergerak dan *nozzle* sudah bersentuhan dengan *mold* . Setelah itu baru bisa dilakukan proses injeksi pengisian material cair ke dalam *mold* .

3. *Holding Injection.*

Tahapan selanjutnya adalah tahapan penyempurnaan hasil injeksi dan yang berpengaruh hanya besaran tekanan yang kita atur serta waktu yang dibutuhkan. Sedangkan untuk kecepatan di dalam *setting* parameter tidak dibutuhkan.

4. *Charging and Cooling.*

Tahapan berikutnya adalah tahapan isi ulang (*charging*) plastik cair yang siap diinjeksikan pada tahapan berikutnya. Prosesnya adalah material padat (pelet) yang ada di *hopper* akan bergerak ke arah *screw* kemudian diputar oleh *screw* masuk ke *barrel* dan dipanaskan sampai titik leleh. Material plastik cair ini akan bergerak sampai ke *nozzle* untuk siap diinjeksi kembali. Proses selanjutnya adalah pendinginan, dimana waktu pendinginan (*cooling time*) harus lebih lama dari waktu isi ulang. Hal ini untuk mencegah terjadinya tumpahan material plastik cair dari *nozzle* saat *mold* pada posisi terbuka untuk tahapan berikutnya.

5. *Mold Open.*

Pada tahapan ini, sisi “*Core*” akan bergerak menjauhi sisi “*Cavity*” dan *ejector* akan bekerja untuk melepas produk dari dalam *mold* . Semua tahapan ini adalah

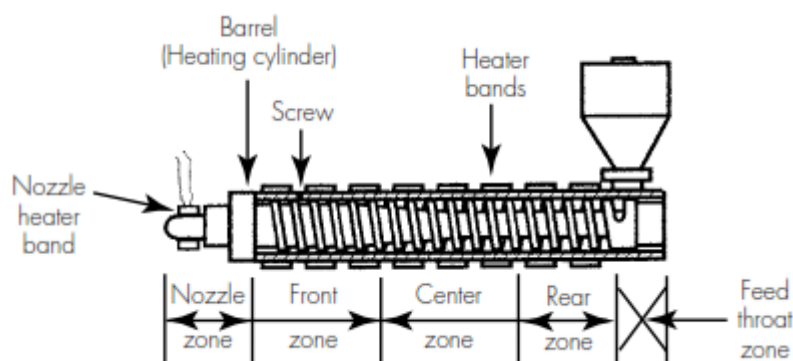
merupakan satu siklus proses injeksi plastik atau juga disebut satu *shot*. Selanjutnya akan kembali ke tahapan *mold close* kemudian *fill injection* dan seterusnya secara berulang-ulang.

2.2.3 Parameter Proses Mesin Cetak Sistem Injeksi

Kualitas produk akhir dari injeksi plastik tergantung pada bahan, bagian dan desain cetakan, serta parameter proses yang dipakai untuk memproduksi produk tersebut (Oktem, 2006). Terdapat banyak parameter proses yang digunakan untuk mengontrol proses, namun secara umum dapat dibagi menjadi 4 kategori utama, yaitu: temperatur, tekanan, waktu dan jarak atau langkah (Bryce, 1996).

1. Temperatur

Yang termasuk dalam kategori parameter temperatur adalah: *barrel temperature*, *mold temperature* dan *hydraulic system temperature control*. Temperatur pada barrel harus diatur sesuai dengan temperatur leleh polimer yang bertujuan memanaskan material polimer yang masih berada pada unit injeksi sebelum diinjeksi ke cetakan. Pada *Barrel temperature* dipasang *thermocouple* untuk menjaga temperature pada barrel sesuai dengan setting. Elemen pemanas pada *barrel* terdiri dari empat zona atau lebih. Secara umum terdiri dari bagian nozzle, depan, tengah, dan belakang, seperti yang ditampilkan pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Pemanasan Zona *Barrel* (Bryce, 1996)

2. Tekanan

Pada mesin cetak sistem injeksi terdapat dua area yang memerlukan pengaturan tekanan, yaitu area unit injeksi dan *clamp unit*. Pengaturan tekanan pada dua unit

ini harus ada saling keterkaitan, dimana pengaturan tekanan pada *clamp unit* harus bisa mengatasi tekanan dari unit injeksi. Untuk area unit injeksi tekanan yang dapat diatur adalah *initial injection pressure* dan *holding pressure*. *Holding pressure* juga terbagi atas *secondary pressure* dan *back pressure*. Sedangkan pada area *clamp unit* tekanan yang dapat diatur adalah *hydraulic clamp system* dan *mechanical clamp system*. *Initial injection pressure* merupakan salah satu parameter utama yang harus diperhitungkan dalam proses cetakan injeksi. *Initial injection pressure* adalah tekanan awal yang diberikan untuk mengisi material cair ke dalam rongga cetakan (*mold cavity*). Pada umumnya jumlah tekanan yang digunakan adalah 2.000 psi (13.789 kPa) dan ada juga beberapa sistem yang bisa menghasilkan lebih dari itu. Tekanan yang digunakan pada umumnya adalah dari 5.000 sampai 15.000 psi (34.472 – 103.418 kPa) tergantung dari jenis material plastik yang diinjeksi, desain produk dan temperatur dari material plastik tersebut (Bryce, 1996). Setelah itu proses selanjutnya adalah *holding pressure*, dimana tekanan diberikan agar piston dapat mendorong material plastik cair. *Holding pressure* adalah tekanan yang diberikan untuk memastikan bahwa semua rongga cetakan telah terisi oleh material plastik cair.

3. Waktu

Waktu yang dimaksud adalah waktu yang dibutuhkan untuk satu kali siklus secara keseluruhan yang terjadi. Dimana waktu siklus dimulai dengan *gate to gate cycle time*, *gate close time*, *mold close time*, *initial injection time*, *injection hold time*, *cooling time*, *screw return time*, *mold open time*, *ejection time*, *part removal time* dan *mold inspection time*. Beberapa proses dapat berjalan secara bersamaan dan beberapa harus menunggu proses sebelumnya, sehingga perlu diatur waktunya supaya proses dapat berjalan dengan baik (Bryce, 1996).

4. Langkah/Jarak

Pengendalian atau pengaturan langkah/jarak sangat penting dalam proses injeksi, dimana hal ini sangat berpengaruh secara langsung terhadap produk yang dihasilkan serta biaya produksi (Bryce, 1996). Pengendalian langkah/jarak

terdiri dari pengendalian pada *injection stroke* dan *holding stroke*. Langkah yang diatur pada *injection stroke* adalah langkah/jarak yang mengatur panjang langkah dari *screw*. Bersamaan dengan berakhirnya langkah pada *injection stroke* berakhir, maka dilanjutkan dengan langkah pada *holding stroke*, dimana pada langkah ini bertujuan untuk mengurangi kemungkinan tidak terisinya cairan plastik pada cetakan.

2.2 Penelitian Sebelumnya

Beberapa penelitian tentang pembuatan biokomposit dari serat alam dan polimer telah dilakukan. Dalam proses pembuatan biokomposit umumnya dibagi dalam dua proses besar, yaitu proses pencampuran material dan proses pencetakan. Proses pencampuran dapat dilakukan dengan cara proses ekstrusi, dan untuk proses pencetakannya dapat dilakukan menggunakan proses cetakan injeksi (PCI). Untuk menghasilkan produk yang optimal khususnya dalam PCI, maka parameter PCI perlu divariasikan menggunakan metode *taguchi*

Penelitian tentang material biokomposit telah dilakukan dengan menggunakan sekam padi ukuran 35-40 mesh (500-400 μm), *polypropylene* (PP) dan *maleic anhydride* PP-g-MA (Yeh dkk., 2014). Proses pengeringan material dalam oven vakum pada temperatur 80⁰C selama 12 jam. Pencampuran material menggunakan *brabender plasticorder* (PLE-331) *internal mixer* pada kecepatan putaran 50 rpm dan pada temperatur 180⁰C. Biokomposit dicetak menggunakan cetakan injeksi dengan temperatur injeksi 180⁰C dan pada tekanan injeksi sebesar 750 bar (75 MPa). Hasil pencetakan yang diperoleh adalah berupa spesimen uji tarik ASTM D638 tipe V dan spesimen uji impak ASTM D256 tipe V. Penelitian tersebut merekomendasikan bahwa untuk meningkatkan ikatan antar muka dari serat sekam padi dan PP perlu adanya *coupling agents*, diantaranya adalah PP-g-MA.

Material komposit juga dibuat dari berbagai material berdasarkan persentase berat (Srebrenkoska dkk., 2009). Material yang digunakan adalah: PP sebesar 65%, sekam padi sebesar 30% dan *maleic anhydride grafted polypropylene* (MAPP) sebesar 5%. Dalam proses pencampurannya, sekam padi dihaluskan hingga ukuran 21 μm terlebih dahulu lalu dikeringkan menggunakan *oven* selama 24 jam untuk

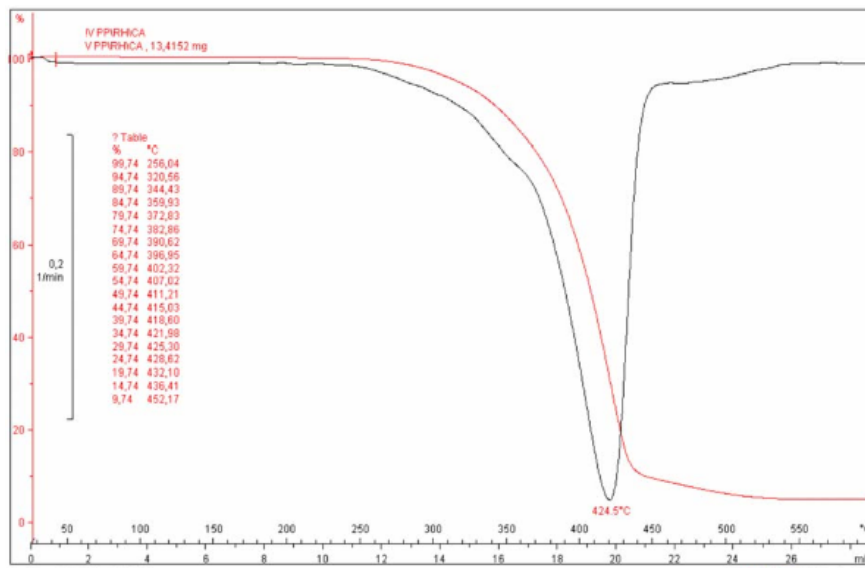
mengurangi kandungan air hingga 1-2 % berat sebelum dicampur. Pencampuran material menggunakan *melt mixing* secara bertahap. Pada tahapan awal, PP dan MAPP dicampur selama 3 menit pada temperatur 185⁰C, kemudian pada tahap berikutnya dicampur dengan serat sekam padi selama 10 menit pada temperatur yang sama. Pengaturan kecepatan putaran dari *melt mixing* juga dilakukan secara bertahap berdasarkan waktu, yaitu mulai dari 8 rpm selama 3 menit, 38 rpm selama 4 menit, lalu dilanjutkan dengan 64 rpm selama 3 menit. Produk yang dihasilkan dari proses pencampuran tersebut berbentuk pelet. Pelet tersebut adalah sebagai material biokomposit yang akan dicetak dengan menggunakan mesin cetakan injeksi (*injection molding*). Pengaturan parameter proses injeksi *molding* yang digunakan pada penelitian tersebut adalah temperatur pada zona *barrel* seperti yang ditampilkan pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Temperatur Zona *Barrel* Mesin Cetakan Injeksi

No.	Zona <i>Barrel</i>	Temperatur
1.	<i>Hopper</i>	35 – 40 ⁰ C
2.	<i>Feeding zone</i>	120 – 150 ⁰ C
3.	<i>Compressing zone</i>	150 – 180 ⁰ C
4.	<i>Metering zone</i>	185 – 195 ⁰ C
5.	<i>Nozzle</i>	190 – 200 ⁰ C

Sumber: Srebrenkoska dkk., 2009

Berdasarkan hasil dari *thermogravimetric analysis (TGA)* dan *derivate thermograms (DTG)* dari biokomposit yang terdiri dari PP, sekam padi dan MAPP tersebut diperoleh temperatur degradasi termal. Dan temperatur degradasi terhadap persentase sisa berat biokomposit tersebut adalah 344,4 °C pada 90% berat, 411,2 °C pada 50% berat dan 452,2 °C pada 10% berat, seperti yang ditampilkan pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Kurva Berat yang Hilang dan Laju Berat yang Hilang Biokomposit PP, Sekam Padi dan MAPP (Srebrekoska dkk., 2009)

Pembuatan material biokomposit juga pernah dilakukan dari *polypropylene* (PP), *maleic anhydride grafted polypropylene* (MAPP) dan serat kenaf (Subasinghe dkk., 2015). Dalam prosesnya, material diolah dengan cara pengeringan PP dan MAPP pada temperatur 80⁰C selama 12 jam. Sedangkan kenaf dikeringkan pada temperatur 70⁰C selama 40 jam. Hasil dari penelitian tersebut menyatakan bahwa hasil pengujian tarik dan dampak dipengaruhi oleh komposisi biokomposit yang homogen. Untuk mendapatkan kehomogenan tersebut, proses pencampuran biokomposit harus menggunakan mesin *Twin-Screw Extruder*. Kecepatan putaran mesin yang digunakan adalah sebesar 150 rpm, dan hasil yang diperoleh berupa campuran biokomposit dalam bentuk pelet. Biokomposit yang sudah berbentuk pelet tersebut akan dicetak dengan menggunakan mesin cetak injeksi dan hasil cetaknya adalah spesimen uji tarik ASTM D638 dan spesimen uji dampak ASTM D6110.

Untuk pencetakan biokomposit menggunakan mesin cetak sistem injeksi dengan hasil yang baik, perlu dilakukan optimasi terhadap parameter PCI. Ada beberapa referensi tentang optimasi parameter PCI yang diperoleh dari beberapa penelitian sebelumnya. Optimasi parameter PCI menggunakan metode *taguchi* dengan parameter proses dari faktor (level) yang divariasikan adalah *injection pressure* (80 dan 90 Bar), *melt temperature* (190, 200 dan 210 ⁰C), *mold*

temperature (40, 50 dan 60 °C), *holding pressure* (50, 60 dan 70 Bar), *cooling time* (35, 40 dan 45 detik) serta *hold time* (4, 6 dan 8 detik) (Kc dkk., 2015). Rancangan eksperimen yang digunakan adalah rancangan *orthogonal array* L₁₈, dengan respon yang diambil adalah cacat *shrinkage*. Material pelet biokomposit yang digunakan pada penelitian tersebut berasal dari serat sisal, serat kaca dan PP. Hasil dari pencetakan ini berupa plakot berbentuk persegi panjang. Sewaktu melakukan optimasi parameter PCI, setiap pengaturan kondisi proses tersebut dilakukan penstabilan suhu selama 5 menit untuk pencetakan selanjutnya. Sampel yang digunakan untuk pengukuran *shrinkage* adalah sampel cetakan ke 3, sedangkan sampel cetakan pertama dan kedua dibuang. Tujuan dari penelitian tersebut adalah untuk mengurangi terjadinya cacat *shrinkage* dari produk yang dicetak. Hasil penelitian tersebut dapat diaplikasikan sebagai bahan pengganti untuk *interior* dan *eksterior* di bidang otomotif.

Penelitian tentang optimasi parameter PCI dan daur ulang *polyamide* (*nylon* 6) terhadap sifat mekanis menggunakan metode *Taguchi*. Parameter PCI yang divariasikan adalah *number of recycling*, *melt temperature*, *mold temperature*, *injection pressure* dan *holding pressure*. Untuk respon dari penelitian tersebut yang diambil adalah sifat mekanis yang meliputi kekuatan tarik dan kekuatan impak (Kuram, dkk., 2013). Penelitian tentang optimasi parameter PCI untuk bahan polimer terhadap cacat *shrinkage* dengan menggunakan gabungan metode *artificial neural network* (ANN) dan *genetic algorithm* (GA) (Changyu dkk., (2007). Parameter PCI yang divariasikan adalah *melt temperature*, *mold temperature*, *injection time*, *packing time*, dan *holding pressure*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa gabungan metode ANN dan GA adalah metode yang efektif untuk optimalisasi proses injeksi *molding*.

2.3 Material Biokomposit

Biokomposit dengan *filler* dapat dibentuk dari material polimer (sebagai matriks) dan serat alam sebagai *filler* (pengisi) yang berfungsi untuk meningkatkan sifat mekaniknya. Biokomposit seperti ini tergolong dalam material *polymer matrix composite* (PMC). Perpaduan komposisi material penyusun biokomposit yang terdiri dari matriks dan *filler* ini berfungsi untuk saling menguatkan

(*reinforcement*). Sifat saling menguatkan ini dapat dilihat dari peran matriks yang berfungsi untuk mendistribusikan beban ke seluruh material *filler*. Dalam pembuatannya, material biokomposit bermaterial serat alami ini dapat disesuaikan berdasarkan komposisi desain selektif dan pengolahan. Serat alam yang merupakan *filler* dari biokomposit dan berasal dari tumbuh- tumbuhan yang bisa digunakan adalah seperti: serat dari tanaman kapas, sekam, rami, kayu daur ulang, limbah kertas dan serat selulosa (Pilla, 2011).

2.3.1 Sekam Padi

Lapisan terluar dari bulir padi yang biasanya disebut sekam padi adalah merupakan lapisan keras yang meliputi kariopsis dan terdiri dari dua belahan yang disebut lemma dan palea. Sekam padi mempunyai sifat kuat dan kaku disebabkan dalam sekam padi ada terkandung banyak *lignoselulosa* dan lainnya seperti yang ditampilkan dalam Tabel 2.2. Karena sifat inilah maka sekam padi dapat dipergunakan sebagai material komposit (Defonseka, 2014).

Tabel 2.2 Komposisi Kimia Sekam Padi

Komposisi	Persentase (%)
Selulosa	31,12
Hemiselulosa	22,48
Lignin	22,34
Abu mineral	13,87
Air	7,86
Analisis kimia dari abu mineral	
SiO ₂	93,13
K ₂ O	3,84
MgO	0,87
Al ₂ O ₃	0,78
CaO	0,74
Fe ₂ O ₃	0,58

Sumber: Kumar dkk, 2010

Selain memiliki sifat kuat dan kaku berdasarkan kandungan pada Tabel 2.2, sekam padi juga tinggi juga kandungan silikanya pada lapisan luarnya (*lemma*). Nilai kekerasan dari *lemma* dapat berkisar antara $\pm 5,5$ - 6,5 skala mohs. Alasan ini

juga yang dapat memperkuat penggunaan sekam padi untuk campuran biokomposit sebagai bahan pengisi (*filler*) (Sufiyanto, 2016). Pada Tabel 2.3 dapat dilihat karakteristik dari sekam padi.

Tabel 2.3 Karakteristik Sekam Padi

Komposisi	Persentase (%)
<i>Bulk density (g/ml)</i>	0,79
<i>Solid density (g/ml)</i>	1,48
<i>Moisture content (%)</i>	5,98
<i>Ash content (%)</i>	48,81
<i>Surface area (m²/g)</i>	320,90
<i>Surface acidity (meq/g)</i>	0,15
<i>Surface basicity (meq/g)</i>	0,53

Sumber: Kumar dkk, 2010

2.3.2 Polypropylene (PP)

Polypropylene (PP) adalah bahan polimer termoplastik yang dibuat dari bahan monomer *propylene* dan umumnya digunakan dalam proses injeksi *molding* (Groover, 2010; Defonseka, 2014). Bahan polimer yang paling umum digunakan adalah *polyester*, *vinylester*, *epoxy*, *phenols*, *polymide*, *polyethylene* (PE), *high-density polyethylene* (HDPE), *polyvinyl chloride* (PVC) dan *polypropylene* (PP) (Salit, 2014). Dalam membuat material komposit, bahan polimer yang dipilih harus sesuai dengan kompatibilitas bahan pengisi (*filler*) yang digunakan (Defonseka, 2014).

Dari hasil penelitian terdahulu, ternyata PP mempunyai indeks aliran leleh (*melt flow index*) sebesar 25 g/10 menit pada temperatur 230°C dengan massa 2,16 kg (Yeh dkk, 2014). Berdasarkan karakteristiknya, PP dapat disintesis dalam struktur isotaktik, sindiotaktik atau struktur ataktik yang merupakan pilihan utama karena memiliki karakteristik seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.4 (Callister, 2007). PP juga memiliki nilai kekerasan sebesar 7 HB. Selain itu, PP termasuk bahan polimer yang paling ringan jika dibandingkan dengan bahan polimer lainnya serta memiliki rasio yang tinggi antara kekuatan dan berat. PP dan HDPE sering dibandingkan dikarenakan kedua bahan ini memiliki harga yang cukup murah serta

sifat yang hampir sama, akan tetapi PP mempunyai titik leleh yang lebih tinggi, yaitu sebesar 176⁰C (Groover, 2010).

Tabel 2.4 Karakteristik *Polypropylene* (PP)

<i>Specific gravity</i>	0,90 - 0,91
<i>Tensile modulus</i>	1,14 - 1,55 GPa (165 – 225 ksi)
<i>Tensile strength</i>	31 - 41,4 MPa (4,5 - 6,0 ksi)
<i>Yield strength</i>	31 - 37,2 MPa (4,5 -5,4 ksi)
<i>Elongation at break</i>	100 - 600 %

Sumber: Callister (2007)

2.4 Proses Pembuatan Biokomposit

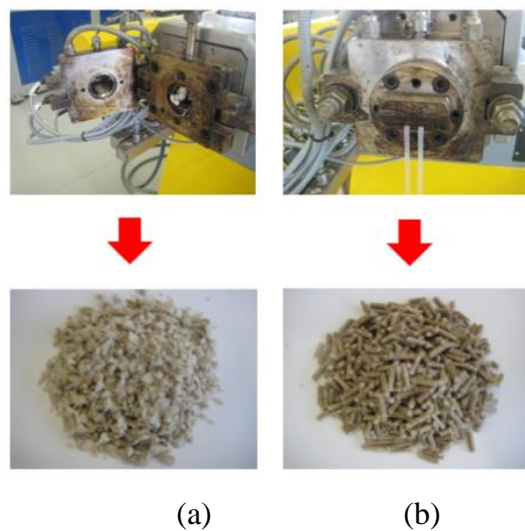
Penggunaan bahan ramah lingkungan, mampu didaur ulang, dan bisa diurai sendiri oleh alam merupakan tuntutan teknologi sekarang ini. Komposit dengan menggunakan serat alam adalah salah satunya yang dapat memenuhi tuntutan tersebut. Komposit alam atau sering disebut dengan *Natural Composite* (NACO) adalah gabungan antara dua bahan yang saling bekerjasama dengan tujuan untuk memperoleh *mechanical properties* yang lebih baik. Secara umum pengolahan polimer biokomposit dimulai dengan proses pencampuran, setelah itu dilakukan proses pencetakan dan *finishing* (Pilla, 2011).

2.4.1 Pencampuran Serat Alam Dengan Polimer

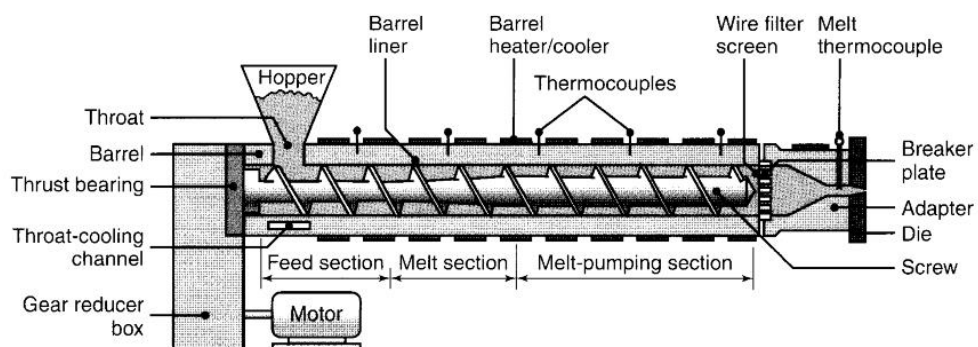
Untuk melakukan proses pencampuran bahan serat alam dengan polimer untuk menjadi material biokomposit, terlebih dahulu harus dilakukan secara bertahap. Tahap pertama adalah tahap persiapan, dimana serat alam akan diracik, dihaluskan dan dikeringkan. Dalam proses pengeringan dilakukan dengan menggunakan oven pada temperatur dan waktu yang ditentukan. Tujuan dari proses pengeringan adalah untuk menghilangkan kadar air yang terjebak dalam partikel serat atau pelet polimer yang dapat menyebabkan ikatan antar muka antara keduanya menjadi lemah. Setelah tahap persiapan selesai, akan dilanjutkan dengan tahapan proses pencampuran. Umumnya peralatan yang digunakan untuk proses pencampuran adalah:

1. *Blenders*
2. *Extruders (single-screw or twin-screw)*
3. *Pulverizers*
4. *Mills (open/two-roll)*
5. *Mixers*

Untuk industri berskala besar, *extruders* sering digunakan sebagai peralatan utama (Pilla, 2011). Produk dari mesin ekstruder ada yang berbentuk pelet dan yang tidak berbentuk pelet seperti dapat dilihat pada Gambar 2.5. Mesin ekstruder terdiri dari beberapa komponen sebagaimana dapat dilihat pada Gambar 2.6.



Gambar 2.5 Produk Ekstrusi a) Tidak Berbentuk Pelet, b) Berbentuk Pelet (Subasinghe dkk, 2015)



Gambar 2.6 Komponen Mesin Ekstruder (Kalpakjian, 2009)

2.4.2 Proses Pencetakan Biokomposit

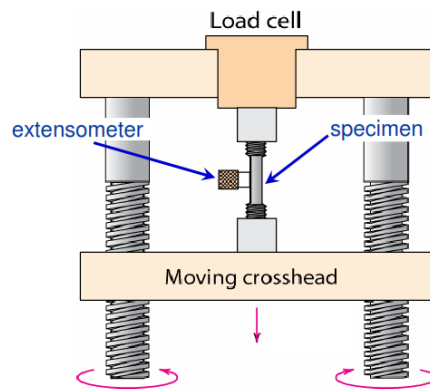
Ada dua proses pencetakan yang dapat dilakukan untuk pencetakan biokomposit dari serat alam dan polimer, yaitu dengan proses cetakan terbuka (*open mold process*) dan proses cetakan tertutup (*closed mold processes*). Dalam proses pencetakan terbuka pengaruh tekanan tidak dibutuhkan, contohnya seperti proses *hand lay-up*, *spray-up* dan *centrifugal casting*. Sedangkan untuk proses pencetakan tertutup tekanan sangat dibutuhkan untuk menginjeksi material cair ke cetakan (*mold*) yang terdiri dari dua bagian dan biasanya terbuat dari material logam. Contoh cetakan tertutup seperti *compression molding* dan *injection molding*.

2.5 Pengujian Material Biokomposit

Untuk mengetahui sifat *mechanical properties* dari material biokomposit yang dibuat, maka harus dilakukan pengujian. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui karakteristik sifat mekanis yang dimiliki. Beberapa pengujian karakteristik sifat mekanis diantaranya adalah pengujian tarik dan pengujian impak.

2.5.1 Uji Tarik

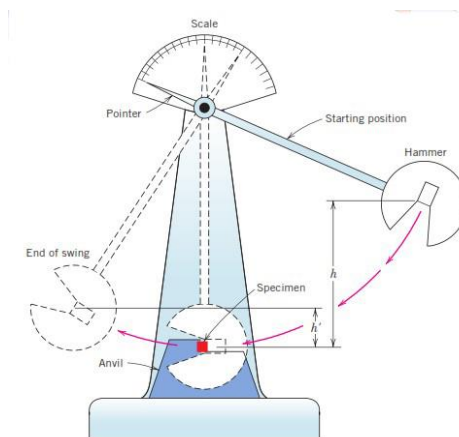
Uji ini dilakukan untuk memperoleh hubungan antara gaya tarik (F) dengan perubahan panjang spesimen (ΔL). Perubahan gaya tarik diukur dengan *loadcells* dan ΔL diukur oleh *extensometer* seperti dapat dilihat pada Gambar 2.7. Biasanya spesimen yang digunakan dalam pengujian ini berbentuk penampang bulat atau persegi (Calister, 2007). Dari hasil pengujian ini bisa diketahui beberapa sifat *mechanical properties* material yang diuji. Proses pengujian dilakukan secara bertahap sepanjang sumbu spesimen.



Gambar 2.7 Skema Dasar Pengujian Tarik (Calister, 2007)

2.5.2 Uji Impak

Uji impak adalah pengujian yang menggunakan beban statik dan dilakukan untuk mengetahui kekuatan, kekerasan dan keuletan dari suatu material. Prinsip kerja dari uji impak adalah adanya energi yang berasal dari perbedaan ketinggian pendulum sebelum menumbuk spesimen (h) dan setelah menumbuk spesimen (h^1). Secara skematik uji impak dapat dilihat pada Gambar 2.8.

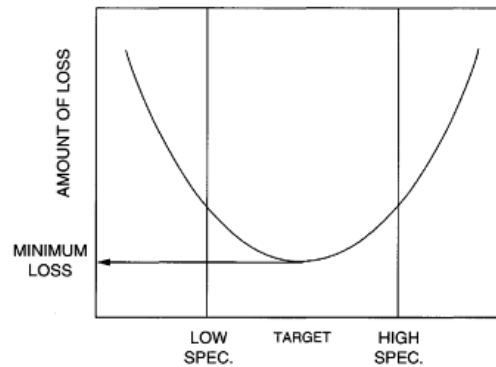


Gambar 2.8 Skema Pengujian Impak (Calister, 2007)

2.6 Desain Eksperimen Metode Taguchi

Pada tahun 1924, Dr. Genichi Taguchi memperkenalkan metode Taguchi, yaitu penggabungan teknik dan statistik untuk mengoptimalkan desain produk dan proses manufaktur. Metode ini bertujuan untuk memperbaiki proses dan kualitas produk yang optimal serta dapat menekan biaya dan *resources* seminimal mungkin

(Kalpakjian, 2009). Sedangkan sasarannya, yaitu menjadikan produk memiliki sifat yang kokoh (*robust*) terhadap faktor gangguan (*noise*) atau disebut juga dengan *robust design*. Taguchi juga berpendapat bahwa untuk menghasilkan kualitas yang terbaik dapat dicapai dengan meminimalkan variabilitas proses sekitar nilai target, seperti dapat dilihat pada Gambar 2.9 (Pyzdek, 2003).



Gambar 2.9 Model Taguchi Kerugian Terhadap Target (Pyzdek, 2003)

2.6.1 Derajat Kebebasan

Perhitungan derajat kebebasan dilakukan untuk memperoleh jumlah minimum percobaan yang harus dilakukan dalam menyelidiki faktor yang diamati, sehingga dapat membantu menentukan dan mendesain matriks ortogonal. Bentuk persamaan umum derajat kebebasan adalah sebagai berikut (Sufyanto, 2016):

1. Derajat kebebasan *orthogonal array* (V_{OA}) untuk menentukan jumlah eksperimen yang diamati adalah:

$$V_{OA} = \text{banyaknya eksperimen} - 1 \quad (2.1)$$

2. Derajat kebebasan faktor dan level (V_{fl}) untuk menghitung jumlah level yang harus diuji atau diadakan pengamatan pada sebuah faktor adalah sebagai berikut:

$$V_{fl} = \text{banyaknya level} - 1 \quad (2.2)$$

3. Untuk mengetahui derajat kebebasan dari sebuah matriks eksperimen atau total derajat kebebasan adalah:

$$\text{Total } V_{fl} = (\text{banyaknya faktor}) \cdot (V_{fl}) \quad (2.3)$$

2.6.2 Pemilihan Matriks Ortogonal

Taguchi merekomendasikan penggunaan matriks ortogonal untuk membuat desain parameter seperti yang ditampilkan pada Tabel 2.5. Pemilihan matriks ortogonal tergantung dari nilai faktor dan interaksi yang diharapkan dari nilai level pada tiap faktor. Matriks ortogonal memiliki kemampuan untuk mengevaluasi sejumlah variabel dengan jumlah eksperimen yang minimum yang dilambangkan dalam bentuk persamaan sebagai berikut (Sufyanto, 2016):

$$L_{a(b^c)} \tag{2.4}$$

dengan:

- L = rancangan bujur sangkar latin
- a = jumlah baris eksperimen
- b = jumlah level
- c = jumlah faktor/ variabel proses

Tabel 2.5 Pemilihan Matriks Ortogonal

2 level	3 level	4 level	5 level	Mixed level
L ₄ (2 ³)	L ₉ (3 ⁴)	L ₁₆ (4 ⁵)	L ₂₅ (5 ⁶)	L ₁₈ (2 ¹ × 3 ⁷)
L ₈ (2 ⁷)	L ₂₇ (3 ¹³)	L ₆₄ (4 ²¹)	-	L ₃₂ (2 ¹ × 4 ⁹)
L ₁₂ (2 ¹¹)	L ₈₁ (3 ⁴⁰)	-	-	L ₃₆ (2 ¹¹ × 3 ¹²)
L ₁₆ (2 ¹⁵)	-	-	-	L ₃₆ (2 ³ × 3 ¹³)
L ₃₂ (2 ³¹)	-	-	-	L ₅₄ (2 ¹ × 3 ²⁵)
L ₆₄ (2 ⁶³)	-	-	-	L ₅₀ (2 ¹ × 5 ¹¹)

Sumber: Sufyanto, 2016

Untuk memperoleh hasil penelitian yang lebih teliti, maka eksperimen harus dilakukan secara berulang kali. Pengulangan tersebut dengan cara membuat replikasi dan randomisasi berdasarkan rancangan matriks ortogonal yang sudah dipilih.

2.6.3 Replikasi

Yang dimaksud dengan replikasi adalah pengulangan kembali proses perlakuan dan kondisi yang sama dalam suatu percobaan untuk memperoleh ketelitian yang lebih baik. Tujuan dilakukannya replikasi antara lain: mengurangi

tingkat kesalahan percobaan, menambah ketelitian data percobaan dan mendapatkan harga estimasi kesalahan percobaan.

2.6.4 Randomisasi

Faktor-faktor lain yang tidak dapat dikendalikan dalam suatu eksperimen, seperti kelelahan operator, fluktuasi daya mesin akibat tegangan listrik yang tidak stabil dapat mempengaruhi hasil eksperimen. Untuk memperkecil pengaruh tersebut, maka dilakukan randomisasi atau pengacakan. Secara umum, randomisasi dilakukan dengan tujuan sebagai berikut:

1. Meratakan pengaruh dari faktor-faktor yang tidak dapat dikendalikan pada semua unit eksperimen.
2. Memberikan kesempatan yang sama pada semua unit eksperimen untuk menerima suatu perlakuan sehingga ada kehomogenan pengaruh dari setiap perlakuan yang sama.
3. Mendapatkan hasil eksperimen yang bebas satu sama lain.
4. Jika replikasi bertujuan untuk memungkinkan dilakukannya uji signifikansi, maka randomisasi bertujuan untuk memberikan validasi terhadap uji signifikansi tersebut dengan menghilangkan sifat bias.

2.7 Metode Pelatihan *Backpropagation Neural Network* (BPNN)

Jaringan syaraf tiruan (JST) adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi. JST dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan syaraf biologi, dengan asumsi bahwa (Siang, 2009):

1. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (*neuron*)
2. Sinyal dikirimkan diantara *neuron-neuron* melalui penghubung-penghubung
3. Penghubung antar *neuron* memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal
4. Untuk menentukan *output*, setiap *neuron* menggunakan fungsi aktivasi (biasanya bukan fungsi linier) yang dikenakan pada jumlahan *input* yang diterima. Besarnya *output* ini selanjutnya dibandingkan dengan suatu batas ambang.

Jaringan syaraf tiruan ditentukan oleh 3 hal:

- 1) Pola hubungan antar *neuron* (disebut arsitektur jaringan)
- 2) Metode untuk menentukan bobot penghubung (disebut metode *training/learning/algorithm*)
- 3) Fungsi aktivasi

Ada beberapa model jaringan arsitektur yang sering digunakan dalam JST, misalnya jaringan model *Hebb*, *Perceptron*, *Adaline* dan *Backpropagation*. *Backpropagation neural network* (BPNN) dibentuk dengan membuat generalisasi aturan pelatihan dalam model Widrow-Hoff dengan cara menambahkan layer tersembunyi. Kata *backpropagation* merujuk pada cara bagaimana gradien perubahan bobot dihitung (Siang, 2009).

BPNN terdiri dari *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*, dimana masing-masing *layer* memiliki sejumlah *neuron* yang saling terhubung antar *layer* dan memiliki bobot. Hasil (*output*) BPNN didasarkan pada pengalaman saat melakukan proses pelatihan (*training*). Proses pelatihan BPNN diawali dengan memberikan nilai bobot awal. Informasi yang sudah diketahui hasilnya dimasukkan ke dalam *neuron* pada *input layer*. Bobot-bobot ini digunakan untuk mengingat pola informasi yang telah diberikan. Pengaturan bobot diatur secara terus menerus sampai diperoleh hasil yang diharapkan. Tujuan pelatihan BPNN adalah untuk mencapai kemampuan memanggil kembali secara sempurna sebuah pola yang telah dipelajari (memorisasi) dan menghasilkan nilai *output* yang bisa diterima terhadap pola-pola yang serupa yang disebut sebagai generalisasi (Wihardi, 2016).

Hal yang mempengaruhi kinerja pelatihan BPNN adalah penentuan jaringan arsitektur BPNN dan algoritma pembelajaran. Tidak ada teori yang dengan pasti dapat dipakai. Tapi secara praktis dicoba jaringan arsitektur yang kecil terlebih dahulu (misal terdiri dari 1 layer tersembunyi). Jika gagal (kesalahan tidak turun dalam *epoch* yang besar), maka jaringan diperbesar dengan menambahkan unit tersembunyi atau bahkan menambah layer tersembunyi (Siang, 2009).

Penelitian terdahulu telah dilakukan dengan menggunakan suatu pendekatan optimasi iterasi dengan mengintegrasikan BPNN dan algoritma genetika (GA) untuk mengurangi kemungkinan terjebak di minimal lokal (Huang, 2014).

Penelitian lainnya juga telah dilakukan untuk efisiensi dan fleksibilitas dengan menggunakan metode BPNN dan GA, yang mana dapat diusulkan untuk digunakan secara umum dalam mengoptimasi cacat dari plastik serta pertimbangan lain seperti siklus produksi, biaya dan lainnya selama PIM (Yin, 2011).

Algoritma BPNN dalam penerapannya dapat menggunakan program aplikasi MATLAB yang mampu menurunkan iterasi pada performansi algoritma pelatihannya. Langkah-langkah yang harus dilakukan untuk memprogram BPNN adalah sebagai berikut (Siang, 2009):

a. Inisialisasi Jaringan

Membuat inisialisasi jaringan merupakan langkah pertama yang harus dilakukan untuk memprogramkan BPNN. Perintah (*scrip*) yang dipakai untuk membuat jaringan adalah “*newff*” yang formatnya seperti berikut:

$net = newff(PR [S1 S2...SN], \{TF1 TF2...TFN\}, BTF, BLF, PF)$

dimana:

net = jaringan *backpropagation* yang terdiri dari n layar

PR = matriks ordo $R \times 2$ yang berisi nilai minimum dan maksimum R buah elemen masukannya

S_i ($i = 1, 2, \dots, n$) = jumlah unit pada layar ke- i

TF_i ($i = 1, 2, \dots, n$) = fungsi aktivasi yang dipakai pada layar ke- i

BTF = fungsi pelatihan jaringan

BLF = fungsi perubahan bobot/bias

PF = fungsi perhitungan *error* (default = mse).

Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam pelatihan BPNN, yaitu:

- a) *tansig* (sigmoid bipolar), fungsi ini merupakan default yang dipakai. Fungsi sigmoid bipolar memiliki *range* (-1, 1).

$$\text{Persamaan fungsi tansig adalah: } f(net) = \frac{2}{1+e^{-net}} - 1 \quad (2.5)$$

- b) *logsig* (sigmoid biner), fungsi ini memiliki bentuk yang sama seperti sigmoid bipolar, akan tetapi *range* berbeda yaitu (0, 1).

$$\text{Persamaan fungsi logsig adalah: } f(\text{net}) = \frac{1}{1+e^{-\text{net}}} \quad (2.6)$$

c) purelin adalah fungsi identitas.

$$\text{Persamaannya adalah: } f(\text{net}) = \text{net} \quad (2.7)$$

b. Inisialisasi Bobot

Nilai bobot dan bias awal dengan bilangan acak kecil akan diberikan oleh aplikasi setiap kali jaringan *backpropagation* dibentuk. Dalam pengertian bahwa setiap kali membentuk jaringan baru, maka nilai bobot dan bias akan berubah. Akan tetapi apabila menginginkan memberi nilai tertentu, maka dapat dilakukan dengan cara memberi nilai pada *net.IW*, *net.LW* dan *net.b* (*scrip* inisialisasi bobot dan bias).

c. Simulasi Jaringan

Tujuan dari simulasi jaringan *backpropagation* adalah untuk menghitung keluaran jaringan berdasarkan arsitektur jaringan, pola masukan dan fungsi aktivasi yang digunakan. Format perintah yang digunakan adalah “sim”.

d. Pelatihan Standar *Backpropagation*

Pelatihan *backpropagation* dilakukan untuk melatih jaringan yang dipakai dengan menggunakan perintah “train”. Tujuannya adalah untuk meminimumkan kuadrat kesalahan rata-rata (*mse = mean square error*).

Ada 3 fase pelatihan *backpropagation* yang terdiri dari fase propagasi maju, fase propagasi mundur dan fase perubahan nilai bobot untuk menurunkan nilai *error* yang terjadi (Siang, 2009).

1. Fase Propagasi maju

Selama propagasi maju, unit masukan (x_i) dipropagasikan ke *hidden layer* dengan menggunakan fungsi aktivasi yang sudah ditentukan. Hasil keluaran dari setiap unit (z_j) tersebut kemudian dipropagasikan maju ke *hidden layer* di atasnya dengan menggunakan fungsi aktivasi yang sudah ditentukan. Proses ini

berlangsung terus hingga menghasilkan keluaran jaringan (y_k). Selanjutnya, hasil dari keluaran jaringan (y_k) dibandingkan dengan nilai target yang ingin dicapai. Nilai selisih antara $t_k - y_k$ adalah nilai kesalahan yang terjadi. Apabila nilai kesalahan masih lebih besar dari batas toleransinya, maka nilai bobot dari setiap baris dalam jaringan akan dimodifikasi untuk mengurangi nilai kesalahan yang terjadi.

2. Propagasi mundur

Berdasarkan nilai kesalahan $t_k - y_k$, dihitung nilai faktor δ_k ($k=1, 2, \dots, m$) yang dipakai untuk mendistribusikan nilai kesalahan di keluaran y_k ke semua *hidden layer* yang terhubung langsung dengan y_k . Nilai faktor δ_k juga dipakai untuk mengubah bobot garis yang berhubungan langsung dengan unit keluaran. Dengan cara yang sama, dihitung nilai faktor δ_j pada setiap unit di *hidden layer* sebagai dasar perubahan bobot semua garis yang berasal dari *hidden layer* di bawahnya. Demikian seterusnya hingga faktor δ di *hidden layer* yang berhubungan langsung dengan unit masukan dihitung.

3. Perubahan bobot

Apabila semua faktor δ telah dihitung, maka bobot semua garis dimodifikasi bersamaan. Perubahan bobot suatu garis didasarkan atas faktor δ *neuron* di layar atasnya. Sebagai contoh, perubahan bobot garis yang menuju ke layar keluaran didasarkan atas δ_k yang ada di unit keluaran. Ketiga fase di atas diulang terus menerus hingga kondisi penghentian dipenuhi. Umumnya kondisi penghentian yang sering digunakan adalah jumlah iterasi atau nilai kesalahan. Iterasi akan dihentikan jika jumlah iterasi yang dilakukan sudah melebihi jumlah maksimum iterasi yang ditetapkan, atau jika kesalahan yang terjadi sudah lebih kecil dari batas toleransi yang diijinkan.

e. Kriteria pemberhentian pelatihan BPNN

Ada beberapa kriteria pemberhentian untuk parameter pelatihan BPNN yang dapat di atur sebelum dilakukan pelatihan adalah (Siang, 2009):

1. `net.trainParam.epochs`

Kriteria pemberhentian parameter ini dipakai untuk menentukan jumlah epoch maksimum pelatihan *backpropagation*. Iterasi akan berhenti jika jumlah epoch pelatihan lebih besar dari batas maksimum epoch yang ditentukan.

2. `net.trainParam.time`

Kriteria pemberhentian parameter ini dipakai untuk membatasi lama pelatihan (detik). Proses pelatihan akan berhenti jika lama pelatihan telah melewati batas yang ditentukan. Parameter ini digunakan untuk menentukan laju pembelajaran (*learning rate*). Adapun nilai *default learning rate* adalah sebesar 0,01. Bila nilai rate tersebut semakin besar dari pada nilai *default learning rate*, maka akan mengakibatkan proses pelatihan semakin cepat. Akan tetapi jika nilai seting rate yang dipilih terlalu besar, maka hasil optimasi BPNN menjadi tidak stabil dan diperoleh nilai optimum lokal.

3. `net.trainParam.goal`

Kriteria pemberhentian parameter ini dipakai untuk menentukan batas nilai mse. Proses iterasi akan berhenti jika nilai mse sudah lebih kecil dari batas nilai mse yang ditentukan.

4. `net.trainParam.min_grad`

Kriteria pemberhentian parameter ini dipakai untuk menentukan nilai minimum dari bobot dan bias.

5. `net.trainParam.max_fail`

Kriteria pemberhentian parameter ini dipakai untuk menentukan nilai maksimum kegagalan.

Ada juga beberapa parameter pelatihan untuk laju pembelajaran yang dapat kita atur sebelum pelatihan dijalankan agar dapat memperoleh hasil yang lebih optimal, yaitu:

1) `net.trainParam.lr`

Parameter ini dipakai untuk menentukan laju pembelajaran (*learning rate*). Adapun nilai *default learning rate* adalah sebesar 0,01. Bila nilai rate tersebut semakin besar dari pada nilai default “lr”, maka proses pelatihan berjalan semakin cepat. Akan tetapi jika nilai “lr” yang dipilih terlalu besar, akan mengakibatkan hasil optimasi BPNN menjadi tidak stabil dan diperoleh nilai optimum lokal.

2) net.trainParam. show

Parameter ini dipakai untuk menampilkan setiap perulangan atau iterasi sebanyak nilai “show” yang ditentukan.

f. Pemilihan Fungsi Pelatihan BPNN

Dalam pelatihan menggunakan *backpropagation*, seringkali prosesnya terlalu lambat sehingga perlu beberapa modifikasi yang harus dilakukan, yaitu dengan cara mengganti fungsi pelatihannya. Beberapa metode yang digunakan sebagai modifikasi adalah (Siang, 2009):

1. Metode variabel laju pemahaman (traingda, traingdx)

Laju pemahaman diubah-ubah besarnya selama proses pelatihan, akan dapat proses pelatihan itu sendiri. Jika *error* lebih besar dibandingkan dengan *error* sebelumnya, maka laju pemahaman diturunkan. Begitupun jika terjadi sebaliknya, maka laju pemahaman diperbesar.

2. *Resilient Backpropagation* (trainrp)

Resilient Backpropagation membagi arah dan perubahan bobot menjadi 2 bagian yang berbeda, sehingga ketika menggunakan metode penurunan tercepat (yang iterasinya didasarkan atas gradien), yang diambil hanya arahnya saja.

g. Preprocessing data eksperimen

Preprocessing data eksperimen digunakan untuk normalisasi data eksperimen yang memiliki satuan dan interval yang berbeda-beda menjadi data yang non-dimensional dengan interval diantara [-1, 1]. Rumus untuk melakukan *preprocessing* data eksperimen adalah sebagai berikut (Yin, 2011):

$$p_n = \frac{2(p - \min(p))}{(\max(p) - \min(p))} - 1 \quad (2.8)$$

Dengan:

p = data parameter input dan respon dari eksperimen

pn = data hasil normalisasi parameter input dan respon eksperimen

2.8 Metode Optimasi GA

Konsep dasar genetika algoritma didasarkan pada proses genetik yang ada dipunyai oleh makhluk hidup, dimana perkembangan generasi dalam sebuah populasi alami, secara lambat laun akan mengikuti prinsip seleksi alam “yang kuat akan dapat bertahan” (*survive*). Dengan meniru teori evolusi ini, maka algoritma genetika dapat digunakan untuk mencari solusi permasalahan di dunia nyata. Algoritma ini bekerja dengan sebuah populasi yang meliputi individu-individu dimana masing-masing individu mempresentasikan sebuah solusi yang mungkin bagi masalah yang ada. Dalam kaitan ini, individu dilambangkan dengan sebuah nilai *fitness* yang akan dipakai untuk mencari solusi terbaik dari masalah yang ada.

Beberapa istilah yang perlu diketahui dalam melakukan optimasi menggunakan metode genetika algoritma (Wihardi, 2016) adalah:

1. Genotype (gen) adalah sebuah nilai yang menyatakan satuan dasar yang membentuk suatu arti tertentu dalam satu kesatuan gen yang dinamakan kromosom. Pada genetika algoritma, gen ini bisa berupa nilai biner, float, integer maupun karakter.
2. Kromosom adalah gabungan gen-gen yang membentuk nilai tertentu.
3. Individu menyatakan satu nilai atau keadaan yang menyatakan salah satu solusi yang mungkin dari permasalahan yang diangkat.
4. Populasi merupakan sekumpulan individu yang akan diproses bersama dalam satu siklus proses evolusi.
5. Generasi menyatakan satu-satuan siklus proses evolusi.
6. Nilai *fitness* menyatakan seberapa baik nilai dari suatu individu atau solusi.

Genetika algoritma sebagai cabang dari algoritma evolusi termasuk metode adaptive yang biasa digunakan untuk memecahkan suatu pencarian nilai dalam suatu masalah optimasi. Dalam penerapannya, algoritma genetika akan melibatkan beberapa operator, yaitu:

- Operasi evolusi, dimana melibatkan proses seleksi (*selection*) di dalamnya.
- Operasi genetika, dimana melibatkan operator pindah silang (*crossover*) dan mutasi (*mutation*).

a. Proses seleksi (*selection*)

Proses seleksi digunakan untuk memilih individu-individu untuk mendapatkan calon induk yang baik. Induk yang baik akan menghasilkan keturunan yang baik pula. Semakin tinggi nilai fitness suatu individu, maka semakin besar kemungkinannya untuk terpilih. Metode seleksi dalam pemilihan individu dapat dilakukan dengan cara-cara sebagai berikut (Wihardi, 2016):

1. *Roulette Wheel Selection (RWS)*

RWS merupakan metode penyeleksian individu secara *probabilistic* berdasarkan performansi tiap individu. Seleksi RWS dilakukan seperti pembuatan piringan *roulette* yang memiliki slot-slot.

2. *Stochastic Universal Sampling (SUS)*

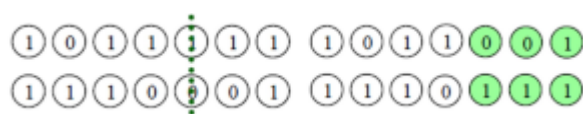
Metode SUS hampir sama dengan metode RWS, dimana SUS menggunakan N buah *pointer* dengan spasi yang sama pada segmen garis tempat probabilitas individu diseleksi dipetakan. N adalah jumlah individu terseleksi yang diharapkan.

b. Proses pindah silang (*crossover*)

Prinsip dari pindah silang adalah melakukan operasi pada gen-gen yang bersesuaian dari induk yang terpilih untuk menghasilkan individu yang baru. Proses *crossover* dilakukan pada setiap individu secara acak dengan probabilitas *crossover* yang sudah ditentukan. Operator *crossover* bergantung pada representasi kromosom yang dilakukan. Ada dua model *crossover* dengan representasi kromosom, yaitu dengan satu titik dan lebih dari satu titik (Wihardi, 2016).

(a) *Crossover* satu titik

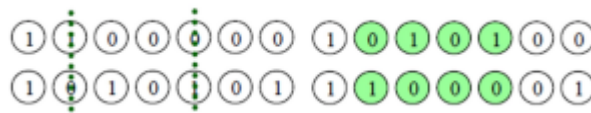
Crossover satu titik biasanya dipakai untuk representasi kromosom dalam biner dan posisi *crossover* k ($k=1,2,\dots,N-1$), dengan N adalah panjang kromosom yang diseleksi secara random. Variabel-variabel ditukar antar kromosom pada titik tersebut untuk menghasilkan keturunan baru (*offspring*). Model *crossover* satu titik dapat diilustrasikan pada Gambar 2.10.



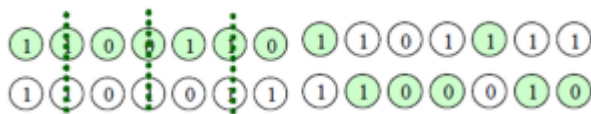
Gambar 2.10 Model *Crossover* Satu Titik

(b) *Crossover* banyak titik

Model *crossover* banyak titik, m posisi *crossover* k_i ($k=1,2,\dots,N-1$, $i=1,2,\dots,m$), dengan N adalah panjang kromosom yang diseleksi secara random dan posisi tidak dibolehkan ada yang sama, serta diurutkan naik. Variabel-variabel ditukar antar kromosom pada titik tersebut untuk menghasilkan keturunan baru (*offspring*). Model *crossover* dua titik dan banyak titik dapat diilustrasikan pada Gambar 2.11 dan Gambar 2.12.



Gambar 2.11 Model *Crossover* Dua Titik



Gambar 2.12 Model *Crossover* Banyak Titik

c. Proses Mutasi (*mutation*)

Operator genetika berikutnya adalah mutasi gen. Operator ini berguna untuk menggantikan gen yang hilang dari populasi akibat proses seleksi. Kromosom anak dimutasi dengan cara menambahkan nilai random yang sangat kecil (ukuran langkah mutasi), dengan probabilitas yang rendah. Peluang mutasi (P_m) didefinisikan sebagai persentasi dari jumlah total gen pada populasi yang mengalami proses mutasi. Peluang mutasi mengendalikan banyaknya gen baru yang nanti dimunculkan untuk dievaluasi. Apabila peluang mutasi terlalu kecil dapat mengakibatkan banyak gen yang mungkin berguna tidak pernah dievaluasi. Jika peluang mutasi terlalu besar dapat mengakibatkan terlalu banyak gangguan acak, sehingga keturunan baru yang dihasilkan akan kehilangan kemiripan dari induknya dan dapat juga menghilangkan kemampuan algoritma untuk belajar dari histori pencarian.

3.6 Eksperimen Konfirmasi

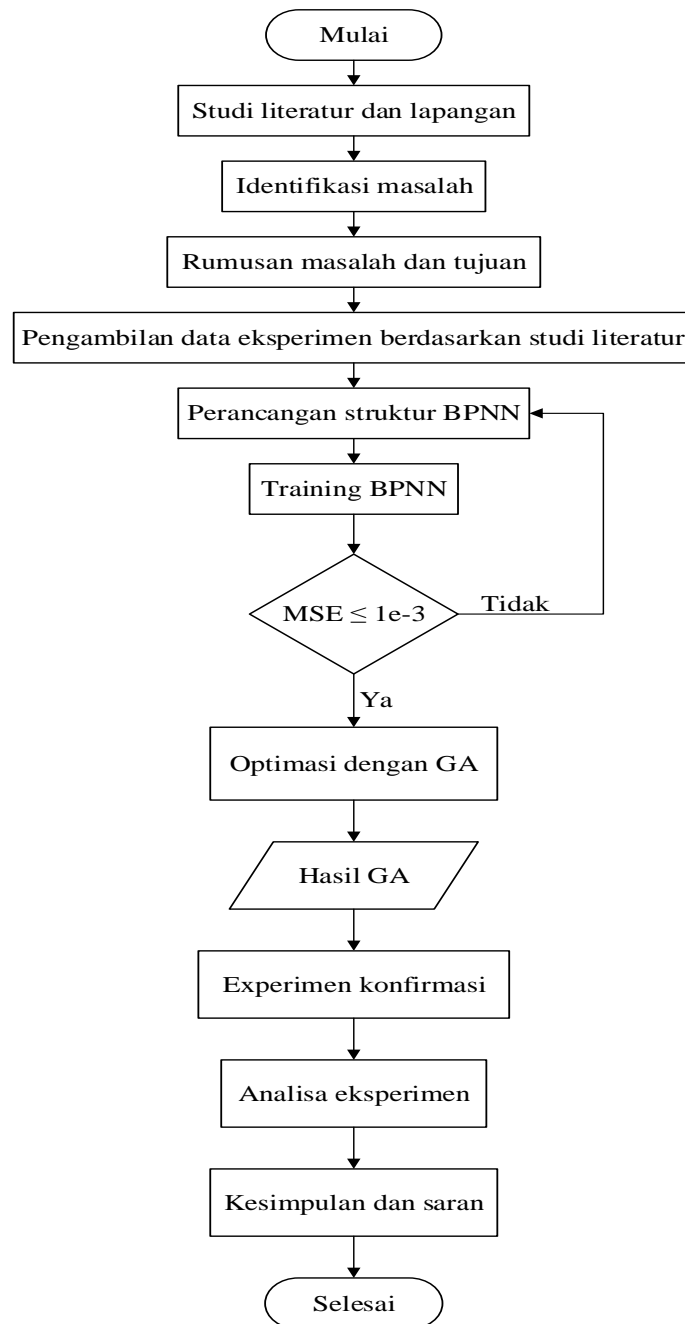
Eksperimen konfirmasi dilakukan untuk menguji kombinasi level variabel proses hasil optimasi. Tujuan dari uji konfirmasi adalah untuk melakukan validasi terhadap hasil optimasi yang telah dilakukan dengan hasil optimasi menggunakan metode optimasi BPNN-GA.

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Diagram Alir Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan pada pelaksanaan tesis ini mengikuti diagram alir yang ditunjukkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.

3.2 Identifikasi Masalah

Identifikasian masalah dilakukan untuk memperoleh data sekunder dari hasil eksperime

n yang telah dilakukan sebelumnya dan juga beberapa hasil penelitian terdahulu sebagai referensi untuk pengembangan penelitian ini.

3.3 Perumusan Masalah dan Tujuan Penelitian

Rumusan masalah ditetapkan berdasarkan indentifikasi masalah dan studi literatur yang telah dilakukan. Tujuan penelitian yang ditetapkan harus dapat menjawab masalah yang telah dirumuskan sebelumnya.

3.4 Pengambilan data Eksperimen

Data eksperimen merupakan data primer dari hasil penelitian eksperimen yang telah dilakukan. Penelitian dilakukan menggunakan parameter-parameter sebagai berikut:

3.4.1 Parameter Proses

Parameter proses atau parameter kontrol adalah parameter yang dapat dikontrol atau dikendalikan dan nilainya dapat ditentukan oleh peneliti. Parameter proses cetakan injeksi yang digunakan dalam penelitian ini ada 4 faktor, yaitu: *barrel temperature*, *injection pressure*, *holding pressure* dan *injection velocity* yang masing-masing faktor divariasikan sebanyak 3 level seperti dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Parameter Proses dan Jumlah Level

No.	Faktor variabel proses	Level 1	Level 2	Level 3
1	<i>Barrel temperature</i> (°C)	210	215	220
2	<i>Injection pressure</i> (Bar)	50	55	60
3	<i>Holding pressure</i> (Bar)	35	40	45
4	<i>Injection velocity</i> (mm/det)	55	65	75

3.4.2 Parameter Respon

Parameter respon adalah nilai yang diperoleh dari hasil pengamatan dan dipengaruhi oleh parameter proses yang digunakan. Parameter respon dari penelitian ini adalah:

- a) Kekuatan tarik (MPa)
- b) Kekuatan impak (kJ/m²)

3.4.3 Parameter Konstan

Parameter konstan merupakan parameter yang tidak divariasikan dalam penelitian. Nilai parameter ini dijaga tetap selama proses eksperimen berlangsung, sehingga tidak mempengaruhi parameter respon. Adapun parameter konstan pada penelitian ini adalah:

- a) *Hopper temperature* : 190 °C
- b) *Nozzle temperature* : 200 °C
- c) *Holding time* : 0.75 detik
- d) *Injection time* : 0.65 detik
- e) *Cooling time* : 7.63 detik

3.5 Rancangan Percobaan

3.5.1 Seting Parameter Mesin Cetak Sistem Injeksi

Seting parameter pada mesin cetak sistem injeksi terdiri dari parameter konstan yang nilainya tetap selama proses eksperimen berlangsung dan parameter proses, dimana nilai dari parameter ini ditentukan oleh peneliti. Nilai dari kedua parameter tersebut dapat dilihat pada poin 3.4.1 dan 3.4.3.

3.5.2 Pemilihan Matriks Ortogonal

Matriks ortogonal yang digunakan pada penelitian ini berdasarkan pemilihan matriks ortogonal penelitian sebelumnya (Sufyanto, 2016). Pada penelitian terdahulu, pemilihan matriks ortogonal dilakukan setelah menetapkan

setting parameter proses dan parameter respon dilakukan. Matriks ortogonal yang akan digunakan harus memiliki derajat kebebasan lebih besar dari pada total derajat kebebasan parameter proses/faktor penelitian. Berdasarkan banyaknya parameter proses dan jumlah level yang telah ditentukan, maka dilakukan perhitungan total derajat kebebasan (V_{fl}) dengan menggunakan persamaan 2.2 dan 2.3 (Sufyanto, 2016) sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Derajat Kebebasan Parameter Proses dan Level

No	Faktor variabel proses	Jumlah Level (k)	(V_{fl})= (k-1)
1	<i>Barrel temperature</i> (°C)	3	2
2	<i>Injection pressure</i> (Bar)	3	2
3	<i>Holding pressure</i> (Bar)	3	2
4	<i>Injection velocity</i> (mm/det)	3	2
Total derajat kebebasan (V_{fl})			8

Dari jumlah masing-masing faktor yang terdiri dari 3 level, maka rancangan matriks ortogonal yang digunakan adalah $L_{27} (3^{13})$. Matriks ortogonal $L_{27} (3^{13})$ ini terdiri dari 27 rancangan percobaan dan mempunyai 13 kolom faktor. Akan tetapi dalam penelitian ini hanya 4 kolom yang digunakan sesuai jumlah faktor yang diteliti, yaitu kolom ke- 9, 10, 12 dan 13 berdasarkan rekomendasi pada lampiran 2. Oleh karena itu, matriks ortogonal yang dirancang pada penelitian ini sebagaimana dapat dilihat pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Rancangan Eksperimen Pertama Berdasarkan Matriks Ortogonal L₂₇ (3⁴)

No. urut Eksperimen	Kombinasi parameter ke-	Variabel Proses			
		<i>Barrel temperature</i> (°C)	<i>Injection pressure</i> (Bar)	<i>Holding pressure</i> (Bar)	<i>Injection velocity</i> (mm/det)
1	1	210	50	35	55
2	2	215	55	40	65
3	3	220	60	45	75
4	4	215	55	45	75
5	5	220	60	35	55
6	6	210	50	40	65
7	7	220	60	40	65
8	8	210	50	45	75
9	9	215	55	35	55
10	10	215	60	40	75
11	11	220	50	45	55
12	12	210	55	35	65
13	13	220	50	35	65
14	14	210	55	40	75
15	15	215	60	45	55
16	16	210	55	45	55
17	17	215	60	35	65
18	18	220	50	40	75
19	19	220	55	45	65
20	20	210	60	35	75
21	21	215	50	40	55
22	22	210	60	40	55
23	23	215	50	45	65
24	24	220	55	35	75
25	25	215	50	35	75
26	26	220	55	40	55
27	27	210	60	45	65

Masing-masing rancangan percobaan dalam matriks ortogonal yang ditunjukkan pada Tabel 3.3 akan direplikasi sebanyak dua kali seperti dapat dilihat pada Tabel

3.4 dan Tabel 3.5. Replikasi ini dilakukan dengan cara mengacak urutan kombinasi parameter proses untuk mengatasi faktor gangguan (*noise*) yang dapat terjadi selama proses cetakan injeksi berlangsung.

Tabel 3.4 Rancangan Eksperimen Kedua Berdasarkan Matriks Ortogonal $L_{27}(3^4)$

No. urut Eksperimen	Kombinasi parameter ke-	Variabel Proses			
		<i>Barrel temperature</i> (°C)	<i>Injection pressure</i> (Bar)	<i>Holding pressure</i> (Bar)	<i>Injection velocity</i> (mm/det)
1	16	210	55	45	55
2	25	215	50	35	75
3	14	210	55	40	75
4	1	210	50	35	55
5	8	210	50	45	75
6	6	210	50	40	65
7	21	215	50	40	55
8	23	215	50	45	65
9	11	220	50	45	55
10	10	215	60	40	75
11	17	215	60	35	65
12	19	220	55	45	65
13	12	210	55	35	65
14	15	215	60	45	55
15	2	215	55	40	65
16	7	220	60	40	65
17	26	220	55	40	55
18	27	210	60	45	65
19	22	210	60	40	55
20	3	220	60	45	75
21	13	220	50	35	65
22	24	220	55	35	75
23	18	220	50	40	75
24	4	215	55	45	75
25	5	220	60	35	55
26	9	215	55	35	55
27	20	210	60	35	75

Tabel 3.5 Rancangan Eksperimen Ketiga Berdasarkan Matriks Ortogonal L₂₇ (3⁴)

No. urut Eksperimen	Kombinasi parameter ke-	Variabel Proses			
		<i>Barrel temperature</i> (°C)	<i>Injection pressure</i> (Bar)	<i>Holding pressure</i> (Bar)	<i>Injection velocity</i> (mm/det)
1	6	210	50	40	65
2	13	220	50	35	65
3	22	210	60	40	55
4	1	210	50	35	55
5	18	220	50	40	75
6	14	210	55	40	75
7	25	215	50	35	75
8	23	215	50	45	65
9	5	220	60	35	55
10	16	210	55	45	55
11	2	215	55	40	65
12	27	210	60	45	65
13	15	215	60	45	55
14	8	210	50	45	75
15	7	220	60	40	65
16	21	215	50	40	55
17	19	220	55	45	65
18	17	215	60	35	65
19	12	210	55	35	65
20	10	215	60	40	75
21	20	210	60	35	75
22	11	220	50	45	55
23	26	220	55	40	55
24	4	215	55	45	75
25	3	220	60	45	75
26	9	215	55	35	55
27	24	220	55	35	75

3.6 Alat dan Bahan

3.6.1 Mesin Cetak Sistem Injeksi (*injection molding*)

Mesin *injection molding* yang digunakan untuk menginjeksi biokomposit menjadi produk sesuai dengan bentuk cetakan adalah HAITIAN-MA900/260e seperti dapat dilihat pada Gambar 3.2. Mesin cetak sistem injeksi ini berada di *workshop* proses manufaktur Teknik Mesin FTI-ITS. Daya tampung material tersebut adalah 25 kg dengan tekanan maksimal sebesar 218 MPa. Spesifikasi mesin *injection molding* berdasarkan dari katalog mesin HAITIAN MARS series seperti ditunjukkan pada Gambar 3.3.



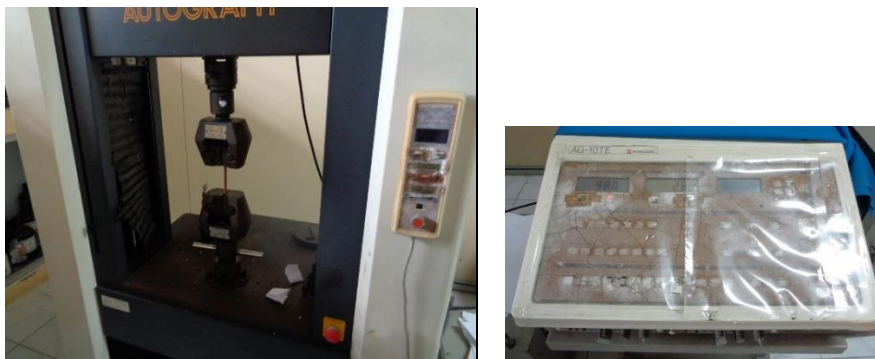
Gambar 3.2 Mesin *Injection Molding* HAITIAN-MA900/260e

		MA900 II /260e		
		A	B	C
INJECTION UNIT				
Screw diameter	mm	32	36	40
Screw L /D ratio	L/D	22.5	20	18
Shot size (theoretical)	cm ³	121	153	188
Injection weight (PS)	g	110	139	171
Injection rate (PS)	g/s	77	98	121
Injection pressure	MPa	218	173	140
Plasticizing rate (PS)	g/s	10.1	13.3	16.1
Screw speed	rpm	0-230		
CLAMPING UNIT				
Clamp tonnage	kN	900		
Toggle stroke	mm	320		
Space between tie bars	mm	360×360		
Max. mold height	mm	380		
Min. mold height	mm	150		
Ejector stroke	mm	100		
Ejector force	kN	33		
OTHERS				
Max. pump pressure	MPa	16		
Pump motor power	kW	11		
Heater power	kW	6.3		
Machine dimension (l × w × h)	m	4.4×1.13×1.91		
Machine weight	t	3.5		
Hopper capacity	kg	25		
Oil tank capacity	l	190		

Gambar 3.3 Spesifikasi Mesin *Injection Molding* HAITIAN- MA tipe 900/260e

3.6.2 Mesin Uji Tarik

Mesin uji tarik digunakan adalah AUTOGRAPH AG-10TE yang berada di laboratorium Farmasi Universitas Airlangga Surabaya, seperti ditunjukkan pada Gambar 3.4. Mesin ini digunakan untuk menguji kemampuan maksimum dan karakteristik sifat mekanik material terhadap perubahan panjang dalam bentuk grafik kekuatan dan regangan.



Gambar 3.4 Mesin Uji Tarik AUTOGRAPH AG-10TE

3.6.3 Mesin Uji Impak

Mesin uji impak yang digunakan adalah mesin *mini impact tester* jenis *charpy* memiliki spesifikasi berat pendulum 750 gram dengan panjang lengan 0.3362 m seperti ditunjukkan pada Gambar 3.5. Mesin ini digunakan untuk mengukur kekuatan bahan terhadap beban kejut.



Gambar 3.5 Mesin *Mini Impact Tester* jenis *charpy*

3.7 Pencetakan Biokomposit

Material biokomposit yang akan dicetak berbentuk pelet dan pencetakannya menggunakan mesin *injection molding*. Langkah-langkah dalam proses pencetakan biokomposit menggunakan mesin cetakan injeksi adalah sebagai berikut:

- (a) Melakukan persiapan dengan memastikan mesin dan komponennya dalam keadaan normal.
- (b) Melakukan eksperimen pertama dengan mengatur parameter proses injeksi sesuai rancangan eksperimen yang ditampilkan pada tabel 3.3.
- (c) Melakukan eksperimen kedua dengan mengatur parameter proses injeksi sesuai rancangan eksperimen yang ditampilkan pada tabel 3.4.
- (d) Melakukan eksperimen ketiga dengan mengatur parameter proses injeksi sesuai rancangan eksperimen yang ditampilkan pada tabel 3.5.

Dalam penelitian eksperimen ini, setiap mengubah parameter proses akan dilakukan penginjeksian sebanyak 3 kali dan spesimen yang diambil adalah hasil penginjeksian yang ketiga dengan memeriksa bentuk hasil cetakan secara visual. Spesimen yang diambil pada masing-masing rancangan eksperimen sebanyak 27 spesimen untuk uji tarik dan 27 spesimen untuk uji impak. Total spesimen yang diperoleh dari 3 rancangan eksperimen tersebut masing-masing untuk uji tarik dan uji impak adalah sebanyak 81 spesimen.

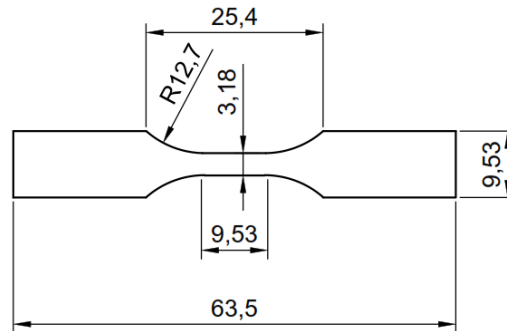
3.8 Uji Spesimen

Semua spesimen hasil eksperimen yang diperoleh dari 3 rancangan eksperimen ini kemudian diuji sifat *mechanical properties*, yang meliputi uji tarik dan uji impak. Alat yang digunakan untuk pengujian tersebut ditunjukkan sebelumnya pada Gambar 3.4 dan Gambar 3.5.

3.8.1 Uji Tarik

Mesin uji tarik yang digunakan untuk uji tarik spesimen adalah mesin AUTOGRAPH AG-10TE yang ditunjukkan pada Gambar 3.4. Pengujian spesimen dilakukan menggunakan standar uji tarik ASTM D 638-03 tipe V

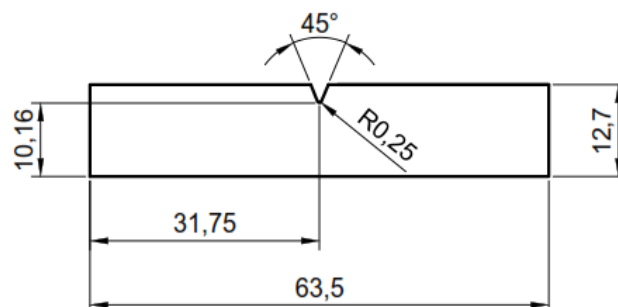
dengan tebal spesimen $3,2 \pm 0,4$ mm seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.11. Dalam pengujian ini spesimen diberi beban gaya tarik searah sumbu secara terus menerus hingga putus, serta secara bersamaan juga dilakukan pengamatan terhadap perubahan panjang yang dialami oleh spesimen.



Gambar 3.11 Spesimen Berdasarkan Standar Uji Tarik ASTM D 638-03 Tipe V

3.8.2 Uji Impak

Mesin uji impak yang digunakan untuk uji impak spesimen adalah mesin *mini impact tester* jenis *charpy* yang ditunjukkan pada Gambar 3.5. Pengujian spesimen dilakukan menggunakan standar uji impak ASTM D256-04 dengan tebal spesimen 3,2 mm seperti yang ditampilkan pada Gambar 3.12. Pengujian ini bertujuan untuk mengkarakterisasi patahan material yang sulit dilakukan pada uji tarik, khususnya material yang memiliki transisi deformasi yang sangat kecil. Kegetasan atau keuletan spesimen terhadap pembebanan tiba-tiba atau beban tumbukan diukur dari besarnya energi yang diperlukan untuk mematahkan spesimen. Ada tiga macam bentuk takikan pada pengujian impak, yakni takikan V, U dan *key hole*. Dalam pengujian ini, takikan spesimen yang digunakan adalah berbentuk V.



Gambar 3.12 Spesimen Berdasarkan Standar Uji Impak ASTM D256-04

3.9 Pengambilan Data Hasil Eksperimen

Nilai hasil pengujian tarik dan impak adalah merupakan data respon eksperimen. Berdasarkan rancangan eksperimen yang dilakukan adalah sebanyak 3 kali, maka diperoleh tampilan data respon seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6 Data Respon Eksperimen

Kombinasi parameter proses ke-	Respon					
	Kekuatan tarik (MPa)			Kekuatan impak (Kj/m ²)		
1	y_{111}	y_{112}	y_{113}	y_{121}	y_{122}	y_{123}
2	y_{211}	y_{212}	y_{213}	y_{221}	y_{222}	y_{223}
.....
.....
27	$y_{27\ 11}$	$x_{27\ 12}$	$y_{27\ 13}$	$y_{27\ 21}$	$y_{27\ 22}$	$y_{27\ 23}$

Keterangan:

y_{ijk} = data variasi parameter proses ke-i pada respon ke-j dengan replikasi ke-k.

$i = 1, \dots, 27$; $j = 1, 2$; $k = 1, 2, 3$

3.10 Optimasi Data Hasil Eksperimen Menggunakan Metode Pelatihan *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dan Optimasi *Genetic Algorithm* (GA)

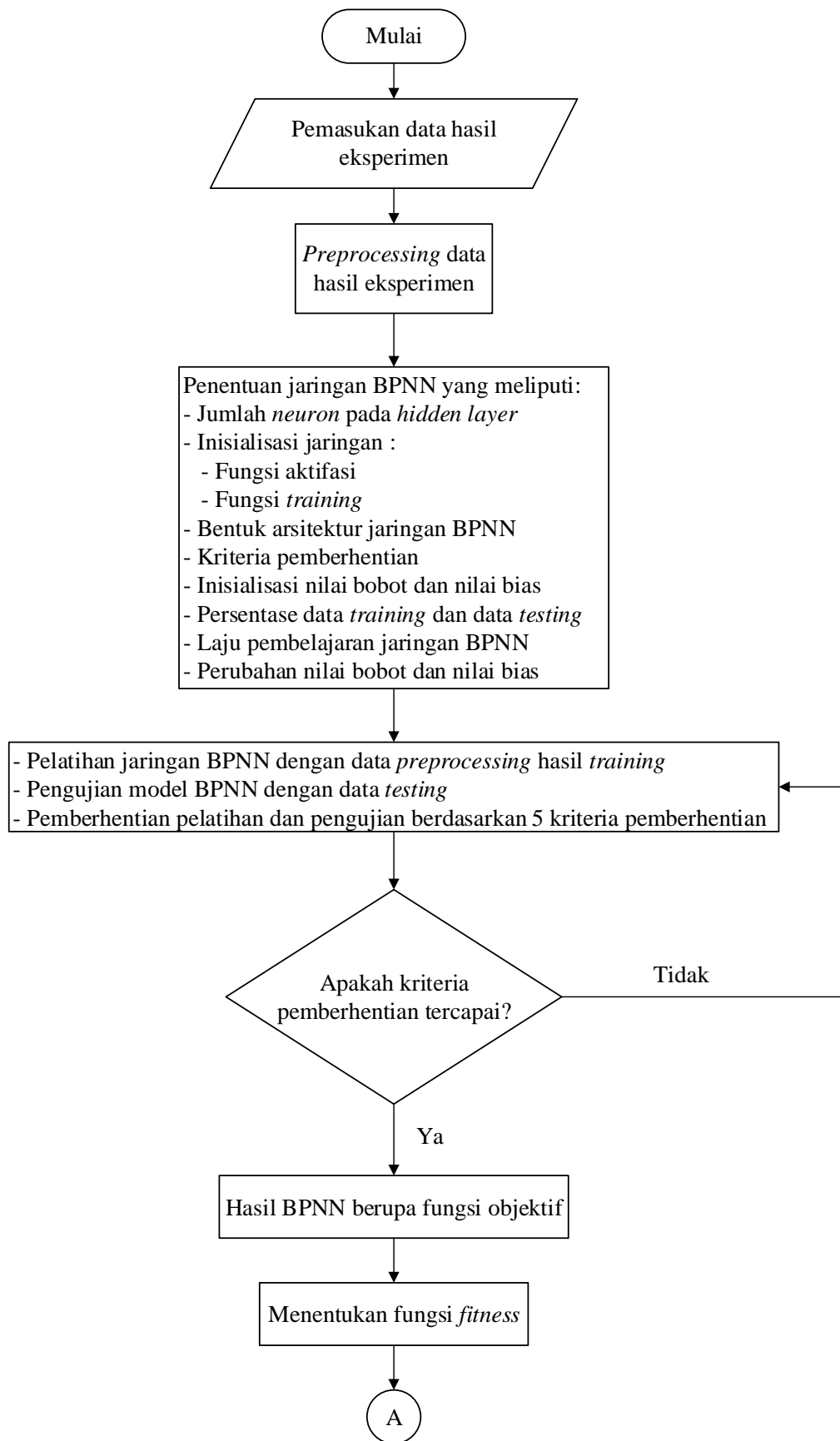
Optimasi data hasil eksperimen dalam penelitian ini menggunakan metode peramalan BPNN diintegrasikan dengan metode optimasi GA. Langkah-langkah yang harus dilakukan untuk optimasi data hasil eksperimen menggunakan metode ini sesuai dengan diagram alir yang ditunjukkan pada Gambar 3.13 adalah sebagai berikut:

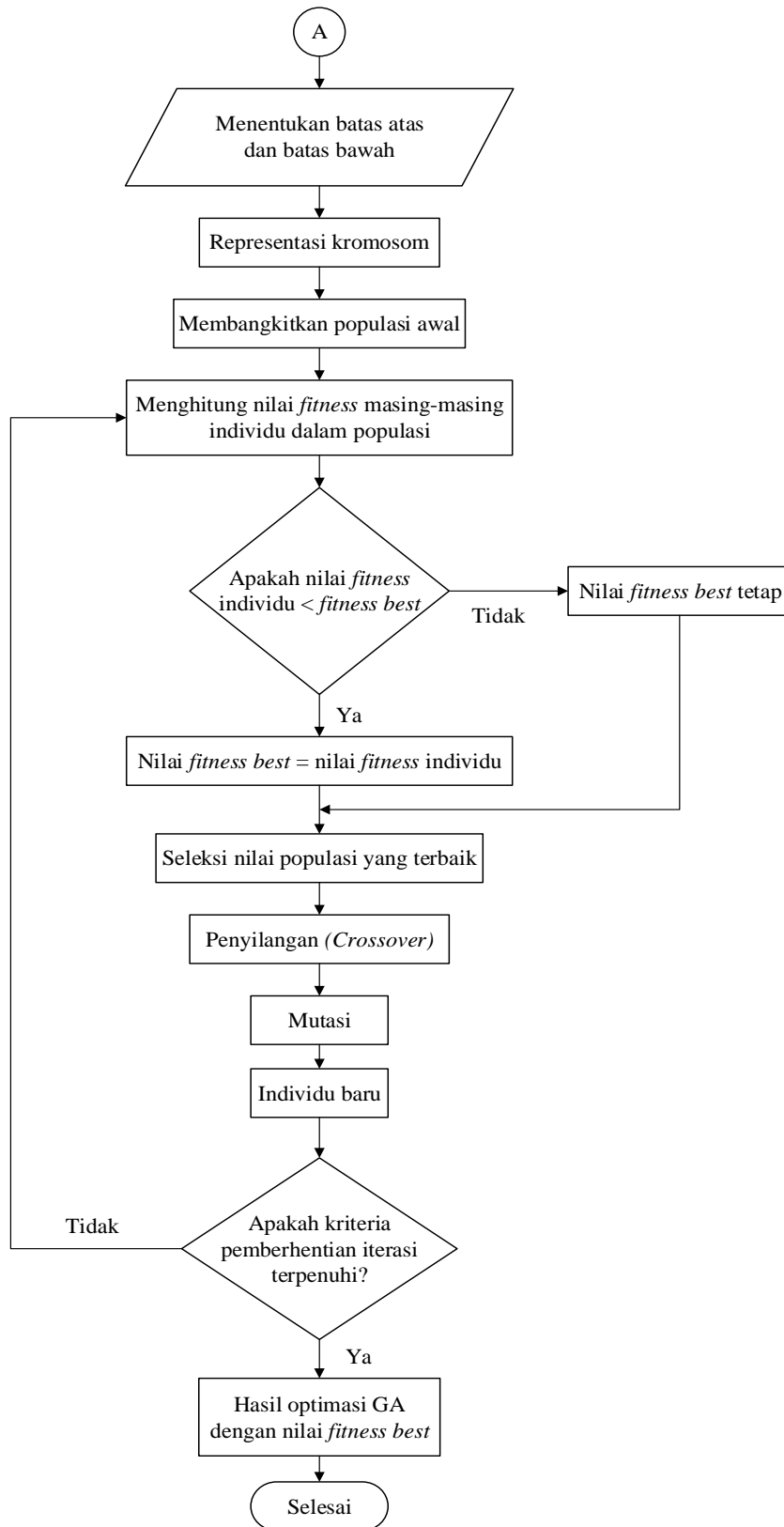
1. Pemasukan data hasil eksperimen proses cetakan injeksi dalam BPNN.
2. *Preprocessing* data hasil eksperimen dalam BPNN. *Preprocessing* digunakan untuk melakukan normalisasi data hasil eksperimen yang memiliki satuan dan interval yang berbeda-beda menjadi data yang non-dimensional dengan interval diantara [-1, 1].
3. Penentuan jaringan BPNN yang meliputi:

- (a) Penentuan jumlah *neuron* pada *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*.
 Jumlah *neuron* pada *input layer* adalah jumlah parameter proses penelitian. Jumlah *hidden layer* adalah layar tersembunyi yang berfungsi untuk pengenalan pola saat pelatihan antara parameter proses dan parameter respon (bisa layar tunggal atau lebih), sedangkan *output layer* adalah jumlah parameter respon penelitian.
- (b) Inisialisasi jaringan BPNN, meliputi:
- Penentuan fungsi aktivasi yang bertujuan untuk mempercepat pelatihan.
 - Penentuan fungsi training yang tujuannya sama dengan fungsi aktivasi, yaitu untuk mempercepat pelatihan.
- (c) Langkah selanjutnya adalah menentukan bentuk jaringan BPNN sesuai dengan parameter BPNN yang telah ditentukan sebelumnya.
 Bentuk jaringan BPNN yang akan digunakan harus mempunyai nilai MSE yang terkecil.
- (d) Penentuan kriteria pemberhentian (*stopping criteria*) pelatihan BPNN.
 Kriteria pemberhentian tersebut terdiri dari jumlah *epoch* maksimum, waktu iterasi maksimum, nilai performa maksimum, nilai gradien maksimum, dan nilai kegagalan maksimum parameter pelatihan (*train*).
- (e) Inisialisasi bobot dan bias.
- (f) Penentuan persentase data *training* dan data *testing* yang dipilih secara random.
- (g) Penentuan laju pembelajaran jaringan BPNN.
- (h) Penentuan laju perubahan nilai bobot dan bias selama pelatihan BPNN berlangsung.
4. Pelatihan jaringan BPNN yang telah dibuat dengan menggunakan data *preprocessing* hasil *trainining*.
 5. Pengujian jaringan BPNN dengan menggunakan data *testing*.
 6. Pemberhentian pelatihan dan pengujian berdasarkan lima kriteria pemberhentian.
 7. Pelatihan akan dihentikan jika salah satu kriteria pemberhentian telah terpenuhi dan dilanjutkan dengan langkah ke-8. Jika salah satu kriteria

pemberhentian tersebut belum tercapai, maka pelatihan dan pengujian akan dilakukan kembali pada langkah ke-4.

8. *Reprocessing* data *training* dan data *testing* hasil pelatihan BPNN dilakukan untuk memperoleh data hasil pelatihan yang sebenarnya, bukan data dalam interval $[-1, 1]$.
9. Penyimpanan hasil BPNN.
10. Menentukan batas atas dan batas bawah dari parameter proses yang akan dioptimasi menggunakan GA.
11. Representasi kromosom digunakan untuk menggabungkan gen-gen yang membentuk nilai tertentu.
12. Membangkitkan populasi awal yang biasanya dilakukan dengan menggunakan pembangkitan acak seperti random-walk.
13. Menghitung fungsi *fitness* yang bertujuan untuk memeriksa hasil optimasi yang menggambarkan hasil (solusi) yang sudah dikodekan (hasil BPNN).
14. Seleksi nilai populasi yang terbaik dengan tujuan memberikan kesempatan yang lebih besar bagi anggota populasi yang paling baik (berdasarkan hasil *ranking* dari fungsi *fitness*).
15. Melakukan penyilangan (*crossover*), yaitu mengawinkan induk-induk yang terbaik untuk menghasilkan keturunan baru (*offspring*).
16. Melakukan mutasi yang berperan untuk menggantikan gen yang hilang dari populasi akibat proses seleksi yang memungkinkan munculnya kembali gen-gen yang tidak muncul pada saat proses inisialisasi populasi. Kromosom anak dimutasi dengan menambahkan nilai random yang sangat kecil.
17. Penentuan individu baru, yaitu hasil dari mutasi berupa dua individu dalam populasi untuk generasi selanjutnya.
18. Optimasi GA akan dilanjutkan jika tercapai generasi yang maksimal. Akan tetapi jika belum tercapai, maka proses akan diulang kembali ke langkah 13.
19. Tercapainya hasil optimasi GA.





Gambar 3.13 Diagram Alir BPNN dan GA

3.11 Eksperimen Konfirmasi

Agar hasil prediksi optimasi BPNN dan GA yang telah dilakukan dapat dipercaya/validitas, maka perlu dilakukan uji konfirmasi dengan membandingkan hasil prediksi respon optimum dengan hasil respon eksperimen.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Penelitian Optimasi

Hasil dari penelitian optimasi menggunakan metode BPNN dan GA adalah mengoptimalkan kekuatan tarik dan impak material biokomposit. Material biokomposit yang berbentuk pelet dicetak menjadi spesimen uji tarik dan uji impak.

4.2. Hasil Proses Mesin Cetak Sistem Injeksi

Hasil proses cetak sistem injeksi adalah spesimen uji tarik berdasarkan standar pengujian ASTM D 638-03 tipe V dengan panjang spesimen 63,5 cm dan lebar spesimen 9,53 cm, sedangkan spesimen uji impak berdasarkan standar pengujian ASTM D 256-04 dengan panjang spesimen 63,5 cm dan lebar spesimen 12,7 cm. Hasil cetakan dapat dilihat pada Gambar 4.1 dan 4.2.



Gambar 4.1 Spesimen Pengujian Tarik ASTM D 638-03 tipe V



Gambar 4.2 Spesimen Pengujian Impak ASTM D 256-04

Spesimen uji tarik yang ditunjukkan pada Gambar 4.1 adalah standar uji tarik ASTM D 638-03 tipe V dengan luas penampang 10.176 mm². Pada pengujian ini, spesimen diberi beban gaya tarik searah sumbu secara terus

menerus hingga putus. Hasil yang diperoleh adalah nilai kekuatan tarik dan perubahan panjang spesimen (Δl).

Pada Gambar 4.2 ditunjukkan spesimen standar uji impak ASTM D256-04 dengan luas penampang spesimen 32.51 mm² dan bentuk takikan V. Pengujian impak pada penelitian ini menggunakan sudut awal 45⁰, panjang lengan bandul adalah 336.2 mm dan berat bandul 7.3575 N.

4.3. Data Hasil Eksperimen

Pelaksanaan eksperimen dilakukan dengan mengkombinasikan variabel parameter proses yang terdapat pada mesin cetak sistem injeksi. Parameter proses yang digunakan pada penelitian ini adalah *barrel temperature*, *injection pressure*, *holding pressure* dan *injection velocity*. Keempat parameter proses tersebut diduga memiliki pengaruh yang signifikan terhadap respon kekuatan tarik dan kekuatan impak material biokomposit.

Pengambilan data untuk respon kekuatan tarik dan kekuatan impak dilakukan replikasi sebanyak dua kali. Nilai kekuatan tarik dan impak hasil eksperimen dari uji spesimen material biokomposit ditunjukkan pada Tabel 4.1. (Sufyanto, 2016).

Tabel 4.1 Data Hasil Uji Spesimen Material Biokomposit

Barrel temperature (°C)	Injection pressure (Bar)	Holding pressure (Bar)	Injection velocity (mm/det)	Kekuatan Tarik (MPa)			Kekuatan Impak (KJ/m ²)		
				R ₁	R ₂	R ₃	R ₁	R ₂	R ₃
210	50	35	55	30.46	30.19	30.21	5.33	4.48	4.48
215	55	40	65	31.7	26.04	28.84	4.48	3.62	3.62
220	60	45	75	28.62	29.48	29.06	5.33	3.62	3.62
215	55	45	75	31.07	29.2	29.68	4.48	4.48	4.48
220	60	35	55	28.18	28.28	28.24	3.62	3.62	3.62
210	50	40	65	30.32	30.96	29.98	4.48	4.48	4.48
220	60	40	65	26.93	30.88	28.88	3.62	4.48	3.62
210	50	45	75	30.58	30.48	30.38	4.48	4.48	5.33
215	55	35	55	27.94	29.82	31.17	5.33	5.33	5.33
215	60	40	75	28.7	29.24	28.86	3.62	3.62	4.48
220	50	45	55	28.86	28.44	28.62	2.74	4.48	4.48
210	55	35	65	29.97	30.28	30.38	5.33	4.48	4.48

Tabel 4.1 Data Hasil Uji Spesimen Material Biokomposit (lanjutan)

Barrel temperature (°C)	Injection pressure (Bar)	Holding pressure (Bar)	Injection velocity (mm/det)	Kekuatan Tarik (MPa)			Kekuatan Impak (KJ/m ²)		
				R ₁	R ₂	R ₃	R ₁	R ₂	R ₃
220	50	35	65	29.77	29.3	29.52	5.33	5.33	3.62
210	55	40	75	30.58	30.16	30.38	4.48	5.3	5.3
215	60	45	55	28.41	27.52	27.98	2.74	2.74	2.74
210	55	45	55	30.58	30.3	30.38	4.48	4.48	5.33
215	60	35	65	28.81	28.76	28.77	4.48	3.62	3.62
220	50	40	75	30.54	29.63	31.03	5.33	5.33	4.48
220	55	45	65	28.28	27.65	27.98	3.62	3.62	3.62
210	60	35	75	30.58	30.32	30.38	4.48	4.48	5.33
215	50	40	55	31.03	30	30.24	5.33	4.48	4.48
210	60	40	55	30.58	30.58	30.38	4.48	4.48	3.62
215	50	45	65	28.34	27.45	28.12	2.74	2.74	2.74
220	55	35	75	30.03	30.74	30.5	5.33	4.48	4.48
215	50	35	75	28.17	29.63	28.77	4.48	4.48	4.48
220	55	40	55	30.88	29.58	30.18	5.33	6.16	4.48
210	60	45	65	28.28	27.65	27.98	3.62	3.62	3.62

Sumber: Data hasil eksperimen (Sufyanto, 2016).

Hasil uji spesimen material biokomposit pada Tabel 4.1 menunjukkan nilai kekuatan tarik dan impak yang bervariasi. Nilai uji tarik maksimum pada R₁ sebesar 31.7 MPa, R₂ sebesar 30,96 MPa dan R₃ sebesar 31.17 MPa. Nilai uji impak maksimum pada R₁ sebesar 5.33 KJ/m², R₁ sebesar 6.16 KJ/m² dan R₃ sebesar 5.33 KJ/m².

4.4 Pengolahan Data Untuk Optimasi Respon Menggunakan Metode Pelatihan BPNN dan Metode Optimasi GA

Proses pelatihan dengan menggunakan BPNN dan optimasi GA dilakukan dengan mengikuti diagram alir yang ditunjukkan pada Gambar 3.13

4.4.1 Pemasukkan Data BPNN

Data yang digunakan dalam pelatihan BPNN adalah data hasil eksperimen yang telah dilakukan, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.1. Data hasil

eksperimen ini terdiri dari data parameter proses mesin cetak sistem injeksi dan data hasil parameter respon yang disusun dalam bentuk matriks.

4.4.2 Preprocessing Data BPNN

Preprocessing dilakukan terhadap data eksperimen yang akan digunakan sebagai *input layer* (data parameter proses mesin cetak sistem injeksi) dan *output layer* (data parameter respon) pada pelatihan jaringan BPNN. Proses ini dilakukan untuk normalisasi data eksperimen yang memiliki satuan dan interval yang berbeda-beda menjadi data yang non-dimensional dengan interval diantara (-1, 1). Proses normalisasi bertujuan untuk menghasilkan data yang baik dan berkualitas (Yohanes, 2015). Fungsi “mapminmax” yang ada diperangkat lunak Matlab 2013 digunakan untuk melakukan *preprocessing* data pada pelatihan BPNN. Hasil normalisasi dari data eksperimen uji tarik dan uji impact spesimen biokomposit untuk setiap variabel parameter proses dan parameter respon ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Data Hasil *Preprocessing* pada Pelatihan BPNN

<i>Barrel temperature</i> ($^{\circ}C$)	<i>Injection pressure</i> (Bar)	<i>Holding pressure</i> (Bar)	<i>Injection velocity</i> (mm/det)	Kekuatan Tarik (MPa)	Kekuatan Impact (KJ/m ²)
-1	-1	-1	-1	0.5618	0.5146
0	0	0	0	1.0000	0.0175
1	1	1	1	-0.0883	0.5146
0	0	1	1	0.7774	0.0175
1	1	-1	-1	-0.2438	-0.4854
-1	-1	0	0	0.5124	0.0175
1	1	0	0	-0.6855	-0.4854
-1	-1	1	1	0.6042	0.0175
0	0	-1	-1	-0.3286	0.5146
0	1	0	1	-0.0601	-0.4854
1	-1	1	-1	-0.0035	-1.0000
-1	0	-1	0	0.3887	0.5146
1	-1	-1	0	0.3180	0.5146
-1	0	0	1	0.6042	0.0175
0	1	1	-1	-0.1625	-1.0000

Tabel 4.2 Data Hasil *Preprocessing* pada Pelatihan BPNN (lanjutan)

<i>Barrel temperature</i> ($^{\circ}\text{C}$)	<i>Injection pressure</i> (Bar)	<i>Holding pressure</i> (Bar)	<i>Injection velocity</i> (mm/det)	Kekuatan Tarik (MPa)	Kekuatan Impak (KJ/m ²)
-1	0	1	-1	0.6042	0.0175
0	1	-1	0	-0.0212	0.0175
1	-1	0	1	0.5901	0.5146
1	0	1	0	-0.2085	-0.4854
-1	1	-1	1	0.6042	0.0175
0	-1	0	-1	0.7633	0.5146
-1	1	0	-1	0.6042	0.0175
0	-1	1	0	-0.1873	-1.0000
1	0	-1	1	0.4099	0.5146
0	-1	-1	1	-0.2473	0.0175
1	0	0	-1	0.7102	0.5146
-1	1	1	0	-0.2085	-0.4854
-1	-1	-1	-1	0.4664	0.0175
0	0	0	0	-1.0000	-0.4854
1	1	1	1	0.2155	-0.4854
0	0	1	1	0.1166	0.0175
1	1	-1	-1	-0.2085	-0.4854
-1	-1	0	0	0.7385	0.0175
1	1	0	0	0.7102	0.0175
-1	-1	1	1	0.5689	0.0175
0	0	-1	-1	0.3357	0.5146
0	1	0	1	0.1307	-0.4854
1	-1	1	-1	-0.1519	0.0175
-1	0	-1	0	0.4982	0.0175
1	-1	-1	0	0.1519	0.5146
-1	0	0	1	0.4558	0.4971
0	1	1	-1	-0.4770	-1.0000
-1	0	1	-1	0.5053	0.0175
0	1	-1	0	-0.0389	-0.4854
1	-1	0	1	0.2686	0.5146
1	0	1	0	-0.4311	-0.4854
-1	1	-1	1	0.5124	0.0175
0	-1	0	-1	0.3993	0.0175
-1	1	0	-1	0.6042	0.0175
0	-1	1	0	-0.5018	-1.0000

Tabel 4.2 Data Hasil *Preprocessing* pada Pelatihan BPNN (lanjutan)

<i>Barrel temperature</i> (^o C)	<i>Injection pressure</i> (Bar)	<i>Holding pressure</i> (Bar)	<i>Injection velocity</i> (mm/det)	Kekuatan Tarik (MPa)	Kekuatan Impak (KJ/m2)
1	0	-1	1	0.6608	0.0175
0	-1	-1	1	0.2686	0.0175
1	0	0	-1	0.2509	1.0000
-1	1	1	0	-0.4311	-0.4854
-1	-1	-1	-1	0.4735	0.0175
0	0	0	0	-0.0106	-0.4854
1	1	1	1	0.0671	-0.4854
0	0	1	1	0.2862	0.0175
1	1	-1	-1	-0.2226	-0.4854
-1	-1	0	0	0.3922	0.0175
1	1	0	0	0.0035	-0.4854
-1	-1	1	1	0.5336	0.5146
0	0	-1	-1	0.8127	0.5146
0	1	0	1	-0.0035	0.0175
1	-1	1	-1	-0.0883	0.0175
-1	0	-1	0	0.5336	0.0175
1	-1	-1	0	0.2297	-0.4854
-1	0	0	1	0.5336	0.4971
0	1	1	-1	-0.3145	-1.0000
-1	0	1	-1	0.5336	0.5146
0	1	-1	0	-0.0353	-0.4854
1	-1	0	1	0.7633	0.0175
1	0	1	0	-0.3145	-0.4854
-1	1	-1	1	0.5336	0.5146
0	-1	0	-1	0.4841	0.0175
-1	1	0	-1	0.5336	-0.4854
0	-1	1	0	-0.2650	-1.0000
1	0	-1	1	0.5760	0.0175
0	-1	-1	1	-0.0353	0.0175
1	0	0	-1	0.4629	0.0175
-1	1	1	0	-0.3145	-0.4854

Sumber: Hasil perhitungan BPNN

Data hasil *preprocessing* pelatihan BPNN pada Tabel 4.2 menunjukkan data non-dimensional dengan nilai maksimal 1 dan nilai minimal -1. Fungsi aktivasi yang digunakan dalam proses *preprocessing* adalah fungsi “tansig”. Data hasil *preprocessing* akan digunakan sebagai data pelatihan BPNN dengan menambahkan nilai bobot dan bias secara random oleh Matlab.

4.4.3 Penentuan Jaringan BPNN

Dalam menentukan jaringan BPNN yang digunakan, perlu diperhatikan beberapa fungsi yang membentuk jaringan tersebut. Beberapa fungsi yang digunakan untuk mempercepat proses pelatihan dalam jaringan BPNN adalah fungsi aktivasi dan fungsi pelatihan. Fungsi aktivasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah “tansig”, sedangkan fungsi pelatihan adalah “trainrp”.

4.4.3.1 Jumlah Neuron pada Hidden Layer

Jumlah *neuron* pada masing-masing *hidden layer* ditentukan berdasarkan metode perhitungan tertentu, yaitu “ $n/2$ ”, “ $1n$ ”, “ $2n$ ”, dan “ $2n+1$ ”, dimana “ n ” adalah jumlah parameter proses penelitian (*input layer*) (Zain, 2010). Pada penelitian ini jumlah *neuron* pada *hidden layer* dibatasi hanya menggunakan 2 *hidden layer*. Jumlah *neuron* dalam setiap *hidden layer* adalah 2, 4, 8, dan 9, dan dibatasi hanya menggunakan 8 dan 9 *neuron*.

4.4.3.2 Inisialisasi Jaringan

Parameter inisialisasi jaringan yang digunakan dalam penelitian adalah fungsi aktivasi, yaitu “tansig” yang memiliki interval $[-1, 1]$ dan fungsi pelatihan, yaitu “trainrp”. Fungsi pelatihan *resilient backpropagation* (trainrp) adalah fungsi pelatihan yang paling cepat untuk algoritma *backpropagation* dan paling banyak direkomendasikan, walaupun memerlukan memori yang besar dalam proses pelatihan.

4.4.3.3 Bentuk Arsitektur Jaringan BPNN

Pada penelitian ini, parameter-parameter BPNN yang divariasikan dalam pengembangan arsitektur jaringan BPNN adalah jumlah *neuron* pada *hidden layer*

dan fungsi aktivasi. Hasil pelatihan jaringan arsitektur BPNN ditunjukkan pada Tabel 4.3 dan arsitektur jaringan BPNN ditunjukkan pada Gambar 4.3.

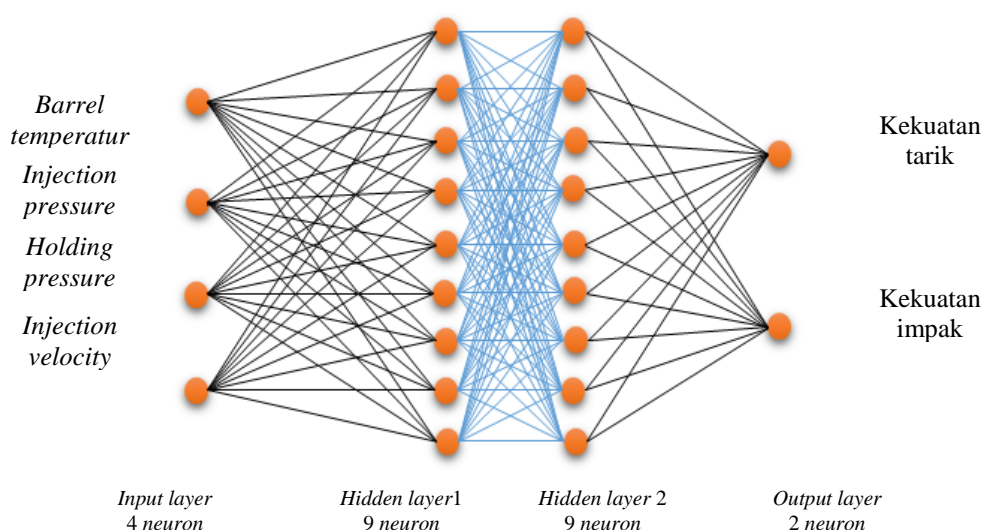
Tabel 4.3 Level Parameter BPNN yang Divariasikan

No	Kombinasi ke-	Hidden Layer	Jumlah neuron	Fungsi Aktivasi	Fungsi Training	Epoch			MSE		
						1	2	3	1	2	3
1	1	2	8	Tansig	Trainrp	67735	10075	24876	0.0607	0.0514	0.0505
2	2	2	8	Logsig	Trainrp	11416	6010	6010	0.0607	0.0505	0.0505
3	3	2	9	Tansig	Trainrp	5515	6946	12179	0.0528	0.0467	0.0569
4	4	2	9	Logsig	Trainrp	10875	11428	6203	0.0528	0.0508	0.0570

Sumber: Hasil perhitungan BPNN

Tabel 4.4 Rincian Model Arsitektur Jaringan BPNN

Parameter input layer	Hidden layer	Jumlah neuron	Data training	Data testing	Output layer
1. Barrel temperature 2. Injection pressure 3. Holding pressure 4. Injection velocity	2	9	65	16	1. Kekuatan tarik 2. Kekuatan impact



Gambar 4.3 Arsitektur jaringan BPNN

Hasil pelatihan jaringan arsitektur BPNN yang ditunjukkan pada Tabel 4.3 menyatakan bahwa nilai MSE terkecil adalah bernilai 0.0442 dan dihasilkan oleh kombinasi ke 3. Rincian model arsitektur BPNN yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 4.4. Bentuk arsitektur tersebut memiliki kombinasi jaringan arsitektur 4-9-9-2. Jaringan arsitektur 4-9-9-2 memiliki arti bahwa jaringan mempunyai 4

neuron pada *input layer*, 2 *hidden layer* dengan 9 buah *neuron*, dan 2 *neuron* pada *output layer* seperti ditunjukkan pada Gambar 4.3.

4.4.3.4 Kriteria Pemberhentian

Pelatihan BPNN akan berhenti jika salah satu persyaratan dari kriteria pemberhentian dipenuhi. Kriteria pemberhentian yang digunakan adalah sebagai berikut (Matlab, 2013):

1. Jumlah *epoch* maksimum.
2. Waktu iterasi maksimum.
3. Nilai performa maksimum peramalan BPNN.
4. Nilai gradien maksimum
5. Jumlah *epoch* validasi maksimum

4.4.3.5 Inisialisasi Nilai Bobot dan Bias

Setiap kali membentuk jaringan *backpropagation*, Matlab akan memberi nilai bobot dan bias awal dengan bilangan acak kecil. Nilai bobot dan bias ini akan berubah setiap terjadi perubahan bentuk jaringan. Inisialisasi nilai bobot dan bias yang tercantum pada *net.IW*, *net.LW* dan *net.b*, dipilih secara random. Nilai bobot dan bias dapat ditentukan sebagai berikut:

- *net.IW{1,1}* digunakan untuk menunjukkan nilai bobot dari *input layer* ke *hidden layer 1*.
- *net.LW{2,1}* digunakan untuk menunjukkan nilai bobot dari *hidden layer 1* ke *hidden layer 2*
- *net.LW{3,2}* digunakan untuk menunjukkan nilai bobot dari *hidden layer 2* ke *output layer*.
- *net.b{1}* digunakan untuk menunjukkan nilai bias dari *input layer* ke *hidden layer 1*.
- *net.b{2}* digunakan untuk menunjukkan nilai bias dari *hidden layer 1* ke *hidden layer 2*
- *net.b{3}* digunakan untuk menunjukkan nilai bias dari *hidden layer 2* ke *output layer*.

4.4.3.6 Persentase Data *Training* dan Data *Testing*

Proses pelatihan data dalam BPNN terdiri atas data *training*, data *testing*, dan data validasi. Perbandingan jumlah data yang digunakan untuk *training*, *testing* dan validasi secara default dalam perangkat lunak adalah 60% : 20% : 20%. Pada penelitian ini menggunakan perbandingan data *training* dan data *testing* sebesar 80% : 20%. Pengaturan yang dilakukan pada perangkat lunak adalah sebagai berikut:

- `net.divideParam.trainRatio = 80/100`
- `net.divideParam.testRatio = 20/100`

Tabel 4.5 Data *Training* dan *Testing* yang Dipilih Secara Acak

Jenis data	Data ke-
<i>Training</i>	1, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 15, 16, 17, 18, 20, 21, 22, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 35, 36, 37, 38, 40, 41, 42, 43, 45, 46, 47, 48, 50, 51, 52, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 59, 61, 62, 63, 64, 65, 66, 69, 70, 71, 72, 73, 75, 77, 78, 79, 80, 81
<i>Testing</i>	2, 3, 11, 14, 19, 23, 33, 34, 39, 44, 49, 60, 67, 68, 74, 76

Data eksperimen yang digunakan untuk melakukan pelatihan BPNN berjumlah 81. Dengan demikian 65 data digunakan untuk *training*, 16 data digunakan untuk *testing*. Penentuan data *training* dan data *testing* tersebut dilakukan secara acak/random oleh perangkat lunak, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.5.

4.4.3.7 Laju Pembelajaran Jaringan BPNN

Laju pembelajaran (*learning rate*) secara *default* ditentukan dalam perangkat lunak adalah sebesar 0.01. Penentuan nilai laju pembelajaran yang besar dapat mempercepat proses pelatihan, namun dapat mengakibatkan ketidakstabilan algoritma. Sebaliknya, semakin kecil nilai laju pembelajaran yang digunakan akan memperlambat proses pelatihan, tetapi algoritma menjadi lebih stabil. Laju pembelajaran yang digunakan pada penelitian ini adalah sebesar 0,1 untuk semua kombinasi parameter jaringan BPNN yang dilatih.

4.4.3.8 Nilai Bobot dan Bias

Nilai bobot dan bias hasil proses pelatihan BPNN dari *input layer* ke *hidden layer 1*, *hidden layer 1* ke *hidden layer 2*, dan dari *hidden layer 2* ke *output layer* dapat ditunjukkan pada Tabel 4.6, Tabel 4.7, dan Tabel 4.8.

Tabel 4.6 Nilai Bobot dan Bias dari *Input Layer* ke *Hidden Layer 1*

Neuron	Nilai bobot				Bias
	1	2	3	4	
1	1.9704	-2.2169	0.2771	-2.1628	-1.0602
2	-0.3933	-0.2921	0.0922	-2.0395	-1.9866
3	-0.6870	-1.4666	2.9850	1.7751	1.1255
4	1.5466	-0.7066	0.2987	2.1275	-0.2341
5	0.7810	-0.5362	-0.7494	0.4741	0.0154
6	-0.5619	-1.4784	1.0752	-2.3181	-0.5097
7	0.2454	1.1453	1.0541	-2.5656	1.5082
8	-1.0648	3.4292	-0.8523	-0.8096	-1.8445
9	-1.5592	-0.3945	-0.1496	2.1382	-2.8936

Sumber: Hasil perhitungan BPNN

Nilai bobot yang diperoleh antara *input layer* dan *hidden layer 1* adalah nilai bobot garis antara 4 *neuron* pada *input layer* dengan 9 *neuron* pada *hidden layer 1*. Jumlah keseluruhan nilai bobot ini adalah 36 dan nilai bias berjumlah 9.

Tabel 4.7 Nilai Bobot dan Bias dari *Hidden Layer 1* ke *Hiden Layer 2*

Neuron	Nilai bobot									Bias
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
1	-0.9509	0.5029	-0.7484	-0.6834	0.0619	-1.5898	-0.1225	-2.1128	0.3786	1.8595
2	-1.0026	-0.5531	0.4679	0.1803	-1.9513	0.6945	-0.5324	-0.3352	0.1089	1.2036
3	-0.7604	0.8220	0.0300	0.9586	-0.1636	-0.8824	-0.2721	-0.0650	0.3961	0.7058
4	0.5632	-0.7227	-0.1928	-0.6961	-0.0470	1.2231	0.2646	0.3089	-0.7638	-0.6352
5	0.7918	-0.2283	-0.6003	-0.4869	-1.1845	-0.2029	-0.5525	-0.9693	-0.1181	-0.0477
6	0.2129	-0.5010	0.1437	1.2654	0.7693	-1.4721	0.3706	-0.0318	0.6657	0.8033
7	-0.0081	0.9466	-0.6481	1.1614	-0.1572	0.8025	0.1702	0.9585	1.1413	-0.9606
8	0.2658	-0.9083	0.4200	-0.1964	-0.5109	0.6205	-0.5513	-1.2767	-0.1364	1.3314
9	-0.4020	0.8893	0.7916	0.3072	0.2880	-0.4410	-1.0742	0.8814	0.8772	-1.9627

Sumber: Hasil perhitungan BPNN

Nilai bobot yang diperoleh antara *hidden layer* 1 dan *hidden layer* 2 adalah nilai bobot garis antara 9 *neuron* pada *input layer* dengan 9 *neuron* pada *hidden layer* 1. Jumlah keseluruhan nilai bobot ini adalah 81 dan nilai bias berjumlah 9.

Tabel 4.8 Nilai Bobot dan Bias dari *Hiden Layer* ke *Output Layer*

Neuron	Nilai bobot									Bias
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
1	0.0057	0.2613	-0.2543	-1.0489	0.7104	-0.5602	-0.2072	-0.7339	-0.7940	-0.117
2	0.4262	-0.3306	0.8210	0.4469	0.2476	-0.2789	0.5906	0.2852	0.3490	0.5172

Sumber: Hasil perhitungan BPNN

Nilai bobot yang diperoleh antara *hidden layer* 1 dan *hidden layer* 2 adalah nilai bobot garis antara 9 *neuron* pada *input layer* 2 dengan 2 *neuron* pada *output layer*. Jumlah keseluruhan nilai bobot ini adalah 18 dan nilai bias berjumlah 2.

4.4.4 Pelatihan Jaringan BPNN

Pelatihan jaringan BPNN dalam Matlab dilakukan secara berkelompok. Semua pola data dimasukkan terlebih dahulu, kemudian baru diberi nilai bobot dan bias secara random. Perubahan nilai bobot dan bias dilakukan secara berkelanjutan hingga salah satu *stopping criteria* tercapai. Dalam pelatihan berkelompok, semua data masukkan harus diletakkan dalam sebuah matriks. Pelatihan jaringan BPNN merupakan perhitungan numerik untuk memprediksi nilai *output*. Perhitungan numerik pada data *input* pelatihan BPNN yang terkoreksi oleh pengaturan parameter BPNN digunakan untuk memprediksi nilai *output* hasil pelatihan BPNN.

Fungsi aktivasi “tansig” digunakan untuk melakukan inisialisasi pada *hidden layer*. Fungsi aktivasi ini berupa fungsi sigmoid bipolar yang memiliki range [-1, 1]. Fungsi aktivasi “purelin” (fungsi identitas) digunakan untuk melakukan inisialisasi pada *output layer*.

Fungsi *resilient backpropagation* (trainrp) digunakan untuk mempercepat proses pelatihan jaringan BPNN. Fungsi ini merupakan fungsi pelatihan jaringan yang melakukan pembaruan (*update*) terhadap nilai-nilai bobot dan bias selama proses pelatihan jaringan BPNN.

4.4.5 Hasil BPNN

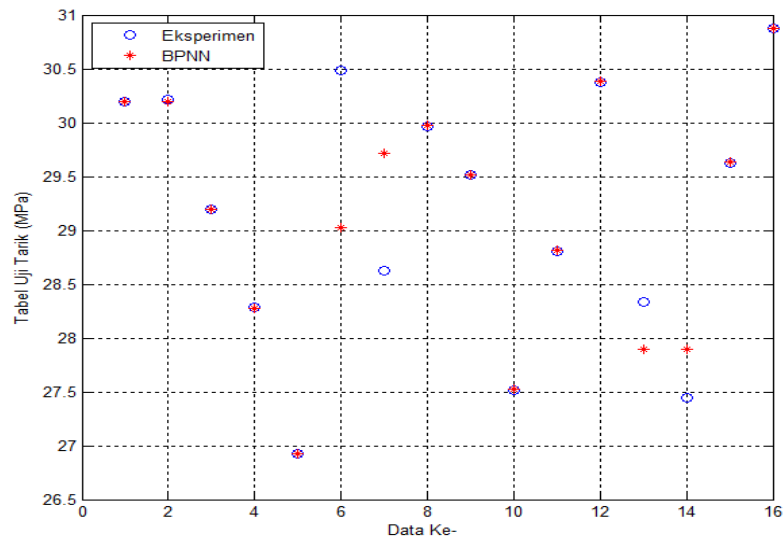
Proses pelatihan jaringan BPNN akan berhenti pada saat salah satu dari kriteria pemberhentian tercapai. Kriteria pemberhentian yang tercapai pada penelitian adalah waktu iterasi maksimum. Nilai waktu maksimum pelatihan adalah selama 3,2 menit. Hasil pelatihan jaringan BPNN diperoleh juga nilai gradien maksimum adalah sebesar $2,74 \times 10^{-16}$ dan nilai tersebut berada dibawah dari nilai gradien maksimum yang ditentukan, yaitu sebesar 1×10^{-20} .

Data hasil *testing* digunakan untuk melakukan pengujian terhadap hasil pelatihan BPNN. Hasil data *testing*, pelatihan dengan BPNN dan *error* (selisih antara hasil eksperimen dengan hasil BPNN) seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.6. Nilai MSE dari hasil pelatihan BPNN dengan menggunakan data *testing* adalah sebesar 0,0039.

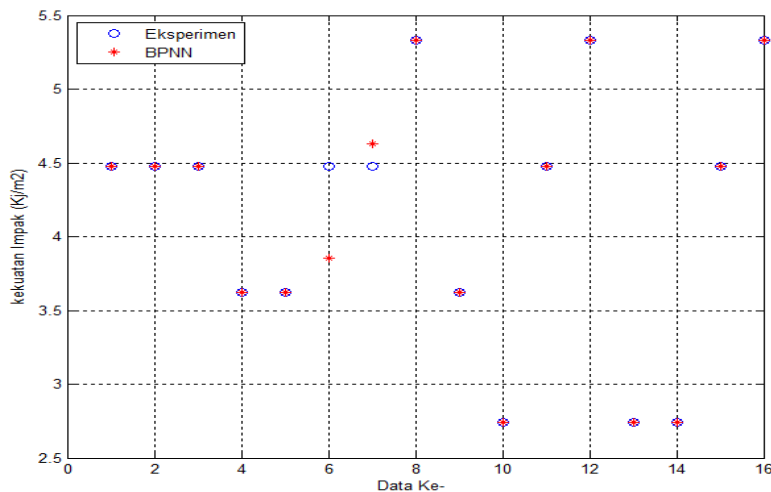
Tabel 4.9 Data *Testing* Kekuatan Tarik, Kekuatan Impak Hasil Eksperimen, Hasil Pelatihan dengan BPNN dan *Error* (selisih antara hasil eksperimen dengan hasil BPNN)

No	Kekuatan tarik (Mpa)			Kekuatan impak (kj/m ²)		
	Eksp.	BPNN	Error (%)	Eksp.	BPNN	Error (%)
2	30.19	30.19	0.00	4.48	4.48	0.00
3	30.21	30.19	0.07	4.48	4.48	0.00
11	29.2	29.20	0.00	4.48	4.48	0.00
14	28.28	28.28	0.00	3.62	3.62	0.00
19	26.93	26.93	0.00	3.62	3.62	0.00
23	30.48	29.03	4.76	4.48	3.86	13.84
33	28.62	29.71	3.81	4.48	4.63	3.35
34	29.97	29.97	0.00	5.33	5.33	0.00
39	29.52	29.52	0.00	3.62	3.62	0.00
44	27.52	27.52	0.00	2.74	2.74	0.00
49	28.81	28.81	0.00	4.48	4.48	0.00
60	30.38	30.38	0.00	5.33	5.33	0.00
67	28.34	27.89	1.59	2.74	2.74	0.00
68	27.45	27.89	1.60	2.74	2.74	0.00
74	29.63	29.63	0.00	4.48	4.48	0.00
76	30.88	30.88	0.00	5.33	5.33	0.00

Sumber: Hasil pengukuran dan *testing* BPNN



(a) Kekuatan Tarik Material Biokomposit



(b) Kekuatan Impak Material Biokomposit

Gambar 4.4. Grafik Data Eksperimen dan *Output Testing* BPNN untuk Respon (a) Kekuatan Tarik Material Biokomposit dan (b) Kekuatan Impak Material Biokomposit

Data eksperimen dan data hasil *testing* untuk respon kekuatan tarik dan kekuatan impak material biokomposit ditunjukkan pada Tabel 4.8 dan Gambar 4.4. Nilai *error* terbesar pada respon kekuatan tarik adalah sebesar 4.76%, dan pada respon kekuatan impak adalah sebesar 13.84%. Grafik data hasil pelatihan BPNN untuk respon kekuatan tarik dan kekuatan impak material biokomposit ditunjukkan pada Lampiran H.

4.4.6 Optimasi Parameter Respon Menggunakan Metode GA

Metode GA merupakan metode adaptive yang biasa digunakan untuk memecahkan suatu pencarian nilai dalam sebuah masalah optimasi. GA dapat digunakan untuk menentukan parameter-parameter proses mesin cetak sistem injeksi yang menghasilkan nilai respon optimum. Data yang digunakan pada proses optimasi GA adalah data hasil pelatihan dengan BPNN, sehingga kedua metode tersebut saling berhubungan. Proses optimasi GA dilakukan dengan mengikuti diagram alir yang ditunjukkan pada Gambar 3.13.

4.4.7 Penentuan Batas Atas dan Batas Bawah Parameter Proses

Nilai batas atas dan batas bawah dari parameter proses perlu ditentukan agar nilai optimum yang diperoleh dari proses optimasi dengan menggunakan metode GA tidak berada di luar interval parameter proses yang telah ditentukan. Nilai batas atas dan batas bawah dari parameter proses yang ingin dicapai ditunjukkan pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Nilai Batas Atas dan Batas Bawah Parameter Optimasi

Parameter	Batas		Interval
	Atas	Bawah	
<i>Barrel temperature</i> (°C)	220	210	10
<i>Injection pressure</i> (Bar)	60	50	10
<i>Holding pressure</i> (Bar)	45	35	10
<i>Injection velocity</i> (mm/det.)	75	55	20

4.4.8 Representase Kromosom

Kromosom adalah anggota dari suatu populasi yang berisikan informasi solusi terbaik dari sekian banyak alternative solusi masalah yang dihadapi. Untuk mendapat solusi terbaik, setiap generasi akan menghasilkan kromosom-kromosom yang baru, yang dibentuk dari generasi sebelumnya dengan menggunakan operator *crossover* dan mutasi. Representasi kromosom yang digunakan untuk GA pada penelitian ini adalah representasi permutasi. Dalam satu individu terdapat beberapa gen yang direpresentasikan dalam bentuk angka-angka. Setiap angka dalam setiap kromosom akan mewakili variabel parameter proses mesin cetak sistem injeksi. Satu kromosom atau susunan gen akan mewakili sebuah respon.

4.4.9 Penentuan Fungsi *Fitness*

Umumnya fungsi *fitness* digunakan untuk menentukan kondisi optimal parameter respon yang menjadi target. Program perangkat lunak optimasi GA yang dilakukan untuk mencari seting parameter *barrel temperature*, *injection pressure*, *holding pressure* dan *injection velocity* pada proses mesin cetak sistem injeksi agar menghasilkan kekuatan tarik dan kekuatan impak material biokomposit yang optimum ditunjukkan pada Lampiran I.2. Fungsi *fitness* untuk optimasi GA dari proses mesin cetak sistem injeksi menggunakan file INJEKSIfitness di bahasa pemrograman perangkat lunak.

4.4.10 Penentuan Opsi untuk Optimasi GA di Perangkat Lunak

Genetic algorithm options structure terdiri dari beberapa opsi untuk menyelesaikan optimasi GA. Opsi berupa fungsi “gaoptimset” dipilih untuk menjalankan langkah-langkah optimasi GA yang ditunjukkan pada Gambar 3.10, yaitu:

1. Inisial populasi yang digunakan sebanyak 150.
2. Jumlah maksimum generasi optimasi GA sebanyak 20.
3. Proses seleksi menggunakan fungsi *Roulette Wheel*.
4. Proses *crossover* (penyilangan) menggunakan probabilitas *crossover* sebesar 0,6.
5. Proses mutasi menggunakan probabilitas *migration* sebesar 0,4.
6. Perhitungan nilai *fitness*.
7. Pemilihan individu orangtua.
8. Pemilihan individu *offspring*.
9. Penetapan 2 individu terbaik menggunakan pemilihan individu orang tua atau *offspring* yang memiliki nilai *fitness* terbesar.
10. Pembentukan populasi baru dengan jumlah individu yang dipakai pada generasi berikutnya adalah sebanyak 50.
11. Kriteria pemeriksaan tercapai tidaknya generasi maksimum adalah sebesar 1×10^{-08} .

4.4.11 Hasil Optimasi GA

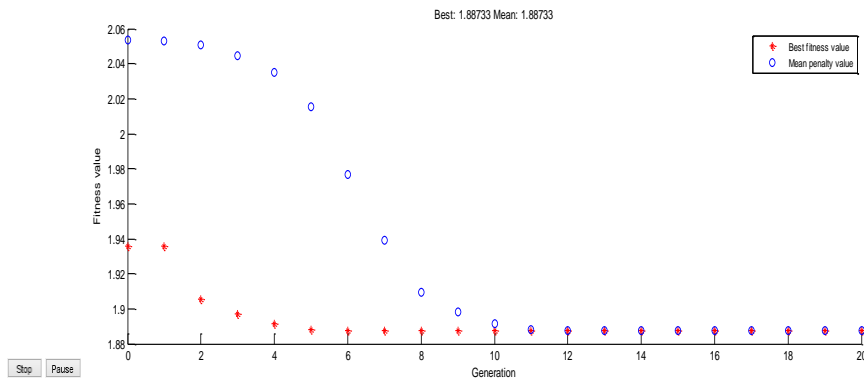
Proses optimasi GA dilakukan beberapa kali sehingga diperoleh hasil seting parameter yang paling optimal. Perubahan seting tersebut dilakukan pada parameter jumlah populasi, probabilitas mutasi, dan probabilitas *crossover*. Hal ini dilakukan untuk mendapatkan nilai *fitness* dari fungsi *fitness* yang paling baik berdasarkan nilai rata-rata dari respon kekuatan tarik dan kekuatan impak dari material biokomposit yang optimum. Nilai dari fungsi *fitness* yang paling minimum menunjukkan bahwa hasil respon proses mesin cetak sistem injeksi yang lebih baik dari hasil eksperimen awal.

Optimasi GA memiliki beberapa *stopping criteria* untuk menghentikan proses program yang sedang berlangsung. Adapun *stopping criteria* untuk menghentikan program GA, yaitu jumlah generasi maksimum dan nilai *fitness* terbaik optimum telah tercapai. Jumlah generasi maksimum tercapai pada nilai *fitness* 1.8873. Seting optimum parameter *barrel temperature*, *injection pressure*, *holding pressure* dan *injection velocity* pada proses mesin cetak sistem injeksi dengan menggunakan metode BPPN dan GA ditunjukkan pada Tabel 4. 11.

Tabel 4.11 Seting Optimum Parameter *Barrel Temperature*, *Injection Pressure*, *Holding Pressure* dan *Injection Velocity* pada Proses Mesin Cetak Sistem Injeksi Menggunakan Metode Optimasi GA

Parameter	Kombinasi Optimum
<i>Barrel temperature</i> ($^{\circ}\text{C}$)	217
<i>Injection pressure</i> (Bar)	55
<i>Holding pressure</i> (Bar)	41
<i>Injection velocity</i> (mm/det.)	65

Sumber: Hasil optimasi BPNN dan GA



Gambar 4.5 Grafik Generasi Terhadap Nilai *Fitness* pada GA

4.5 Eksperimen Konfirmasi

Eksperimen dilakukan dengan menggunakan seting parameter proses optimum yang dihasilkan dari GA. Hal ini bertujuan untuk membandingkan nilai respon seting parameter proses dari GA dengan nilai respon hasil eksperimen. Kombinasi seting parameter proses optimum dan nilai respon dari GA ditunjukkan pada tabel 4.12.

Tabel 4.12 Kombinasi Seting Parameter Proses Optimum dan Respon dari GA

Parameter Proses	Kombinasi Optimasi GA	Respon GA	
		Kekuatan Tarik (T)	Kekuatan Impak (I)
Barrel temperature	217	32.9891	5.0973
Injection pressure	55		
Holding pressure	41		
Injection velocity	65		

Eksperimen dengan menggunakan seting parameter proses optimum dari GA dilakukan replikasi sebanyak 5 kali pada mesin *injection molding* HAITIAN-MA900/260e. Data hasil respon eksperimen ditunjukkan pada tabel 4.13.

Tabel 4.13 Data Respon Eksperimen

Kombinasi parameter optimum GA	Replikasi ke-	Respon	
		Kekuatan Tarik (t_n) (MPa)	Kekuatan Impak (i_n) (Kj/m^2)
Barrel temperature (217 ⁰ C) Injection pressure (55 Bar) Holding pressure (41 Bar) Injection velocity (65 mm/det)	1	31.22	5.33
	2	34.50	5.33
	3	32.67	4.48
	4	32.77	5.33
	5	31.61	4.48

Untuk mengetahui perbandingan antara nilai respon dari GA dengan nilai respon dari eksperimen, maka dilakukan validasi secara statistik dengan menggunakan uji rata-rata *one sample t-test*. Pengujian ini bertujuan untuk menguji apakah data respon hasil eksperimen sesuai atau sama dengan data respon dari GA.

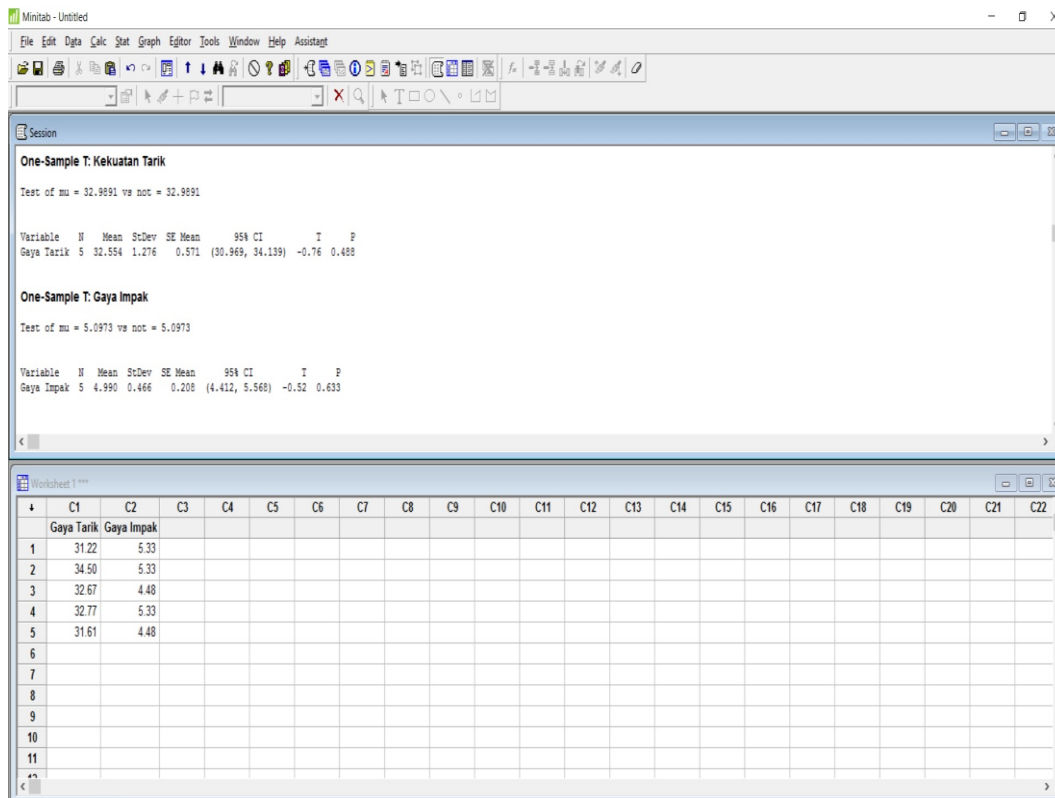
4.5.1 Hipotesis pengujian *one sample t-test* untuk kekuatan tarik

- $H_0 : \mu_T = 32,98$
 $H_1 : \mu_T \neq 32,98$
- Kriteria penolakan adalah:
Tolak H_0 , jika nilai $P_{value} < \alpha$, dengan $\alpha = 0,05$
- Hasil: $P_{value} = 0,48$
- Kesimpulan: $P_{value} = 0,48 > 0,05$, H_0 gagal ditolak yang berarti nilai rata-rata kekuatan tarik hasil eksperimen konfirmasi sama dengan nilai kekuatan tarik hasil prediksi.

4.5.2 Hipotesis pengujian *one sample t-test* untuk kekuatan impact

- $H_0 : \mu_I = 5,09$
 $H_1 : \mu_I \neq 5,09$
- Kriteria penolakan adalah:
Tolak H_0 , jika nilai $P_{value} < \alpha$, dengan $\alpha = 0,05$
- Hasil: $P_{value} = 0,63$
- Kesimpulan: $P_{value} = 0,63 > 0,05$, H_0 gagal ditolak yang berarti nilai rata-rata kekuatan impact hasil eksperimen konfirmasi sama dengan nilai kekuatan impact hasil prediksi.

Hasil pengujian *one sample t-test* menggunakan Minitab untuk kekuatan tarik dan kekuatan impact ditunjukkan pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Hasil Perhitungan *one sample t-test* untuk Kekuatan Tarik dan Impact

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Hasil optimasi dan eksperimen konfirmasi yang dilakukan pada parameter respon kekuatan tarik dan kekuatan impact spesimen hasil proses cetak sistem injeksi menggunakan BPNN-GA dapat dijelaskan sebagai berikut:

- a) Bentuk arsitektur jaringan BPNN yang digunakan adalah arsitektur jaringan BPNN 4-9-9-2, yang terdiri dari 4 *neuron* pada *input layer*, 9 *neuron* pada masing-masing *hidden layer* dan 2 *neuron* pada *output layer*. BPNN dilakukan dengan fungsi aktivasi “tansig” dan fungsi pelatihan “trainrp”.
- b) Hasil optimasi BPNN-GA untuk *setting* parameter proses yang menghasilkan nilai optimum pada kekuatan tarik dan kekuatan impact material biokomposit adalah *barrel temperature* sebesar 217 °C, *injection pressure* 55 Bar, *holding pressure* 41 Bar dan *injection velocity* 65 mm/det. Hasil uji eksperimen konfirmasi dengan menggunakan metode *one sample t-test* menunjukkan bahwa nilai rata-rata kekuatan tarik dan kekuatan impact hasil eksperimen konfirmasi sama dengan nilai kekuatan tarik dan impact hasil prediksi optimasi GA.

5.1 Saran

Beberapa saran yang dapat diberikan setelah melakukan penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a) Parameter proses mesin cetak sistem injeksi perlu diperhatikan untuk mendapatkan kekuatan tarik dan impact material biokomposit yang lebih optimal pada penelitian selanjutnya.
- b) Metode optimasi multirespon dalam penelitian ini menggunakan BPNN dan GA. Pada penelitian selanjutnya, dapat dilakukan sebuah studi untuk melakukan optimasi multirespon dengan menggunakan metode-metode optimasi yang lain sebagai perbandingan.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

Lampiran A

TABLE D-2 Three-Level Orthogonal Array Selection

OA	Number of three-level factors								
	1	2	3	4	5	6	7	8	
L9	4*		1	Not possible					
L18				1					
L27	4		2		1				

*Resolution number is a measure of the amount of confounding in a column; see Table D-1.

TABLE D-3 Two-Level Orthogonal Array Factor Assignment

OA	Number of factors	Use column nos.	Resolution number*
L4	1-2	1,2	4 high
	3	1-3	1 low
L8	1-3	1,2,4	4 high
	4	1,2,4,7	2
	5-7	1,2,4,7,(3,5,6)†	1 low
L12	1-11	1-11	1 low
L16	1-4	1,2,4,8	4 high
	5	1,2,4,8,15	3
	6-8	1,2,4,7,8,(11,13,14)	2
	9-15	1,2,4,7,8,11,13,14,(3,5,6,9,10,12,15)	1 low
L32	1-5	1,2,4,8,16	4 high
	6	1,2,4,8,16,31	3
	7-16	1,2,4,8,16,31,(7,11,13,14,19,21,22,25,26,28)	2
	17-31	1,2,4,7,8,11,13,14,16,19,21,22,25,26,28,31,(3,5,6,9,10,12,15,17,18,20,23,24,27,29,30)	1 low

*Resolution number is a measure of the amount of confounding in a column; see Table D-1.

†Column numbers in parentheses may be assigned in any order to achieve the indicated resolution; column numbers not in parentheses must be used first.

Sumber: Philip J. Ross, 2008

Lampiran B

TABLE D-4 Three-Level Orthogonal Array Factor Assignment

OA	Number of factors	Use column nos.	Resolution number*
L9	1-2	1,2	4 high
	3-4	(1,2,3,4)†	1 low
L18	1-8	1-8	1 low
L27	1-3	1,2,5	4 high
	4	1,2,5,(9,10,12,13)	2
	5-13	1,2,3,4,5,(6-13)	1 low

*Resolution number is a measure of the amount of confounding in a column; see Table D-1.

†Column numbers in parentheses may be assigned in any order to achieve the indicated resolution; column numbers not in parentheses must be used first.

TABLE D-5 Polynomial Decomposition

Coefficient	K = 2		K = 3		K = 4			K = 5			
	L		L	Q	L	Q	C	L	Q	C	F
W_1	-1		-1	1	-3	1	-1	-2	2	-1	1
W_2	1		0	-2	-1	-1	3	-1	-1	2	-4
W_3			1	1	1	-1	-3	0	-2	0	6
W_4					3	1	1	1	-1	-2	-4
W_5								2	2	1	1
W_T	2		2	6	20	4	20	10	14	10	70

$$SS_{A \text{ polynomial}} = \frac{(W_1 \times A_1 + \dots + W_K \times A_K)^2}{W_T \times R} = \text{Sum of squares}$$

NOTE: R = number of replications within a level (must be equal); L = linear; Q = quadratic; C = cubic; F = fourth.

Sumber: Philip J. Ross, 2008

Lampiran C

Table A-8. Orthogonal arrays (three-level, L_{27})*

CONDITION \ COLUMN	$L_{27}(3^{13})$												
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2
3	1	1	1	1	3	3	3	3	3	3	3	3	3
4	1	2	2	2	1	1	1	2	2	2	3	3	3
5	1	2	2	2	2	2	2	3	3	3	1	1	1
6	1	2	2	2	3	3	3	1	1	1	2	2	2
7	1	3	3	3	1	1	1	3	3	3	2	2	2
8	1	3	3	3	2	2	2	1	1	1	3	3	3
9	1	3	3	3	3	3	3	2	2	2	1	1	1
10	2	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
11	2	1	2	3	2	3	1	2	3	1	2	3	1
12	2	1	2	3	3	1	2	3	1	2	3	1	2
13	2	2	3	1	1	2	3	2	3	1	3	1	2
14	2	2	3	1	2	3	1	3	1	2	1	2	3
15	2	2	3	1	3	1	2	1	2	3	2	3	1
16	2	3	1	2	1	2	3	3	1	2	2	3	1
17	2	3	1	2	2	3	1	1	2	3	3	1	2
18	2	3	1	2	3	1	2	2	3	1	1	2	3
19	3	1	3	2	1	3	2	1	3	2	1	3	2
20	3	1	3	2	2	1	3	2	1	3	2	1	3
21	3	1	3	2	3	2	1	3	2	1	3	2	1
22	3	2	1	3	1	3	2	2	1	3	3	2	1
23	3	2	1	3	2	1	3	3	2	1	1	3	2
24	3	2	1	3	3	2	1	1	3	2	2	1	3
25	3	3	2	1	1	3	2	3	2	1	2	1	3
26	3	3	2	1	2	1	3	1	3	2	3	2	1
27	3	3	2	1	3	2	1	2	1	3	1	3	2

* Reprinted with permission of the American Supplier Institute, Inc.

Sumber: Ranjit K. Roy, 2010

Lampiran D

TABLE D-6 F Values (Continued)

	$F_{.05; \nu_1, \nu_2}$ 95% confidence ^{††}									
	Degrees of freedom for the numerator (ν_1)									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
12	4.75	3.89	3.49	3.26	3.11	3.00	2.91	2.85	2.80	2.75
13	4.67	3.81	3.41	3.18	3.03	2.92	2.83	2.77	2.71	2.67
14	4.60	3.74	3.34	3.11	2.96	2.85	2.76	2.70	2.65	2.60
15	4.54	3.68	3.29	3.06	2.90	2.79	2.71	2.64	2.59	2.54
16	4.49	3.63	3.24	3.01	2.85	2.74	2.66	2.59	2.54	2.49
17	4.45	3.59	3.20	2.96	2.81	2.70	2.61	2.55	2.49	2.45
18	4.41	3.55	3.16	2.93	2.77	2.66	2.58	2.51	2.46	2.41
19	4.38	3.52	3.13	2.90	2.74	2.63	2.54	2.48	2.42	2.38
20	4.35	3.49	3.10	2.87	2.71	2.60	2.51	2.45	2.39	2.35
21	4.32	3.47	3.07	2.82	2.68	2.57	2.49	2.42	2.37	2.32
22	4.30	3.44	3.05	2.84	2.66	2.55	2.46	2.40	2.34	2.30
23	4.28	3.42	3.03	2.80	2.64	2.53	2.44	2.37	2.32	2.27
24	4.26	3.40	3.01	2.78	2.62	2.51	2.42	2.36	2.30	2.25
25	4.24	3.39	2.99	2.76	2.60	2.49	2.40	2.34	2.28	2.24
26	4.23	3.37	2.98	2.74	2.59	2.47	2.39	2.32	2.27	2.22
27	4.21	3.35	2.96	2.73	2.57	2.46	2.37	2.31	2.25	2.20
28	4.20	3.34	2.95	2.71	2.56	2.45	2.36	2.29	2.24	2.19
29	4.18	3.33	2.93	2.70	2.55	2.43	2.35	2.28	2.22	2.18
30	4.17	3.32	2.92	2.69	2.53	2.42	2.33	2.27	2.21	2.16
32	4.15	3.29	2.90	2.67	2.51	2.40	2.31	2.24	2.19	2.14
34	4.13	3.28	2.88	2.65	2.49	2.38	2.29	2.23	2.17	2.12
36	4.11	3.26	2.87	2.63	2.48	2.36	2.28	2.21	2.15	2.11
38	4.10	3.24	2.85	2.62	2.46	2.35	2.26	2.19	2.14	2.09
40	4.08	3.23	2.84	2.61	2.45	2.34	2.25	2.18	2.12	2.08
42	4.07	3.22	2.83	2.59	2.44	2.32	2.24	2.16	2.11	2.06
44	4.06	3.21	2.82	2.58	2.43	2.31	2.23	2.16	2.10	2.05
46	4.05	3.20	2.81	2.57	2.42	2.30	2.22	2.15	2.09	2.04
48	4.04	3.19	2.80	2.57	2.41	2.29	2.21	2.14	2.08	2.03
50	4.03	3.18	2.79	2.56	2.40	2.29	2.20	2.13	2.07	2.03
55	4.02	3.16	2.77	2.54	2.38	2.27	2.18	2.11	2.06	2.01
60	4.00	3.15	2.76	2.53	2.37	2.25	2.17	2.10	2.04	1.99
65	3.99	3.14	2.75	2.51	2.36	2.24	2.15	2.08	2.03	1.98
70	3.98	3.13	2.74	2.50	2.35	2.23	2.14	2.07	2.02	1.97
80	3.96	3.11	2.73	2.49	2.33	2.21	2.13	2.06	2.00	1.95
90	3.95	3.10	2.71	2.47	2.32	2.20	2.11	2.04	1.99	1.94
100	3.94	3.09	2.70	2.46	2.31	2.19	2.10	2.03	1.97	1.93
125	3.92	3.07	2.68	2.44	2.29	2.17	2.08	2.01	1.96	1.91
150	3.90	3.08	2.66	2.43	2.27	2.16	2.07	2.00	1.94	1.89
200	3.89	3.04	2.65	2.42	2.26	2.14	2.06	1.98	1.93	1.88
300	3.87	3.03	2.63	2.40	2.24	2.13	2.04	1.97	1.91	1.86
500	3.86	3.01	2.62	2.39	2.23	2.12	2.03	1.96	1.90	1.85
1000	3.85	3.00	2.61	2.38	2.22	2.11	2.02	1.95	1.89	1.84
∞	3.84	3.00	2.60	2.37	2.21	2.10	2.01	1.94	1.88	1.83

Sumber: Philip J. Ross, 2008

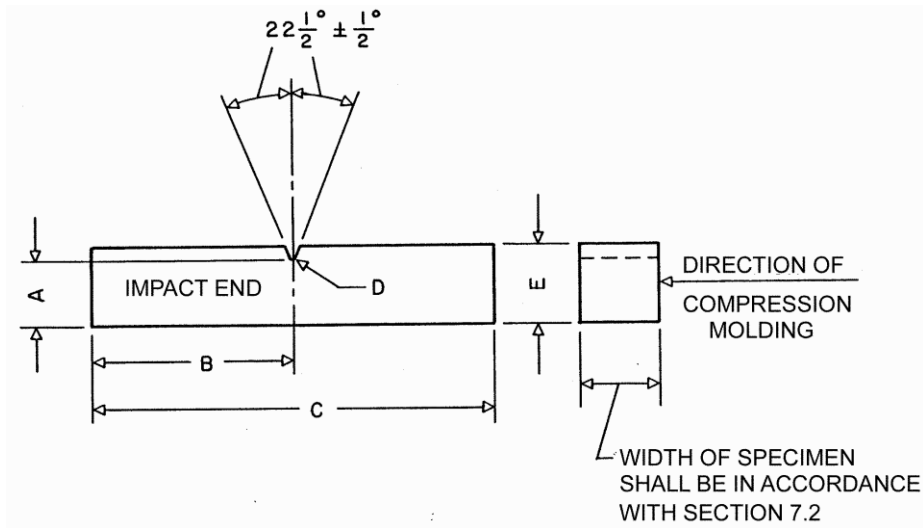
Lampiran E



Designation: D 256 – 04

Standard Test Methods for Determining the Izod Pendulum Impact Resistance of Plastics¹

This standard is issued under the fixed designation D 256; the number immediately following the designation indicates the year of original adoption or, in the case of revision, the year of last revision. A number in parentheses indicates the year of last reapproval. A superscript epsilon (ϵ) indicates an editorial change since the last revision or reapproval.



Lampiran F

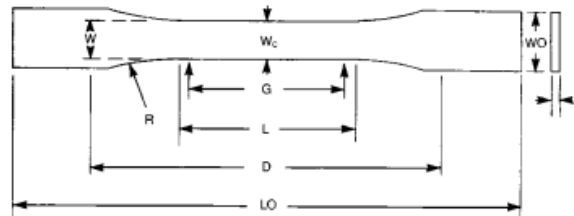


Designation: D 638 – 03

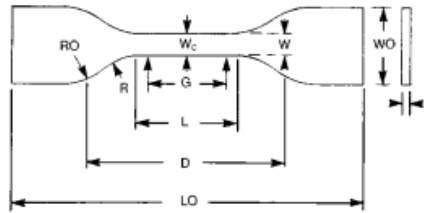
Standard Test Method for Tensile Properties of Plastics¹

This standard is issued under the fixed designation D 638; the number immediately following the designation indicates the year of original adoption or, in the case of revision, the year of last revision. A number in parentheses indicates the year of last reappraisal. A superscript epsilon (ϵ) indicates an editorial change since the last revision or reappraisal.

ASTM D 638 – 03



TYPES I, II, III & V



TYPE IV

Specimen Dimensions for Thickness, T , mm [in.]^A

Dimensions (see drawings)	7 [0.28] or under		Over 7 to 14 [0.28 to 0.55], incl		4 [0.16] or under		Tolerances
	Type I	Type II	Type III	Type IV ^B	Type V ^{C,D}		
W —Width of narrow section ^{E,F}	13 [0.50]	6 [0.25]	19 [0.75]	6 [0.25]	3.18 [0.125]	± 0.5 [± 0.02] ^{A,C}	
L —Length of narrow section	57 [2.25]	57 [2.25]	57 [2.25]	33 [1.30]	9.53 [0.375]	± 0.5 [± 0.02] ^C	
WO —Width overall, min ^G	19 [0.75]	19 [0.75]	29 [1.13]	19 [0.75]	...	+ 6.4 [+ 0.25]	
WO —Width overall, min ^H	9.53 [0.375]	+ 3.18 [+ 0.125]	
LO —Length overall, min ^H	165 [6.5]	183 [7.2]	246 [9.7]	115 [4.5]	63.5 [2.5]	no max [no max]	
G —Gage length ^I	50 [2.00]	50 [2.00]	50 [2.00]	...	7.62 [0.300]	± 0.25 [± 0.010] ^C	
G —Gage length ^J	25 [1.00]	...	± 0.13 [± 0.005]	
D —Distance between grips	115 [4.5]	135 [5.3]	115 [4.5]	65 [2.5] ^J	25.4 [1.0]	± 5 [± 0.2]	
R —Radius of fillet	76 [3.00]	76 [3.00]	76 [3.00]	14 [0.56]	12.7 [0.5]	± 1 [± 0.04] ^C	
RO —Outer radius (Type IV)	25 [1.00]	...	± 1 [± 0.04]	

^A Thickness, T , shall be 3.2 ± 0.4 mm [0.13 ± 0.02 in.] for all types of molded specimens, and for other Types I and II specimens where possible. If specimens are machined from sheets or plates, thickness, T , may be the thickness of the sheet or plate provided this does not exceed the range stated for the intended specimen type. For sheets of nominal thickness greater than 14 mm [0.55 in.] the specimens shall be machined to 14 ± 0.4 mm [0.55 ± 0.02 in.] in thickness, for use with the Type III specimen. For sheets of nominal thickness between 14 and 51 mm [0.55 and 2 in.] approximately equal amounts shall be machined from each surface. For thicker sheets both surfaces of the specimen shall be machined, and the location of the specimen with reference to the original thickness of the sheet shall be noted. Tolerances on thickness less than 14 mm [0.55 in.] shall be those standard for the grade of material tested.

^B For the Type IV specimen, the internal width of the narrow section of the die shall be 6.00 ± 0.05 mm [0.250 ± 0.002 in.]. The dimensions are essentially those of Die C in Test Methods D 412.

^C The Type V specimen shall be machined or die cut to the dimensions shown, or molded in a mold whose cavity has these dimensions. The dimensions shall be:

- $W = 3.18 \pm 0.03$ mm [0.125 ± 0.001 in.],
- $L = 9.53 \pm 0.08$ mm [0.375 ± 0.003 in.],
- $G = 7.62 \pm 0.02$ mm [0.300 ± 0.001 in.], and
- $R = 12.7 \pm 0.08$ mm [0.500 ± 0.003 in.].

The other tolerances are those in the table.

^D Supporting data on the introduction of the L specimen of Test Method D 1822 as the Type V specimen are available from ASTM Headquarters. Request RR-D20-1038.

^E The width at the center W_c shall be $+0.00$ mm, -0.10 mm [$+0.000$ in., -0.004 in.] compared with width W at other parts of the reduced section. Any reduction in W at the center shall be gradual, equally on each side so that no abrupt changes in dimension result.

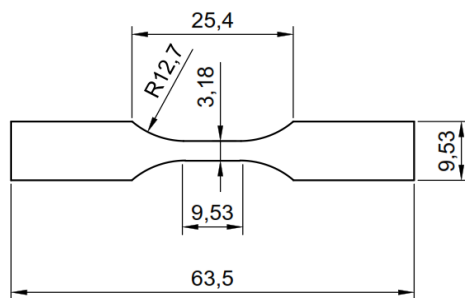
^F For molded specimens, a draft of not over 0.13 mm [0.005 in.] may be allowed for either Type I or II specimens 3.2 mm [0.13 in.] in thickness, and this should be taken into account when calculating width of the specimen. Thus a typical section of a molded Type I specimen, having the maximum allowable draft, could be as follows:

- ^G Overall widths greater than the minimum indicated may be desirable for some materials in order to avoid breaking in the grips.
- ^H Overall lengths greater than the minimum indicated may be desirable either to avoid breaking in the grips or to satisfy special test requirements.
- ^I Test marks or initial extensometer span.
- ^J When self-tightening grips are used, for highly extensible polymers, the distance between grips will depend upon the types of grips used and may not be critical if maintained uniform once chosen.

Lampiran G1

Data penelitian: Hasil pengujian tarik

Replikasi ke-	F [kgf]	F [N]	Kekuatan tarik(σ) [N/mm ²]
1	32.4	317.74	31.22
2	34.0	333.43	32.77
3	35.8	351.08	34.50
4	33.9	332.45	32.67
5	32.8	321.66	31.61



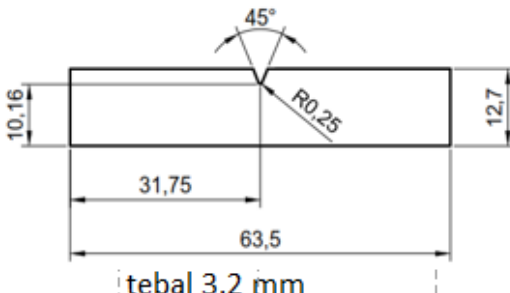
Tebal 3.2 mm

Luas Penampang: 3.2mm x 3.18mm = 10.176 mm²

Lampiran G2

Data penelitian: Hasil pengujian impact

Sudut awal (α)	Spesi men ke-	Sudut akhir (β)	$\cos \alpha$	$\cos \beta$	ΔE [J]	Kekuatan impact [KJ/m ²]
45	1	39	0.7071	0.7771	173.2483	5.33
	2	39	0.7071	0.7771	173.2483	5.33
	3	40	0.7071	0.7660	145.7877	4.48
	4	39	0.7071	0.7771	173.2483	5.33
	5	40	0.7071	0.7660	145.7877	4.48

gravitasi (g)	9.81 m/s ²	
Massa bandul (m)	0.75 kg	
Weight (w)	7.3575 N	
panjang lengan (l)	336.2 mm	
Luas penampang (A)	32.512 mm ²	

Contoh perhitungan kombinasi 1 pada replikasi 1:

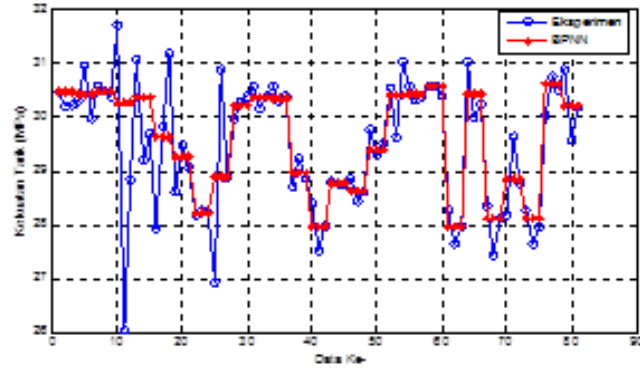
$$IS = \frac{wl(\cos\beta - \cos\alpha)}{A}$$

Is = Kekuatan tarik

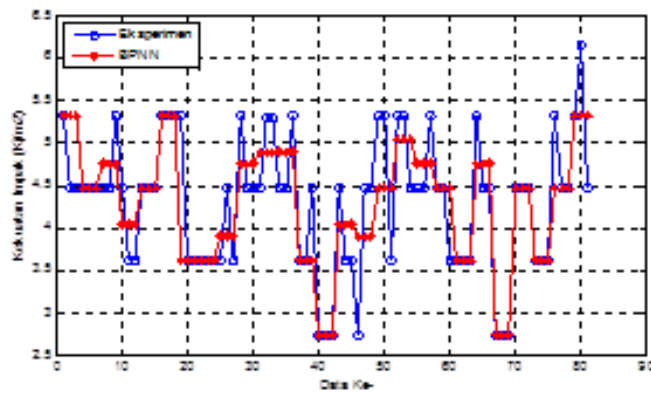
$$= \frac{7.3575 * 336.2 * (\cos 39 - \cos 45)}{32.512}$$

$$IS = 5,33 \text{ KJ/m}^2$$

Lampiran H



(a) Kekuatan Tarik



(b) Kekuatan Impak

Gambar H Grafik Data Eksperimen dan *Output* Pelatihan pada Respon (a) Kekuatan Tarik dan (b) Kekuatan Impak

Lampiran I

Bahasa pemrograman metode pelatihan dengan BPNN dan optimasi GA pada perangkat lunak adalah sebagai berikut:

```
clc, clear, close all;

global net neuron1 neuron2

input = xlsread('Data.xlsx',2,'B4:E84');%Data input dari file
Microsoft Excel, nama file Data.
respon = xlsread('Data.xlsx',2,'F4:G84');%Data respon dari file
Microsoft Excel, nama file Data.

p=input';%Data input berupa matrik kolom diubah ke matrik baris
t=respon';%Data respon berupa matrik kolom diubah ke matrik baris

[pn,ps]=mapminmax (p);%Proses normalisasi data input
[tn,ts]=mapminmax (t);%proses normalisasi data respon

xn= 4; % jumlah parameter proses
neuron1= 9;% Hidden layer 1
neuron2= 9;%Hidden layer 2
yn = 2;% output layer

%Jaringan BPNN
net = newff(minmax(pn),tn,[neuron1
neuron2]',{'tansig','tansig','purelin'},'trainrp');

%kriteria pemberhentian
net.trainParam.epochs = 100000;
net.trainParam.time = 200;
net.trainParam.goal=1e-2;
net.trainParam.min_grad = 1e-20;
net.trainParam.max_fail = 10;

%inisialisasi nilai bobot dan bias
net = init(net);

%Data pelatihan BPNN
net.divideParam.TrainRatio = 80/100;
net.divideParam.valRatio = 0/100;
net.divideParam.testRatio = 20/100;

%Laju pembelajaran
net.trainParam.lr=0.01; % learning Rate
net.trainParam.show= 10;

%Perubahan bobot dan bias
net.trainParam.delt_inc = 1.2;
net.trainParam.delt_dec = 0.5;
net.trainParam.delta0 =0.05;
```

```

net.trainParam.deltamax = 30.0;

% Pelatihan Jaringan BPNN
[net, tr] = train(net, pn, tn);

%Menghitung Output BPNN
yn = sim(net,pn);
%Repreprocessing data BPNN
y = mapminmax ('reverse',yn,ts);
output =y';

% Grafik data eksperimen dan data output pelatihan BPNN
% (a) Kekuatan Tarik

subplot(2,2,1)
plot([1:size(p',1)]', respon(:,1), '-bo',
[1:size(p',1)]',output(:,1), '-r*')
legend('Eksperimen' , 'BPNN',2)
grid on
xlabel ('Data Ke- ');
ylabel ('Kekuatan Tarik (MPa)');

% (Kekuatan Impak)
subplot (2,2,2)
plot ([1:size(p',1)]',respon(:,2), '-bo', [1:size(p',1)]', output
(:,2), '-r*')
legend('Eksperimen', 'BPNN',2)
grid on
xlabel ('Data Ke- ');
ylabel ('kekuatan Impak (Kj/m2)')
%
% menentukan batas atas dan batas bawah untuk dioptimasi
lb= [210 50 35 55];
ub =[220 60 45 75];

% menentukan opsi optimasi GA
options =gaoptimset(...
'PopulationSize',150,...
'Generations',20,...
'EliteCount',50,...
'ParetoFraction',0.8,...
'CrossoverFraction',0.6,...
'MigrationFraction',0.4,...
'TolFun', 1e-8,.....
'PlotFcn',{@gaplotbestf});

% 'MutationFcn',{@mutationadaptfeasible,
0.01},'MigrationInterval',20,'InitialScores' ,[0.4 0.4 0.4],
'PlotFcn',{@gaplotpareto,@gaplotscorediversity});
rng(0, 'twister');

% menganalisis nilai maksimum pelatihan GA
[xbest,fbest,exitflag] = ga(@INJEKSIfitness,4,[],[],[],[],...
lb,ub,[],[1 2 3 4],options);

%menampilkan data Optimasi BPNN dan GA
tr.stop

```

```

fprintf('\n Eposch ke-           =%g \n',tr.best_epoch);
fprintf('\n Error Peramalan     =%g\n',tr.best_perf);
display(xbest);

```

Fungsi Fitness:

```

function fitness = INJEKSIfitness(x)
global net neuron1 neuron2

%Nilai Akhir Bobot dan Bias
u = net.IW{1,1};
v = net.LW{2,1};
w =net.LW{3,2};

u0=net.b{1};
v0=net.b{2};
w0=net.b{3};

%persamaan fitness
%hidden layer ke output layer
Hiden_Layer=[];
for i =1: neuron1
    z= sum(u(i,:).*x )+ u0(i);
    Hiden_Layer =[Hiden_Layer; z];
end

%hidden layer 1 ke hidden layer 2
Hiden_Layer2=[];
for i=1: neuron2
    zz = sum(v(i,:).*1./(1+exp(-Hiden_Layer')))+v0(i);
    Hiden_Layer2 = [Hiden_Layer2;zz];
end

% Input Layer Ke hidden layer 1

RepHidenLayer2 = repmat(Hiden_Layer2',2,1);
TlrKpMc =[w.* 1./(1+exp(-RepHidenLayer2)) , w0];

% persamaan fitness untuk memaksimalkan respon
fitness = max(sum(TlrKpMc'));
end

```

Data input dan output dari file Microsoft Excel

	A	B	C	D	E	F	G
1		<i>Barrel</i>	<i>Injection</i>	<i>Holding</i>	<i>Injection</i>	Kekuatan	Kekuatan
2		<i>temperatu</i>	<i>pressure</i>	<i>pressure</i>	<i>velocity</i>	impak	Tarik
3		<i>re (°C)</i>	<i>(Bar)</i>	<i>(Bar)</i>	<i>(mm/det)</i>	(Mpa)	(KJ/m2)
4		210	50	35	55	30.46	5.33
5		215	55	40	65	31.7	4.48
6		220	60	45	75	28.62	5.33
7		215	55	45	75	31.07	4.48
8		220	60	35	55	28.18	3.62
9		210	50	40	65	30.32	4.48
10		220	60	40	65	26.93	3.62
11		210	50	45	75	30.58	4.48
12		215	55	35	55	27.94	5.33
13		215	60	40	75	28.7	3.62
14		220	50	45	55	28.86	2.74
15		210	55	35	65	29.97	5.33
16		220	50	35	65	29.77	5.33
17		210	55	40	75	30.58	4.48
18		215	60	45	55	28.41	2.74
19		210	55	45	55	30.58	4.48
20		215	60	35	65	28.81	4.48
21		220	50	40	75	30.54	5.33
22		220	55	45	65	28.28	3.62
23		210	60	35	75	30.58	4.48

	A	B	C	D	E	F	G
24		215	50	40	55	31.03	5.33
25		210	60	40	55	30.58	4.48
26		215	50	45	65	28.34	2.74
27		220	55	35	75	30.03	5.33
28		215	50	35	75	28.17	4.48
29		220	55	40	55	30.88	5.33
30		210	60	45	65	28.28	3.62
31		210	50	35	55	30.19	4.48
32		215	55	40	65	26.04	3.62
33		220	60	45	75	29.48	3.62
34		215	55	45	75	29.2	4.48
35		220	60	35	55	28.28	3.62
36		210	50	40	65	30.96	4.48
37		220	60	40	65	30.88	4.48
38		210	50	45	75	30.48	4.48
39		215	55	35	55	29.82	5.33
40		215	60	40	75	29.24	3.62
41		220	50	45	55	28.44	4.48
42		210	55	35	65	30.28	4.48
43		220	50	35	65	29.3	5.33
44		210	55	40	75	30.16	5.3
45		215	60	45	55	27.52	2.74
46		210	55	45	55	30.3	4.48

	A	B	C	D	E	F	G
46		210	55	45	55	30.3	4.48
47		215	60	35	65	28.76	3.62
48		220	50	40	75	29.63	5.33
49		220	55	45	65	27.65	3.62
50		210	60	35	75	30.32	4.48
51		215	50	40	55	30	4.48
52		210	60	40	55	30.58	4.48
53		215	50	45	65	27.45	2.74
54		220	55	35	75	30.74	4.48
55		215	50	35	75	29.63	4.48
56		220	55	40	55	29.58	6.16
57		210	60	45	65	27.65	3.62
58		210	50	35	55	30.21	4.48
59		215	55	40	65	28.84	3.62
60		220	60	45	75	29.06	3.62
61		215	55	45	75	29.68	4.48
62		220	60	35	55	28.24	3.62
63		210	50	40	65	29.98	4.48
64		220	60	40	65	28.88	3.62
65		210	50	45	75	30.38	5.33
66		215	55	35	55	31.17	5.33
67		215	60	40	75	28.86	4.48
68		220	50	45	55	28.62	4.48

	A	B	C	D	E	F	G
68		220	50	45	55	28.62	4.48
69		210	55	35	65	30.38	4.48
70		220	50	35	65	29.52	3.62
71		210	55	40	75	30.38	5.3
72		215	60	45	55	27.98	2.74
73		210	55	45	55	30.38	5.33
74		215	60	35	65	28.77	3.62
75		220	50	40	75	31.03	4.48
76		220	55	45	65	27.98	3.62
77		210	60	35	75	30.38	5.33
78		215	50	40	55	30.24	4.48
79		210	60	40	55	30.38	3.62
80		215	50	45	65	28.12	2.74
81		220	55	35	75	30.5	4.48
82		215	50	35	75	28.77	4.48
83		220	55	40	55	30.18	4.48
84		210	60	45	65	27.98	3.62

BIOGRAFI PENULIS



Penulis merupakan anak ketiga dari empat bersaudara. Dilahirkan di kota Ternate (Maluku Utara) pada tanggal 22 Agustus 1970. Penulis memulai pendidikannya di TK. Katolik Ternate, SD. Raja Kristus C Ternate, SMP Bintang Laut Ternate sampai kelas 2 dan pindah melanjutkan ke kelas 3 SMP Swastiastu Denpasar, SMA Swastiastu Denpasar, S1 di Fakultas Teknik Program Studi Teknik Perkapalan Universitas Pattimura Ambon di Ambon. Pada tahun 2013 penulis mengikuti beasiswa BPPDN Calon Dosen 3T dengan mengikuti program pendidikan Pra S2 Fisika di Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) selama 1 tahun, setelah itu melanjutkan pendidikan strata dua (S2) tahun 2014 di Departemen Teknik Mesin-Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, dengan konsentrasi bidang Rekayasa Sistem Manufaktur. Pada jenjang S2, penulis melakukan tesis penelitian mengenai optimasi kekuatan tarik dan impak material biokomposit pada proses mesin cetak sistem injeksi menggunakan metode *backpropagation neural network* (BPNN) dan *genetic algorithm* (GA). Penulis adalah dosen tetap pada Politeknik Negeri Ambon mulai dari tahun 1999 sampai sekarang.

Email: tennydaus@gmail.com