

PERBANDINGAN METODE ANN-PSO DAN ANN-GA DALAM PEMODELAN KOMPOSISI PAKAN KAMBING PERANAKAN ETAWA (PE) UNTUK OPTIMASI KANDUNGAN GIZI

(Studi Kasus pada UPT Pembibitan Ternak dan Hijauan Makanan Ternak Singosari-Malang)

Canny Amerilyse Caesar¹, Latifah Hanum², Imam Cholissodin³

^{1,2,3}Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: camerilyse@outlook.com, hanum_latifah@ymail.com, imamcs@ub.ac.id

(Naskah masuk: 8 Agustus 2016, diterima untuk diterbitkan: 8 September 2016)

Abstrak

Susu merupakan salah satu sumber protein hewani yang mengandung semua zat yang dibutuhkan tubuh. Ternak penghasil susu utama di Indonesia yaitu sapi perah, namun produksi susunya belum dapat mencukupi kebutuhan masyarakat. Alternatifnya adalah kambing peranakan etawa (PE). Tingginya kualitas kandungan gizi susu sangat dipengaruhi oleh beberapa faktor salah satunya, yaitu faktor pakan. Bagian peternakan kambing PE di UPT Pembibitan Ternak dan Hijauan Makanan Ternak Singosari-Malang masih menghadapi permasalahan, yaitu rendahnya kemampuan dalam memberikan komposisi pakan terhadap kambing PE. Kekurangan tersebut berpengaruh terhadap kualitas susu yang dihasilkan. Diperlukan pengetahuan rekayasa kandungan gizi susu untuk menentukan komposisi pakan dalam menghasilkan susu premium dengan kandungan gizi optimal. Penulis membandingkan dua metode yang sudah diteliti yaitu Artificial neural network (ANN) dan Particle Swarm Optimization (PSO) serta metode Artificial Neural Network (ANN) dan Genetic Algorithm (GA) dalam membuat pemodelan pakan kambing dalam mengoptimasi kandungan gizi susu kambing. Dalam analisa pengujian menggunakan metode ANN-PSO yang dilakukan dengan kasus untuk berat badan kambing 36 kg, serta jenis pakan yang digunakan yaitu rumput Odot 70% dan rumput Raja 30%, rata-rata kandungan protein naik 0.707%, sedangkan rata-rata kandungan Lemak turun 0.879%. Dengan menggunakan metode ANN-GA, rata-rata kandungan Protein naik sebesar 0.0852%, sedangkan rata-rata kandungan Lemak turun sebesar 2.3254%.

Kata kunci: Susu Kambing, Optimasi, Artificial Neural Network (ANN), Particle Swarm Optimization (PSO), Genetic Algorithm (GA), Kandungan nutrisi pakan.

Abstract

Milk is one of the animal protein sources which it contains all of the substances needed by human body. The main milk producer cattle in Indonesia is dairy cow, however its milk production has not fulfilled the society needs. The alternative is the goat, the Etawa crossbreed (PE). The high quality of milk nutrients content is greatly influenced by some factors one of them, is the food factor. The PE goat livestock division of the UPT Cattle Breeding and the Cattle Food Greenery in Singosari-Malang still faces the problem, it is the low ability in giving the food composition for PE goat. This flaw affects the quality of the produced milk. It needs the artificial science of the milk nutrients contain in order to determine the food composition to produce premium milk with the optimum nutrients contain. The writer uses the method of the Artificial Neural Network (ANN) and the Particle Swarm Optimization (PSO) to make the modeling of goat food in optimizing the content of goat milk nutrients. In the analysis of the examination that is done with the case of 36 kg goat weight, also the food type used is the 70 % Odot grass and 30% Raja grass can increase the nutrients contain of the protein milk for 0.707% and decrease the fat nutrients contain for 0.879%. If uses the method of Artificial Neural Network (ANN) and Genethic Algorithm (GA) can increase the nutriens contain of the protein for 0.0852% and decrease the fat nutients contain for 2.3254%.

Keywords: Goat Milk, Optimization, Artificial Neural Network (ANN), Particle Swarm Optimization (PSO), Genetic Algorithm (GA), the food nutrients contain.

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Susu merupakan bahan makanan yang dapat dikatakan sebagai makanan yang sempurna karena pada susu terdapat kandungan gizi yang sangat

diperlukan oleh tubuh, seperti protein, karbohidrat, lemak dan vitamin (Mulyanto, 2006). Tingginya produksi susu dan kualitas kandungan gizi susu sangat dipengaruhi oleh beberapa faktor salah satunya, yaitu faktor pakan (Fernanda, 2012). Bagian

peternakan kambing peranakan etawa (PE) di UPT Pembibitan Ternak dan Hijauan Makanan Ternak Singosari-Malang masih menghadapi permasalahan, yaitu rendahnya kemampuan dalam memberikan *treatment* komposisi pakan terhadap kambing peranakan etawa. Kekurangan tersebut selain mengakibatkan lambatnya pertumbuhan produksi susu juga berpengaruh terhadap kualitas susu yang dihasilkan (Nugroho, 2010).

Permasalahan rekayasa kandungan gizi susu kambing agar dapat optimal tersebut dapat diselesaikan dengan beberapa metode pemodelan. Perkembangan terakhir pemodelan prediksi dengan menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) merupakan salah satu pemodelan yang banyak digunakan dalam prediksi ekonomi, keuangan, bisnis dan industry (Shibata, (2009).). Kemampuan ANN untuk pelatihan data *training* dilakukan dengan menggunakan *backpropagation*, namun lambatnya laju konvergensi dan terjebak dalam minimum local merupakan beberapa kelemahan dari metode *backpropagation* (Shibata, (2009).). Untuk mengatasi kelemahan tersebut, dapat digunakan beberapa pendekatan optimasi seperti *genetic algoritma* (GA), *particle swarm optimization* (PSO) dan *ant colony optimization* (ACO) (Edo, 2014).

Dalam penelitian ini penulis menggunakan metode ANN-PSO dan ANN-GA. Dalam penelitian yang membahas optimasi parameter dalam pembuatan genteng pada sebuah pabrik yang menggunakan metode ANN dan PSO oleh Thitipong Navalertporn dan Nitin V. Afzulpurkar (2011) dan optimasi dosis pupuk untuk tanaman jagung dengan ANN dan IPSO oleh Cholissodin (2016) membuktikan bahwa dengan menggunakan kombinasi ANN dan PSO menghasilkan parameter-parameter yang optimal sehingga meningkatkan hasil produksi dari 60% menjadi 97% serta mendapatkan hasil yang lebih akurat daripada hanya menggunakan metode *backpropagation* saja.

Pada penelitian sebelumnya telah membahas permasalahan mengenai pemodelan *time series* untuk meramalkan suatu nilai karakteristik tertentu pada periode mendatang menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Genetic Algorithm* (GA). Penelitian tersebut memberikan kesimpulan bahwa penerapan model ANN dan GA mampu memberikan hasil prediksi yang cukup akurat yang diperlihatkan dari kedekatan antara *target* dengan *output* (Yuliandar, Warsito, & Yasin, 2012).

1.2 Batasan masalah

Batasan masalah yang dijadikan pedoman dalam pelaksanaan dan penyusunan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Jenis kambing yang diteliti adalah kambing perah, yaitu kambing peranakan etawa (PE) betina pada masa laktasi dengan bobot badan 32 kg, 34 kg, 36 kg, 38 kg dan 40 kg.

2. Jenis pakan yang digunakan adalah 10 jenis bahan pakan hijauan yaitu rumput taiwan, rumput odot, rumput setaria, rumput raja, rumput B.Decumbens, kaliandra, gamal, lamtoro, turi dan tarum.
3. Jenis pakan yang dapat dimodelkan hanya dua jenis.
4. Terdapat 4 output kandungan gizi susu yang diteliti, yaitu protein, lemak (*fat*), laktosa dan *density* (berat jenis).
5. Kandungan gizi susu yang dapat dioptimalkan adalah protein, laktosa dan *density* (berat jenis).
6. Kandungan gizi susu yang dapat diminimalkan adalah lemak (*fat*).
7. Kandungan nutrisi dari pakan hijauan berupa Abu, PK, LK dan SK.

2. DASAR TEORI

2.1 Jenis Kambing

Kambing terdiri dari 2 jenis, yaitu kambing potong dan kambing perah (Gunawan, 2013).

a. Kambing Potong

Kambing potong adalah kambing yang ditenak dengan tujuan utama adalah produksi daging.

b. Kambing Perah

Kambing perah adalah kambing yang ditenak dengan tujuan utama adalah produksi susu.

2.2 Kambing Peranakan Etawa (PE)

Kambing Peranakan Etawa (PE) adalah salah satu penyedia protein hewani asal ternak berupa daging dan susu. Kambing PE merupakan hasil persilangan antara kambing kacang dengan kambing etawah yang keberadaannya sudah adaptif dengan topografi di Indonesia (Fitriyanto, Astuti, & Utami, 2013). Berikut adalah gambar dari hewan kambing PE yang ada di UPT Pembibitan Ternak dan Hijauan Makanan Ternak Singosari-Malang.



Gambar 2.1. Kambing Peranakan Etawa (PE)

2.3 Bahan Pakan Kambing

Bahan pakan adalah setiap bahan yang dapat dimakan, disukai, dicerna sebagian atau seluruhnya,

diabsorpsi dan bermanfaat bagi hewan ternak yang memakannya (Subekti, 2009). Pakan merupakan salah satu faktor terbesar guna menghasilkan produksi susu dan pertumbuhan kambing yang tinggi (Hidayati, 2012).

Kambing adalah hewan ternak ruminansia dimana hijauan adalah pakan utama yang harus diberikan pada kambing. Semakin berkualitas pakan hijauan yang diberikan, mengakibatkan reproduksi hewan ternak ruminansia menjadi semakin baik (Koten, Wea, Soetrisno, Ngadiyono, & Soewignyo, 2014).

Selain pakan hijauan, ada konsentrat atau makanan penguat yang juga harus diberikan pada kambing. Konsentrat diberikan pada kambing agar kambing dapat memperoleh kandungan gizi yang tinggi dari konsentrat yang tidak ada pada pakan hijauan. Perpaduan antara pakan hijauan dan konsentrat dalam satu hari dijadikan sebagai panduan pemberian pakan kambing yang baik dan tidak beresiko tinggi (Susilawati & dkk, 2011).

2.4 Kebutuhan Nutrisi Pakan Kambing PE

Beberapa bahan makanan memiliki kandungan nutrisi yang beragam. Kandungan gizi susu kambing peranakan etawa (PE) seperti protein, lemak, laktosa dan mineral dipengaruhi oleh kandungan nutrisi yang terdapat pada pakan yang diberikan pada kambing PE (Susilowati, Utami, & Suratim, 2013). Berikut adalah macam-macam kandungan nutrisi bahan pakan yang dibutuhkan oleh kambing PE untuk penelitian :

1. Abu, yaitu kandungan nutrisi yang mengandung unsur-unsur berupa Mg, Fe, Ca, Na, K, CL dan P yang terkandung dalam zat pakan anorganik.
2. Protein kasar (PK), yaitu kandungan nutrisi yang terdapat pada pakan yang berupa zat pakan organik kompleks dengan berat molekul yang tinggi.
3. Lemak kasar (LK), yaitu kandungan lemak yang ada di dalam pakan yang berupa total lipida dalam jumlah yang sebenarnya.
4. Serat kasar (SK), yaitu kumpulan sisa-sisa sel bahan pakan yang tahan terhadap reaksi hidrolisis enzim-enzim pada saluran pencernaan hewan ternak yang tersusun dari karbohidrat.

Berikut adalah tabel kandungan nutrisi dari 10 jenis bahan pakan kambing PE berupa pakan hijauan dan *leguminose*.

Tabel 2.1. Kandungan Nutrisi Bahan Pakan

No	Bahan Pakan	Abu (%)	PK (%)	LK (%)	SK (%)
1	Rumput Taiwan	18.78	16.90	1.20	26.45
2	Rumput odot	16.97	17.03	1.76	24.84
3	Rumput setaria	11.5	8.5	1.76	32.5
4	Rumput raja	18.6	13.5	3.5	24.84
5	Rumput <i>brachiaria decumbens</i>	10.6	8.3	1.2	38.3
6	Kaliandra	7.27	21.55	2.99	13.96

7	Gamal	9.60	19.96	3.85	17.59
8	Lamtoro	0	24.2	3.7	21.5
9	Turi	0	29.2	3.4	17.2
10	Tarum	6.42	24.17	0	0

Sumber : Dinas Peternakan Provinsi Jawa Timur

2.4 Kandungan Gizi Susu Kambing

Analisis karakteristik kualitas susu segar yang dilakukan meliputi berat jenis, kadar protein, kadar lemak, kadar bahan kering dan bahan kering tanpa lemak. Kandungan gizi susu kambing ditunjukkan dalam Tabel 2.2.

Tabel 2.1 Kandungan Gizi Susu Kambing

No	Kandungan	Susu Kambing
1	Protein (g)	3,6
2	Lemak (g)	4,2
3	Karbohidrat (g)	4,5
4	Kalori (g)	69
5	Fosfor I (g)	111
6	Kalsium (g)	134
7	Magnesium (g)	14
8	Besi (g)	0,05
9	Natrium (g)	50
10	Kalium (g)	204
11	Vitamin A (IU)	185
12	Thiamin (mg)	0,05
13	Riboflavin (g)	0,14
14	Niacin (mg)	0,28
15	Vitamin B6 (mg)	0,05

Sumber: Balai Penelitian Veteriner, Bogor (2008)

Berikut ini merupakan tabel kualitas susu kambing ditunjukkan pada Tabel 2.3.

Tabel 2.2 Kualitas Susu

Karakteristik	Kriteria Berkualitas		
	Premium	Baik	Standar
Protein (%)	>3,70	>3,40-3,70	3,10-3,40
Lemak (%)	>4,00	>3,50-4,00	3,25-3,50
Bahan Kering (%)	>13,00	>12,00-13,00	11,70-12,00

Sumber: Thai Agricultural Standard (2008)

2.5 Artificial Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) adalah suatu sistem yang bekerja untuk memproses informasi yang masuk ke dalam sistem dimana cara kerja dari ANN memiliki kemiripan dengan cara kerja pada jaringan syaraf biologi manusia, yaitu bersifat adaptif, bekerja secara dinamis dan mampu mempelajari informasi-informasi yang belum diketahui sebelumnya. Terdapat dua tahapan pemrosesan informasi, yaitu tahapan pelatihan ANN dan tahapan pengujian ANN (Yuliandar, Warsito, & Yasin, 2012).

Tahapan pelatihan ANN adalah tahap pemrosesan informasi dengan cara melakukan pelatihan, yaitu memasukan data latih yang tersedia ke dalam jaringan. Tahapan pengujian ANN adalah

tahap pemrosesan informasi dengan cara memasukan data uji dengan menggunakan bobot terakhir dari hasil tahapan pelatihan ANN. Bobot-bobot hasil tahapan pelatihan ANN diharapkan mampu menghasilkan nilai *error* yang minimal pada tahapan pengujian ANN (Yuliandar, Warsito, & Yasin, 2012). Pada ANN juga terdapat beberapa tahapan yang berupa tahap *feedforward* dan *backpropagation*.

1. Feedforward

Feedforward memiliki struktur yang tersusun atas satu *input layer*, satu atau lebih *hidden layer* dan satu *output layer*. Langkah-langkah yang dijalankan pada proses *feedforward* sebagai berikut (Fernanda & Otok, 2012) :

- Setiap unit *input* (x_i , $i = 1, \dots, n$) bertugas untuk menerimal sinyal *input* x_i dan menyebarkan ke semua unit pada *hidden layer*.
- Setiap unit *hidden* (z_j , $j = 1, \dots, p$) bertugas untuk menjumlahkan bobot yang diperoleh menggunakan Persamaan 2.1.

$$z_{inj} = v_{0j} + \sum_i^n x_i v_{ij} \quad 2.1$$

- Menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output* dan mengirimkan ke *output layer* menggunakan Persamaan 2.2.

$$z_j = f(z_{inj}) \quad 2.2$$

- Setiap unit *output* (Y_k , $k = 1, \dots, m$) bertugas untuk menjumlahkan bobot dari sinyal *output* menggunakan Persamaan 2.3.

$$y_{ink} = w_{0k} + \sum_j^p z_j w_{jk} \quad 2.3$$

- Menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output* menggunakan Persamaan 2.4.

$$y_k = f(y_{ink}) \quad 2.4$$

2. Backpropagation

Backpropagation merupakan algoritma yang umumnya digunakan pada model ANN dengan tujuan untuk melakukan proses pelatihan jaringan dengan menggunakan beberapa *layer* (Raharjo, 2013). Langkah-langkah yang dijalankan pada proses *backpropagation* sebagai berikut (Fernanda & Otok, 2012) :

- Setiap unit *output* (Y_k , $k = 1, \dots, m$) bertugas menerima pola *target* berdasarkan pola yang ada pada pelatihan *input*.
- Melakukan proses perhitungan informasi *error* menggunakan Persamaan 2.5.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{ink}) \quad 2.5$$

- Menghitung bobot koreksi untuk meng-*update* W_{jk} yang sebelumnya dengan Persamaan 2.6.

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad 2.6$$

- Setiap unit *hidden* (z_j , $j = 1, \dots, p$) bertugas menjumlahkan *input delta* yang berasal dari *layer* diatasnya menggunakan Persamaan 2.7.

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad 2.7$$

- Mengalikan koreksi bobot untuk meng-*update* V_{ij} yang sebelumnya dengan Persamaan 2.8.

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad 2.8$$

- Meng-*update* bobot dan biasnya dengan ketentuan sebagai berikut :

- 1) Setiap unit *output* (Y_k , $k = 1, \dots, m$) bertugas untuk meng-*update* bobot dan biasnya menggunakan Persamaan 2.9.

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad 2.9$$

- 2) Setiap unit *hidden* (z_j , $j = 1, \dots, p$) bertugas untuk meng-*update* bobot dan biasnya menggunakan Persamaan 2.10.

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad 2.10$$

- 3) Melakukan pengujian untuk kondisi berhenti.

2.5 Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan suatu proses untuk melakukan skala data sehingga suatu data berada dalam suatu rentang nilai tertentu yang dilakukan untuk masing-masing data latih dan data uji yang akan digunakan (Sabati, Dania, & Putri, 2014). Jenis metode normalisasi data yang digunakan dalam penelitian ini adalah normalisasi data *Min-Max*. Persamaan matematika dari metode normalisasi data *Min-Max* diperlihatkan pada Persamaan 2-11 (Chamidah, Wiharto, & Salamah, 2012) :

$$x' = \left(0.8 * \frac{x - \text{min_value}}{\text{max_value} - \text{min_value}} \right) + 0.1 \quad 2.11$$

2.6 Denormalisasi

Denormalisasi merupakan tahapan dimana *output* dikembalikan ke kondisi aslinya setelah *input* mengalami normalisasi pada saat proses *preprocessing*. Persamaan matematika dari denormalisasi diperlihatkan pada persamaan 2.12 sebagai berikut (Gema, 2014) :

$$x'' = \frac{(\text{max_value} - \text{min_value}) * (x' - 0.1)}{0.8} + \text{min_value} \quad 2.12$$

2.7 Mean Square Error (MSE)

Mean Square Error (MSE) pada ANN adalah metode yang biasanya digunakan untuk melakukan proses evaluasi kesalahan dan meningkatkan optimasi dari proses yang telah dilakukan sebelumnya. Persamaan matematika dari MSE diperlihatkan pada persamaan 2.13 (Edo, 2014) :

$$MSE = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^n (y_k - t_k)^2 \quad 2.13$$

2.6 Parameter PSO

Parameter yang dibutuhkan pada algoritma particle swarm optimization antara lain (Engelbrecht, 2007):

1. Swarm size

Swarm size atau jumlah partikel. Sebenarnya dalam sebagian besar masalah 5-10 partikel sudah cukup, namun untuk masalah yang sangat sulit atau khusus, bagus untuk mencoba 100 atau 200 particle.

2. Problem dimension

Problem dimension atau dimensi solusi dari partikel ini ditentukan dari masalah yang akan dioptimasi.

3. Range

Batas pencarian partikel ini juga ditentukan dari masalah yang akan dioptimasi. Dapat menspesifikasikan range yang berbeda untuk dimensi yang berbeda dari partikel.

4. Inertia weight atau bobot inersia (w)

Bobot inersia dikenalkan oleh Shi dan Eberhart (1998) yang dalam algoritma particle swarm optimization digunakan sebagai keseimbangan antara kemampuan eksplorasi global dan lokal secara utama dan merupakan parameter penurunan kecepatan untuk menghindari stagnasi partikel di lokal optimum (Engelbrecht, 2007). Bobot inersia (w) pada dasarnya akan mengontrol seberapa besar pengaruh pengetahuan dari arah terbang sebelumnya yang akan mempengaruhi kecepatan baru.

Inersia akan mengecil sesuai dengan bertambahnya iterasi sehingga kemampuan PSO dalam pencarian lokal akan lebih efisien dan konvergensi ke solusi optimum global, dimana nilai minimum dan maksimum w yang digunakan berada dalam range 0 sampai 1 (Engelbrecht, 2007). Adapun persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai w adalah

$$w = w_{min} + (w_{max} - w_{min}) * \frac{(t_{max}-t)}{t_{max}} \tag{2.15}$$

2.7 Penerapan PSO

1. Inisialisasi Partikel

Proses pertama adalah inisialisasi partikel.

$$x_i(0) = x_{min,d} + r_d(x_{max,d} - x_{min,d}), \forall d = 1, \dots, n_x, \forall i = 1, \dots, n_s$$

x_{id} adalah posisi partikel ke- i pada dimensi ke- d , dimana $r_d \sim U(0,1)$ merupakan nilai acak (random) dengan range [0,1]. Kecepatan awal dapat diinisialisasi menjadi nol.

$$V_{id}(0) = 0 \tag{2.17}$$

Posisi terbaik individu ke- i ($pBest_i$) awal untuk setiap partikel diinisialisasikan dengan posisi partikel pada waktu $t = 0$

$$pBest_i(0) = x_i(0) \tag{2.18}$$

2. Menghitung fungsi obyektif (f(x))

Algoritma genetika dapat menyelesaikan masalah kompleks, yaitu permasalahan optimasi. Untuk mendapatkan nilai fitness, suatu individu harus dievaluasi berdasarkan suatu nilai fungsi objektif tertentu. Jika permasalahannya adalah optimasi untuk memaksimalkan fungsi h , maka digunakan fungsi objektif $f(x)=h$ untuk mencari nilai fitnessnya. Akan tetapi, jika permasalahannya adalah optimasi untuk meminimalkan fungsi h , maka digunakan fungsi objektif $f(x)=1/h$ untuk mencari nilai fitnessnya. Rumus fitness diperlihatkan pada persamaan 2.19 (Mahmudy W. F., 2014).

$$f(x) = \frac{1}{(h+a)} \tag{2.19}$$

3. Mencari Local Best (pBest) dan Global Best (gBest)

Komponen kognitif ($pBest$) merupakan posisi terbaik individu atau partikel yang telah dikunjungi sejak waktu pertama. Untuk masalah minimalisasi $pBest$ dihitung sebagai berikut (Engelbrecht, 2007):

$$pBest_i(t+1) = \begin{cases} pBest_i(t) & \text{jika } f(x_{id}(t+1)) \geq f(pBest_i(t)) \\ x_{id}(t+1) & \text{jika } f(x_{id}(t+1)) < f(pBest_i(t)) \end{cases} \tag{2.20}$$

Sedangkan nilai terbaik global ($gBest$) berasal dari hasil social learning dari swarm yang ditemukan sebagai posisi individu terbaik dari keseluruhan partikel yang pernah ditemukan. Mencari $gBest$ untuk kasus minimalisasi dihitung sebagai berikut [14]:

$$f(gBest_i(t)) = \min\{f(x_{id}(t)), \dots, f(x_{nd}(t+m))\} \tag{2.21}$$

4. Memperbarui atau Update Kecepatan dan Posisi

Berdasarkan $pBest$ dan $gBest$ yang diperoleh, maka kecepatan (v_{id}) dan posisi dari particle (x_{id}) diubah. Persamaan untuk perubahan kecepatan (V_{id}) [11][2]:

$$v_{id}^{t+1} = w * v_{id}^t + c_1^t * r_1 * (pBest_i^t - x_{id}^t) + c_2^t * r_2 * (gBest^t - x_{id}^t) \tag{2.22}$$

Kecepatan akan ditambahkan pada posisi partikel sekarang untuk mendapatkan posisi baru partikel, dengan kata lain individu bergerak menuju posisi baru sesuai dengan kecepatan. Persamaan untuk perubahan posisi (x_{id}) adalah sebagai berikut

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + V_{id}^{t+1} \tag{2.23}$$

Untuk mengontrol eksplorasi global partikel, perlu adanya pembatasan kecepatan maksimum. Teknik ini disebut velocity clamping untuk mencegah partikel bergerak terlalu jauh melampaui ruang pencariannya. Dalam penelitian ini, batasan kecepatan atau threshold yang digunakan adalah sebagai berikut (Marini & Walczak, 2015):

$$\begin{aligned} \text{jika } v_{id}^{t+1} > v_d^{max} & \text{ maka } v_{id}^{t+1} = v_d^{max} \\ \text{jika } v_{id}^{t+1} < -v_d^{max} & \text{ maka } v_{id}^{t+1} = -v_d^{max} \end{aligned} \quad 2.24$$

Strategi *velocity clamping* telah terbukti lebih efektif dalam meredam osilasi dengan menyediakan keseimbangan yang baik antara eksplorasi global dan eksploitasi lokal (Engelbrecht, 2007). Namun dalam menentukan nilai v_d^{max} bergantung pada bentuk permasalahan yang diselesaikan.

$$v_d^{max} = k * (x_d^{max} - x_d^{min}) , k \in (0,1) \quad 2.25$$

5. Random Injection

Pada ruang pencarian yang tidak terlalu besar, sering dijumpai pencapaian konvergensi dini. Hal ini disebabkan karena partikel lebih cepat menemukan posisi terbaik global dalam ruang pencarian yang kecil dan disebabkan oleh kurangnya diversitas populasi setelah melewati sekian generasi (Mahmudy W. , 2015). Untuk mengatasi hal tersebut dan membuat partikel lebih teliti atau bertahap dalam melakukan eksploitasi lokal dan eksplorasi global, maka diterapkan sistem *random injection* (Mahmudy W. , 2015). Random injection dilakukan dengan menginisialisasi kembali posisi n partikel setiap g interval iterasi. Penentuan n dan g yang sesuai dilakukan berdasarkan beberapa percobaan sebelumnya pada sistem PSO.

Pada kasus ini ditentukan jumlah partikel yang diinjeksi adalah semua partikel dengan ukuran *swarmsize* serta interval *injection* adalah setiap kelipatan 3 iterasi. Random injection dilakukan dengan mengevaluasi nilai fitness partikel saat memasuki interval injeksi. Jika nilai local best sam dengan nilai fitness maka kondisi akan diinjeksi secara random.

6. Kondisi berhenti

Merupakan kriteria yang digunakan untuk mengakhiri iterasi atau perulangan dan mendapatkan solusi optimum. Kondisi berhenti tidak boleh menyebabkan PSO konvergen dini karena solusi suboptimal akan diperoleh.

Dalam kasus optimasi ini, kondisi berhenti adalah ketentuan saat mencapai nilai iterasi maksimum.

2.8 Penerapan Genetic Algorithm (GA)

1. Membangkitkan Populasi Awal

Langkah pertama yang dilakukan adalah membangkitkan populasi awal dengan cara membangkitkan bilangan acak sehingga didapatkan solusi awal (Ariboowo, Lukas, & Gunawan, 2008).

2. Representasi Kromosom

Representasi kromosom adalah proses pengkodean yang merupakan kunci pokok persoalan menggunakan GA dari penyelesaian asli suatu permasalahan (Mahmudy, 2013).

3. Inisialisasi Populasi Awal

Inisialisasi populasi awal adalah proses pembangkitan populasi awal secara acak sebanyak

*popsiz*e yang telah ditentukan (Mahmudy, 2013). Misalkan ditentukan *popsiz*e = 10.

4. Reproduksi

Proses reproduksi terdiri dari 2 operator genetika, yaitu tukar silang (*crossover*) dan mutasi (*mutation*) yang masing-masing digunakan untuk menghasilkan keturunan (*offspring*) dari individu-individu yang ada di populasi (Mahmudy, 2013).

a. Crossover

Crossover adalah salah satu proses reproduksi yang dilakukan dengan cara menyilangkan dua kromosom yang dipilih secara acak sehingga didapat kromosom yang mempunyai karakteristik yang mirip dengan induknya (Ariboowo, Lukas, & Gunawan, 2008). Metode *crossover* yang digunakan dalam kasus ini adalah *extended intermediate crossover*. *Offspring* yang dihasilkan dari proses *extended intermediate crossover* dapat dibangkitkan menggunakan Persamaan 2.26 dan 2.27 sebagai berikut (Mahmudy, 2013) :

$$C_1 = P_1 + \alpha(P_2 - P_1) \quad 2.26$$

$$C_2 = P_2 + \alpha(P_1 - P_2) \quad 2.27$$

Dengan ketentuan nilai alpha (α) yang dipilih secara acak pada interval [-0.25, 1.25].

Jika ditentukan *crossover rate* = 0.4, maka ada $0.4 \times 10 = 4$ *offspring* yang dihasilkan. Setiap satu kali proses *crossover* akan menghasilkan dua buah *offspring*, sehingga proses *crossover* akan dilakukan sebanyak 2 kali (Mahmudy, 2013).

b. Mutasi

Proses mutasi merupakan proses dimana suatu gen akan mengalami penyimpangan dari kromosom induknya sehingga sifat kromosom anak tersebut akan mengalami perbedaan dari kromosom induknya (Ariboowo, Lukas, & Gunawan, 2008). Metode mutasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *random mutation*. *Offspring* yang dihasilkan dari proses *random mutation* dapat dibangkitkan menggunakan Persamaan (2-16) sebagai berikut (Mahmudy, 2013) :

$$x'_i = x_i + r(\max_i - \min_j) \quad 2.28$$

Jika ditentukan *mutation rate* = 0.2, maka ada $0.2 \times 10 = 2$ *offspring* yang dihasilkan. Setiap satu kali proses mutasi akan menghasilkan satu buah *offspring*, sehingga proses mutasi akan dilakukan sebanyak 2 kali (Mahmudy, 2013).

5. Perhitungan Fitness

Untuk mendapatkan nilai *fitness*, suatu individu harus dievaluasi berdasarkan suatu nilai fungsi objektif tertentu. Jika permasalahannya adalah ingin mengoptimalkan satu fungsi $h1$ dan meminimalkan satu fungsi $h2$, maka digunakan fungsi objektif menggunakan Persamaan 2.29 untuk mencari nilai *fitness*-nya.

$$f = h1 + \frac{1}{h2} \quad 2.29$$

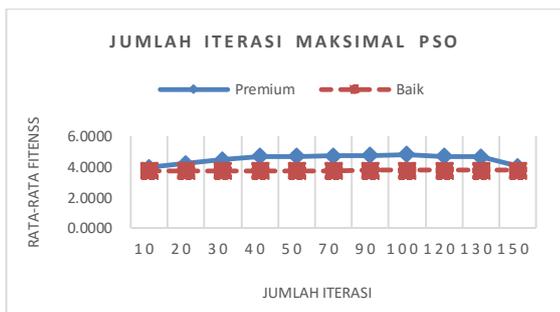
6. Seleksi

Proses seleksi adalah proses pemilihan individu dari keseluruhan populasi yang ada untuk dipertahankan pada generasi selanjutnya. Metode yang digunakan dalam penyelesaian penelitian ini adalah *elitism selection*, yaitu proses seleksi yang dilakukan dengan cara mengumpulkan semua individu kemudian diseleksi dengan mencari individu yang nilai *fitness*-nya tertinggi untuk dipertahankan hidup pada generasi selanjutnya (Mahmudy, 2013).

3 PENGUJIAN DAN ANALISIS

3.1 Hasil Pengujian terhadap maksimal iterasi PSO

Pengujian maksimal iterasi dilakukan dengan menggunakan data yang sudah diuji sebelumnya, yaitu dengan iterasi ANN 10000 iterasi, nilai *wMax* 0.6 *wMin* 0.3, nilai *c1* adalah 1 sedangkan nilai *c2* adalah 1.5 serta nilai *k* adalah 0.6, dan jumlah partikel adalah 30 partikel.

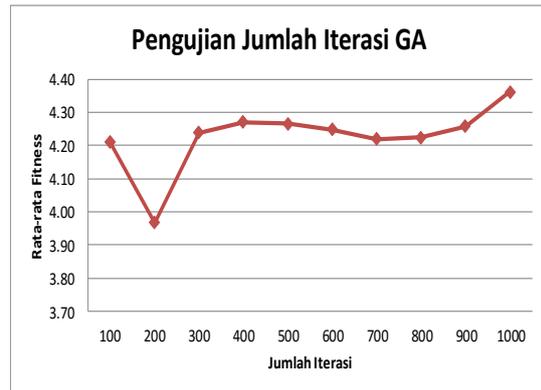


Gambar 3.1 Grafik Pengujian Maksimal Iterasi PSO

Hasil pengujian maksimal iterasi divisualisasikan pada Gambar 3.1 dengan rata-rata nilai fitness terbesar didapatkan dengan jumlah iterasi maksimal 100 iterasi. Semakin besar nilai iterasi maksimal akan didapatkan nilai fitness yang semakin tinggi juga. Penentuan jumlah maksimum iterasi bergantung pada permasalahan yang dihadapi, sehingga pada penelitian ini, iterasi 100 dianggap cukup memberikan hasil fitness yang terbaik.

3.2 Hasil Pengujian terhadap maksimal iterasi GA

Pengujian jumlah iterasi dilakukan untuk mendapatkan jumlah generasi terbaik yang memiliki nilai *fitness* tertinggi. Jumlah iterasi ANN = 1000, jumlah *hidden layer* = 9, nilai *learning rate* = 0.9 sesuai dengan hasil pengujian sebelumnya terhadap parameter ANN dan epsilon = 0.001. Ukuran populasi = 100 sesuai dengan hasil pengujian sebelumnya, *crossover rate* = 0.5 dan *mutation rate* = 0.1. Berikut adalah grafik hasil pengujian jumlah iterasi GA yang ditunjukkan pada Gambar 3.2.

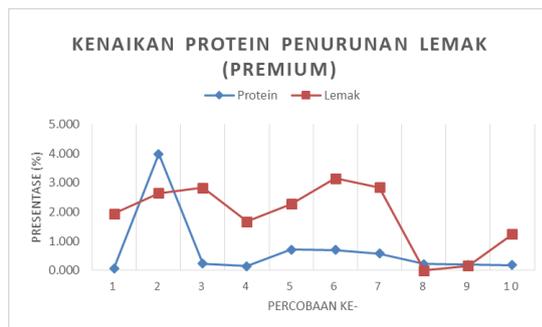


Gambar 3.2 Grafik Hasil Pengujian Jumlah Iterasi GA

Berdasarkan grafik hasil pengujian, rata-rata *fitness* terbesar diperoleh pada parameter dengan jumlah iterasi sebesar 1000 dengan rata-rata nilai *fitness* yang didapatkan sebesar 4.36114961. Dari pengujian yang telah dilakukan didapatkan bahwa jumlah iterasi berpengaruh terhadap nilai *fitness* yang dihasilkan. Akan tetapi, jumlah generasi yang tinggi tidak bisa dikatakan sebagai generasi terbaik dikarenakan belum tentu nilai *fitness* yang dihasilkan adalah nilai *fitness* yang paling optimal dan jumlah generasi yang tinggi juga akan membutuhkan waktu komputasi yang lama juga.

3.3 Pengujian terhadap kombinasi variasi output yang dioptimalkan menggunakan ANN-PSO

Pengujian kombinasi variasi output dilakukan dengan menggunakan data yang sudah diuji sebelumnya, yaitu dengan iterasi ANN 10000 iterasi, nilai *wMax* 0.6 *wMin* 0.3, nilai *c1* adalah 1 sedangkan nilai *c2* adalah 1.5 serta nilai *k* adalah 0.6, dan jumlah partikel adalah 30 partikel serta 100 iterasi. Kandungan gizi susu yang dioptimalkan adalah Protein, sedangkan yang diminimalkan adalah Lemak.



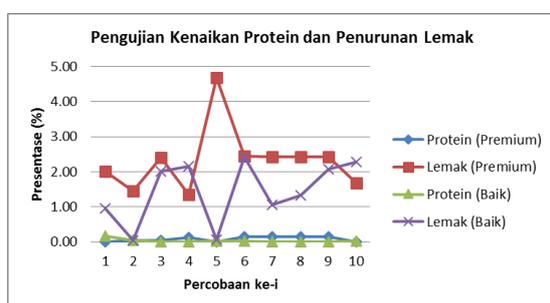
Gambar 3.3 Hasil Kenaikan Protein dan Penurunan Lemak menggunakan ANN-PSO

Dari Gambar 3.3 dapat dilihat bahwa dalam 10 percobaan dapat menghasilkan kenaikan protein dan penurunan lemak yang ditunjukkan pada percobaan ke-2 Protein naik sebesar 3.984% sedangkan Lemak turun 2.642%. Sedangkan rata-rata kenaikan Protein

sebesar 0.707% dan penurunan rata-rata Lemak sebesar 0.879%.

3.4 Pengujian terhadap kombinasi variasi *output* yang dioptimalkan menggunakan ANN-GA

Pengujian jumlah iterasi dilakukan untuk mendapatkan jumlah generasi terbaik yang memiliki nilai *fitness* tertinggi. Jumlah iterasi ANN = 1000, jumlah *hidden layer* = 9, nilai *learning rate* = 0.9 sesuai dengan hasil pengujian sebelumnya terhadap parameter ANN dan epsilon = 0.001. Ukuran populasi = 100 sesuai dengan hasil pengujian sebelumnya, *crossover rate* = 0.5 dan *mutation rate* = 0.1. Berikut adalah grafik hasil kenaikan Protein dan penurunan Lemak menggunakan ANN-GA yang ditunjukkan pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Hasil Kenaikan Protein dan Penurunan Lemak menggunakan ANN-GA

Berdasarkan Gambar 3.4 Grafik Hasil Pengujian Terhadap Kenaikan Protein dan Penurunan Lemak, maka diperoleh rata-rata presentase kenaikan protein dan penurunan lemak untuk kualitas susu Premium sebesar 0.0852% dan 2.3254%. Sedangkan, rata-rata presentase kenaikan protein dan penurunan lemak untuk kualitas Baik sebesar 0.0292% dan 1.4372%.

4 PENUTUP

KESIMPULAN

1. Pengujian iterasi maksimal ANN-PSO menghasilkan 100 iterasi maksimal dengan menghasilkan fitness terbesar dan waktu yang cepat, sedangkan dengan menggunakan ANN-GA menghasilkan jumlah iterasi sebesar 1000 iterasi.
2. Perbandingan hasil *output* dalam kasus pengujian yaitu mengoptimalkan protein dan meminimalkan lemak menggunakan metode ANN-PSO dan ANN-GA. Sebelum optimasi, kandungan protein dengan kualitas susu Premium untuk berat badan 36 adalah 3.984%. Sedangkan kandungan Lemak adalah 8.465. Setelah dioptimasi menggunakan ANN-PSO rata-rata kandungan protein naik 0.707% sehingga menjadi 4.691%, sedangkan rata-rata

kandungan Lemak turun 0.879 sehingga menjadi 7.586%. Dengan menggunakan metode ANN-GA, rata-rata kandungan Protein naik sebesar 0.0852% sehingga menjadi 4.0692%, sedangkan rata-rata kandungan Lemak turun sebesar 2.3254% sehingga menjadi 6.1397%.

SARAN

3. Pada penelitian ini terdapat masalah dalam pencarian jumlah iterasi ANN untuk mencapai konvergen, sehingga terdapat saran untuk mencoba algoritma *nguyen-widrow* untuk dijadikan sebagai perbandingan dalam pencarian konvergensi serta bobot yang didapatkan.
4. Pada metode ANN sebaiknya menggunakan GPU Programming agar dapat melakukan training data secara bersamaan. Hal ini berpengaruh pada proses pendistribusian data oleh ANN, yaitu *distributed and parallel processing*.

DAFTAR PUSTAKA

- A. Ratnaweera, S. Halgamuge, H. Watson. (2004). Self-organizing hierarchical particle. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 8 (3), 240–255.
- Alam, S., Dobbie, G., Koh, Y. S., Riddle, P., & Rehman, S. U. (2014). Research on particle swarm optimization based clustering: A systematic review of literature and techniques. *Swarm and Evolutionary Computation*, 17, 1-13.
- Aliaga, I. M. (2003). Study of Nutritive Utilization of Protein and Magnesium in Rats With Resection FF The Distal Small Intestine. *Beneficial Effect of Goat Milk, J. Dairy Science*, vol 86: 2968-2966.
- Aribowo, A., Lukas, S., & Gunawan, M. (2008). Penerapan Algoritma Genetika pada Penentuan Komposisi Pakan Ayam Petelur. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*, B-21 - B-24.
- Atmiyati. (2001). Potensi Susu Kambing Sebagai Obat dan Sumber Protein Hewani Untuk Meningkatkan Gizi Petani. *Balai Penelitian Ternak, Bogor*.
- Chamidah, N., Wiharto, & Salamah, U. (2012). Pengaruh Normalisasi Data pada Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagasi Gradient Descent Adaptive Gain (BPGDAG) untuk Klasifikasi. *Jurnal ITSMART, Vol.1, No.1*, 28-33.
- Chen, H.-L. e. (2011). A novel bankruptcy prediction model based on an adaptive fuzzy k-nearest. *Knowledge-Based Systems*, 24, 1348–1359.

- Edo, R. Z. (2014). Implementasi Backpropagation Neural Network dalam Pembangkitan Otomatis Fungsi Keanggotaan Fuzzy pada Penderita Penyakit Hepatitis. *Skripsi Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer. Universitas Brawijaya*.
- Engelbrecht, A. P. (2007). *Computational Intelligence: An Introduction 2nd ed.* West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.
- Fadilah, A. N. (2015). Implementasi Analytical Hierarchy Process (AHP) dan Algoritma Genetika untuk Rekomendasi dan Optimasi Pemupukan Berimbang Tanaman Hortikultura. *Repository Jurnal Mahasiswa PTIIK Universitas Brawijaya*, 5, no.14.
- Fernanda, J. W. (2012). Boosting Neural Network dan Boosting Cart pada Klasifikasi Diabetes Militus Tiper II. *Jurnal Matematika*, 2(2), 33-49.
- Fitriyanto, Astuti, T. Y., & Utami, S. (2013). Kajian Viskositas dan Berat Jenis Susu Kambing Peranakan Ettawa(PE) pada Awal, Puncak dan Akhir Laktasi. *Jurnal Ilmiah Peternakan*, 299-306.
- Gema, R. L. (2014). Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik dalam Prediksi Persediaan Ternak Sapi Potong (Studi Kasus di Wilayah Sumatera Barat) . *Jurnal KomTekInfo, Fakultas Ilmu Komputer*, 1(2), 21-27.
- Gunawan, H. (2013). Prospek Usaha Penggemukan Kambing Potong. *Pustaka Baru Press*.
- Gunawan, H. (2013). *Prospek Usaha Penggemukan Kambing Potong*. Jakarta: Pustaka Baru Press.
- H.-L. Chen et al. (2011). A novel bankruptcy prediction model based on an adaptive fuzzy k-nearest. *Knowledge-Based Systems* 24, 1348–1359.
- Hidayati, A. (2012, Mei 30). *Pakan Kambing Perah*. Dipetik Januari 20, 2016, dari Universitas Muhammadiyah Malang: <http://peternakan.umm.ac.id/id/umm-news-2862-pakan-kambing-perah.html>
- Cholissodin, I., Dewi C., Surbakti E. E., (2016). Integrated ANN And Bidirectional Improved PSO For Optimization Of Fertilizer Dose On Palawija Plants. *2nd International Conference on Science in Information Technology (ICSITech)*.
- Mahmudy, W. (2015). Improved particle swarm optimization untuk menyelesaikan permasalahan part type selection dan machine loading pada flexible manufacturing system (FMS). *Konferensi Nasional Sistem Informasi*.
- Mahmudy, W. F. (2013). *Algoritma Evolusi*. Malang: Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya.
- Mahmudy, W. F. (2014). Optimasi Part Type Selection And Machine Loading Problems Pada FMS Menggunakan Metode Particle Swarm Optimization. *Konferensi Nasional Sistem Informasi 2014, Makassar*.
- Marini Putri Marwah, Y. Y. (2010). Produksi Dan Komposisi Susu Kambing Peranakan Ettawa Yang Diberi Suplemen Daun Katu (*Sauropus androgynus* (L.) Merr) Pada Awal Masa Laktasi . *Buletin Peternakan*, Vol. 34(2): 94-102.
- Marini, F., & Walczak, B. (2015). Particle swarm optimization (PSO). A tutorial. *IEEE Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 13.
- Mulyanto, S. (2006). Identifikasi Laktoferin Pada Kolostrum Dan Susu Kambing Dengan Metode Single Radial Immunodifusi Dan SDS-PAGE. *Fakultas Peternakan Institut Pertanian Bogor*.
- Nugroho, B. A. (2010). Pasar Susu Dunia dan Posisi Indonesia.
- Pramesti, D., Mahmudy, W. F., & Indriati. (2015). Optimasi Komposisi Pakan Kambing Potong Menggunakan Algoritma Genetika. *DORO : Repository Jurnal Mahasiswa PTIIK Universitas Brawijaya*, Vol. 5, No. 13.
- Prihatminingsih, G. E. (2015). Hubungan antara Konsumsi Protein dengan Produksi, Protein dan Laktosa Susu Kambing Peranakan Ettawa. *Jurnal Ilmu-ilmu Peternakan* 25, Vol.2, 20-27.
- Purbayanto, A. T. (2009). Efek Pengaturan Suhu Outlet Pada Pengereng Semprot Terhadap Sifat Fisik, Kimia, Dan Mikrobiologi Susu Kambing Bubuk. *Fakultas Teknologi Pertanian Institut Pertanian Bogor*.
- Raharjo, J. S. (2013). Model Artificial Neural Network Berbasis Particle Swarm Optimization untuk Prediksi Laju Inflasi. *Jurnal Sistem Komputer*, Vol. 3, No. 1, 10-21.
- S.-C. Chu, R. J. (2004). Ant colony system with communication strategies. *Information Sciences*, vol.167. pp.63-76.
- Sabati, D., Dania, W. A., & Putri, S. A. (2014). Peramalan Permintaan Sari Apel dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) di KSU Brosems, Batu. *Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Brawijaya*, 1-10.

- Setyorini, D., Widowati, L. R., & Rochay, S. (2008). Teknologi Pengelolaan Hara lahan Sawah Intensifikasi.
- Shibata, K. &. ((2009).). Effect of Number of Hidden Neurons on Learning in Large-Scale Layered Neural Networks . in *Proceedings of the ICRPS-SICE International Joint Conference 2009 (ICCAS-SICE '09)*, 5008-5013.
- Soemarno. (2013). *Pupuk dan Pemupukan Ramah Lingkungan*. Malang.
- Subekti, E. (2009). Ketahanan Pakan Ternak Indonesia. *Mediagro, Vol.5, No.2*, 63-71.
- Susilowati, D. R., Utami, S., & Suratim, H. A. (2013). Nilai Berat Jenis dan Total Solid Susu Kambing Sapera di Cilacap dan Bogor. *Jurnal Ilmiah Peternakan, Vol. 1, No. 3*, 1071-1077.
- Yayu Zuriati, R. M. (2011). Karakteristik Kualitas Susu Segar Dan Yoghurt Dari Tiga Bangsa Kambing Perah Dalam Mendukung Program Ketahanan Dan Diversifikasi Pangan. *Seminar Nasional Teknologi Peternakan dan Veteriner*.
- Yuliandar, D., Warsito, B., & Yasin, H. (2012). Pelatihan Feed Forward Neural Network Menggunakan Algoritma Genetika dengan Metode Seleksi Turnamen untuk Data Time Series. *Gaussian, Vol. 1, No.1*, 65-72.
- Zerda , E. R. (2009). *Analisis dan Penerapan Algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) pada Optimasi Penjadwalan Sumber Daya Proyek*. Bandung.