

SKRIPSI

**PEMODELAN DAN OPTIMASI HIDROLISA PATI
MENJADI GLUKOSA DENGAN METODE *ARTIFICIAL
NEURAL NETWORK-GENETIC ALGORITHM* (ANN-GA)**



**Diajukan untuk memenuhi salah satu persyaratan tugas akhir guna
memperoleh gelar Sarjana Teknik**

Oleh:

Dian Rahmayanti

L2C 308 009

**JURUSAN TEKNIK KIMIA FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS DIPONEGORO
SEMARANG
2010**

Halaman Pengesahan

Skripsi

Nama / NIM : Dian Rahmayanti / L2C 308 009
Judul Penelitian : Pemodelan dan Optimasi Hidrolisa Pati mejadi Glukosa dengan
Metode Artificial Neural Network – Genetic Algorithm (ANN-GA)
Dosen Pembimbing : Dr. Istadi, ST, MT

Semarang, Januari 2010
Telah menyetujui
Dosen Pembimbing,

Dr. Istadi, ST, MT
NIP. 19710301 199702 1 001

Ringkasan

Metode pemodelan dan optimasi yang umumnya digunakan, masih belum mampu untuk memodelkan dan mengoptimasi dari proses-proses kimia nonlinear yang kompleks. Metode hibrida *Artificial Neural Network-Genetic Algorithm* (ANN-GA) adalah penggabungan pemodelan *Artificial Neural Network* (ANN) dan optimasi dengan *Genetic Algorithm* (GA) yang bekerja secara simultan. ANN-GA dinilai efektif untuk menyelesaikan permasalahan tersebut dan mendapatkan kondisi optimum secara global. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan pemodelan dan optimasi dengan metode hibrida ANN-GA, yang diterapkan pada kasus hidrolisa pati menjadi glukosa. Hibrida ANN-GA dilakukan dengan dua langkah utama. Langkah awal dari hibrida ini adalah mengembangkan pemodelan proses dengan ANN. Selanjutnya, input pada model ANN dioptimasi dengan menggunakan teknik GA, sehingga didapatkan respon atau output yang optimal dari proses. Data variabel yang digunakan berasal dari penelitian Baskar et al. (2008), yang menghidrolisa pati menjadi glukosa secara enzimatis. Variabel bebas yang digunakan adalah konsentrasi pati, konsentrasi enzim, suhu, dan waktu hidrolisa, dimana yield glukosa dimodelkan dan dioptimasi sebagai fungsi dari keempat variabel bebas tersebut menggunakan metode ANN-GA. Kondisi optimum yang dicapai dengan metode ANN-GA adalah pada konsentrasi pati 7,1302 % (w/v), konsentrasi enzim 1,4708 % (w/v), suhu 40,5250°C, dan waktu hidrolisa 166,0374 menit dengan yield glukosa yang dihasilkan sebesar 6,0842 mg/mL. Hasil ini berbeda dengan data sekunder (Baskar et al., 2008) yang menggunakan metode pemodelan dan optimasi dengan RSM. Hal ini dikarenakan perbedaan nilai koefisien regresi, R^2 , yang dicapai dari kedua metode ini. Metode ANN-GA mampu mencapai nilai R^2 sebesar 0,9755, yang berarti bahwa 97,55% dari variabel yield glukosa terwakili dalam model. Sedangkan metode RSM hanya mampu mencapai nilai R^2 sebesar 0,824. ANN lebih akurat dan general dalam memodelkan dibandingkan dengan RSM, dan GA mampu menghasilkan kondisi optimum secara global. Pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA dapat dikembangkan dan digunakan untuk memodelkan dari proses-proses kompleks hidrolisa pati menjadi glukosa, serta mendapatkan kondisi operasi yang optimal.

Summary

Modeling and optimization methods are commonly used, still not able to model and optimize the complex chemical processes non-linear. Hybrid method of Artificial Neural Network-Genetic Algorithm (ANN-GA) is a combination of modeling Artificial Neural Network (ANN) and optimization with Genetic Algorithm (GA) that works simultaneously. The ANN-GA is considered as an effective method for resolving these problems and obtain optimum conditions globally. The aim of this study is to develop a modeling and optimization with ANN-GA hybrid methods, which applied in process of making glucose from starch hydrolysis. The ANN-GA strategy consists of two steps. In the first step, an ANN-based process model is developed. Therefore, the input at ANN model will be optimized using GA technique. Variables data that will be used are secondary data research from Baskar et al. (2008). The independent variables are starch concentration, temperature, time and enzyme concentration. The yield of glucose was modeled and optimized as a function of four independent variables using ANN-GA. The optimal values of starch concentration, enzyme concentration, temperature and time with ANN-GA method were 7.1302 % (w/v), 1.4708 % (w/v), 40.5250°C, and 166.0374 min respectively with predicted glucose yield of 6.0842 mg/mL. These result differed from the secondary data (Baskar et al., 2008) which were used modeling and optimization methods with RSM. This is due to differences in the value of regression coefficient, R^2 , which is achieved from both methods. The R^2 values of ANN-GA method was 0.9755, which means that 97.55% glucose yield variables are represented in the model. While RSM method was only able to achieved value of R^2 for 0.842. Since ANN is more accurate and more generalized model than RSM, it is better equipped to reach the global optimum. Modeling and optimization with ANN-GA method can be developed and used to obtain the model in starch hydrolysis into glucose and the optimal operating conditions simultaneously.

Prakata

Puji syukur atas limpahan rahmat, hidayah dan karunia Allah SWT, sehingga penyusun dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “PEMODELAN DAN OPTIMASI HIDROLISA PATI MENJADI GLUKOSA DENGAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK-GENETIC ALGORITHM* (ANN-GA)”.

Pada kesempatan ini penyusun mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Dr. Ir. Abdullah, MS, selaku Ketua Jurusan Teknik Kimia Universitas Diponegoro.
2. Bapak Dr. Ir. Didi Dwi Anggoro, M.Eng, selaku Ketua Koordinator Penelitian.
3. Bapak Dr. Istadi, ST, MT, selaku dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, pengajaran, motivasi dan saran dalam penyusunan skripsi ini. Terimakasih atas bantuannya.
4. Semua pihak yang telah membantu dalam penyelesaian skripsi ini, semoga Allah SWT membalasnya.

Dalam penulisan skripsi ini, masih terdapat kekurangan dan keterbatasan akibat keterbatasan dari penulis. Oleh karenanya saran dan masukan dari pembaca sekiranya dapat memperkecil dan mengurangi kesalahan yang terdapat dalam skripsi ini. Penyusun berharap skripsi ini bisa mendekati sempurna.

Akhirnya penyusun berharap semoga skripsi ini bisa berguna bagi pembaca dan bisa dimanfaatkan sesuai dengan kapasitasnya.

Semarang, Januari 2010

Penyusun

Daftar Isi

Halaman Judul	i
Halaman Pengesahan	ii
Ringkasan	iii
Summary	iv
Prakata	v
Daftar Isi	vi
Daftar Tabel	viii
Daftar Gambar	ix
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Ubi Kayu (Singkong)	4
2.2 Pati atau Amilum	4
2.3 Hidrolisa Pati	5
2.4 Glukosa	8
2.5 Overview Penelitian Teknologi Hidrolisa Pati	8
2.6 Pemodelan dan Optimasi dengan metode Hibrida <i>Artificial Neural Network-Genetic Algorithm (ANN-GA)</i>	11
2.6.1 Pemodelan <i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	11
2.6.2 Optimasi Proses dengan metode Genetic Algorithm (GA)	14
2.6.3 Algorithma Hibrida ANN-GA	17
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Hidrolisa Pati menjadi Glukosa	19
3.2 Rancangan Pemodelan dan Optimasi	19
3.2.1 Pengembangan Algoritma Pemodelan dengan ANN.....	19
3.2.2 Pengembangan Algorithma Hibrida ANN-GA untuk Pemodelan dan Optimasi	20

BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1	Pengujian Model dan Optimasi ANN-GA.....	23
4.2	Kajian Numerik Model dan Optimasi ANN-GA	25
4.3	Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Pati dan Konsentrasi Enzim terhadap Yield Glukosa.....	27
4.4	Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Pati dan Suhu terhadap Yield Glukosa	29
4.5	Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Pati dan Waktu terhadap Yield Glukosa.....	30
4.6	Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Enzim dan Suhu terhadap Yield Glukosa	31
4.7	Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Enzim dan Waktu terhadap Yield Glukosa.....	32
4.8	Simulasi dan Optimasi Pengaruh Suhu dan Waktu terhadap Yield Glukosa	33
4.9	Uji Kestabilan Simulator dan Optimasi Kondisi Operasi.....	34
BAB V	PENUTUP	
5.1	Kesimpulan	36
DAFTAR PUSTAKA		
LAMPIRAN		

Daftar Tabel

Tabel 2.1	Komposisi ubi kayu	4
Tabel 2.2	Komposisi pati ubi kayu	5
Table 2.3	Syarat mutu sirup glukosa	8
Table 2.4	Beberapa penelitian tentang hidolisa pati	9
Table 4.1	Hubungan antara konsentrasi pati, konsentrasi enzim, suhu, waktu terhadap yield glukosa (Baskar et al., 2008)	26
Table 4.2	Parameter operasi yang digunakan dalam hidrolisa pati menjadi glukosa.....	27
Table 4.3	Parameter komputasi yang digunakan dalam optimasi dengan GA	27
Table 4.4	Randomnes metode ANN-GA ($R^2 \geq 0.96$) terhadap metode RSM	35

Daftar Gambar

Gambar 2.1	Rumus bangun karbohidrat	5
Gambar 2.2	Rumus bangun amilosa	5
Gambar 2.3	Rumus bangun amilopektin	5
Gambar 2.4	Reaksi pembentukan glukosa	6
Gambar 2.5	Skema pembuatan sirup glukosa dengan hidrolisa pati	7
Gambar 2.6	Rumus bangun glukosa	8
Gambar 2.7	Prinsip dasar ANN	12
Gambar 2.8	Diagram skematik <i>multi-layered perceptron</i> (MLP) dengan aliran searah	12
Gambar 3.1	Diagram alir pemodelan dengan metode ANN	19
Gambar 3.2	Diagram alir pemodelan dan optimasi dengan hibrida ANN-GA ..	22
Gambar 4.1	Grafik pengujian model dan optimasi dengan ANN-GA	24
Gambar 4.2	<i>Fitness value</i> dan <i>current best individual</i> dengan metode Optimasi GA	24
Gambar 4.3	Karakteristik model ANN	25
Gambar 4.4	Pengaruh konsentrasi pati dan konsentrasi enzim terhadap yield glukosa.....	28
Gambar 4.5	Pengaruh konsentrasi pati dan suhu terhadap yield glukosa	30
Gambar 4.6	Pengaruh konsentrasi pati dan waktu terhadap yield glukosa	31
Gambar 4.7	Pengaruh konsentrasi enzim dan suhu terhadap yield glukosa...	32
Gambar 4.8	Pengaruh konsentrasi enzim dan waktu terhadap yield glukosa	33
Gambar 4.9	Pengaruh suhu dan waktu terhadap yield glukosa	34
Gambar 4.10	Perbedaan yield glukosa yang dihasilkan dengan metode ANN-GA ($R^2 \geq 0.96$) dengan metode RSM	35

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pati atau amilum merupakan karbohidrat kompleks yang dihasilkan oleh tumbuhan, dimana didalamnya terkandung kelebihan glukosa (sebagai produk fotosintesis). Ubi kayu atau sering disebut dengan singkong, mengandung karbohidrat yang cukup tinggi, sehingga dapat digunakan sebagai bahan dasar dalam pembuatan glukosa melalui proses hidrolisa pati. Hidrolisa pati merupakan proses pemecahan molekul amilum menjadi bagian-bagian penyusunnya yang lebih sederhana, seperti glukosa (Purba, 2009).

Pemodelan untuk proses kimia dapat dilakukan dengan pendekatan *phenemenological (first principles)* atau dengan pendekatan *empirical* (Istadi, 2006). Umumnya, permodelan untuk proses dikembangkan dengan menggunakan pendekatan *phenemenological*, dimana perpindahan massa, momentum, energi, dan beberapa prinsip teknik kimia lainnya dipertimbangkan dalam model. Dalam memenuhi persyaratan tersebut, terdapat rintangan yang harus diketahui yaitu pengertian yang cukup tentang kinetik dan fenomena perpindahan yang mendasari proses katalitik dan lama, mahal, dan banyaknya percobaan yang dibutuhkan untuk memenuhi data proses yang disyaratkan (Nandi et al., 2002). Pengembangan dari permodelan proses dengan *phenemenological* memiliki banyak kesulitan dalam prakteknya. Oleh karena itu, diperlukan mencari pendekatan alternatif dari pemodelan proses ini.

Akhir-akhir ini, *Artificial Neural Network (ANN)* telah muncul sebagai alat yang menarik untuk pemodelan proses yang kompleks. Kekuatan dari ANN adalah struktur yang umum dan memiliki kemampuan untuk mempelajari dari data historikalnya (Desai et al., 2008). Konsep ANN yang digunakan secara luas adalah *Multi-Layered Perceptron (MLP)*, yang memperkirakan hubungan nonlinier yang ada antara data input (*casual process variable*) dan data output yang cocok (*dependent variables*). ANN atau MLP terdiri dari input, hidden, dan output layers.

Dalam beberapa tahun terakhir, *Genetic Algorithm (GA)* termasuk kelompok optimasi stochastic, yang telah digunakan untuk menyelesaikan persoalan dengan baik dalam berbagai ruang lingkup. GA dikembangkan sebagai model *Genetic Algorithm* dengan meniru evolusi populasi dari sistem alamiah. Kelebihan GA dibandingkan optimasi dengan metode diferensial adalah GA dapat digunakan untuk menentukan kondisi optimum tanpa perlu

mendiferensialkan data terlebih dahulu. Sehingga untuk data yang sangat kompleks, optimasinya dapat diselesaikan dengan mudah. Metode diferensial tidak bisa digunakan bila data persamaan yang didapat adalah data yang kompleks, karena barangkali hanya diperoleh titik optimum lokal saja bukan titik optimum yang global.

Beberapa penelitian tentang proses hidrolisa pati menjadi glukosa telah banyak dilakukan. Pada proses hidrolisa pati secara enzimatik (Baskar, 2008; Chamsart et al., 2006; Morales et al., 2008; Wojciechowski et al., 2002), proses hidrolisa pati secara asam (Putri dan Sukandar, 2008; Soeroso et al., 2008; Yoonan dan Kongkiattikajorn, 2004), dan proses hidrolisa asam dan enzimatik (Yetti et al., 2007), masih menggunakan metode pemodelan dan optimasi secara grafis dan beberapa menggunakan metode RSM. Sementara itu, metode pemodelan dan optimasi *Artificial Neural Network-Genetic Algorithm* (ANN-GA) telah banyak digunakan secara luas, seperti dalam proses pembuatan koji (Hanai et al., 1999), reaksi hidrosilasi benzena (Nandi et al., 2002) dan desain *casting* campuran Al-Si (Anijdan et al., 2004). Metode ANN-GA telah berhasil dalam memodelkan dan optimasi sehingga dihasilkan hasil optimum secara global. Oleh karenanya, metode pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA potensial untuk diaplikasikan pada proses hidrolisa pati menjadi glukosa.

Penelitian terdahulu dilakukan dengan menggunakan metode ANN-GA agar mendapatkan kondisi operasi yang optimum atau membuat parameter dari variabel input untuk menghasilkan performance yang maksimum. Tujuan dari proses optimasi adalah untuk memaksimalkan performance proses secara simultan, sehingga didapatkan input proses yang optimal. Untuk menghasilkan target yang diinginkan, diperlukan strategi ANN-GA dengan dua langkah:

- a. Pengembangan pemodelan proses berdasarkan metode ANN. Pemodelan ini memiliki input dari parameter proses operasi dan output dari variabel respon.
- b. Input pada model ANN dioptimasi dengan menggunakan teknik GA, sehingga respon optimal didapatkan.

ANN-GA ini dapat digabungkan untuk mendapatkan pemodelan proses dan optimasi (kondisi optimum) dari proses hidrolisa pati menjadi glukosa.

1.2 Perumusan Masalah

Pemodelan umumnya dilakukan dengan metode pendekatan *phenemenological*. Namun, metode ini mempunyai banyak kendala dan kurang efektif, terutama untuk proses-

proses yang kompleks. Diperlukan pemodelan yang tangguh untuk dapat diterapkan dalam proses hidrolisa pati menjadi glukosa. Selain itu, dibutuhkan pula metode untuk menentukan kondisi optimum dari proses hidrolisa ini. Dalam penelitian ini, pemodelan dan optimasi dengan metode hibrida ANN-GA dapat digunakan untuk memodelkan proses-proses dalam hidrolisa pati menjadi glukosa serta mendapatkan kondisi operasi yang optimal.

1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan pemodelan dan optimasi proses hidrolisa pati menjadi glukosa dengan metode hibrida ANN-GA.

Manfaat dari penelitian ini adalah dapat diketahui bahwa hibrida ANN-GA dapat digunakan sebagai metode alternative untuk menyelesaikan permasalahan pada proses yang kompleks.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Ubi Kayu (Singkong)

Ubi kayu yang juga dikenal sebagai singkong/ketela pohon merupakan pohon dari keluarga *Euphorbiaceae*. Ubi kayu tumbuh di hampir semua daerah di Indonesia dan termasuk salah satu tanaman pokok selain beras, karena mengandung karbohidrat yang cukup besar.

Ubi kayu (*Manihot Utilisima*) mempunyai kemampuan untuk membentuk gel melalui proses pemanasan (90°C atau lebih) sebagai akibat pecahnya struktur amilosa dan amilopektin. Pemecahan ikatan amilosa dan amilopektin akan menyebabkan terjadinya perubahan lebih lanjut seperti peningkatan molekul air sehingga terjadi penggelembungan molekul, pelelehan kristal, dan terjadi peningkatan viskositas Kandungan yang terdapat dalam ubi kayu sebagai berikut

Tabel 2.1. Komposisi Ubi Kayu

Kandungan dalam Ubi Kayu	Unit/100 gr
Air	63%
Karbohidrat	35,3%
Protein	0,6 gr
Serat	1,6 gr
Lemak	0,2 gr
Kalsium	30 ml
Fosfor	1,1 ml
Zat besi	49 ml
Vitamin B1	0,06 mg
Vitamin C	30 mg
Thiamin	0,12 mg
Rhiboflavin	0,06 mg
Kalori	75 kal

(Widiastoety dan Purbadi, 2003)

2.2 Pati atau Amilum

Pati atau amilum adalah karbohidrat kompleks yang tidak larut dalam air, berwujud bubuk putih, tawar dan tidak berbau. Pati merupakan bahan utama yang dihasilkan oleh tumbuhan untuk menyimpan kelebihan glukosa (sebagai produk fotosintesis) dalam jangka

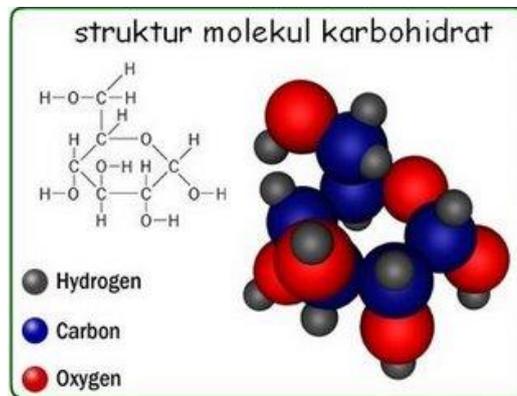
panjang. Pati dapat dibuat dari tumbuhan singkong (ubi kayu), ubi jalar, kentang, jagung, sagu, dan lain-lain.

Didalam pati tersusun atas dua macam karbohidrat, amilosa dan amilopektin (struktur bangun dapat dilihat pada gambar), dalam komposisi yang berbeda-beda. Dua fraksi ini dapat dipisahkan dengan air panas. Fraksi terlarut disebut amilosa dan fraksi tidak terlarut disebut amilopektin. Secara struktur amilosa mempunyai struktur lurus, sedang amilopektin bercabang. Adapun komposisi pati ubi kayu sebagai berikut :

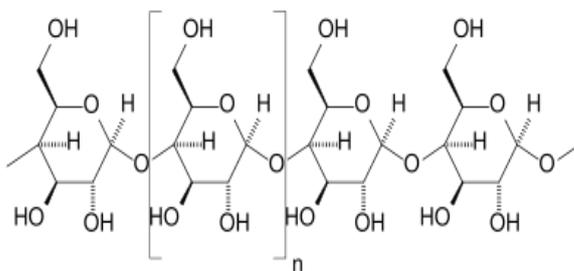
Tabel 2.2 Komposisi pati ubi kayu

Komposisi	% berat
Karbohidrat	87,87
Lemak	0,51
Protein	1,60
Air	7,80
Abu	2,22

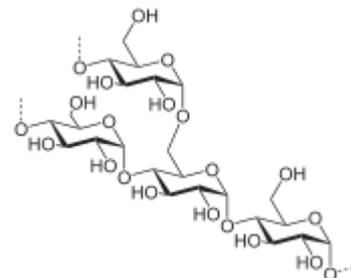
(Widowati, 2001)



Gambar 2.1 Rumus bangun karbohidrat



Gambar 2.2 Rumus bangun Amilosa



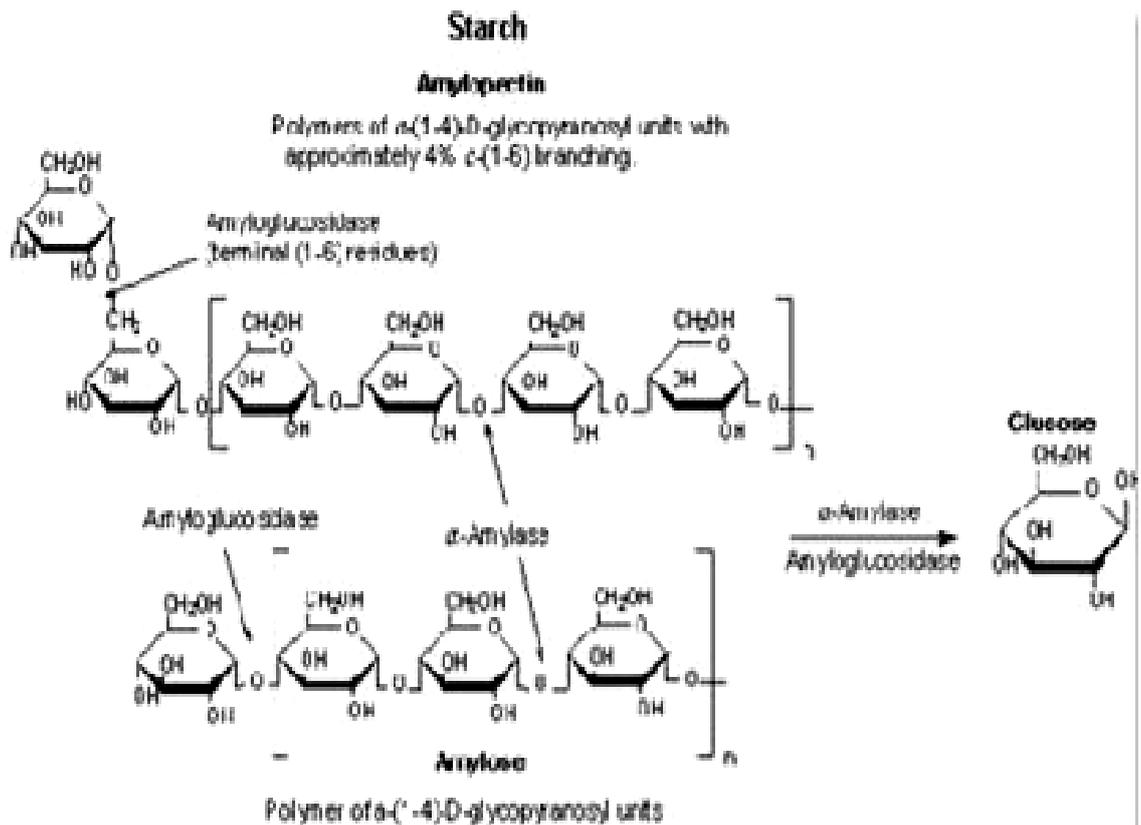
Gambar 2.3 Rumus bangun Amilopektin

2.3 Hidrolisa Pati

Hidrolisis adalah proses dekomposisi kimia dengan menggunakan air untuk memisahkan ikatan kimia dari substansinya. Hidrolisis pati merupakan proses pemecahan molekul amilum menjadi bagian-bagian penyusunnya yang lebih sederhana seperti dekstrin, isomaltosa, maltosa dan glukosa (Purba, 2009).

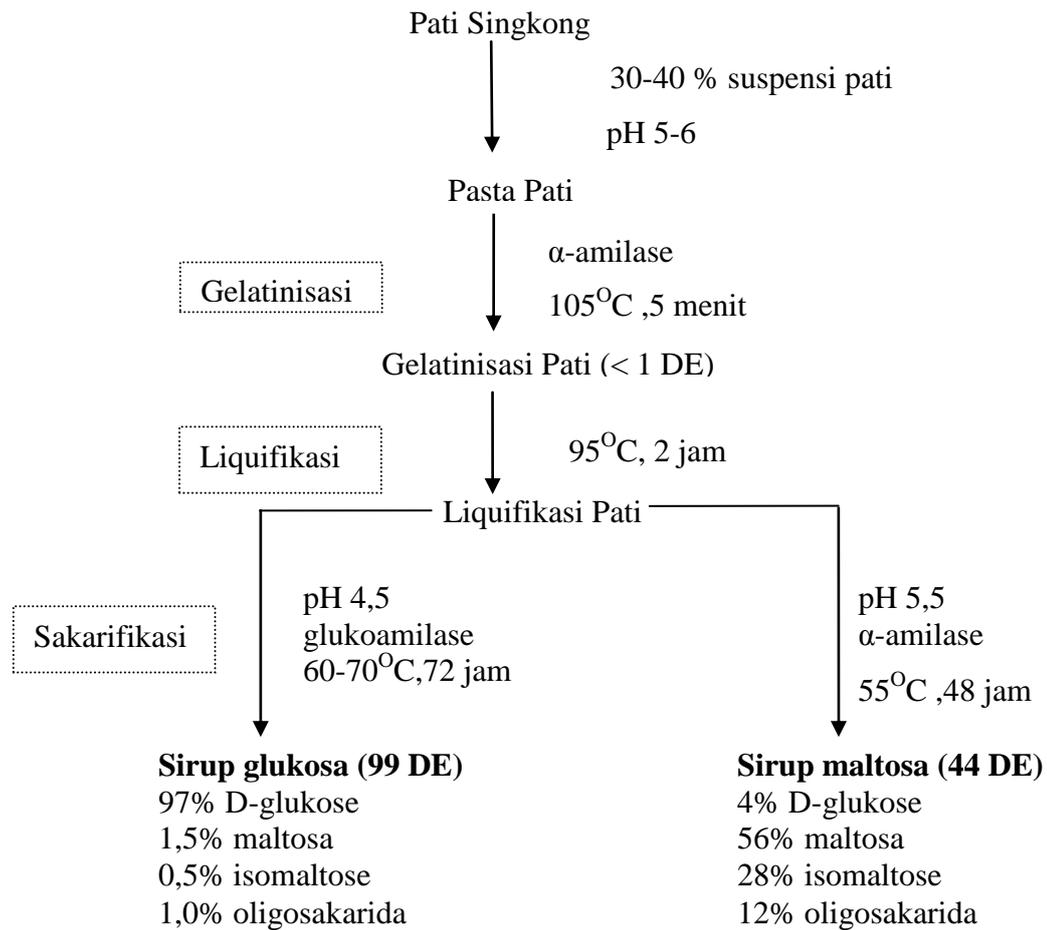
Proses hidrolisis pati menjadi sirup glukosa dapat menggunakan katalis enzim, asam atau gabungan keduanya. Hidrolisis secara enzimatik memiliki perbedaan mendasar dengan hidrolisis secara asam. Hidrolisis secara asam memutus rantai pati secara acak, sedangkan hidrolisis secara enzimatik memutus rantai pati secara spesifik pada percabangan tertentu. Hidrolisis secara enzimatik lebih menguntungkan dibandingkan hidrolisis asam, karena prosesnya lebih spesifik, kondisi prosesnya dapat dikontrol, biaya pemurnian lebih murah, dan kerusakan warna dapat diminimalkan (Virlandi, 2008). Secara garis besar, tahap hidrolisis pati adalah gelatinisasi, liquifikasi dan sakarifikasi.

Menurut Purba (2009) proses hidrolisis enzimatik dipengaruhi oleh beberapa faktor, yaitu: Enzim, ukuran partikel, Suhu, pH, waktu hidrolisis, perbandingan cairan terhadap bahan baku (volume substrat), dan pengadukan. Enzim yang dapat digunakan adalah α -amilase, β -amilase, amiloglukosidase, glukosa isomerase, pullulanase, dan isoamilase. Enzim yang biasa digunakan untuk proses pembuatan sirup glukosa secara sinergis adalah enzim α -amilase dan enzim glucoamilase. Enzim α -amilase akan memotong ikatan amilosa dengan cepat pada pati kental yang telah mengalami gelatinisasi. Kemudian enzim glucoamilase akan menguraikan pati secara sempurna menjadi glukosa pada tahap sakarifikasi. Reaksi kimia pembuatan glukosa dengan hidrolisa pati adalah :



Gambar 2.4 Reaksi pembentukan glukosa

Tahapan pembuatan sirup glukosa dengan hidrolisa pati adalah :



Gambar 2.5 Skema pembuatan sirup glukosa dengan hidrolisis pati

- Gelatinisasi

Gelatinisasi, yaitu memecah pati yang berbentuk granular menjadi suspensi yang viscous. Gelatinisasi, yaitu memecah pati yang berbentuk granular menjadi suspensi yang viscous. Granular pati dibuat membengkak akibat peningkatan volume oleh air dan tidak dapat kembali lagi ke kondisi semula. Perubahan inilah yang disebut gelatinisasi. Suhu pada saat granular pecah disebut suhu gelatinisasi yang dapat dilakukan dengan adanya panas.

- Liquifikasi

Tahap liquifikasi secara enzimatik merupakan proses hidrolisa pati menjadi dekstrin oleh enzim pada suhu diatas suhu gelatinisasi dan pH optimum aktivitas enzim, selama waktu yang telah ditentukan untuk setiap jenis enzim. Proses liquifikasi selesai ditandai dengan parameter dimana larutan menjadi lebih encer seperti sup.

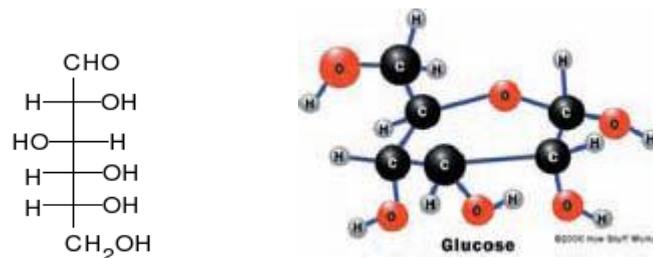
- Sakarifikasi

Tahap sakarifikasi adalah tahap pemecahan gula kompleks menjadi gula sederhana dengan penambahan enzim glukoamilase. Pada tahap ini dekstrin diubah menjadi glukosa.

Untuk memurnikan sirup glukosa yang dihasilkan dapat dengan proses absorpsi oleh arang aktif.

2.4 Glukosa

Glukosa ($C_6H_{12}O_6$) adalah monosakarida yang paling banyak terdapat di alam. Sedang, sirup glukosa didefinisikan sebagai cairan jernih dan kental yang komponen utamanya adalah glukosa. Sirup glukosa banyak digunakan sebagai pemanis dalam industri makanan dan minuman.



Gambar 2.6 Rumus bangun glukosa

Tingkat mutu sirup glukosa yang dihasilkan ditentukan oleh warna sirup, kadar air, dan tingkat konversi pati yang dihitung sebagai ekuivalen dekstrosa (DE). Nilai ekuivalen dekstrosa (DE) sirup glukosa yang tinggi dapat diperoleh dengan optimalisasi proses likuifikasi dan sakarifikasi, sedangkan kadar padatan kering dan warna sirup glukosa yang sesuai standar (SNI) diperoleh dengan proses evaporasi. Proses evaporasi yang dilakukan pada kondisi non-vakum atau pada tekanan udara 1 atm (1×10^5 Pa) menyebabkan warnanya menjadi kecoklatan.

Tabel 2.3 Syarat mutu sirup glukosa

Komponen	Spesifikasi
Air	Max 20%
Abu (dasar reduksi)	Max 1%
Gula reduksi sebagai D-Glukosa	Min 30%
Pati	Tidak ternyata
Logam berbahaya (Pb,CN,Zn)	Negatif
Pemanis buatan	Negatif

2.5 Overview Penelitian Teknologi Hidrolisa Pati

Penelitian tentang pembuatan glukosa dengan proses hidrolisa telah banyak dikembangkan oleh para peneliti terdahulu. Beberapa penelitian tersebut ditampilkan dalam tabel 2.4.

Tabel 2.4 Beberapa penelitian tentang hidrolisa pati

No	Proses/ teknologi	Jenis katalis/ enzim yg digunakan	Kondisi Proses	Kinerja Proses	Refferensi
1.	Hidrolisa enzimatik ubi kayu dan ubi jalar	Enzim acid fungal amilase dan glukoamilase	Ubi kayu: Suhu 40 ⁰ C Konsentrasi pati 35% w/v Ubi jalar : Suhu 40 ⁰ C Konsentrasi pati 40% w/v Waktu 7 jam	Ubi kayu : Yield glukosa = 56,188 g/l Ubi jalar : Yield glukosa = 28,566 g/l	Purba (2009)
2.	Hidrolisa asam sagu	Asam HCl	Konsentrasi pati 10 % w/v Kadar HCl 4% Waktu 30 menit	Yield Glukosa = 263447,06 ppm	Soeroso et al. (2008)
3.	Hidrolisa enzimatik Pati singkong	Enzim amilase dan amyloglucoside	Konsentrasi.pati 40% w/v Dosis enzim amyloglucoside = 1,5 ml/L Suhu 90 ⁰ C Waktu 10 jam	Yield glukosa = 407,526 g/L	Morales et al. (2008)
4.	Hidrolisa asam pati ganyong	Asam (HCl, HNO ₃ , H ₂ SO ₄)	Konsentrasi HNO ₃ 7% Konsentrasi Pati 100% w/v Waktu 1 jam	Kadar glukosa = 48090 ppm	Putri dan Sukandar (2008)
5.	Hidrolisa enzimatik kentang	Enzim phospolase	Konsentrasi pati 10% w/v Dosis enzim 14,1 U/mL Waktu 200 jam	Konsentrasi. Glucose-1- Phospolase (G-1-P) = 185 mM	Sakata et al. (2009)
6.	Hidrolisa enzimatik pati tapioka	Enzim amilase dan glukoamilase	Konsentrasi Pati 10% w/v Dosis enzim = 0,7 L/ton Waktu 600 menit	Konversi = 0,9	Rashid et al. (2006)
7.	Hidrolisa enzimatik pati tapioka	Enzim amilase dan glukoamilase	Konsentrasi pati 30 % w/v Kecepatan putar impeler CSTR = 400 rpm Waktu 20 jam	Yield Glukosa = 253,09 mg/mL	Chamsart et al. (2005)

8.	Hidrolisa enzimatis dan asam terhadap pati tapioka	Enzim amilase dan glucoamilase. Asam HCl.	Asam: Konsentrasi HCl 1% Waktu 10 menit Suhu 120 ⁰ C. Enzimatis: Suhu 60 ⁰ C Waktu 24 jam	Asam : Konversi = 94,5% Enzimatis : Konversi = 97,3%	Wojciechowski et al. (2002)
9.	Hidrolisa enzimatis dan asam terhadap pati tapioka	Enzim amilase dan glucoamilase. Asam H ₂ SO ₄ dan HCl.	Asam : Konsentrasi Pati 1,5% w/v HCl 0,1 M Waktu 90 menit Suhu 135 ⁰ C Enzimatis : Konsentrasi Pati 1,5% w/v Suhu 50 ⁰ C Waktu 24 jam	Asam : Konversi = 66,28 % Enzimatis : Konversi = 70,11 %	Yoonan dan Kongkiattikajorn (2004)
10.	Hidrolisa asam dan enzimatis sagu	Asam HCl dan raw starch degrading enzyme (RSDE) dari Acremonium sp.	Konsentrasi HCl = 0,1 M Konsentrasi RSDE = 1 mL Suhu 65 ⁰ C Waktu 2 jam	Konversi = 71,9%	Yetti et al. (2007)
11.	Hidrolisa enzimatis pati kentang dan pati jagung	Enzim glucoamilase	Konsentrasi pati kentang dan jagung = 4% (w/v) Suhu 40 ⁰ C Waktu 120 jam	Yield glukosa= - Pati jagung = 3,40 mg/mL - Pati kentang = 2,50 mg/mL	Kombong (2004)
12.	Hidrolisa enzimatis pati singkong, jagung, kentang	Enzim amylase	Konsentrasi pati = 3% (w/v) Suhu 60 ⁰ C Waktu 72 jam	Yield glukosa= - Pati singkong = 200,1 mg/g - Pati kentang = 107,8 mg/g - Pati jagung = 109,6 mg/g	Omemu et al. (2005)

Penelitian terdahulu tentang hidrolisa pati, seperti terlihat pada Tabel 2.4, belum menggunakan metode pemodelan dan optimasi dengan ANN-GA.

2.6 Permodelan dan Optimasi dengan Metode Hibrida Artificial Neural Network-Genetic Algorithm (ANN-GA)

Pemodelan untuk proses kimia dapat dilakukan dengan pendekatan *phenemenological (first principles)* atau dengan pendekatan *empirical* (Istadi, 2006). Pengembangan dari permodelan proses dengan *phenemenological* memiliki banyak kesulitan dalam prakteknya. Oleh karena itu, diperlukan mencari pendekatan alternatif dari pemodelan proses ini, yaitu dengan *Artificial Neural Network (ANN)*. Kekuatan dari ANN adalah struktur yang umum dan memiliki kemampuan untuk mempelajari dari data historikalnya (Desai dkk, 2008). Dalam beberapa tahun terakhir, *Genetic Algorithm (GA)* termasuk kelompok optimasi stochastic, yang telah digunakan untuk menyelesaikan persoalan dengan baik dalam berbagai ruang lingkup.

Beberapa penelitian dilakukan dengan menggunakan *Artificial Neural Network-Genetic Algorithm (ANN-GA)* agar mendapatkan kondisi operasi yang optimum atau membuat parameter dari variabel input untuk menghasilkan performance yang maksimum. Tujuan dari proses optimasi adalah untuk memaksimalkan performance proses secara simultan, sehingga didapatkan input proses yang optimal. Untuk menghasilkan target yang diinginkan, diperlukan strategi ANN-GA dengan dua langkah:

- a. Pengembangan pemodelan proses berdasarkan *Artificial Neural Network (ANN)*. Pemodelan ini memiliki input dari parameter proses operasi dan output dari variabel respon.
- a. Input pada model ANN dioptimasi dengan menggunakan teknik *Genetic Algorithm (GA)*, sehingga respon optimal didapatkan.

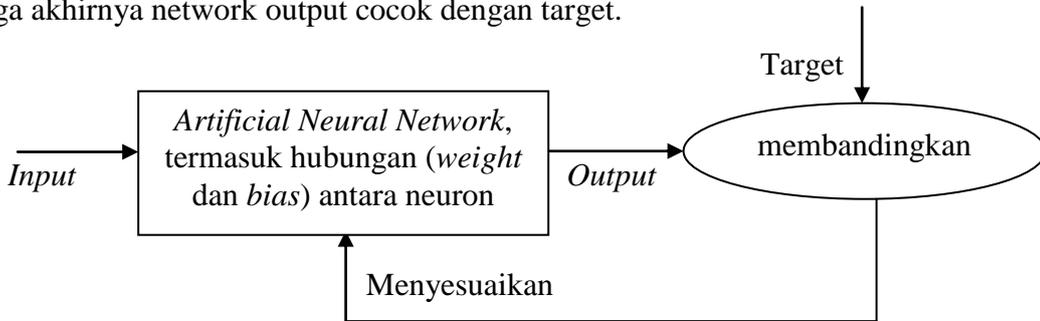
2.6.1 Permodelan Artificial Neural Network (ANN)

Permodelan dengan Artificial Neural Network (ANN) ini telah digunakan secara luas dalam bidang teknik kimia, diantaranya untuk permodelan proses steady state dan dinamik, proses identifikasi, yield maksimum, dan deteksi kesalahan dan diagnosis. Keuntungan dari permodelan dengan ANN adalah :

- a. Model ini dapat dibuat hanya berdasar data historis proses input-output.
- b. Tidak membutuhkan pengetahuan yang berhubungan dengan *phenemenological* untuk pengembangan model.
- c. Dapat memberikan simulasi hubungan antara multiple input-multiple output.

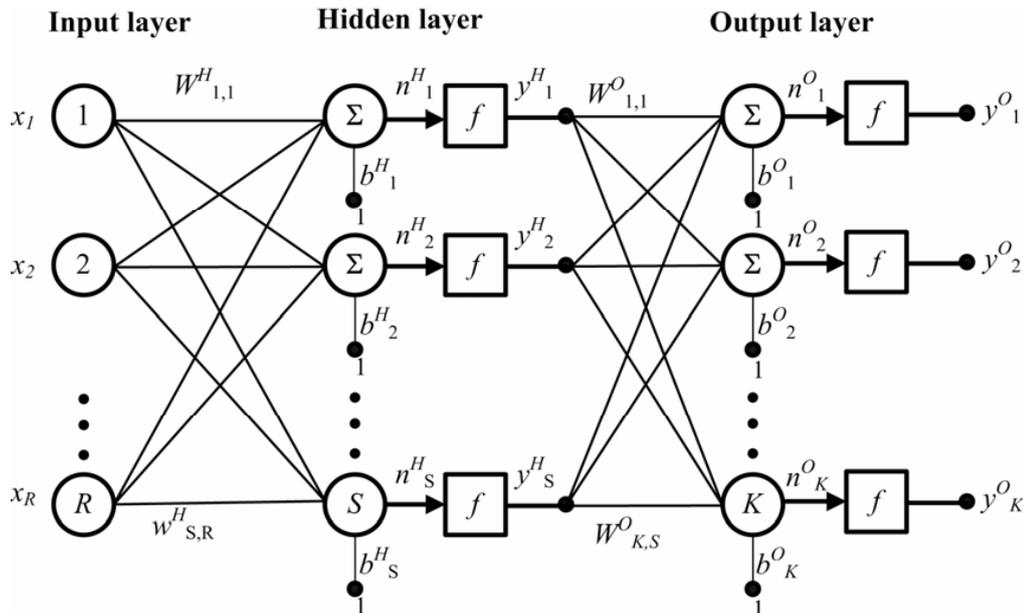
Namun, permodelan dengan ANN ini mempunyai kelemahan dalam ekstrapolasi. Kelemahan ini dapat diatasi dengan mengambil lebih banyak contoh data didaerah dimana ekstrapolasi terjadi.

Prinsip dasar dari ANN digambarkan pada Gambar 2.1. Umumnya *neural network* akan mengalami *training*, sehingga partikular input akan membawa ke spesifik target *output*. Network atau jejaring ini akan disesuaikan berdasarkan perbandingan dari semua *output*, hingga akhirnya network output cocok dengan target.



Gambar 2.7 Prinsip dasar ANN

Untuk memodelkan jejaring neural dan memberikan simulasi terhadap hidrolisis pati menjadi glukosa, dapat menggunakan program MATLAB. Secara umum, empat langkah yang dilakukan adalah memasukkan data, menciptakan jejaring dari objek, melatih jejaring dan mensimulasi respon jejaring terhadap input. Secara skematik dijelaskan pada gambar 2.8.



Gambar 2.8 Diagram skematik multi-layered perceptron (MLP) dengan aliran searah

Dari gambar ditunjukkan pula, bahwa network terdiri dari 3 lapisan node, yaitu *input*, *hidden* dan *output* yang berisikan bilangan R, S, dan K dari proses node, secara berurutan. Setiap node pada lapisan *input* dihubungkan ke semua node dalam lapisan *hidden*, dan secara simultan node tersebut akan dihubungkan ke semua node pada lapisan *output*. Jumlah node

dalam lapisan *input* (R) adalah sama dengan jumlah *input* pada proses, dan jumlah node *output* (K) sama dengan jumlah *output* pada proses. Pemakaian bias node membantu ANN untuk berada dimana saja dalam ruang R-berdimensi. Dari Gambar 2.8, W^H dan W^O merupakan *weight node* diantara *input* dan *hidden* serta diantara *hidden* dan *output*. Sedangkan, y^H dan y^O merupakan vektor pada *output* dari lapisan *hidden* dan *output*. Dalam sistem, b^H dan b^O menandakan *bias* dalam skalar yang menghubungkan lapisan *hidden* dan *output*. *Weight* pada *input* (W) dapat menyatakan aktivasi fungsi *f*, dimana menghasilkan *output* dalam vektor, yaitu *y*. Fungsi aktivasi *input* adalah menjumlahkan fungsi (n^H atau n^O), dimana penjumlahan tersebut berasal dari *weight* pada *input* (W^H atau W^O) dan *bias* (*b*). Kemudian jejaring ini akan mengalami *training* agar dapat mendekati hubungan non-linear diantara *input* dan *output* dan meminimalisasi kesalahan fungsi (*error*).

Jejaring neural dengan arah umpan searah (*feedforward*) merupakan fungsi non-linear dan alat pemetaan yang menentukan fungsi non-linear vektor pada dimensi-K (*y*) dimana $f: X \rightarrow Y$. Data vektor input (*X*) dipetakan dalam dimensi tinggi melalui pemetaan fungsi non linear (*f*) untuk memprediksi *Y*. *X* adalah vektor input pada dimensi-R dengan bilangan N_p dari data ($X = \{x_p\}; p=1,2,\dots,N_p$ and $x = [x_1, x_2, \dots, x_R]^T$), dan *Y* menghubungkan vektor input pada dimensi-K ($Y = \{y_p\}; p=1,2,\dots,N_p$ and $Y = [y_1, y_2, \dots, y_K]^T$). Persamaan non linear tersebut adalah :

$$y = y(x; W) + b \quad (2.1)$$

dimana $W = \{W^H, W^O\}$ dan $b = \{b^H, b^O\}$. Secara tepat, bentuk persamaan dari hubungan pendekatan *input-output* dari permodelan dengan tiga lapis dari model ANN adalah:

$$y = f(W^O f(W^H x + b^H) + b^O) \quad (2.2)$$

dimana *f* adalah fungsi aktivasi/transfer.

Optimal set (*W*) dari muatan matrik W^H , W^O adalah dengan meminimalisasi kesalahan fungsi (*error*). Persamaan yang biasa dipakai untuk menentukan error tersebut adalah dengan *Mean-Squared Error (MSE)* :

$$MSE = \frac{1}{N_p K} \sum_{i=1}^{i=N} \sum_{k=1}^{k=K} (t_{i,k} - y_{i,k})^2 \quad (2.3)$$

dimana N_p dan *K* adalah jumlah data dan node *output* yang digunakan dalam pelatihan, *i* merupakan indeks dari *input* (vektor), *k* adalah indeks dari node *output*. Sementara $t_{i,k}$ dan $y_{i,k}$ menyatakan target yang diinginkan dan prediksi nilai dari node *output* ke-*k* dan *input* ke-*i*.

2.6.2 Optimasi Proses dengan metode Genetic Algorithm (GA)

Penentuan nilai optimasi dari suatu persamaan dapat dilakukan dengan berbagai cara atau metode. Metode optimasi yang banyak digunakan saat ini adalah secara analitis dan secara numerik. Namun, kedua metode ini masih memiliki kendala.

- Secara Analitis

Penentuan optimasi dilakukan dengan cara mendefersialkan persamaan tersebut.

Contoh penggunaan metode analitis adalah pada suatu persamaan dengan satu variable, x , yang mempunyai fungsi seperti dibawah :

$$f(x) = x^2 - 2x + 1 \quad (2.7)$$

Dalam metode analitis, untuk menemukan titik minimum, x^* , pada fungsi diatas adalah dengan menganggap bahwa gradient dari $f(x)$ sama dengan nol.

$$f'(x) = 0 = 2x - 2$$

dan didapatkan hasil dari persamaan tersebut, yaitu $x^* = 1$. Hasil dari x^* disubstitusikan pada deferensial kedua dari persamaan untuk mengetahui dengan pasti nilai minimumnya

$$f''(1) = 2 > 0$$

- Secara Numerik

Optimasi secara numerik dilakukan dengan cara iterasi. Langkah pertama adalah menentukan nilai awal yang digunakan dalam iterasi. Kemudian menerapkannya pada persamaan tersebut. Iterasi akan berhenti jika

$$\begin{aligned} f(x^{k+1}) - f(x^k) < \varepsilon_1 \text{ atau} \\ f'(x^k) < \varepsilon_2 \end{aligned} \quad (2.8)$$

dimana k adalah jumlah iterasi dan ε adalah nilai batas toleransi atau kriteria ketelitian yang ditentukan. Salah satu metode perhitungan secara numerik adalah metode Newton. Dalam metode ini deferensiasi pertama maupun kedua dari persamaan dibutuhkan dalam perhitungan, dimana perhitungan didasarkan pada persamaan dibawah ini:

$$x^{k+1} = x^k - \frac{f'(x^k)}{f''(x^k)} \quad (2.9)$$

Apabila contoh seperti pada persamaan (2.7) dilakukan perhitungan dengan metode newton, maka langkah awal adalah dengan menentukan nilai x awal pada iterasi pertama.

Iterasi 1 :

$$\text{Nilai awal} = x^1 = 3$$

$$x^2 = x^1 - \frac{f'(x^1)}{f''(x^1)}$$

$$x^2 = x^1 - \frac{2(x) - 2}{2}$$

$$x^2 = 3 - \frac{2(3) - 2}{2}$$

$$x^2 = 1 \quad (x^2 \neq x^1)$$

Iterasi 2 :

$$x^2 = 1$$

$$x^3 = x^2 - \frac{f'(x^2)}{f''(x^2)}$$

$$x^3 = x^2 - \frac{2(x) - 2}{2}$$

$$x^3 = 1 - \frac{2(1) - 2}{2}$$

$$x^3 = 1 \quad (x^3 = x^2)$$

Dengan metode ini, nilai minimum ditemukan pada itersai yang kedua.

Dalam metode secara analitis, jika persamaan $f(x)$ adalah persamaan yang lebih kompleks, maka butuh beberapa tahapan untuk perhitungan. Selain itu, jika variable yang digunakan lebih dari satu (x_1, x_2, \dots), metode dengan analitis sulit digunakan. Metode numerik lebih efektif digunakan jika persamaan tersebut kompleks dibanding dengan metode secara analitis, karena tahapan dapat diminimalisir. Namun kelemahan pada metode numerik, khususnya metode newton adalah dibutuhkan deferensiasi pada persamaan. Jika data yang didapat sangatlah kompleks, maka metode diferensial akan sulit untuk digunakan, karena barangkali hanya diperoleh titik optimum lokal saja bukan titik optimum yang global. Oleh karenanya dibutuhkan metode optimasi yang cukup efektif digunakan pada data-data yang sangat kompleks sekalipun. Genetic Algorithm (GA) merupakan metode yang dinilai efektif untuk menyelesaikan masalah dengan data-data yang kompleks.

Secara umum, Genetic Algorithm (GA) adalah metode untuk menyelesaikan masalah optimasi berdasarkan prinsip bertahan dalam evolusi. Hal ini dapat dilakukan dengan menciptakan sebuah populasi yang terdiri dari individu-individu dimana setiap individu mempresentasikan kromosom seperti yang terdapat pada DNA manusia. Individu-individu pada populasi tersebut kemudian mengalami proses evolusi. GA adalah salah teknik pencari secara acak yang sangat strategis, dimana dapat bertahan untuk menemukan penyelesaian yang optimal atau mendekati optimal pada persamaan non-linier yang kompleks.

Dalam perhitungan untuk menentukan optimasi dengan GA dapat menggunakan software MATLAB. Genetic Algorithm menggunakan dan memanipulasi populasi untuk memperoleh kondisi optimum. Dalam setiap langkah, GA menyeleksi secara acak dari populasi yang ada untuk menentukan yang akan menjadi parent dan menggunakannya untuk menghasilkan children pada generasi berikutnya. Pada setiap generasi, kecocokan parent atau individu dalam populasi dievaluasi. beberapa individu dipilih dari populasi mereka berdasarkan dari kecocokan mereka dalam fungsi fitness, dan diubah (direkomendasikan dan mungkin bermutasi secara acak) untuk membentuk suatu populasi baru. Populasi baru itu kemudian digunakan untuk iterasi selanjutnya dalam algoritma. Biasanya, algoritma akan berhenti ketika jumlah maksimum dari generasi telah dihasilkan atau tingkat kecocokan yang telah ditentukan telah terpenuhi untuk populasi tersebut. Langkah utama untuk menciptakan generasi berikutnya dari populasi adalah:

- a. Seleksi. Memilih individu, yang disebut dengan parent, yang akan menghasilkan populasi di generasi berikutnya
- b. *Crossover*. Mengkombinasikan dua *parent* hingga membentuk populasi pada generasi berikutnya. Fraksi *crossover* diatur antara 0 dan 1. *Crossover* dengan fraksi 1, mempunyai arti bahwa semua children selain individu *elite* adalah *crossover children*, sedangkan *crossover* dengan fraksi 0 menandakan bahwa semua *children* adalah mutasi. Fungsi *fitness* adalah jumlah nilai absolute dari koordinat, yaitu:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = |x_1| + |x_2| + \dots + |x_n| \quad (2.10)$$

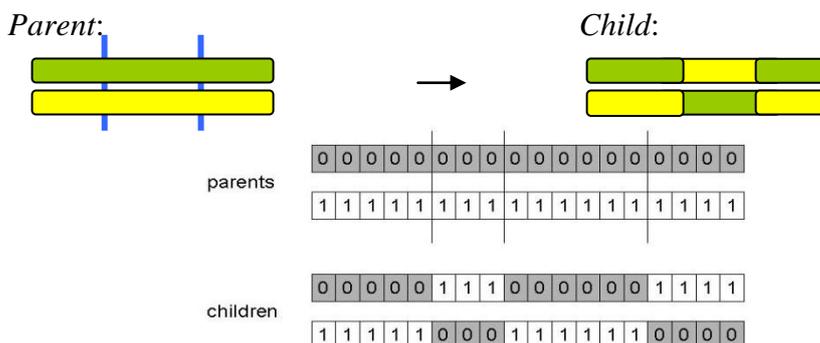
- *Single-Point Crossover*

Proses ini dilakukan dengan memotong kromosom pada satu lokasi.



- *Multi-Point Crossover*

Proses ini dilakukan dengan memotong kromosom lebih pada satu lokasi.

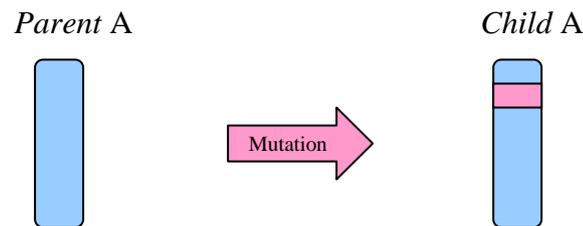


c. Mutasi. Menerapkan perubahan pada parent untuk membentuk anak.

Jumlah mutasi dari algoritma yang ditambahkan pada parent pada setiap generasi dapat dikontrol dengan skala dan penyusutan.

- Skala, adalah parameter yang menentukan standard deviasi pada generasi pertama. Jika jangkauan inisial pada vektor v , maka akan memberikan skala $(v(2) - v(1))$.
- *shirnk*, merupakan parameter yang mengontrol untuk generasi selanjutnya. Jika jangkauan inisial pada vektor 2-1, maka standar deviasi pada generasi k , σ_k , adalah

$$\sigma_k = \sigma_{k-1} \left(1 - \text{shrink} \frac{k}{\text{generation}} \right) \quad (2.11)$$



Tahapan-tahapan GA untuk menentukan titik optimasi :

1. Memulai algoritma dengan membuat populasi secara acak.
2. Membuat algoritma dengan populasi atau generasi yang baru. Untuk membuat populasi baru, tahapan yang harus dijalankan adalah:
 - a. Memberikan skor pada setiap kromosom dalam populasi berdasarkan nilai fitness. Fitness merupakan kualitas dari kromosom yang membentuk populasi.
 - b. Memberikan skala diantara nilai fitness.
 - c. Memilih parent berdasarkan nilai fitness.
 - d. Menghasilkan individu (*children*) dari *parent* dengan cara mutasi atau *crossover*.
 - e. Menukar tempat pada populasi dengan *children* untuk membentuk generasi selanjutnya
3. Menghentikan algoritma apabila criteria telah terpenuhi.

2.6.4 Algoritma Hibrida ANN-GA

Dengan mengembangkan proses premodelan berdasar ANN, GA dapat digunakan untuk mengoptimasi pada input didimensi-R (x) dalam model ANN. Hubungan optimasi dapat ditentukan dengan menemukan optimasi dari factor dimensi-R, $x^* = [x_1^* \ x_2^* \ \dots]^T$,

sehingga dapat memperbesar dimensi-K dari fungsi vector f , yang ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$f(x^*, W, b) = \sum_{k=1}^K f_k(x^*, W, b) \quad (2.12)$$

dimana $W = \{W^H, W^O\}$ dan $b = \{b^H, b^O\}$ adalah parameter *weight* dan *bias* untuk lapisan *hidden* dan *output*. Yang dapat diperhatikan dalam persamaan diatas adalah bahwa problem tersebut merupakan optimasi dengan *multi objective* (MO). Pendekatan yang mudah dan sering digunakan untuk menyelesaikan permasalahan optimasi MO adalah dengan mengumpulkan MO menjadi sebuah fungsi *single objective* (SO). Dalam metode pengumpulan ini, setiap fungsi objective dikalikan dengan koefisien *weight* (w_k) dan hasil fungsi dikombinasikan untuk membentuk sebuah fungsi maksimal. Maksimalisasi dari sebuah fungsi tersebut, ditunjukkan pada persamaan dibawah:

$$\begin{aligned} \maximize f(x, W) &= \sum_{k=1}^K W_k f_k(x, W); \\ \mathbf{0} \leq w_k \leq 1 \text{ dan } \sum_{k=1}^K w_k &= 1 \end{aligned} \quad (2.13)$$

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

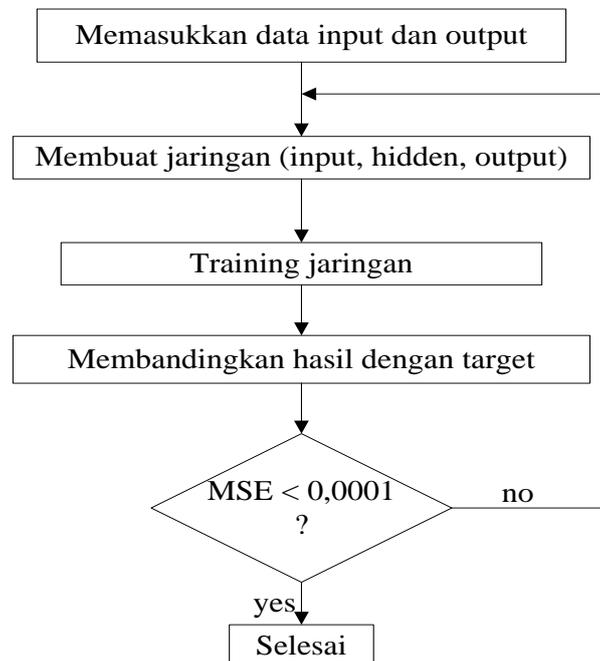
3.1 Studi Kasus Hidrolisa Pati menjadi Glukosa

Data yang digunakan adalah data sekunder yang didapat dari penelitian Baskar et al. (2008). Dalam penelitian Baskar et al. (2008), pati berasal dari singkong atau ubi kayu. Pati singkong ini kemudian dihidrolisa dengan bantuan enzim α -amylase hingga menjadi glukosa. Konsentrasi pati, konsentrasi enzim, suhu, waktu hidrolisa adalah variabel independent yang digunakan dalam penelitian, sedang variabel dependent adalah yield glukosa. Hubungan antara keempat variabel independent dengan yield glukosa yang dihasilkan akan dimodelkan dan dioptimasi dengan metode ANN-GA.

3.2 Rancangan Permodelan dan Optimasi

3.2.1 Pengembangan Algoritma Permodelan dengan ANN

Secara umum, empat langkah yang dilakukan dalam pemodelan adalah memasukkan data yang akan digunakan dalam pelatihan, menciptakan jejaring dari objek (lapisan *input*, *hidden* dan *output*), *training* jejaring dan mensimulasi respon jejaring terhadap input. Jejaring neural akan disesuaikan atau dilatih, sehingga partikular input akan membawa ke spesifik target *output*. Network (jejaring) akan disesuaikan berdasarkan perbandingan dari semua *output*, hingga akhirnya network *output* cocok dengan target.



Gambar 3.1 Diagram alir pemodelan dengan metode ANN

3.2.2 Pengembangan Algoritma Hibrida ANN-GA untuk Permodelan dan Optimasi

Pemodelan dan optimasi dengan ANN-GA diterapkan dalam proses hidrolisa pati menjadi glukosa. Tahapan dalam pemodelan dan optimasi menggunakan metode hibrida ANN-GA adalah sebagai berikut :

1. Pengembangan pemodelan dengan ANN

Spesifikasi *input* dan *output* pada data percobaan akan dilatih (*train*) dan dites dengan menggunakan model ANN. Dalam arsitektur jejaring model ANN, terdiri atas lapisan *input*, *hidden* dan *output*. Jejaring *backpropagation* optimal dengan menggunakan 2-lapis jejaring *feed-forward*. Jejaring *feed-forward* dengan 2 lapis akan menunjukkan hubungan *input* dan *output* yang lebih baik (hubungan *input* dan *output* yang diinginkan).

2. Pelatihan pemodelan ANN

Langkah awal untuk memodelkan algoritma adalah dengan *training* data contoh hingga didapat hubungan *input-output*. Pelatihan jejaring yang populer dan cepat adalah dengan pelatihan algoritma Levenberg-Marquardt.

3. Inisialisasi populasi

Memasukkan indeks generasi (Gen) hingga nol dan jumlah populasi (N_{pop}), dan jumlah variabel bebas (nvars). Populasi dihasilkan secara acak. Setiap individu dengan jarak tertentu atau disebut dengan genes dibagi menjadi beberapa segment berdasar jumlah variable yang dimaksud (nvars).

4. Perhitungan fitness

Dalam langkah ini, *performance (fitness)* dari populasi dihasilkan berdasar fungsi *fitness*. Vektor *input* akan dilatih oleh pemodelan ANN agar mendapatkan hubungan antara *input-output*. *Output* ditransformasikan kembali ke nilai awal dan kemudian dimanfaatkan untuk perhitungan nilai/skor fitness pada data.

5. Scala dari skor fitness

Dalam GA, seleksi menggunakan nilai skala *fitness* untuk memilih *parent* pada generasi selanjutnya. Selisih antara skala akan mempengaruhi *performance* dari GA. Jika skalanya terlalu luas, maka individu dengan nilai skala tertinggi akan mereproduksi secara cepat, pengambil alihan populasi juga terlalu cepat, sehingga mencegah GA untuk mencari pada daerah yang lain pada penyelesaian. Dan bila nilai skalanya terlalu kecil, semua individu rata-rata akan mengalami kemajuan yang terlalu lambat. Dalam algoritma, skor terendah mempunyai nilai skala yang tertinggi.

6. Seleksi *parent*

Pemilihan *parent* berdasar pada nilai skala. Individu dapat dipilih lebih dari sekali sebagai *parent*. Kemungkinan pemilihan tertinggi adalah pada individu dengan skala tertinggi.

7. Reproduksi *children*

Pemilihan reproduksi akan mempengaruhi pembuatan *children* pada GA dalam generasi berikutnya berdasarkan *parent* yang telah dipilih. *Elite count* (E_{count}) menunjukkan jumlah individu dengan nilai *fitness* terbaik, sehingga dapat bertahan pada generasi berikutnya. E_{count} diatur dengan range: $1 \leq E_{\text{count}} \leq N_{\text{pop}}$. Individu ini adalah *elite children*. *Crossover fraction* (P_{cross}) merupakan fraksi pada setiap populasi, yang dihasilkan melalui *crossover*. Sisa individu pada generasi berikutnya dihasilkan oleh proses mutasi. Fraksi *crossover* diatur antara 0 dan 1.

8. Perpindahan tempat *children* pada populasi

Setelah *children* yang baru didapatkan, maka populasi dipindah tempatkan dengan *children*, sehingga membentuk generasi selanjutnya.

9. Increment indeks generasi

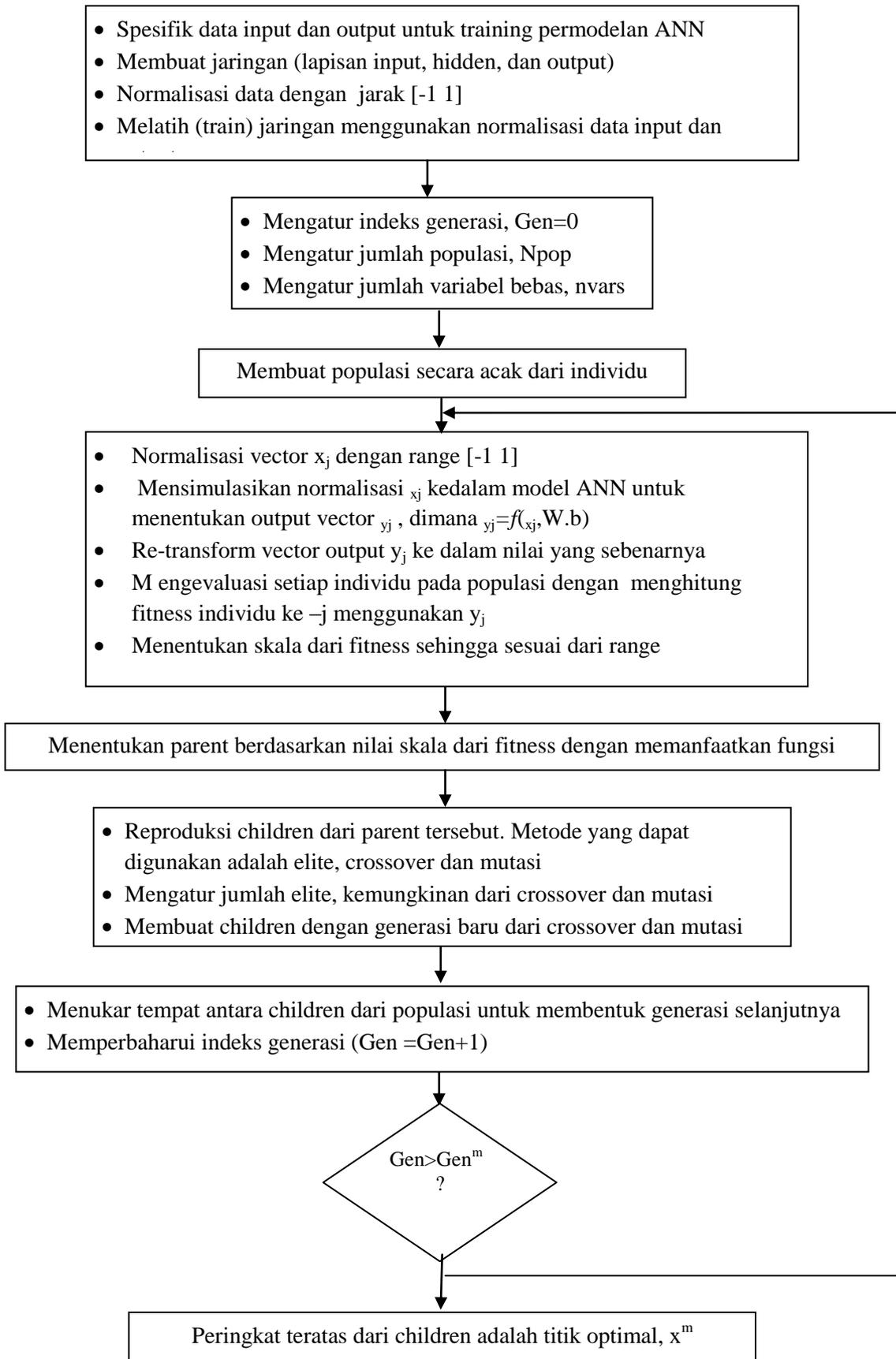
Increment indeks generasi adalah $1:\text{Gen} = \text{Gen}+1$

10. Mengulangi langkah 4-9 hingga didapatkan hasil yang konvergen

Kriteria untuk penghentian algoritma adalah:

- Generasi : algoritma akan berhenti ketika generasi telah mencapai nilai maksimum (Gen_{max}).
- Batas *fitness* : algoritma akan berhenti ketika fungsi *fitness* pada populasi mempunyai point yang terbaik hampir atau sama dengan batas *fitness*.
- Batas waktu : algoritma akan berhenti ketika batas waktu telah tercapai.
- Penghentian generasi : algoritma akan berhenti, ketika tidak adanya peningkatan pada fungsi *objective* secara berurutan.
- Penghentian batas waktu : algoritma akan berhenti ketika tidak adanya peningkatan fungsi selama interval waktu.

11. Mendapatkan *children* yang tertinggi sebagai vektor optimal.



Gambar 3.2 Diagram alir pemodelan dan optimasi dengan hibrida ANN-GA

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengujian Model dan Optimasi ANN-GA

Sebelum metode hibrida ANN-GA ini diterapkan untuk permodelan dan optimasi hidrolisa pati menjadi glukosa, dilakukan studi pendahuluan. Studi pendahuluan ini dilakukan sebagai tahap untuk pengujian model dan optimasi dengan menggunakan metode ANN-GA. Gambar 4.1, merupakan grafik yang dibuat dengan menggunakan metode ANN-GA. Dari grafik didapatkan $R^2 = 0,9958$, optimasi pada titik (1.1295,-1.0107).

Model ANN yang digunakan pada Gambar 4.1, mempunyai struktur 1-5-3-1. Struktur ini berarti bahwa model ANN yang dibuat berisi 1 input, 5 *hidden layers* bagian pertama, 3 *hidden layers* bagian kedua, dan 1 output. Dari Gambar 4.1, diketahui bahwa permodelan dengan metode ANN menghasilkan $R^2 = 0,9958$, dimana mendekati sempurna ($R^2=1$). Nilai tersebut menunjukkan bahwa permodelan dengan ANN telah mendekati dengan data eksperimen. Hal ini menunjukkan bahwa model ANN cocok untuk mempresentasikan proses sebenarnya.

Pengujian optimasi pada Gambar 4.1 dilakukan secara analitis. Grafik tersebut dibuat berdasar persamaan $f(x) = x^2 - 2x$. Pengujian optimasi dilakukan dengan cara mendiferensialkan persamaan tersebut. Dalam metode analitis, untuk menemukan titik minimum, x^* , pada fungsi diatas adalah dengan menganggap bahwa gradient dari $f'(x)$ sama dengan nol.

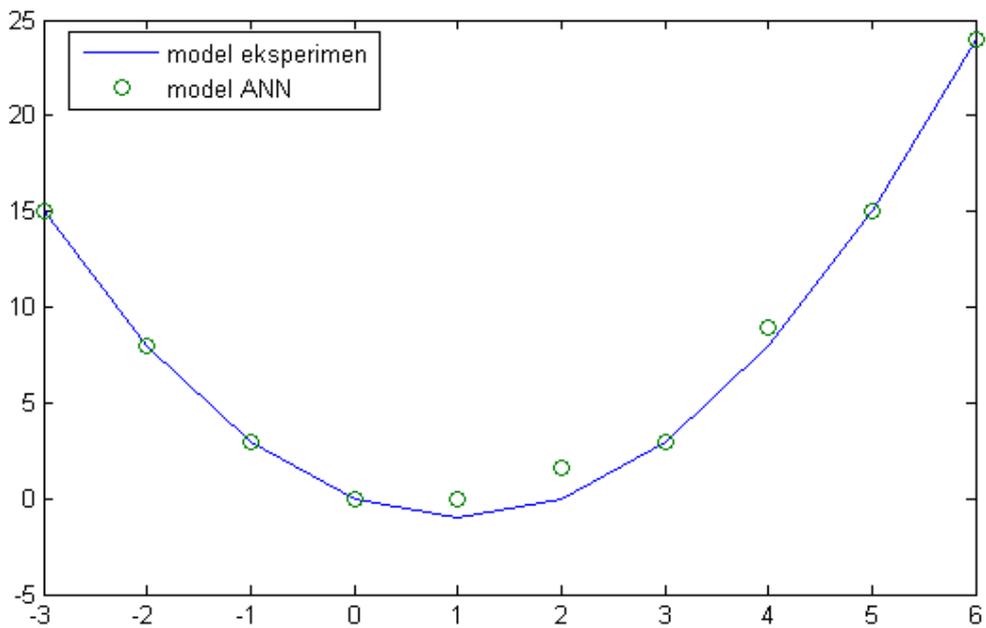
$$f'(x) = 2x - 2 = 0$$

dan didapatkan hasil dari persamaan tersebut, yaitu $x^* = 1$. Hasil dari x^* disubstitusikan pada diferensial kedua dari persamaan untuk mengetahui dengan pasti nilai minimumnya :

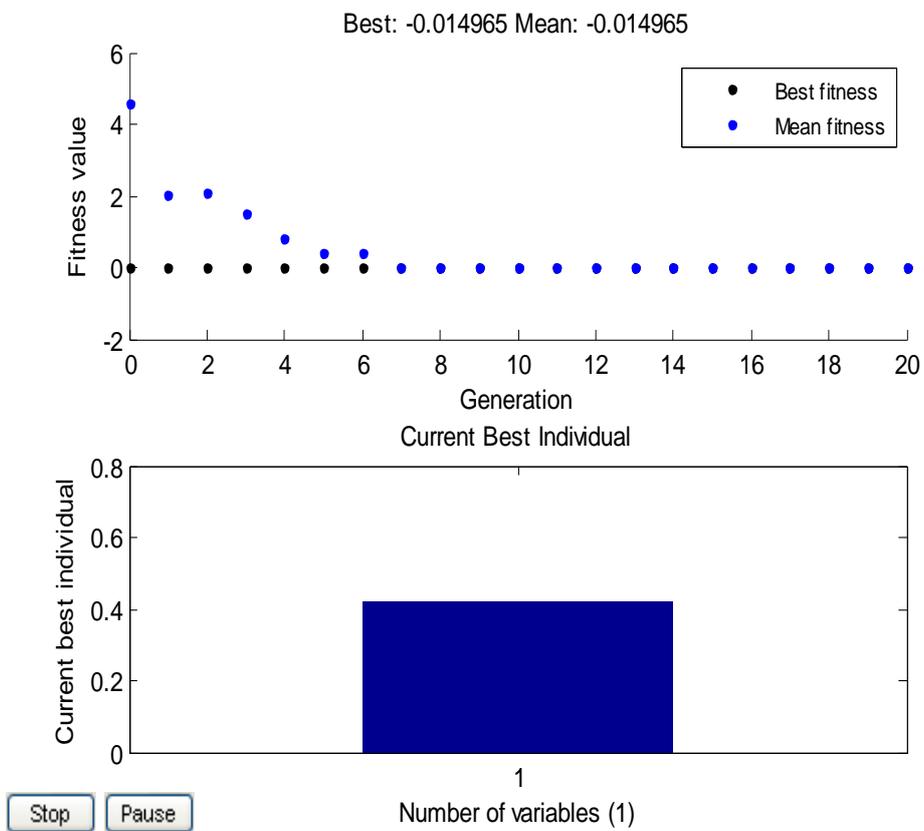
$$f''(1) = -1 > 0$$

Sehingga, didapatkan titik optimum secara analitis pada (1,-1).

Optimasi dilakukan dari model ANN yang telah dibuat dengan menggunakan metode GA. Hasil optimasi dari GA yang didapat hampir sama dengan optimasi secara analitis, dengan persen kesalahan 0,42%. Dimana hasil optimasi pada GA (1.1295,-1.0107) dan hasil analitis (1,-1). Hal ini menunjukkan bahwa hibrida ANN-GA bisa untuk diterapkan dalam permodelan dan optimasi dengan hidrolisa pati menjadi glukosa. Gambar 4.2 menunjukkan *fitness value* dan *current best individual* dari metode optimasi dengan GA.



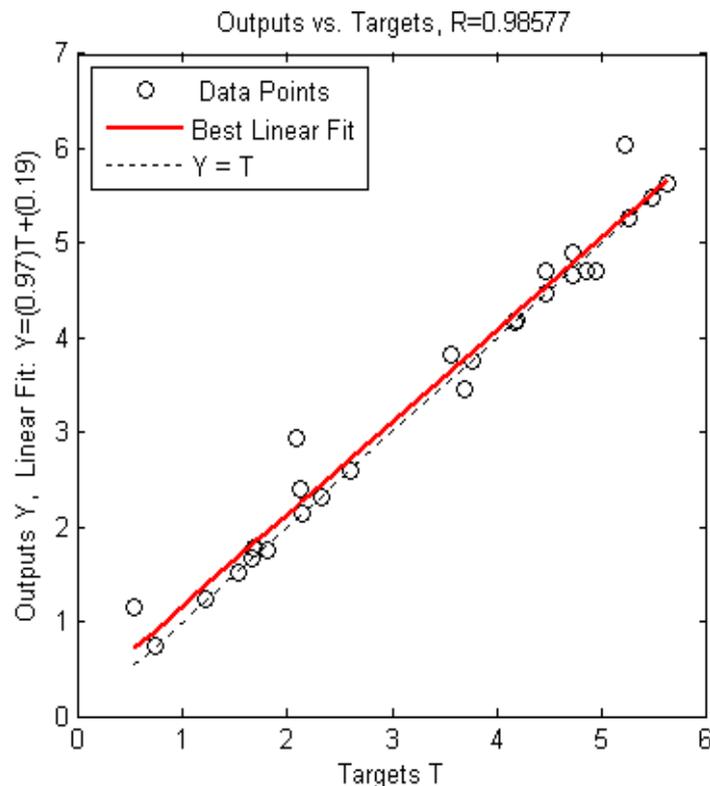
Gambar 4.1. Grafik pengujian model dan optimasi dengan ANN-GA



Gambar 4.2 *fitness value* dan *current best individual* dengan metode optimasi GA

4.2 Kajian Numerik Model dan Optimasi ANN-GA

Pemodelan dan optimasi dengan hibrida ANN-GA diterapkan pada kasus hidrolisa pati menjadi glukosa. Data yang digunakan adalah data sekunder dari penelitian Baskar et al. (2008) yang berjudul “*Optimization of Enzymatic Hydrolysis of Manihot Esculenta Root Starch by Immobilized α -Amylase Using Response Surface Methodology*”. Pemodelan dengan ANN mampu untuk menyelesaikan permasalahan dengan *Multi Input Single Output (MISO)*. Pada pemodelan ini, input terdiri atas empat variable bebas, sedangkan output yang dihasilkan hanya terdiri atas satu variable terikat. Variabel input yang digunakan adalah konsentrasi pati, konsentrasi enzim, suhu, dan waktu hidrolisa. Sedangkan variable output yang dihasilkan adalah yield glukosa. Model ANN yang digunakan mempunyai struktur 4-5-3-1. Struktur ini menandakan bahwa model ANN mempunyai 4 input, 5 *hidden layers* bagian pertama, 3 *hidden layers* bagian kedua, dan 1 output. Gambar 4.3 menunjukkan karakteristik model ANN. Gambar ini menunjukkan hubungan antara yield glucose experiment (target) dengan yield glucose predicted (output), dan menghasilkan koefisien regresi (R) sebesar 0.98577. Nilai R yang tinggi menunjukkan bahwa pemodelan dengan ANN mampu untuk memodelkan data yield glukosa hampir sama dengan data eksperimen yield glukosa.



Gambar 4.3 Karakteristik model ANN

Tabel 4.1. Hubungan antara konsentrasi pati, konsentrasi enzim, suhu, waktu terhadap yield glukosa (Baskar et al., 2008)

No.	Parameter Proses				Yield Glukosa (mg/mL)
	Konsentrasi Pati % (w/v)	Konsentrasi Enzim % (w/v)	Suhu °C	Waktu menit	
1.	3	0.75	45	90	2.608
2.	6	0.75	45	90	4.175
3.	3	1.25	45	90	4.732
4.	6	1.25	45	90	5.222
5.	3	0.75	65	90	0.541
6.	6	0.75	65	90	1.812
7.	3	1.25	65	90	2.133
8.	6	1.25	65	90	2.130
9.	3	0.75	45	150	4.464
10.	6	0.75	45	150	5.630
11.	3	1.25	45	150	4.726
12.	6	1.25	45	150	5.484
13.	3	0.75	65	150	1.535
14.	6	0.75	65	150	1.687
15.	3	1.25	65	150	2.079
16.	6	1.25	65	150	1.662
17.	1.5	1	55	120	3.554
18.	7.5	1	55	120	3.687
19.	4.5	0.5	55	120	0.732
20.	4.5	1.5	55	120	5.264
21.	4.5	1	35	120	2.318
22.	4.5	1	75	120	1.226
23.	4.5	1	55	60	4.191
24.	4.5	1	55	180	3.757
25.	4.5	1	55	120	4.468
26.	4.5	1	55	120	4.942
27.	4.5	1	55	120	4.468
28.	4.5	1	55	120	4.847
29.	4.5	1	55	120	4.468
30.	4.5	1	55	120	4.847
31.	4.5	1	55	120	4.468

Tabel 4.1 menunjukkan data sekunder hubungan antara variabel input (konsentrasi pati, konsentrasi enzim, suhu, dan waktu hidrolisis) dan variabel output (yield glukosa) yang diambil dari penelitian yang dilakukan oleh Baskar et al. (2008). Parameter operasi yang digunakan dalam optimasi hidrolisa pati menjadi glukosa dapat dilihat dari Tabel 4.2. Sedang, Tabel 4.3 menunjukkan parameter komputasi yang digunakan dalam optimasi dengan metode GA. Jumlah *population size* yang digunakan adalah 40, dimana 2 dari jumlah tersebut merupakan *elite* yang nantinya digunakan dalam generasi selanjutnya, sedangkan 80% dari populasi yang tersisa digunakan untuk *crossover reproduction* dan 20% sisanya dengan *mutation*. Parameter-parameter proses pada Tabel 4.1 ini akan diujikan untuk mengetahui nilai optimasi masing-masing parameter untuk menghasilkan yield glukosa yang optimum,

dengan menggunakan parameter komputasi pada Tabel 4.3. Pengujian ini, dilakukan dengan mempertahankan dua variable pada parameter proses Konstan pada level menengah.

Tabel 4.2 Parameter operasi yang digunakan dalam hidrolisa pati menjadi glukosa

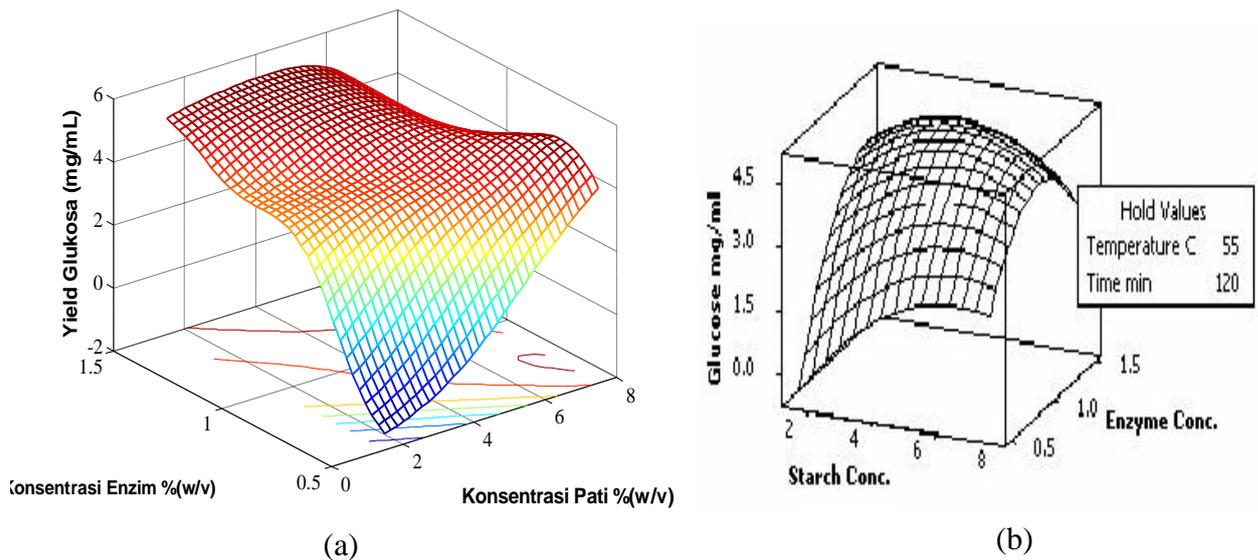
Parameter Operasi	Rentang nilai
Konsentrasi pati, % (w/v)	$1.5 \leq X_1 \leq 7.5$
Konsentrasi enzim, % (w/v)	$0.5 \leq X_2 \leq 1.5$
Suhu, °C	$35 \leq X_3 \leq 75$
Waktu, menit	$60 \leq X_4 \leq 180$

Tabel 4.3 Parameter komputasi yang digunakan dalam optimasi dengan GA

Parameter Komputasi	Nilai
Population Size	40
Crossover fraction	0.8
Number of generation	20
Mutation probability	0.05
Elite Count	2

4.3 Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Pati dan Konsentrasi Enzim terhadap Yield Glukosa

Data yang digunakan merupakan data sekunder dari penelitian Baskar et al. (2008). Gambar 4.4 menunjukkan hubungan antara parameter proses, yaitu konsentrasi pati dengan konsentrasi enzim terhadap yield glukosa yang dihasilkan, dimana parameter suhu dan waktu dibuat Konstan pada 55°C dan 120 menit. Konsentrasi substrat dapat mempengaruhi laju produksi (yield glukosa) dan aktivitas katalitik enzim. Metode optimasi yang digunakan oleh Baskar et al. (2008) adalah dengan Response Surface Methodology (RSM), sebagaimana ditunjukkan oleh Gambar 4.4(b). Sementara Gambar 4.4(a) merupakan hasil pemodelan menggunakan metode hibrida ANN-GA. Dari kedua gambar, menunjukkan perbedaan secara grafis. Pemodelan dengan ANN tampak mampu memodelkan dari persamaan nonlinear yang kompleks, dimana metode RSM hanya mampu untuk memodelkan secara polynomial. Perbedaan model ini akan mempengaruhi nilai optimasi yang didapat nantinya. Optimasi dengan GA dinilai lebih akurat karena mampu menemukan titik optimum secara global dari pemodelan ANN.



Gambar 4.4 Pengaruh konsentrasi pati dan konsentrasi enzim terhadap yield glukosa. (a) dengan metode hibrida ANN-GA, (b) dengan metode RSM (Baskar et al., 2008)

Gambar 4.4(a) memperlihatkan konsentrasi pati pada rentang 6-7.5 % (w/v), dan konsentrasi enzim pada rentang (1-1.5 % (w/v)), yield glukosa yang dihasilkan tinggi (>4.5 mg/mL). Nilai konsentrasi pati dan konsentrasi enzim yang lebih rendah atau lebih tinggi dari rentang tersebut, akan dihasilkan yield glukosa yang sedikit. Hal ini dikarenakan kondisi optimum dicapai pada konsentrasi pati 7.1302 % (w/v) dan konsentrasi enzim 1.4708 % (w/v), dimana suhu dan waktu dibuat konstan pada 55°C dan 120 menit.

Laju pembentukan produk meningkat seiring dengan meningkatnya konsentrasi substrat hingga dicapai laju reaksi maksimum untuk kemudian turun kembali mulai harga konsentrasi substrat tertentu. Pada konsentrasi substrat tetap, dalam batas tertentu, laju suatu reaksi enzimatik meningkat sebanding dengan meningkatnya konsentrasi enzim. Hal ini berarti makin banyak enzim, sampai batas tertentu, makin banyak substrat yang terkonversi karena makin tinggi aktivitas enzim. Pada jumlah enzim yang sama, kenaikan konsentrasi substrat menyebabkan penurunan persen konversi karena jumlah enzim tidak cukup untuk mengkonversi pati. Pada konsentrasi yang rendah, efisiensi konversi pati sangat tinggi. Namun demikian, perlu diingat bahwa efisiensi yang tinggi pada konsentrasi substrat yang rendah hanya mengkonversi pati dalam jumlah yang kecil. Sebaliknya, pada konsentrasi pati yang tinggi, meski efisiensi konversinya rendah, jumlah pati yang terkonversinya bisa saja lebih banyak (Sukandar et al., 2009).

Hal ini sesuai pula dengan penelitian yang dilakukan Ikhsan et al. (2009) yang mendapatkan konsentrasi enzim optimal pada 1.4% dengan bahan baku jerami padi. Menurut Ikhsan et al. (2008), semakin besar konsentrasi enzim, semakin meningkat kadar glukosa. Hal

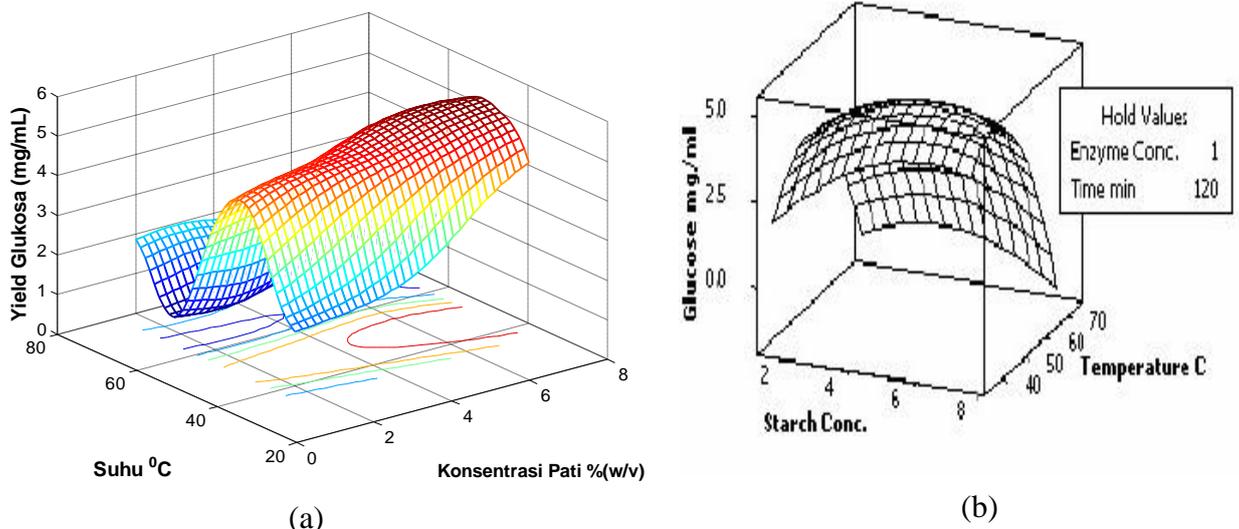
ini terjadi karena semakin besar konsentrasi, menyebabkan tumbukan antar molekul reaktan dengan enzim meningkat, sehingga penyusupan molekul enzim ke dalam substrat lebih sering terjadi. Akan tetapi, peningkatan konsentrasi enzim di atas kondisi optimal, glukosa yang didapat relatif konstan. Hal ini terjadi karena penurunan energi aktivasi reaksi hidrolisa relatif kecil.

4.4 Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Pati dan Suhu terhadap Yield Glukosa

Gambar 4.5 menunjukkan hubungan antara parameter proses, yaitu konsentrasi pati dengan suhu terhadap yield glukosa yang dihasilkan, dimana parameter konsentrasi enzim dan waktu dibuat konstan pada 1 %(w/v) dan 120 menit. Gambar 4.5 (a) merupakan pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA, sedang metode RSM ditunjukkan pada Gambar 4.5 (b). Kondisi optimum pada kedua gambar menunjukkan hasil yang berbeda. Optimasi dengan metode ANN-GA menunjukkan pada konsentrasi pati 7.1302 %(w/v) dan suhu 40.5250 °C, dihasilkan yield glukosa sebesar 6.0842 mg/mL. Pada metode RSM, kondisi optimum didapat pada konsentrasi pati 4.5%(w/v) dan suhu 45°C dengan yield glukosa sebesar 5.17mg/mL.

Pada Gambar 4.5(a), menunjukkan bahwa konsentrasi pati (6-7.5 %(w/v)) dan pada suhu rendah (40-60°C), menghasilkan yield glukosa yang tinggi (>4.5 mg/mL). Nilai konsentrasi pati dan suhu yang lebih rendah atau lebih tinggi dari rentang tersebut, akan dihasilkan yield glukosa yang sedikit. Hal ini dikarenakan kondisi optimum dicapai pada konsentrasi pati 7.1302 %(w/v) dan suhu 40.5250 °C, dengan yield glukosa sebesar 6.0842 mg/mL. Suhu gelatinisasi tergantung pada konsentrasi pati. Semakin besar konsentrasi pati, maka semakin banyak amilum yang akan dipecah menjadi glukosa dan larutan pun semakin kental. Sehingga suhu yang digunakan bukan suhu yang terlalu tinggi. Hal ini dikarenakan agar kontak antara pati dengan enzim lebih lama. Hasil yang didapat tidak jauh beda dengan hasil penelitian Purba (2009), dimana pada konsentrasi pati tinggi dengan suhu 40 °C dihasilkan konsentrasi glukosa yang optimum. Menurut Purba (2009), konsentrasi glukosa meningkat sampai pada konsentrasi optimum, kemudian menurun. Hal ini disebabkan karena reaksi konversi pati menjadi glukosa dipengaruhi oleh suhu. Kenaikan suhu akan menyebabkan terjadinya proses denaturasi. Kenaikan suhu, sebelum terjadinya proses denaturasi dapat menaikkan kecepatan reaksi. Adanya dua pengaruh yang saling berlawanan ini akan menghasilkan suatu titik optimum proses (Purba, 2009). Dengan semakin besarnya

konsentrasi pati dan kenaikan suhu sebelum denaturasi, yield glukosa yang dihasilkan semakin optimum.

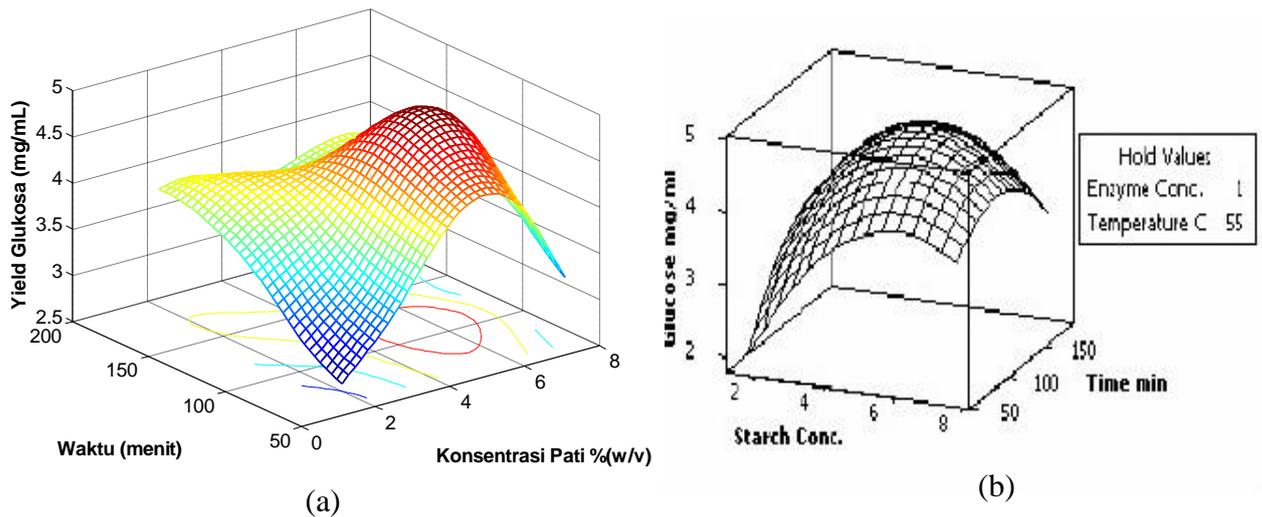


Gambar 4.5 Pengaruh konsentrasi pati dan suhu terhadap yield glukosa. (a) dengan metode hibrida ANN-GA, (b) dengan metode RSM (Baskar et al., 2008)

4.5 Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Pati dan Waktu Hidrolisis terhadap Yield Glukosa

Gambar 4.6 menunjukkan hubungan antara parameter proses, yaitu konsentrasi pati dengan waktu terhadap yield glukosa yang dihasilkan, dimana parameter konsentrasi enzim dan suhu dibuat Konstan pada 4.5 %(w/v) dan 55°C. Gambar 4.6(a) menunjukkan pemodelan dengan menggunakan metode ANN sedangkan Gambar 4.6(b) menunjukkan pemodelan dengan metode RSM yang telah dilakukan oleh Baskar et al (2008). Kondisi optimum proses dengan metode ANN-GA adalah pada konsentrasi pati 7.1302 %(w/v) dan waktu selama 166.0598 menit. Kondisi ini berbeda dari hasil metode RSM, dimana Baskar et al.(2008) mendapatkan kondisi optimum pada konsentrasi pati 4.5 %(w/v) dan waktu selama 120 menit.

Gambar 4.6(a) menunjukkan bahwa konsentrasi pati (6-7 %(w/v)) dan dengan waktu yang cukup lama (150-180 menit), menghasilkan yield glukosa yang tinggi (>4 mg/mL). Nilai konsentrasi pati dan waktu yang lebih rendah atau lebih tinggi dari rentang tersebut, akan dihasilkan yield glukosa yang sedikit. Semakin tinggi konsentrasi pati, maka larutan akan semakin kental dan semakin banyak amilum yang akan dipecah menjadi glukosa. Akibatnya, semakin lama waktu hidrolisa yang dibutuhkan.



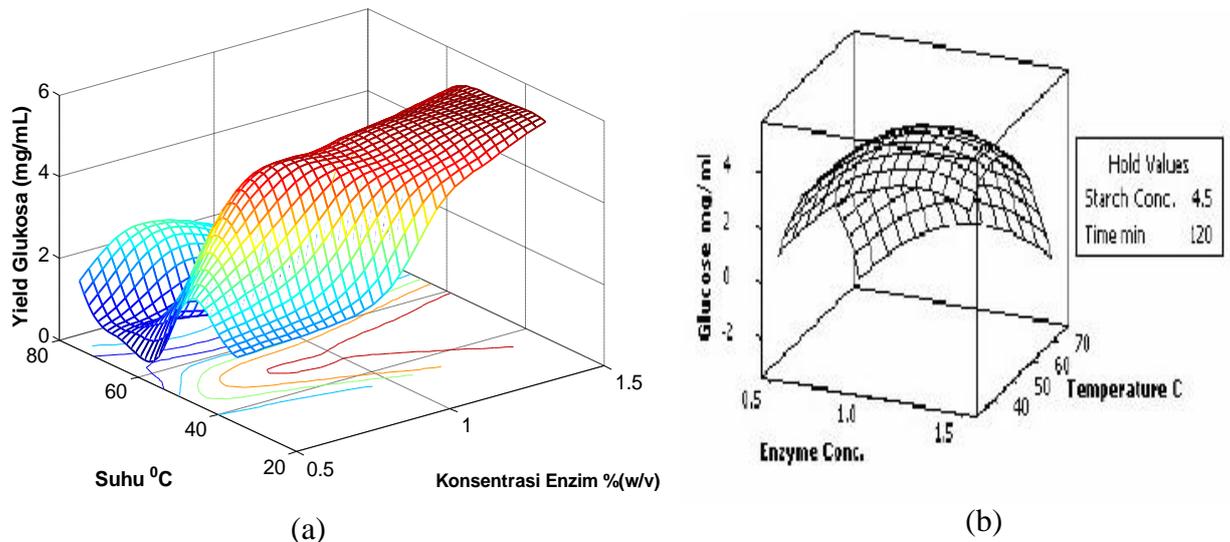
Gambar 4.6 Pengaruh konsentrasi pati dan waktu terhadap yield glukosa. (a) dengan metode hibrida ANN-GA, (b) dengan metode RSM (Baskar et al., 2008)

4.6 Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Enzim dan Suhu terhadap Yield Glukosa

Pada Gambar 4.7 menunjukkan perbandingan pengaruh konsentrasi enzim dan suhu terhadap yield glukosa dengan menggunakan metode hibrida ANN-GA dan metode RSM, dimana variable konsentrasi pati dan waktu dibuat Konstan pada 1 %(w/v) dan 120 menit. Gambar 4.7 (a) adalah gambar yang menunjukkan pemodelan dan optimasi dengan ANN-GA, sedangkan pemodelan dan optimasi dengan metode RSM (Baskar et al., 2008) ditunjukkan pada Gambar 4.7 (b).

Kondisi optimum dari metode ANN-GA adalah pada konsentrasi enzim 1.4708 %(w/v) dan suhu 40.5255°C, sehingga menghasilkan yield glukosa optimum sebesar 6.0842 mg/mL. Sedangkan, Baskar et.al (2008) mendapatkan hasil yield glukosa optimum pada 5.17 mg/mL dengan konsentrasi enzim 1 %(w/v) dan suhu 45 °C. Gambar 4.7(a) memperlihatkan bahwa pada konsentrasi enzim (1.2-1.5 %(w/v)) dan suhu (40-60 °C) dihasilkan yield glukosa yang tinggi (>4.5 mg/mL). Pada reaksi enzimatik, suhu mempengaruhi kestabilan enzim. Kenaikan suhu sampai sedikit diatas suhu optimumnya dapat menyebabkan penurunan aktivitas enzim, sedangkan suhu jauh diatas suhu optimumnya enzim akan mengalami denaturasi hingga enzim kehilangan aktivitas katalitiknya (Sukandar et al., 2009). Mula-mula kenaikan suhu dapat mempercepat laju reaksi. Pada suhu optimum, kinerja enzim maksimum, untuk kemudian menurun setelah melampaui suhu optimum kerja enzim. Penurunan kinerja enzim

ini disebabkan oleh penurunan aktivitas katalitik enzim. Suhu pada saat aktivitas enzim mulai menurun kembali merupakan suhu saat protein enzim mulai terdenaturasi.



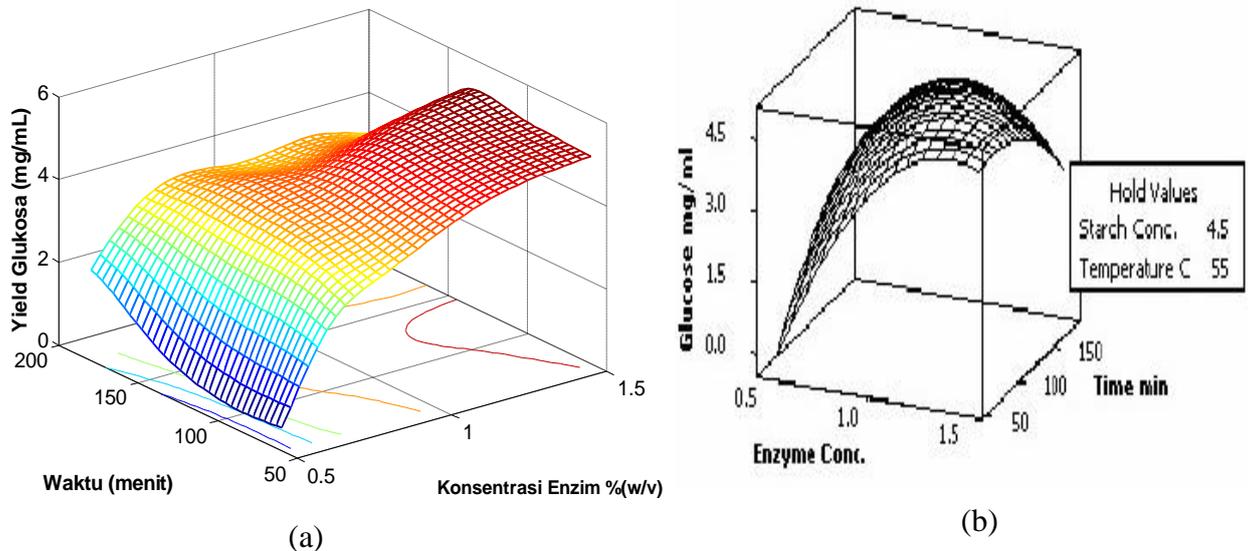
Gambar 4.7 Pengaruh konsentrasi enzim dan suhu terhadap yield glukosa. (a) dengan metode hibrida ANN-GA, (b) dengan metode RSM (Baskar et al., 2008)

4.7 Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Enzim dan Waktu Hidrolisis terhadap Yield Glukosa

Pengaruh konsentrasi enzim dan waktu terhadap yield glukosa ditunjukkan pada Gambar 4.8. Konsentrasi pati dan suhu dijaga Konstan pada 4.5 %(w/v) dan suhu 55°C. Gambar 4.8(a) menunjukkan pemodelan dan optimasi dengan metode hibrida ANN-GA, sedang Gambar 4.8(b) menunjukkan pemodelan dan optimasi dengan metode RSM.

Kondisi optimum yang didapat dari metode ANN-GA adalah pada konsentrasi enzim 1.4708 %(w/v) dan waktu 166.0598 menit, dengan yield glukosa sebesar 6.0842 mg/mL. Nilai ini jauh berbeda dengan kondisi optimum dari metode RSM (Baskar et al., 2008) adalah pada konsentrasi enzim 1 %(w/v) dan waktu 120 menit. Gambar 4.8(a) menunjukkan pada konsentrasi enzim (1.2-1.5 %(w/v)) dan waktu (100-170 menit), dihasilkan yield glukosa yang tinggi (>4.5 mg/mL). Semakin lama waktu hidrolisis, maka semakin banyak pati yang dipecah menjadi glukosa. Dan apabila konsentrasi enzim semakin tinggi hingga mencapai kondisi optimum maka aktivitas enzim dalam proses hidrolisis semakin besar. Hal ini disebabkan oleh masih adanya kemampuan enzim untuk mengubah pati menjadi glukosa. Namun, semakin lama waktu, dan bertambahnya konsentrasi enzim hingga melampaui kondisi optimum, menyebabkan yield glukosa yang dihasilkan menurun dikarenakan

kemampuan enzim untuk mengubah pati menjadi glukosa semakin menurun (Jamilatun et al., 2004).

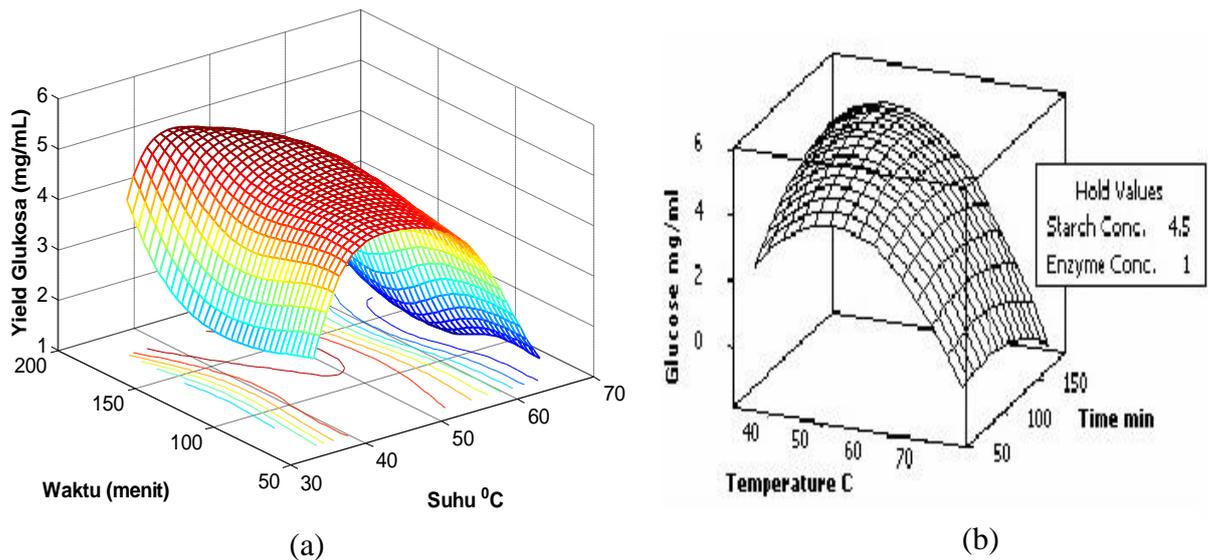


Gambar 4.8 Pengaruh konsentrasi enzim dan waktu terhadap yield glukosa. (a) dengan metode hibrida ANN-GA, (b) dengan metode RSM (Baskar et al., 2008)

4.8 Simulasi dan Optimasi Pengaruh Suhu dan Waktu Hidrolisis terhadap Yield Glukosa

Gambar 4.9 menunjukkan pengaruh suhu dan waktu hidrolisis terhadap yield glukosa, dimana konsentrasi pati dan konsentrasi enzim dijaga Konstan pada 4.5 %(w/v) dan 1 %(w/v). Gambar 4.9(a) menunjukkan pemodelan dengan menggunakan metode ANN-GA sedang Gambar 4.9(b) menunjukkan pemodelan dengan metode RSM yang dilakukan oleh Baskar et al. (2008). Dari kedua gambar tersebut terlihat perbedaan yang cukup signifikan, dimana metode RSM hanya mampu memodelkan secara polynomial.

Kondisi optimum yang didapat dari pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA adalah pada suhu 40.5255 °C dan waktu 166.0374 menit, dimana konsentrasi pati dan enzim dijaga Konstan dihasilkan yield glukosa optimum pada 6.0842 mg/mL. Sedangkan, pemodelan dan optimasi dengan metode RSM dihasilkan pada suhu 45°C dan waktu hidrolisis selama 120 menit. Gambar 4.9 (a) menunjukkan bahwa pada suhu (40-50°C) dan waktu hidrolisis (150-180 menit) dihasilkan yield glukosa yang cukup tinggi (>4.5 mg/mL). Besarnya waktu hidrolisa membuat banyaknya yield glukosa yang dihasilkan, sebelum proses denaturasi enzim terjadi. Proses denaturasi terjadi ketika proses berlangsung jauh diatas suhu optimumnya.



Gambar 4.9 Pengaruh suhu dan waktu terhadap yield glukosa. (a) dengan metode hibrida ANN-GA, (b) dengan metode RSM (Baskar et al., 2008)

4.9 Uji Kestabilan Simulator dan Optimasi Kondisi Operasi

Kondisi optimum yang dicapai dengan metode ANN-GA berbeda dengan metode RSM dari penelitian Baskar et.al (2008). Tabel 4.4, menunjukkan variasi nilai yield glukosa optimum yang dihasilkan dari metode ANN-GA dengan $R^2 \geq 0.96$ yang dibandingkan dengan metode RSM (Baskar et al., 2008). Yield glukosa keseluruhan pada percobaan (Run) 1 sampai 10, menunjukkan nilai diatas nilai yield glukosa yang dihasilkan dengan metode RSM. Pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA diperoleh kondisi optimum secara global, dikarenakan model ANN merupakan model yang lebih riil sesuai data percobaan. Sedangkan, metode RSM memodelkan pemodelan secara paksa menjadi model polinomial kuadratik, sehingga dihasilkan titik optimum local saja. Hal ini terbukti dari nilai koefisien regresi (R^2) yang dihasilkan dari kedua metode. Metode ANN-GA mampu mencapai nilai R^2 diatas 0.96, sedangkan metode RSM hanya didapat nilai R^2 sebesar 0.824. Nilai ini menandakan bahwa dalam pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA, hampir seluruh variabel yield glukosa terwakili dalam model. Pada percobaan ke-6, dihasilkan yield glukosa dengan R^2 sebesar 0.9755, dimana hampir semua variabel yield glukosa terwakili dalam model.

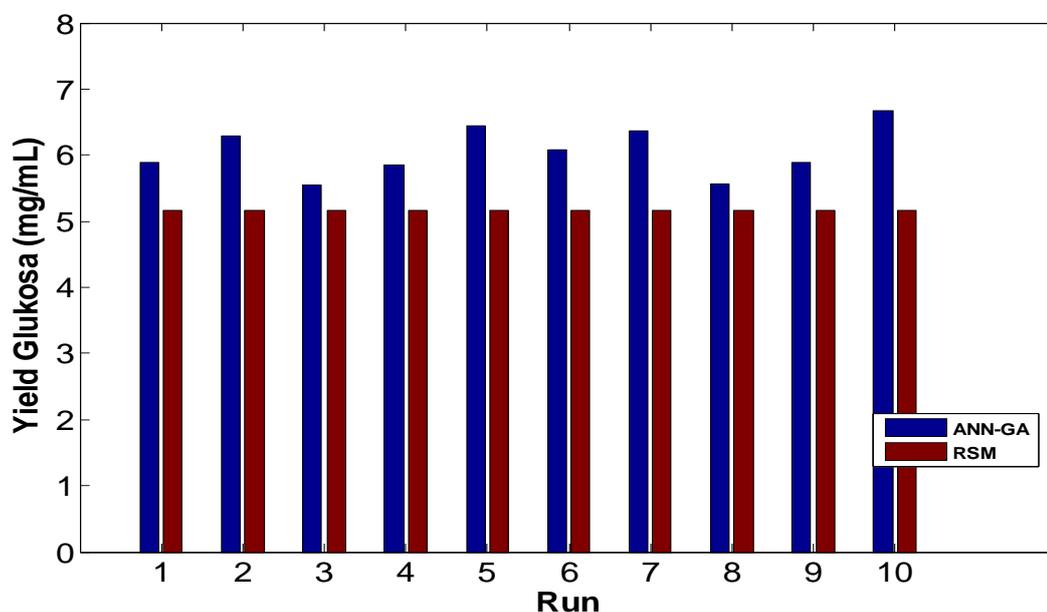
Optimasi proses dengan metode ANN-GA dengan koefisien regresi, R^2 sebesar 0,9755 ($R^2 \geq 0.96$), didapatkan pada konsentrasi pati 7.1302 % (w/v), konsentrasi enzim 1.4708 % (w/v), suhu 40,5250°C, dan waktu hidrolisa 166.0374 menit dengan yield glukosa yang dihasilkan sebesar 6.0842 mg/mL. Sedang, kondisi optimum metode RSM adalah pada konsentrasi pati 4.5 % (w/v), konsentrasi enzim 1 % (w/v), suhu 45°C, waktu 150 menit dengan

yield glukosa yang didapat pada 5.17 mg/mL. Kondisi optimum yang didapat dari kedua metode ini berbeda. Hal ini dikarenakan metode ANN-GA mampu mencapai nilai R^2 sebesar 0.9755, yang berarti bahwa 97.55% variabel glukosa terwakili dalam model. Sedangkan metode RSM hanya mampu mencapai nilai R^2 sebesar 0.824. Oleh karenanya, pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA lebih akurat dan lebih cocok untuk diaplikasikan. Pemodelan dengan ANN lebih akurat, karena ANN mampu memodelkan dari hubungan non-linear dari proses yang kompleks, dimana metode RSM hanya mampu untuk memodelkan secara polynomial order kedua (Desai et al., 2008). Perbedaan model ini akan mempengaruhi nilai optimasi yang didapat nantinya. Optimasi dengan GA dinilai lebih akurat dan tepat karena mampu menemukan titik optimum secara global.

Tabel 4.4 Randomnes metode ANN-GA ($R^2 \geq 0.96$) terhadap metode RSM

Run	Yield Glukosa (mg/mL)	
	ANN-GA	RSM (Baskar et.al, 2008)
1	5.8676	5.17
2	6.2904	5.17
3	5.5459	5.17
4	5.8465	5.17
5	6.4511	5.17
6	6.0842	5.17
7	6.3743	5.17
8	5.5694	5.17
9	5.8897	5.17
10	6.6823	5.17

Secara grafis, pemetaan perbedaan kedua model diatas dapat dilihat pada Gambar 4.10, agar perbedaan tersebut dapat dilihat secara jelas.



Gambar 4.10 Perbandingan yield glukosa yang dihasilkan dengan metode ANN-GA ($R^2 \geq 0.96$) dan metode RSM

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Metode ANN-GA merupakan metode yang efektif dalam pemodelan dan optimasi. Hal ini ditunjukkan pada penerapan ANN-GA dalam kasus hidrolisis pati menjadi glukosa. Kondisi optimum yang dicapai adalah pada konsentrasi pati 7.1302 % (w/v), konsentrasi enzim 1.4708 % (w/v), suhu 40,5250°C, dan waktu hidrolisa 166.0374 menit dengan yield glukosa yang dihasilkan sebesar 6.0842 mg/mL. Hasil ini berbeda dengan data sekunder yang menggunakan metode RSM (Baskar et al., 2008). Metode ANN-GA mampu memodelkan dan mengoptimasi dengan koefisien regresi, R^2 sebesar 0.9755. Sedangkan, metode RSM hanya mampu mencapai R^2 sebesar 0.824. Hal ini dikarenakan metode ANN-GA mampu memodelkan pemodelan dari persamaan nonlinear kompleks dan mengoptimasi model tersebut secara global. Metode ANN-GA merupakan metode yang layak dikembangkan dan diterapkan untuk pemodelan dan optimasi. Pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA dapat dikembangkan dan digunakan untuk memodelkan dari proses-proses kompleks hidrolisa pati menjadi glukosa, serta mendapatkan kondisi operasi yang optimal.

5.2 Saran

Dalam penelitian selanjutnya, sebaiknya dilakukan perbandingan terhadap bermacam-macam struktur model ANN sebelum melakukan pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA. Hasil perbandingan tersebut akan menunjukkan struktur model ANN dengan jumlah *node* dalam *hidden layer* yang mampu menghasilkan nilai R^2 yang paling optimum atau mendekati 1. Selain itu, metode ANN-GA dapat dikembangkan dan digunakan untuk memodelkan dan mengoptimasi proses-proses kompleks lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

Al-Mutairi, Nayef, Kartam, N., Koushki, P., dan Al-Mutairi, Mubarek., (2004), "Modelling dan Predicting Biological Performance of Contact Stabilization Process Using Artificial Neural Networks", *ASCE, Journal of Computing in Civil Engineering*, pp. 341-349.

Baskar, G., Muthukumar, C., Renganathan, S., (2008), "Optimization of Enzymatic Hydrolysis of *Manihot Esculenta* Root Starch by Immobilize α -Amylase Using Response Surface Methodology", *International Jurnal of Natural Sciences and Engineering* 1:3, pp. 156-160.

Chamsart, S., Sawangwon, C., Tungkao, S., dan Waiprib, Y., (2005), "Enzymatic Hydrolysis of Cassava Starch in a Stirred Tank Lysis Reactor", *Proceeding of the 15th Thailand Chemical Engineering and Applied Chemistry*, Chonburi, 28-29 Oktober 2005.

Cheng, Jin dan Li, Q.S., (2008), "Realibility Analysis of Structure Using Artificial Neural Network Based Genetic Algorithms", *Computing Methods Applied Mechanical Engineering*. 197, pp.3742-3750.

Desai, Kiran M., Survase, Shrikant A., Saudagar, Parag S., Lele, S.S., dan Singhal, Rekha S. (2008), "Comparison of Artificial Neural Network (ANN) and Response Surface Methodology (RSM) in Fermentation Media Optimizatition : Case Study of Fermentative Production of Scleroglucan", *Biochemical Engineerning Journal* 41, pp. 266-273.

Edgar, Thomas F., Himmeblau, D.M. dan Landon, L.S, (2001), "*Optimization of Chemical Processes*", 2nd Edition, Mc. Graw-Hill, New York.

Fujii, M. dan Kawamura, Y., (1985), "Synergistic Action of α -Amylase and Glucoamylase on Hydrolisis of Starch", *Biotechnology and Bioengineering*, vol 27.

Hanai, T., Honda, H., Ohkusu, E., Ohki, T., Tohyama, H., Muramatsu, T. dan Kobayashi, T., (1999), "Application of An Artificial Neural Network and Genetic Algorithm for Determination of Process Orbits in Koji Making Process", *Journal of Bioscience and Bioengineering* vol.87, No.4, pp. 507-512.

Istadi, (2006), "Catalytic Conversion of Methane and Carbon Dioxide in Conventional Fixed Bed and Dielectric Barrier Discharge Plasma Reactors", *Doctor Thesis*, Universiti Teknologi Malaysia, Malaysia.

Ikhsan, D., Yulianto, M. E., Hartanti, I., (2008), "Pengembangan Bioreaktor Hidrólisis Enzimatis Untuk Produksi Bioetanol dari Biomassa Jerami Padi", Lembaga Penelitian Universitas Diponegoro.

Jamilatun, S., Sumiyati, Y. dan Handayani, R. N., (2004), "Pengambilan Glukosa dari Tepung Biji Nangka dengan cara Hidrolisis Enzimatik Kecambah Jagung", *Prosiding Seminar Nasional Rekayasa kimia dan Proses*, pp. 1-5.

Kombong, Hermin, (2004), "Evaluasi Daya Hidrolitik Enzim Glukoamilase dari Kultur *Aspergillus Niger*", *Jurnal Ilmu Dasar* vol. 5, no. 1, pp. 16-20.

Montana, J. David dan Davis, M., (2006), "Training Feedforward Neural Networks Using Genetic Algorithms", *BBN System and Technologies Corp.*, Cambridge.

Morales, S., Álvarez, H., Sánchez, C., (2008), "Dynamic Model For The Production Of Glucose Syrup From Cassava Starch", *Food and Bioproducts Processing* 86, pp. 25-30.

Nandi, S., Mukherjee, P., Tambe, S.S., Kumar, R. dan Kulkarni, B.D., (2002), "Reaction Modeling and Optimization Using Neural Networks and Genetic Algorithms: Case Study Involving TS-1-Catalyzed Hydroxylation of Benzene", *Industrial and Engineering Chemistry Research* Vol. 41, No. 9, pp.2159-2169.

Omemu, A. M., Akpan, I., Bankole, M. O., dan Teniola, O. D., (2005), "Hydrolysis of Raw Tuber Starches by Amylase of *Aspergillus Niger* AM07 Isolated From The Soil", *Journal of Biotechnology* vol. 4(1), pp. 19-25.

Purba, Elida, (2009), "Hidrolisis Pati Ubi Kayu (*Manihot Esculenta*) dan Pati Ubi Jalar (*Ipomonea batatas*) menjadi Glukosa secara Cold Process dengan Acid Fungal Amilase dan Glukoamilase", Universitas Lampung, Lampung.

Putri, Lily S. E. dan Sukandar, D., (2008), "Konversi Pati Gayong (*Canna edulis Ker.*) menjadi Bioetanol melalui Hidrolisis Asam dan Fermentasi", *Biodiversitas* vol.9, no.2, pp. 112-116.

Rashid, R., Jamaluddin, H., Amin, Nor. A.S., (2006), "Empirical and Feed Forward Neural Networks Models of Tapioca Starch Hydrolysis", *Applied Artificial Intelligence*, 20, pp.79-97.

Soeroso, L., Andayaningsih, P., Haska, N., Safitri, R. Dan Marwoto, B., (2008), "Hidrolisis Serbuk Empulur Sagu (*Metroxylon Sagu*, Rottb.) dengan HCl untuk Meningkatkan Efektivitas Hidrolisis Kimiawi", *Prosiding Seminar Nasional Sains dan Teknologi-II* 2008, pp. 103-111.

Sukandar, U., Syamsuriputra, A. A., Lindawati dan Trusmiyadi, Y., (2009), "Kinerja Amilase *Aspergillus Niger* ITBCC L74 dalam Sakarifikasi Pati Ubi Kayu menjadi Bioethanol", *Prosiding Seminar Nasional Teknik Kimia Indonesia-SNTKI*, pp. 1-8.

Virlandia, Feby, (2008), "Pembuatan Sirup Glukosa dari Pati Ubi Jalar (*Ipomonea batatas*) dengan metode Enzimatis".

Widianta, Ardhiles dan Deva, W.P, (2008), "Ubi Kayu (*Mannihot Esculenta*) Sebagai Bahan Alternatif Pengganti Bensin (Bioetanol) Yang Ramah Lingkungan".

Widiastoety, d. dan Purbadi, (2003), "Pengaruh Bubur Ubi Kayu dan Ubi Jalar terhadap Pertumbuhan Plantlet Anggrek *Dendrobium*", *Jurnal Hortikultural* 13(1), hal 1-6.

Wojciechowski, A.L., Nistsche, S., Pandey, A. dan Socco, C. R., (2002), "Acid and Enzymatic Hydrolysis to Recover Reducing Sugars from Cassava Bagasse : an Economic Study", *Brazilian Archives of Biology and Technology* vol.45, n. 3, pp.393-400.

Yang, Won Y., Cao, W., Chung, T. dan Morris, J., (2005), “*Applied Numerical Methods Using MATLAB*”, John Wiley and Sons Inc., United State of America.

Yetti, M., Nazamid, B.S., Roselina, K. Dan Abdulkarin, S. M., (2007), “Improvement of Glucose Production by Raw Starch Degrading Enzyme Utilizing Acid-Treated Sago Starch as Substrate”, *ASEAN Food Journal* 14(2), pp. 83-90.

Yoonan, Kanlaya dan Kongkiattikajorn, J., (2004), “A Study of Optimal Conditions for Reducing Sugars Producton from Cassava Peels by Diluted Acid and Enzymes”, *Kasetsart Journal (Natural Science)* 38, pp. 29-35.

LAMPIRAN

LAMPIRAN A : PROGRAM MATLAB

PROGRAM MATLAB UNTUK HIDROLISA PATI MENJADI GLUKOSA DENGAN METODE HIBRIDA ANN-GA

A.1. Program Utama Pengujian Model dan Optimasi ANN-GA

```
%=====
%Pengujian Model dan Optimasi ANN-GA
%main program: ujiANN_GA.m
%function files: annfungsi_fcn.m;gafungsil_fcn
%=====

clc
clear
clf
global net
for i=1:1000
p=[-3 -2 -1 0 1 2 3 4 5 6];
t=[15 8 3 0 -1 0 3 8 15 24];
%call ann function
net=annfungsi_fcn(p,t);
y=sim(net,p);
%perform regression analysis
[m(i),b(i),r(i)]=postreg(y,t)
[t;y]
R2=r(i).^2
if (R2>=0.995)
break
end
end
%simulation 2D
plot(p,t,p,y,'o')
%=====
%start ga
PopulationSize=20;
CrossOver=0.8;
Generation=20;
Mutation=0.05;
fitnessFunction=@gafungsil_fcn;
%y=x.^2-2x
nvars=1;
InitRangeSet=[-3;6];
LB=-3;
UB=5;
options = gaoptimset('PopulationType','doubleVector',...
'PopulationSize',PopulationSize,...
'EliteCount',2,'CrossoverFraction',CrossOver,...

'MigrationDirection','forward','MigrationInterval',20,'MigrationFraction',0
.2,...
'Generations',Generation,'TimeLimit',Inf,'FitnessLimit',-
Inf,'StallGenLimit',40,'StallTimeLimit',20,...

'InitialPopulation',[],'InitialScores',[],'CreationFcn',@gacreationuniform,
...

'FitnessScalingFcn',@fitscalingrank,'SelectionFcn',@selectionstochunif,...
```

```

'CrossoverFcn',@crossoverscattered,'MutationFcn',{@mutationadaptfeasible,Mu
tation}),...
    'HybridFcn',[],'Vectorize','off',...
    'Display','final','OutputFcns',[],'PlotFcn',{@gaplotbestf
@gaplotbestindiv});
%call ga solver
[p,fval,exitflag,output,population,scores]=ga(fitnessFunction,nvars,[],[],[
],[],LB,UB,[],options)
%ga(fitnessfcn,nvars,A,b,Aeq,beq,LB,UB,nonlcon,options)

```

A.2. Program Utama Pemodelan dan Optimasi Hidrolisa Pati menjadi Glukosa dengan metode ANN-GA

```

%=====
%pemodelan dan optimasi hidrolisa pati menjadi glukosa dengan ANN-GA
%main program:glucose_ann_ga.m
%function files: gluco_ann_fcn.m;gafungsi2_fcn.m
%=====
clc
clear
clf
global net
for i=1:1000
p=[3 6 3 6 3 6 3 6 3 6 3 6 3 6 3 6 1.5 7.5 4.5 4.5 4.5 4.5 4.5 4.5 4.5 4.5 4.5
4.5 4.5 4.5 4.5 4.5;
    0.75 0.75 1.25 1.25 0.75 0.75 1.25 1.25 0.75 0.75 1.25 1.25 0.75 0.75
1.25 1.25 1 1 0.5 1.5 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1;
    45 45 45 45 65 65 65 65 45 45 45 45 65 65 65 65 55 55 55 55 35 75 55 55
55 55 55 55 55 55;
    90 90 90 90 90 90 90 90 150 150 150 150 150 150 150 150 150 120 120 120 120
120 120 60 180 120 120 120 120 120 120];
t=[2.608 4.175 4.732 5.222 0.541 1.812 2.133 2.130 4.464 5.630 4.726 5.484
1.535 1.687 2.079 1.662 3.554 3.687 0.732 5.264 2.318 1.226 4.191 3.757
4.468 4.942 4.468 4.847 4.468 4.847 4.468];
%call ann function
t=t(1,:);
net=gluco_ann_fcn(p,t);
y=sim(net,p);
%perform regression analysis
[m(i),b(i),r(i)]=postreg(y,t)
[t;y]
R2=r(i).^2
if (R2>=0.96)
    break
end
end
end
%3D meshc grafic
%starch concentration(x1), enzyme concentration(x2) vs glucose
x1=linspace(1.5,7.5,35);
x2=linspace(0.5,1.5,35);
x3=linspace(55,55,35);
x4=linspace(120,120,35);
figure
[X1,X2]=meshgrid(x1,x2);
tnX12=zeros(length(X2),length(X1));

for i=1:length(X2)
    for j=1:length(X1)
        tnX12(i,j)=sim(net,[X1(i,j);X2(i,j);55;120]);
    end
end

```

```

end
fig_tnX12=meshc(X1,X2,tnX12);
xlabel('Konsentrasi Pati (mg/mL)', 'fontsize',16);
ylabel('Konsentrasi Enzim (mg/mL)', 'fontsize',16);
zlabel('Yield Glukosa (mg/mL)', 'fontsize',16);
%starch concentration (x1), temperature (x3) vs glucose
x1=linspace(1.5,7.5,35);
x2=linspace(1,1,35);
x3=linspace(35,75,35);
x4=linspace(120,120,35);
figure
[X1,X3]=meshgrid(x1,x3);
tnX13=zeros(length(X3),length(X1));
for i=1:length(X3)
    for j=1:length(X1)
        tnX13(i,j)=sim(net,[X1(i,j);1;X3(i,j);120]);
    end
end
end
fig_tnX13=meshc(X1,X3,tnX13);
xlabel('Konsentrasi Pati (mg/mL)', 'fontsize',16);
ylabel('Suhu ^0C', 'fontsize',16);
zlabel('Yield Glukosa (mg/mL)', 'fontsize',16);
%starch concentration (x1), time (x4) vs glucose
x1=linspace(1.5,7.5,35);
x2=linspace(1,1,35);
x3=linspace(55,55,35);
x4=linspace(60,180,35);
figure
[X1,X4]=meshgrid(x1,x4);
tnX14=zeros(length(X4),length(X1));
for i=1:length(X4)
    for j=1:length(X1)
        tnX14(i,j)=sim(net,[X1(i,j);1;55;X4(i,j)]);
    end
end
end
fig_tnX14=meshc(X1,X4,tnX14);
xlabel('Konsentrasi Pati (mg/mL)', 'fontsize',16);
ylabel('Waktu (menit)', 'fontsize',16);
zlabel('Yield Glukosa (mg/mL)', 'fontsize',16);
%enzyme concentration (x2), temperature (x3) vs glucose
x1=linspace(4.5,4.5,35);
x2=linspace(0.5,1.5,35);
x3=linspace(35,75,35);
x4=linspace(120,120,35);
figure
[X2,X3]=meshgrid(x2,x3);
tnX23=zeros(length(X3),length(X2));
for i=1:length(X3)
    for j=1:length(X2)
        tnX23(i,j)=sim(net,[4.5;X2(i,j);X3(i,j);120]);
    end
end
end
fig_tnX23=meshc(X2,X3,tnX23);
xlabel('Konsentrasi Enzim (mg/mL)', 'fontsize',16);
ylabel('Suhu ^0C', 'fontsize',16);
zlabel('Yield Glukosa (mg/mL)', 'fontsize',16);

%enzyme concentration (x2), time (x4) vs glucose
x1=linspace(4.5,4.5,35);
x2=linspace(0.5,1.5,35);
x3=linspace(55,55,35);

```

```

x4=linspace(60,180,35);
figure
[X2,X4]=meshgrid(x2,x4);
tnX24=zeros(length(X4),length(X2));
for i=1:length(X4)
    for j=1:length(X2)
        tnX24(i,j)=sim(net,[4.5;X2(i,j);55;X4(i,j)]);
    end
end
end
fig_tnX24=meshc(X2,X4,tnX24);
xlabel('Konsentrasi Enzim (mg/mL)','fontsize',16);
ylabel('Waktu (menit)','fontsize',16);
zlabel('Yield Glukosa (mg/mL)','fontsize',16);
%temperatur (x3), time (x4) vs glucose
x1=linspace(4.5,4.5,35);
x2=linspace(1,1,35);
x3=linspace(35,65,35);
x4=linspace(60,180,35);
figure
[X3,X4]=meshgrid(x3,x4);
tnX34=zeros(length(X4),length(X3));
for i=1:length(X4)
    for j=1:length(X3)
        tnX34(i,j)=sim(net,[4.5;1;X3(i,j);X4(i,j)]);
    end
end
end
fig_tnX34=meshc(X3,X4,tnX34);
xlabel('Suhu ^0C','fontsize',16);
ylabel('Waktu (menit)','fontsize',16);
zlabel('Yield Glukosa (mg/mL)','fontsize',16);
%=====
%start ga
PopulationSize=40;
CrossOver=0.8;
Generation=20;
Mutation=0.05;
fitnessFunction=@gafungsi2_fcn;
nvars=4;%number of variables
LB=[1.5;0.5;35;60];
UB=[7.5;1.5;75;180];
options = gaoptimset('PopulationType','doubleVector',...
    'PopulationSize',PopulationSize,...
    'EliteCount',2,'CrossoverFraction',CrossOver,...

'MigrationDirection','forward','MigrationInterval',20,'MigrationFraction',0
.2,...
    'Generations',Generation,'TimeLimit',Inf,'FitnessLimit',-
Inf,'StallGenLimit',40,'StallTimeLimit',20,...

'InitialPopulation',[],'InitialScores',[],'CreationFcn',@gacreationuniform,
...

'FitnessScalingFcn',@fitscalingrank,'SelectionFcn',@selectionstochunif,...

'CrossoverFcn',@crossoverScattered,'MutationFcn',{@mutationadaptfeasible,Mu
tation},...
    'HybridFcn',[],'Vectorize','off',...
    'Display','final','OutputFcns',[],'PlotFcn',{@gaplotbestf
@gaplotbestindiv});
%call ga solver

```

```
[p, fval, exitflag, output, population, scores]=ga (fitnessFunction,nvars, [], [], [
], [], LB, UB, [], options)
%ga (fitnessfcn,nvars,A,b,Aeq,beq, LB, UB, nonlcon, options)
y=sim(net,p')
```

A.3. Fungsi Utama ANN-GA Pengujian Model dan Optimasi

```
function net=annfungsi_fcn (p,t)
net=newff(p,t,[5 3 1],{'tansig','tansig','purelin'},'trainlm');
net = init(net);
net.performFcn='mse';
net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.show=2;
net.trainParam.goal=0.001;
net=train (net,p,t);
```

```
function at=gafungsi1_fcn(x)
global net
x=x';
y=sim(net,x);
at=y;
```

A.4. Fungsi Utama ANN-GA Hidrolisa Pati menjadi Glukosa

```
function net=gluco_ann_fcn (p,t)
net=newff(p,t,[10 15 1],{'tansig','tansig','purelin'},'trainlm');
net = init(net);
net.performFcn='mse';
net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.show=2;
net.trainParam.goal=0.001;
net=train(net,p,t);
```

```
function at=gafungsi2_fcn(p)
global net
p=p';
y=sim(net,p);
y=y*(-1);
% b=[y(1,:);y(2,:)];
at=y;
```

A.5. Program Utama Grafik Pareto ANN-GA

```
%Grafik Pareto randomnes metode ANN-GA (gambar 4.10)
%Y=[ANN-GA RSM]
Y=[5.8876 5.17
    6.2904 5.17
    5.5459 5.17
    5.8465 5.17
    6.4511 5.17
    6.0842 5.17
    6.3743 5.17
    5.5694 5.17
    5.8997 5.17
    6.6823 5.17];
bar(Y)
xlabel('Run','fontsize',16);
ylabel('Yield Glukosa (mg/mL)','fontsize',16);
legend('ANN-GA','RSM','fontsize',14);
```

LAMPIRAN B : ARTIKEL

PEMODELAN DAN OPTIMASI HIDROLISA PATI MENJADI GLUKOSA DENGAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK- GENETIC ALGORITHM* (ANN-GA)

Dian Rahmayanti (L2C308009)

Jurusan Teknik Kimia , Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro
Jl. Prof. Sudharto, Tembalang, Semarang, 50239, Telp/Fax: (024)7460058
Pembimbing: Dr. Istadi, ST, MT

Abstrak

Metode pemodelan dan optimasi yang umumnya digunakan, masih belum mampu untuk memodelkan dan mengoptimasi dari proses-proses kimia nonlinear yang kompleks. Metode hibrida Artificial Neural Network-Genetic Algorithm (ANN-GA) dinilai efektif untuk menyelesaikan permasalahan tersebut dan mendapatkan kondisi optimum secara global. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan pemodelan dan optimasi dengan metode hibrida ANN-GA, yang diterapkan pada kasus hidrolisa pati menjadi glukosa. Langkah awal dari hibrida ini adalah mengembangkan pemodelan proses dengan Artificial Neural Network (ANN). Selanjutnya, input pada model ANN dioptimasi dengan menggunakan teknik Genetic Algorithm (GA), sehingga didapatkan respon (output) yang optimal dari proses. Kondisi optimum yang dicapai dengan metode ANN-GA adalah pada konsentrasi pati 7.1302 % (w/v), konsentrasi enzim 1.4708 %(w/v), suhu 40,5250°C, dan waktu hidrolisa 166.0374 menit dengan yield glukosa yang dihasilkan sebesar 6.0842 mg/mL. Hasil ini berbeda dengan data sekunder (Baskar et al., 2008) yang menggunakan metode RSM. Hal ini dikarenakan metode ANN-GA mampu mencapai nilai R^2 sebesar 0.9755. Sedangkan metode RSM hanya mampu mencapai nilai R^2 sebesar 0.824. Pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA dapat dikembangkan dan digunakan untuk memodelkan dari proses-proses kompleks hidrolisa pati menjadi glukosa, serta mendapatkan kondisi operasi yang optimal.

Kata kunci: ANN-GA; hidrolisa; pemodelan dan optimasi; yield glukosa

Abstract

Modeling and optimization methods are commonly used, still not able to model and optimize the complex chemical processes non-linear. Hybrid method of Artificial Neural Network-Genetic Algorithm (ANN-GA) is considered as an effective method for resolving these problems and obtain optimum conditions globally. The aim of this study is to develop a modeling and optimization with ANN-GA methods, which applied in process of making glucose from starch hydrolysis. The ANN-GA strategy consists of two steps. In the first step, an ANN-based process model is developed. Therefore, the input at ANN model will be optimized using GA technique. The optimal values of starch concentration, enzyme concentration, temperature and time with ANN-GA method were 7.1302 % (w/v), 1.4708 %(w/v), 40.5250°C, and 166.0374 min respectively with predicted glucose yield of 6.0842 mg/mL. These result differed from the secondary data (Baskar et al., 2008) which were used RSM. It was because R^2 values of ANN-GA method was 0.9755. While RSM method was only able to achieved value of R^2 for 0.842. Modeling and optimization with the GA-ANN can be developed and used to obtain the model in starch hydrolysis into glucose and the optimal operating conditions simultaneously.

Key Words : ANN-GA; hydrolysis; modeling and optimization; glucose yield

1. Pendahuluan

Pati atau amilum merupakan karbohidrat kompleks yang dihasilkan oleh tumbuhan, dimana didalamnya terkandung kelebihan glukosa (produk fotosintesis). Ubi kayu atau singkong, mengandung karbohidrat yang

cukup tinggi yaitu sekitar 35.3% per 100 gr (Widiastoety dan Purbadi, 2003). Oleh karenanya singkong dapat digunakan sebagai bahan dasar dalam pembuatan glukosa melalui proses hidrolisa pati. Hidrolisa pati merupakan proses pemecahan molekul amilum menjadi bagian-bagian penyusunnya, seperti glukosa (Purba, 2009).

Pemodelan untuk proses kimia dapat dilakukan dengan pendekatan *phenemenological (first principles)* atau dengan pendekatan *empirical* (Istadi, 2006). Umumnya, permodelan untuk proses dikembangkan dengan menggunakan pendekatan *phenomenological*. Pengembangan dari permodelan proses dengan *phenemenological* ini memiliki banyak kesulitan dalam prakteknya dimana perpindahan massa, momentum, energi, dan beberapa prinsip teknik kimia lainnya dipertimbangkan dalam model. Oleh karena itu, diperlukan mencari pendekatan alternatif dari permodelan proses ini. Akhir-akhir ini, *Artificial Neural Network (ANN)* telah muncul sebagai alat yang menarik untuk permodelan proses yang kompleks. Kekuatan dari ANN adalah struktur yang umum dan memiliki kemampuan untuk mempelajari dari data historikalnya (Desai et al., 2008).

Dalam beberapa tahun terakhir, *Genetic Algorithm (GA)* termasuk kelompok optimasi stochastic, yang telah digunakan untuk menyelesaikan persoalan dengan baik dalam berbagai ruang lingkup. Kelebihan GA dibandingkan optimasi dengan metode diferensial adalah GA dapat digunakan untuk menentukan kondisi optimum tanpa perlu mendiferensialkan data terlebih dahulu. Sehingga untuk data yang sangat kompleks, optimasinya dapat diselesaikan dengan mudah. Metode diferensial tidak bisa digunakan bila data persamaan yang didapat adalah data yang kompleks, karena barangkali hanya diperoleh titik optimum lokal saja bukan titik optimum yang global.

Beberapa penelitian tentang proses hidrolisa pati menjadi glukosa telah banyak dilakukan. Pada proses hidrolisa pati secara enzimatik (Baskar, 2008; Chamsart et al., 2006; Morales et al., 2008; Wojciechowski et al., 2002), proses hidrolisa pati secara asam (Putri dan Sukandar, 2008; Soeroso et al., 2008; Yoonan dan Kongkiattikajorn, 2004), dan proses hidrolisa asam dan enzimatik (Yetti et al., 2007), masih menggunakan metode pemodelan dan optimasi secara grafis dan beberapa menggunakan metode RSM. Sementara itu, metode pemodelan dan optimasi *Artificial Neural Network-Genetic Algorithm (ANN-GA)* telah banyak digunakan secara luas, seperti dalam proses pembuatan koji (Hanai et al., 1999), reaksi hidroksilasi benzena (Nandi et al., 2002) dan desain *casting* campuran Al-Si (Anijdan et al., 2004). Metode ANN-GA telah berhasil dalam memodelkan dan optimasi sehingga dihasilkan hasil optimum secara global. Oleh karenanya, metode pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA potensial untuk diaplikasikan pada proses hidrolisa pati menjadi glukosa.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan pemodelan dan optimasi proses hidrolisa pati menjadi glukosa dengan metode hibrida ANN-GA. Parameter-parameter dalam proses hidrolisa akan dimodelkan dengan metode ANN, selanjutnya model ANN tersebut dioptimasi dengan GA hingga mendapatkan kondisi optimum secara global.

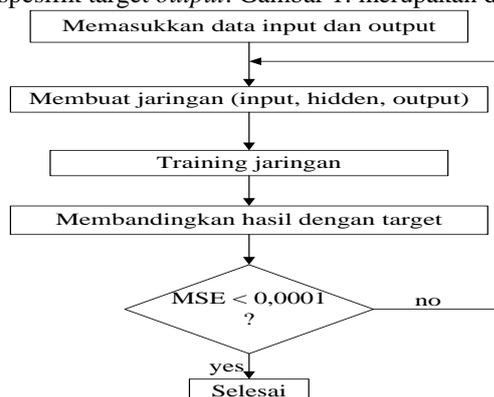
2. Pengembangan Model

Studi Kasus Hidrolisa Pati menjadi Glukosa

Data yang digunakan adalah data sekunder yang didapat dari penelitian Baskar et al. (2008). Dalam penelitian Baskar et al. (2008), pati berasal dari singkong atau ubi kayu. Pati singkong ini kemudian dihidrolisa dengan bantuan enzim α -amylase hingga menjadi glukosa. Konsentrasi pati, konsentrasi enzim, suhu, waktu hidrolisa adalah variabel independent yang digunakan dalam penelitian, sedang variabel dependent adalah yield glukosa. Hubungan antara keempat variabel independent dengan yield glukosa yang dihasilkan akan dimodelkan dan dioptimasi dengan metode ANN-GA.

Pengembangan Algoritma Permodelan dengan ANN

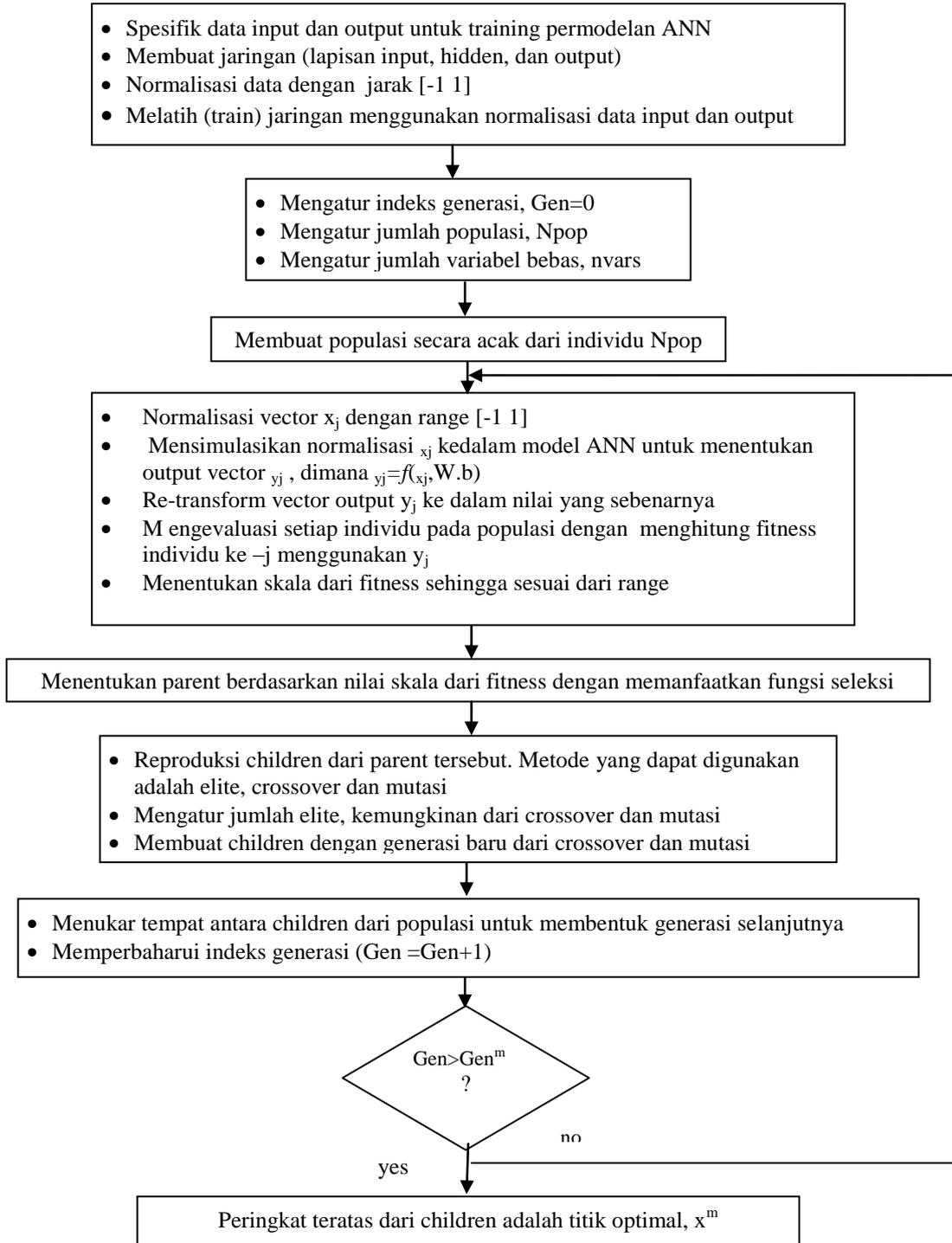
Secara umum, empat langkah yang dilakukan dalam pemodelan adalah memasukkan data yang akan digunakan dalam pelatihan, menciptakan jejaring dari objek (lapisan *input*, *hidden* dan *output*), *training* jejaring dan mensimulasi respon jejaring terhadap input. Jaringan neural akan disesuaikan atau dilatih, sehingga partikular input akan membawa ke spesifik target *output*. Gambar 1. merupakan diagram alir dari metode ANN.



Gambar 1. Diagram alir pemodelan dengan metode ANN

Pengembangan Algoritma Hibrida ANN-GA untuk Permodelan dan Optimasi

Pemodelan dan optimasi dengan ANN-GA diterapkan dalam proses studi kasus hidrolisa pati menjadi glukosa. Gambar 2, menunjukkan tahapan yang dilakukan dalam pemodelan dan optimasi ANN-GA.



Gambar 2. Diagram Alir pemodelan dan optimasi dengan hibrida ANN-GA

3. Hasil dan Pembahasan

Kajian numerik model dan optimasi ANN-GA

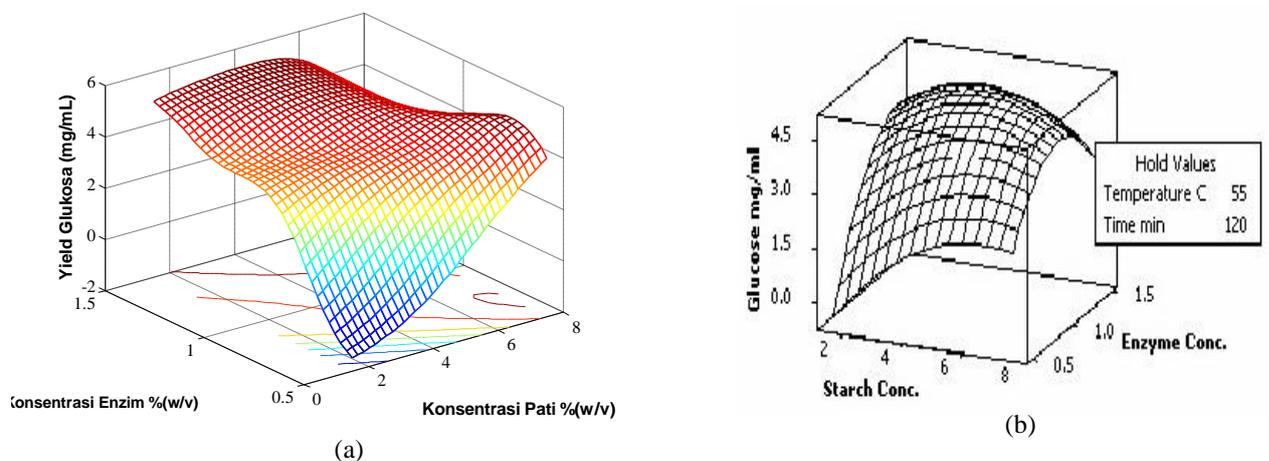
Model ANN yang digunakan mempunyai struktur 4-5-3-1. Struktur ini menandakan bahwa model ANN mempunyai 4 input, 5 *hidden layers* lapisan pertama, 3 *hidden layers* lapisan kedua, dan 1 output. Tabel 1, menunjukkan hubungan antara input (konsentrasi pati, konsentrasi enzim, suhu dan waktu) dengan output (yield glukosa) yang akan digunakan untuk *training* model ANN dan dioptimasi dengan metode ANN-GA.

Tabel 1. Hubungan konsentrasi pati, konsentrasi enzim, suhu, waktu terhadap yield glukosa (Baskar et al., 2008)

Parameter Proses				Yield Glukosa (mg/mL)
Konsentrasi Pati % (w/v)	Konsentrasi Enzim % (w/v)	Suhu °C	Waktu, menit	
3	0.75	45	90	2.608
6	0.75	45	90	4.175
3	1.25	45	90	4.732
6	1.25	45	90	5.222
3	0.75	65	90	0.541
6	0.75	65	90	1.812
3	1.25	65	90	2.133
6	1.25	65	90	2.130
3	0.75	45	150	4.464
6	0.75	45	150	5.630
3	1.25	45	150	4.726
6	1.25	45	150	5.484
3	0.75	65	150	1.535
6	0.75	65	150	1.687
3	1.25	65	150	2.079
6	1.25	65	150	1.662
1.5	1	55	120	3.554
7.5	1	55	120	3.687
4.5	0.5	55	120	0.732
4.5	1.5	55	120	5.264
4.5	1	35	120	2.318
4.5	1	75	120	1.226
4.5	1	55	60	4.191
4.5	1	55	180	3.757
4.5	1	55	120	4.468
4.5	1	55	120	4.942
4.5	1	55	120	4.468
4.5	1	55	120	4.847
4.5	1	55	120	4.468
4.5	1	55	120	4.847
4.5	1	55	120	4.468

Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Pati dan Konsentrasi Enzim terhadap Yield Glukosa

Gambar 3. menunjukkan hubungan antara parameter proses, yaitu konsentrasi pati dengan konsentrasi enzim terhadap yield glukosa yang dihasilkan, dimana parameter suhu dan waktu dibuat konstan pada 55°C dan 120 menit.



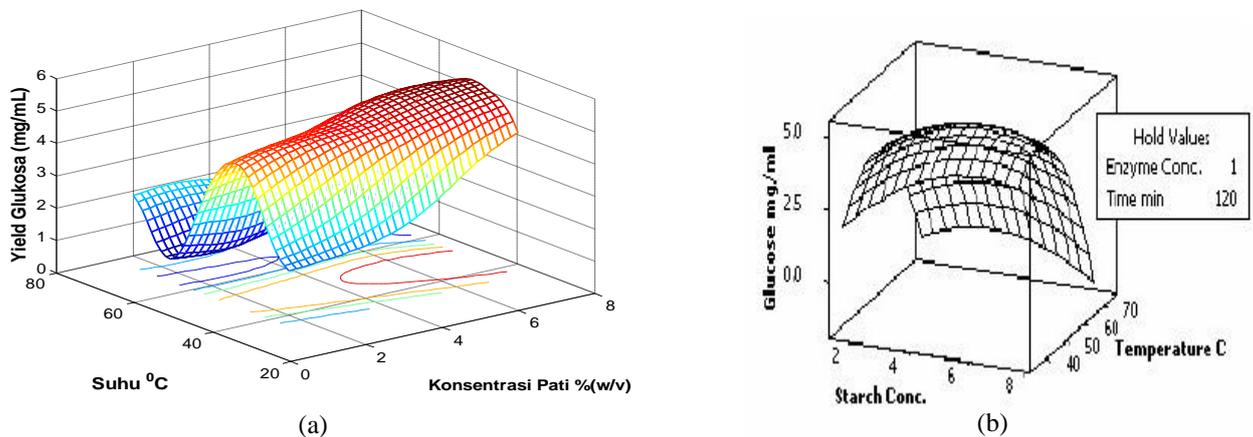
Gambar 3. Pengaruh konsentrasi pati dan konsentrasi enzim terhadap yield glukosa. (a) dengan metode hibrida ANN-GA, (b) dengan metode RSM (Baskar et al., 2008)

Gambar 3(a) merupakan hasil pemodelan menggunakan metode hibrida ANN-GA, sedangkan Gambar 3(b) menggunakan metode RSM (Baskar et al., 2008). Gambar 3(a) memperlihatkan konsentrasi pati pada rentang 6-7.5 % (w/v), dan konsentrasi enzim pada rentang 1-1.5 % (w/v), yield glukosa yang dihasilkan tinggi

(>4.5 mg/mL). Nilai konsentrasi pati dan konsentrasi enzim yang lebih rendah atau tinggi dari rentang tersebut, dihasilkan yield glukosa yang sedikit. Hal ini dikarenakan kondisi optimum dicapai pada konsentrasi pati 7.1302 % (w/v) dan konsentrasi enzim 1.4708 % (w/v), dimana suhu dan waktu dibuat konstan pada 55°C dan 120 menit. Laju pembentukan produk meningkat seiring dengan meningkatnya konsentrasi substrat hingga dicapai laju reaksi maksimum untuk kemudian turun kembali mulai harga konsentrasi substrat tertentu. Semakin banyak enzim, sampai batas tertentu, maka semakin banyak pula substrat (pati) yang terkonversi (Sukandar et al., 2009).

Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Pati dan Suhu terhadap Yield Glukosa

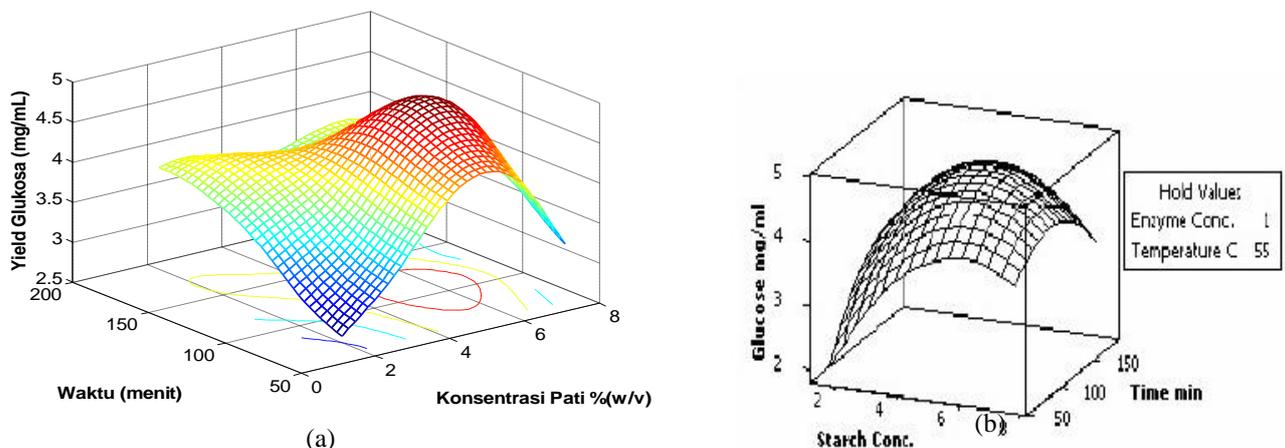
Gambar 4. menunjukkan hubungan antara parameter proses, yaitu konsentrasi pati dengan suhu terhadap yield glukosa dengan metode ANN-GA dan RSM, dimana parameter konsentrasi enzim dan waktu dibuat konstan pada 1 % (w/v) dan 120 menit. Kondisi optimum dengan metode ANN-GA adalah pada konsentrasi pati 7.1302 % (w/v) dan suhu 40.5250 °C, dihasilkan yield glukosa sebesar 6.0842 mg/mL. Pada Gambar 4(a), menunjukkan bahwa konsentrasi pati (6-7.5 % (w/v)) dan pada suhu rendah (40-60°C), menghasilkan yield glukosa yang tinggi (>4.5 mg/mL). Hasil yang didapat tidak jauh beda dengan hasil penelitian Purba (2009), dimana pada konsentrasi pati tinggi dengan suhu 40 °C dihasilkan konsentrasi glukosa yang optimum. Menurut Purba (2009), konsentrasi glukosa meningkat sampai pada konsentrasi optimum, kemudian menurun. Hal ini disebabkan karena reaksi konversi pati menjadi glukosa dipengaruhi oleh suhu. Kenaikan suhu akan menyebabkan terjadinya proses denaturasi. Kenaikan suhu, sebelum terjadinya proses denaturasi dapat menaikkan kecepatan reaksi. Adanya dua pengaruh yang saling berlawanan ini akan menghasilkan suatu titik optimum proses.



Gambar 4. Pengaruh konsentrasi pati dan suhu terhadap yield glukosa. (a) dengan metode hibrida ANN-GA, (b) dengan metode RSM (Baskar et al., 2008)

Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Pati dan Waktu terhadap Yield Glukosa

Gambar 5 menunjukkan hubungan antara parameter proses, yaitu konsentrasi pati dengan waktu terhadap yield glukosa, dimana parameter konsentrasi enzim dan suhu dibuat konstan pada 4.5 % (w/v) dan 55°C.



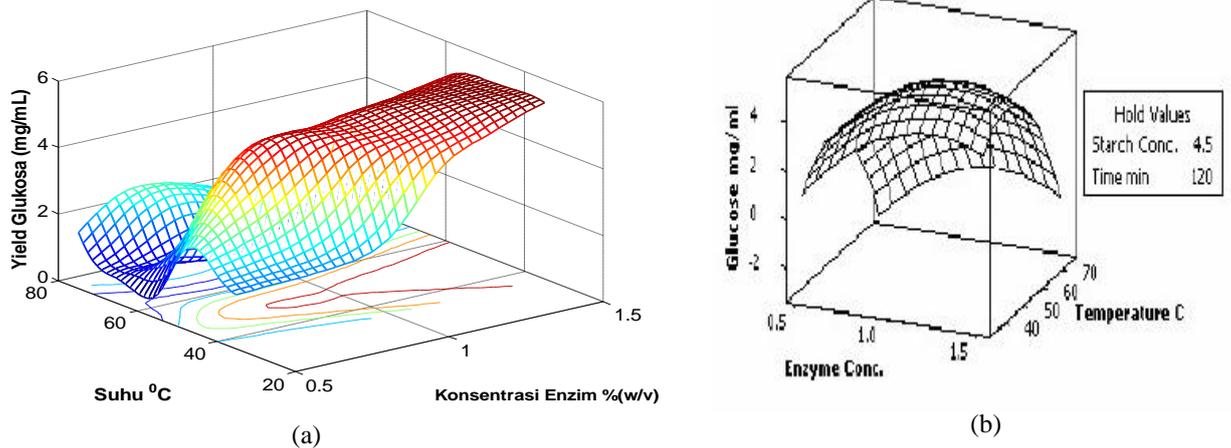
Gambar 5. Pengaruh konsentrasi pati dan waktu terhadap yield glukosa. (a) dengan metode hibrida ANN-GA, (b) dengan metode RSM (Baskar et al., 2008)

Gambar 5(a) menunjukkan pemodelan dengan menggunakan metode ANN sedangkan Gambar 5(b) menunjukkan pemodelan dengan metode RSM yang telah dilakukan oleh Baskar et al (2008). Kondisi optimum proses dengan metode ANN-GA adalah pada konsentrasi pati 7.1302 % (w/v) dan waktu selama 166.0598 menit.

Gambar 5(a) menunjukkan bahwa konsentrasi pati (6-7 % (w/v)) dan dengan waktu yang cukup lama (150-180 menit), menghasilkan yield glukosa yang tinggi (>4 mg/mL). Nilai konsentrasi pati dan waktu yang lebih rendah atau lebih tinggi dari rentang tersebut, akan dihasilkan yield glukosa yang sedikit. Semakin tinggi konsentrasi pati, maka larutan akan semakin kental dan semakin banyak amilum yang akan dipecah menjadi glukosa. Akibatnya, semakin lama waktu hidrolisa yang dibutuhkan.

Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Enzim dan Suhu terhadap Yield Glukosa

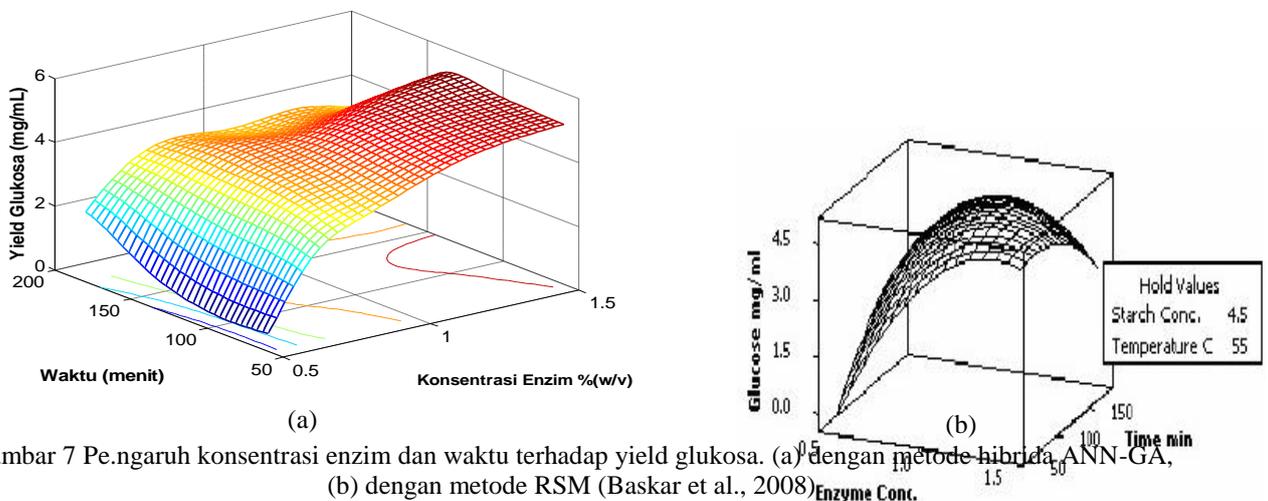
Pada Gambar 6. menunjukkan perbandingan pengaruh konsentrasi enzim dan suhu terhadap yield glukosa dengan menggunakan metode hibrida ANN-GA dan metode RSM, dimana konsentrasi pati dan waktu dibuat konstan pada 1 % (w/v) dan 120 menit. Gambar 6(a) adalah gambar yang menunjukkan pemodelan dan optimasi dengan ANN-GA, sedangkan pemodelan dan optimasi dengan metode RSM (Baskar et al., 2008) ditunjukkan pada Gambar 6(b). Kondisi optimum dari metode ANN-GA adalah pada konsentrasi enzim 1.4708 % (w/v) dan suhu 40.5255°C, sehingga menghasilkan yield glukosa optimum sebesar 6.0842 mg/mL. Gambar 6(a) memperlihatkan bahwa pada konsentrasi enzim (1.2-1.5 % (w/v)) dan suhu (40-60 °C) dihasilkan yield glukosa yang tinggi (>4.5 mg/mL). Pada reaksi enzimatik, suhu mempengaruhi kestabilan enzim. Kenaikan suhu sampai sedikit diatas suhu optimumnya dapat menyebabkan penurunan aktivitas enzim, sedangkan suhu jauh diatas suhu optimumnya enzim akan mengalami denaturasi hingga enzim kehilangan aktivitas katalitiknya (Sukandar et al., 2009).



Gambar 6. Pengaruh konsentrasi enzim dan suhu terhadap yield glukosa. (a) dengan metode hibrida ANN-GA, (b) dengan metode RSM (Baskar et al., 2008)

Simulasi dan Optimasi Pengaruh Konsentrasi Enzim dan Waktu terhadap Yield Glukosa

Pengaruh konsentrasi enzim dan waktu terhadap yield glukosa ditunjukkan pada Gambar 7. Konsentrasi pati dan suhu dijaga konstan pada 4.5 % (w/v) dan suhu 55°C.



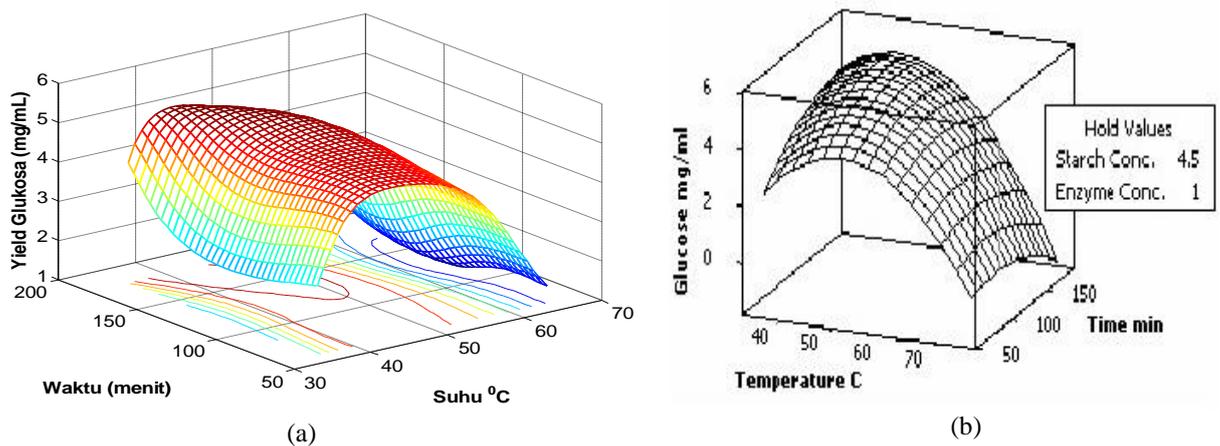
Gambar 7 Pengaruh konsentrasi enzim dan waktu terhadap yield glukosa. (a) dengan metode hibrida ANN-GA, (b) dengan metode RSM (Baskar et al., 2008)

Gambar 7(a) menunjukkan pemodelan dan optimasi dengan metode hibrida ANN-GA, sedang Gambar 7(b) menggunakan metode RSM. Kondisi optimum yang didapat dari metode ANN-GA adalah pada konsentrasi enzim 1.4708 % (w/v) dan waktu 166.0598 menit, dengan yield glukosa sebesar 6.0842 mg/mL. Gambar 7(a) menunjukkan pada konsentrasi enzim (1.2-1.5 % (w/v)) dan waktu (100-170 menit), dihasilkan yield glukosa yang tinggi (>4.5 mg/mL). Semakin lama waktu hidrolisis, maka semakin banyak pati yang dipecah menjadi glukosa. Apabila konsentrasi enzim semakin tinggi hingga mencapai kondisi optimum maka aktivitas enzim

dalam proses hidrolisis semakin besar. Namun, semakin lama waktu, dan bertambahnya konsentrasi enzim hingga melampaui kondisi optimum, menyebabkan yield glukosa yang dihasilkan menurun dikarenakan kemampuan enzim untuk mengubah pati menjadi glukosa semakin menurun (Jamilatun et al., 2004).

Simulasi dan Optimasi Pengaruh Suhu dan Waktu terhadap Yield Glukosa

Gambar 8. menunjukkan pengaruh suhu dan waktu hidrolisis terhadap yield glukosa dengan metode ANN-GA dan RSM (Baskar et al., 2008), dimana konsentrasi pati dan konsentrasi enzim dijaga konstan pada 4.5 % (w/v) dan 1 % (w/v). Dari kedua gambar tersebut terlihat perbedaan yang cukup signifikan, dimana metode RSM hanya mampu memodelkan secara polynomial. Kondisi optimum yang didapat dari pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA adalah pada suhu 40.5255 °C dan waktu 166.0374 menit, dimana konsentrasi pati dan enzim dijaga konstan dihasilkan yield glukosa optimum pada 6.0842 mg/mL. Gambar 8 (a) menunjukkan bahwa pada suhu (40-50°C) dan waktu hidrolisis (150-180 menit) dihasilkan yield glukosa yang cukup tinggi (>4.5 mg/mL). Besarnya waktu hidrolisis membuat banyaknya yield glukosa yang dihasilkan, sebelum proses denaturasi enzim terjadi. Proses denaturasi terjadi ketika proses berlangsung jauh diatas suhu optimumnya.

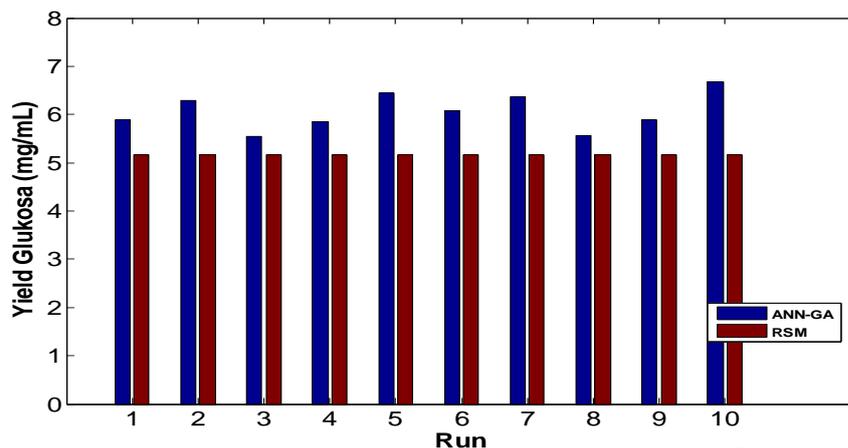


Gambar 8. Pengaruh suhu dan waktu terhadap yield glukosa. (a) dengan metode hibrida ANN-GA, (b) dengan metode RSM (Baskar et al., 2008)

Uji Kestabilan Simulator dan Optimasi Kondisi Operasi

Kondisi optimum yang dicapai dengan metode ANN-GA berbeda dengan metode RSM dari penelitian Baskar et.al (2008). Gambar 9. menunjukan variasi nilai yield glukosa optimum yang dihasilkan dari metode ANN-GA dengan $R^2 \geq 0.96$ yang dibandingkan dengan metode RSM (Baskar et al., 2008). Yield glukosa keseluruhan pada percobaan (Run) 1 sampai 10, menunjukkan nilai diatas nilai yield glukosa yang dihasilkan dengan metode RSM. Pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA diperoleh kondisi optimum secara global, dikarenakan model ANN merupakan model yang lebih riil sesuai data percobaan. Sedangkan, metode RSM memodelkan pemodelan secara paksa menjadi model polinomial kuadrat, sehingga dihasilkan titik optimum local saja. Hal ini terbukti dari nilai koefisien regresi (R^2) yang dihasilkan dari kedua metode. Metode ANN-GA mampu mencapai nilai R^2 diatas 0.96, sedangkan metode RSM hanya didapat nilai R^2 sebesar 0.824. Nilai ini menandakan bahwa dalam pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA, hampir seluruh variabel yield glukosa terwakili dalam model. Pada percobaan ke-6, dihasilkan yield glukosa dengan R^2 sebesar 0.9755, dimana hampir semua variabel yield glukosa terwakili dalam model.

Optimasi proses dengan metode ANN-GA dengan koefisien regresi, R^2 sebesar 0,9755 ($R^2 \geq 0.96$), didapatkan pada konsentrasi pati 7.1302 % (w/v), konsentrasi enzim 1.4708 % (w/v), suhu 40,5250°C, dan waktu hidrolisis 166.0374 menit dengan yield glukosa yang dihasilkan sebesar 6.0842 mg/mL. Sedang, kondisi optimum metode RSM adalah pada konsentrasi pati 4.5 % (w/v), konsentrasi enzim 1 % (w/v), suhu 45°C, waktu 150 menit dengan yield glukosa yang didapat pada 5.17 mg/mL. Kondisi optimum yang didapat dari kedua metode ini berbeda. Hal ini dikarenakan metode ANN-GA mampu mencapai nilai R^2 sebesar 0.9755, yang berarti bahwa 97.55% variabel glukosa terwakili dalam model. Sedangkan metode RSM hanya mampu mencapai nilai R^2 sebesar 0.824. Oleh karenanya, pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA lebih akurat dan lebih cocok untuk diaplikasikan. Pemodelan dengan ANN lebih akurat, karena ANN mampu memodelkan dari hubungan non-linear dari proses yang kompleks, dimana metode RSM hanya mampu untuk memodelkan secara polynomial order kedua (Desai et al., 2008).. Perbedaan model ini akan mempengaruhi nilai optimasi yang didapat nantinya. Optimasi dengan GA dinilai lebih akurat dan tepat karena mampu menemukan titik optimum secara global.



Gambar 9. Perbandingan yield glukosa yang dihasilkan dengan metode ANN-GA ($R^2 \geq 0.96$) dan metode RSM

4. Kesimpulan

Pada pemodelan dan optimasi dengan ANN-GA, kondisi optimum yang dicapai adalah pada konsentrasi pati 7.1302 % (w/v), konsentrasi enzim 1.4708 % (w/v), suhu 40,5250°C, dan waktu hidrolisa 166.0374 menit dengan yield glukosa yang dihasilkan sebesar 6.0842 mg/mL. Hasil ini berbeda dengan data sekunder yang menggunakan metode RSM (Baskar et al., 2008). Metode ANN-GA mampu memodelkan dan mengoptimasi dengan koefisien regresi (R^2) sebesar 0.9755, sedangkan, metode RSM hanya mampu mencapai R^2 sebesar 0.824. Hal ini dikarenakan metode ANN-GA mampu memodelkan pemodelan dari persamaan nonlinear kompleks dan mengoptimasi model tersebut secara global. Pemodelan dan optimasi dengan metode ANN-GA dapat dikembangkan dan digunakan untuk memodelkan dari proses-proses kompleks lainnya, serta mendapatkan kondisi operasi yang optimal.

Daftar Pustaka

- Anijdan, S. H. M., Bahrami, A., Hosseini, H. R. M. dan Shafyei, A., (2005), "Using Genetic Algorithm and Artificial neural Network Analyses to Design an Al-Si Casting Alloy of Minimum Porosity", *Material and Design Journal*, pp. 1-5.
- Al-Mutairi, Nayef, Kartam, N., Koushki, P., dan Al-Mutairi, Mubarek., (2004), "Modelling dan Predicting Biological Performance of Contact Stabilization Process Using Artificial Neural Networks", *ASCE Journal of Computing in Civil Engineering*, pp. 341-349.
- Baskar, G., Muthukumar, C., Renganathan, S., (2008), "Optimization of Enzymatic Hydrolysis of *Manihot Esculenta* Root Starch by Immobilize α -Amylase Using Response Surface Methodology", *International Journal of Natural Sciences and Engineering* 1:3, pp. 156-160.
- Chamsart, S., Sawangwon, C., Tungkao, S., dan Waiprib, Y., (2006), "Enzymatic Hydrolysis of Cassava Starch in a Stirred Tank Lysis Reactor", *Proceeding of the 15th Thailand Chemical Engineering and Applied Chemistry*, Chonburi, 28-29 Oktober 2005.
- Cheng, Jin dan Li, Q.S., (2008), "Realibility Analysis of Structure Using Artificial Neural Network Based Genetic Algorithms", *Computing Methods Applied Mechanical Engineering*. 197, pp.3742-3750.
- Desai, Kiran M., Survase, Shrikant A., Saudagar, Parag S., Lele, S.S., dan Singhal, Rekha S. (2008), "Comparison of Artificial Neural Network (ANN) and Response Surface Methodology (RSM) in Fermentation Media Optimizatition : Case Study of Fermentative Production of Scleroglucan", *Biochemical Engineering Journal* 41, pp. 266-273.
- Edgar, Thomas F., Himeblau, D.M. dan Landon, L.S, (2001), "Optimization of Chemical Processes", 2nd Edition, Mc. Graw-Hill, New York.
- Fujii, M. dan Kawamura, Y., (1985), "Synergistic Action of α -Amylase and Glucoamylase on Hydrolisis of Starch", *Biotechnology and Bioengineering*, vol 27.
- Hanai, T., Honda, H., Ohkusu, E., Ohki, T., Tohyama, H., Muramatsu, T. dan Kobayashi, T., (1999), "Application of An Artificial Neural Network and Genetic Algorithm for Determination of Process Orbits in Koji Making Process", *Journal of Bioscience and Bioengineering* vol.87, No.4, pp. 507-512.
- Istadi, (2006), "Catalytic Conversion of Methane and Carbon Dioxide in Conventional Fixed Bed and Dielectric Barrier Discharge Plasma Reactors", *PhD Thesis*, Universiti Teknologi Malaysia, Malaysia.

- Jamilatun, S., Sumiyati, Y. dan Handayani, R. N., (2004), "Pengambilan Glukosa dari Tepung Biji Nangka dengan cara Hidrolisis Enzimatis Kecambah Jagung", *Prosiding Seminar Nasional Rekayasa kimia dan Proses*, pp. 1-5.
- Kombong, Hermin, (2004), "Evaluasi Daya Hidrolitik Enzim Glukoamilase dari Kultur *Aspergillus Niger*", *Jurnal Ilmu Dasar* vol. 5, no. 1, pp. 16-20.
- Montana, J. David dan Davis, M., (2006), "Training Feedforward Neural Networks Using Genetic Algorithms", *BBN System and Technologies Corp.*, Cambridge.
- Morales, S., Álvarez, H., Sánchez, C., (2008), "Dynamic Model For The Production Of Glucose Syrup From Cassava Starch", *Food and Bioproducts Processing* 86, pp. 25-30.
- Nandi, S., Mukherjee, P., Tambe, S.S., Kumar, R. dan Kulkarni, B.D., (2002), "Reaction Modeling and Optimization Using Neural Networks and Genetic Algorithms: Case Study Involving TS-1-Catalyzed Hydroxylation of Benzene", *Industrial and Engineering Chemistry Research* Vol. 41, No. 9, pp.2159-2169.
- Omemu, A. M., Akpan, I., Bankole, M. O., dan Teniola, O. D., (2005), "Hydrolysis of Raw Tuber Starches by Amylase of *Aspergillus Niger* AM07 Isolated From The Soil", *Journal of Biotechnology* vol. 4(1), pp. 19-25.
- Purba, Elida, (2009), "Hidrolisis Pati Ubi Kayu (*Manihot Esculenta*) dan Pati Ubi Jalar (*Impomonea batatas*) menjadi Glukosa secara Cold Process dengan Acid Fungal Amilase dan Glukoamilase", Universitas Lampung, Lampung.
- Putri, Lily S. E. dan Sukandar, D., (2008), "Konversi Pati Gayong (*Canna edulis Ker.*) menjadi Bioetanol melalui Hidrolisis Asam dan Fermentasi", *Biodiversitas* vol.9, no.2, pp. 112-116.
- Rashid, R., Jamaluddin, H., Amin, Nor. A.S., (2006), "Empirical and Feed Forward Neural Networks Models of Tapioca Starch Hydrolysis", *Applied Artificial Intelligence*, 20, pp.79-97.
- Soeroso, L., Andyaningsih, P., Haska, N., Safitri, R. Dan Marwoto, B., (2008), "Hidrolisis Serbuk Empulur Sagu (*Metroxylon Sagu*, Rottb.) dengan HCl untuk Meningkatkan Efektivitas Hidrolisis Kimiawi", *Prosiding Seminar Nasional Sains dan Teknologi-II 2008*, pp. 103-111.
- Sukandar, U., Syamsuriputra, A. A., Lindawati dan Trusmiyadi, Y., (2009), "Kinerja Amilase *Aspergillus Niger* ITBCC L74 dalam Sakarifikasi Pati Ubi Kayu menjadi Bioethanol", *Prosiding Seminar Nasional Teknik Kimia Indonesia-SNTKI*, pp. 1-8.
- Virlandia, Feby, (2008), "Pembuatan Sirup Glukosa dari Pati Ubi Jalar (*Impomonea batatas*) dengan metode Enzimatis".
- Widiastoety, d. dan Purbadi, (2003), "Pengaruh Bubur Ubi Kayu dan Ubi Jalar terhadap Pertumbuhan Plantlet Anggrek *Dendrobium*", *Jurnal Hortikultural* 13(1), hal 1-6.
- Wojciechowski, A.L., Nistsche, S., Pandey, A. dan Socco, C. R., (2002), "Acid and Enzymatic Hydrolysis to Recover Reducing Sugars from Cassava Bagasse : an Economic Study", *Brazilian Archives of Biology and Technology* vol.45, n. 3, pp.393-400.
- Yang, Won Y., Cao, W., Chung, T. dan Morris, J., (2005), "*Applied Numerical Methods Using MATLAB*", John Wiley and Sons Inc., United State of America.
- Yetti, M., Nazamid, B.S., Roselina, K. Dan Abdulkarin, S. M., (2007), "Improvement of Glucose Production by Raw Starch Degrading Enzyme Utilizing Acid-Treated Sago Starch as Substrate", *ASEAN Food Journal* 14(2), pp. 83-90.
- Yoonan, Kanlaya dan Kongkiattakajorn, J., (2004), "A Study of Optimal Conditions for Reducing Sugars Producton from Cassava Peels by Diluted Acid and Enzymes", *Kasetsart Journal (Natural Science)* 38, pp. 29-35.