

Identifikasi Tingkat Resiko Penyakit Lemak Darah Menggunakan Algoritme Backpropagation

Zulianur Khaqiqiyah¹, Budi Darma Setiawan², Marji³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹zulianurhaqq@gmail.com, ²s.budidarma@ub.ac.id, ³marji@ub.ac.id

Abstrak

Lemak darah atau yang sering dikenal dengan profil lipid merupakan salah satu sumber tenaga dalam tubuh yang berupa komponen lemak yang terletak didalam pembuluh darah. Lemak darah juga berfungsi sebagai pengangkut vitamin, membentuk dinding sel serta hormon-hormon steroid. Namun jumlah lemak darah yang tinggi dapat mengakibatkan resiko penyakit yang berbahaya, seperti penyakit jantung dan pankreatitis. Untuk mencegah penyakit lebih lanjut, maka penelitian ini dibuat untuk menentukan tingkat resiko penyakit lemak darah dalam tubuh. Algoritma yang dapat digunakan untuk proses klasifikasi yaitu salah satu algoritma pada Jaringan Syaraf Tiruan, yaitu Backpropagation. Pada proses pengujian dilakukan terhadap jumlah iterasi, pengaruh nilai learning rate, dan jumlah data latih. Pada penelitian ini jumlah neuron yang digunakan yaitu 4 input layer, 4 hidden layer, dan 3 output layer. Berdasarkan pada proses pengujian yang telah dilakukan, didapatkan hasil akurasi tertinggi yaitu 89.20% dengan nilai learning rate 0.2, pada iterasi maksimum 800 dan 1000. Perbandingan data yang digunakan adalah 70 data latih dan 50 data uji, dengan target error adalah 0.0001. Sedangkan akurasi terendah yang didapatkan yaitu bernilai 65.96% dengan perbandingan jumlah data adalah 10 data latih dan 30 data uji, dengan nilai learning rate 0.2 dan 1000 iterasi maksimum.

Kata kunci: Lemak Darah, Jaringan Syaraf Tiruan, Backpropagation

Abstract

Blood fat or often known as lipid profile is one of the sources of energy in the body in the form of fat components that lie inside the blood vessels. Blood fat serves as a carrier of vitamins, forming cell walls and steroid hormones. But the amount of high blood fats can be resulting in the risk of dangerous diseases, such as heart disease and pancreatitis. To prevent further disease, then this study was made to determine the level of risk of internal blood lipid in a human body. The algorithm that is use for the classification process is one of the algorithms on the artificial neural network, that is Backpropagation. In the testing process carried out on the number of iterations, the effect of the value learning rate, and amount of training data. In this study the number of neurons used are 4 input layer, 4 hidden layer, and 3 output layers. Based on the process testing that has been done, obtained the highest accuracy of 89.20% with the value of learning rate is at 0.2, at the maximum iteration of 800 and 1000. Comparison of data used is 70 trainer data and 50 test data, with target of MSE is 0.0001. While the lowest accuracy obtained is worth 65.96% with comparison of data used is 10 trainer data and 30 test data, with the value of learning rate 0.2 and 1000 iterations at the maximum.

Keywords: Blood Fats, Lipid Profile, Artificial Neural Network, Backpropagation

1. PENDAHULUAN

Salah satu hal yang paling penting dalam kehidupan manusia adalah kesehatan. Kesehatan merupakan keadaan yang sangat prima secara mental maupun fisik, sehingga dapat melakukan segala aktifitas dan pikiran pada kondisi yang optimal. Kesehatan sangat diperlukan bagi seluruh makhluk hidup. Rutinitas yang telah

dilakukan sehari-hari akan berantakan jika tubuh tidak sehat. Maka dari itu, dianjurkan untuk selalu menjaga kesehatan tubuh. Salah satu yang berpengaruh pada kesehatan tubuh adalah jumlah lemak darah. Lemak darah atau yang sering dikenal dengan *profil lipid* merupakan salah satu sumber tenaga dalam tubuh yang berupa komponen lemak yang terletak didalam pembuluh darah. Lemak darah juga berfungsi sebagai pengangkut vitamin, membentuk

dinding sel serta hormon-hormon steroid. Namun jumlah lemak darah yang tinggi dapat mengakibatkan resiko penyakit yang berbahaya, seperti penyakit jantung dan pankreatitis (Spiritia, 2014).

Terdapat beberapa faktor yang dapat meningkatkan kadar lemak darah diantaranya yaitu *Low-Density Lipoprotein* (LDL), *High-Density Lipoprotein* (HDL), *Trigliserida* (TG) dan kolesterol total. Kadar LDL atau kolesterol jahat dan *trigliserida* yang tinggi akan mengakibatkan terjadinya pengikatan lemak yang berdampak pada penyumbatan dinding arteri serta dapat meningkatkan resiko obesitas. Sedangkan tingginya kadar kolesterol total akan mengakibatkan penyakit *stroke* dan penyakit jantung koroner. Maka dari itu dibutuhkan HDL atau lemak baik untuk menyeimbangkan jumlah kolesterol yang ada, sehingga mengurangi tingginya resiko lemak darah (Kumalasari, et al., 2014). Dari empat faktor tersebut kemudian akan diketahui berapa kadar lemak darah yang terdapat dalam tubuh, yang kemudian akan diklasifikasikan kedalam tiga karakteristik yaitu tingkat normal, waspada dan tingkat tinggi.

Mengetahui tanda-tanda resiko lemak darah sangat penting bagi masyarakat agar dapat dilakukan penanganan dan pencegahan secara cepat dan tepat. Pencegahan yang dilakukan lebih awal dapat membantu mengurangi resiko dan dapat mengurangi dampak penyakit yang lebih fatal. Maka dari itu diperlukan penelitian untuk mengidentifikasi resiko lemak darah yang ada didalam tubuh.

Salah satu penelitian yang telah dilakukan untuk mengetahui resiko penyakit lemak darah adalah penelitian yang berjudul "Implementasi Algoritma Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) Untuk Menentukan Tingkat Resiko Penyakit Lemak Darah" yang dilakukan oleh Kumalasari, dkk (2014). Pada penelitian ini terdapat tiga kelas klasifikasi yaitu tingkat normal, *borderline* (waspada) dan tinggi. Klasifikasi ini dilakukan terhadap 200 dataset dengan jumlah parameter ada empat yaitu LDL, HDL, *trigliserida* dan kolesterol total. Akurasi tertinggi yang didapatkan dengan menggunakan metode klasifikasi MKNN adalah sebanyak 85,81% terhadap 140 data latih. Dan akurasi minimum yang didapatkan terhadap 60 data latih adalah sebesar 73,55% dengan nilai $k=2$ (Kumalasari, et al., 2014).

Seiring dengan berkembangnya teknologi, untuk mengurangi resiko penyakit maka diperlukannya suatu teknologi dengan sistem

cerdas yang dapat melakukan identifikasi dini terhadap penyakit lemak darah berdasarkan hasil tes dari keempat faktor. Hal ini dapat mempermudah diagnosa penyakit lemak darah secara cepat dan dapat membantu pengguna untuk melakukan pencegahan awal. Untuk melakukan identifikasi maka diperlukan metode klasifikasi yang baik dan tepat. Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan salah satu algoritme dalam komputasi cerdas yang dikenal sangat baik dalam proses identifikasi berbagai macam masalah. JST memiliki mekanisme sama seperti halnya syaraf manusia. JST terdiri dari *neuron-neuron* yang terdiri dari empat elemen inti, yaitu *input*, *net function*, *transfer function* dan *output* (Hossain, et al., 2017). *Input* yang diterima oleh *neuron* akan melewati bobot sinaptik. Bobot sinaptik atau bobot koefisien merupakan nilai acak yang digunakan untuk menyimpan pengetahuan. *Input* dikalikan dengan bobot sinaptik sebelum diproses menuju *transfer function*. *Input* yang telah melewati *transfer function* kemudian melewati fungsi aktivasi dan dengan demikian hasil akhir dihitung dan dikirim ke *neuron* lainnya.

Salah satu metode yang ada dalam JST adalah *Backpropagation*. Metode ini dapat menyelesaikan permasalahan yang kompleks yang tidak dapat diselesaikan dengan teknik konvensional. Salah satu penelitian yang menggunakan metode *Backpropagation* penelitian yang dilakukan oleh Komang Aryasa (2012) dengan judul "Expert System Diagnosa Jenis Penyakit Gigi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*". Terdapat 5 kelas penyakit yang digunakan yaitu Pulpitis Akut, Iritation Pulpa, Periodontitia Apicalis, Hypermia Pulpa dan Gingivitis. Jumlah gejala yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 11 sampel. Pada epoch 17328 proses pelatihan berhenti dengan nilai RMSE adalah 0.0099. Pengujian dilakukan dengan mengambil 50 sampel data, dan 90% dari 50 data tersebut dapat dikenali oleh sistem (Aryasa, 2012).

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Singh (2015). Penelitian ini menggunakan tumor payudara sebagai objek, dengan algoritme *gradient descent* untuk klasifikasi berdasarkan metode *Backpropagation*. Pada proses pelatihan nilai *learning rate* dapat meningkatkan hasil perhitungan. Hasil akurasi tertinggi yang didapatkan yaitu 84.6%. Yang mana pada proses pengujian terhadap 89 kasus teridentifikasi sejumlah 44 kasus termasuk tumor jinak, dan 45 kasus termasuk tumor ganas (Singh, et al., 2015).

Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh Haryati (2016). Penelitian ini dilakukan menggunakan metode *Backpropagation* untuk mengklasifikasi jenis batu bara. Terdapat tiga lapisan pada arsitektur klasifikasi jenis batubara tersebut. Lapisan pertama terdapat tujuh *neuron* pada *input layer*, lapisan kedua terdapat tiga *neuron* pada *hidden layer*, dan lapisan ketiga terdapat lima *neuron* pada *output layer*. Digunakan 5 kelas klasifikasi batubara yaitu Gambut, Lignit, Antrashit, Bituminous dan Sub-Bituminous. Akurasi yang didapatkan sebesar 98% terhadap 200 dataset dengan toleransi error sebesar 0,001 dengan learning rate 0,2 (Haryati, et al., 2016).

Berdasarkan penjelasan diatas maka dari itu penulis mengusulkan sebuah penelitian dengan judul “Identifikasi Tingkat Resiko Penyakit Lemak Darah Menggunakan Algoritme Backpropagation”. Penelitian ini diharapkan dapat membantu pengguna dalam memberikan informasi yang akurat dalam pengidentifikasian terhadap resiko penyakit lemak darah.

2. LEMAK DARAH

Lemak atau *lipid* merupakan unsur senyawa yang mengandung hidrogen dan karbon yang tidak dapat larut didalam air. Karena tidak larut dalam air maka *lipid* memerlukan proses pengangkutan khusus agar dapat bersirkulasi dalam darah. Terdapat tiga komponen *lipid* yang diangkut oleh darah sebagai lipoprotein, yaitu kolesterol, *trigliserida* dan fosfolipid (Medisa, 2013).

Lemak dalam darah sangat dibutuhkan oleh tubuh, namun semakin banyak lemak dapat mengakibatkan pengendapan pada dinding pembuluh darah. Untuk mengukur tingkat lemak dalam darah dibutuhkan empat komponen kolesterol yang relevan yaitu LDL, HDL, *trigliserida* dan kolesterol total. LDL atau kolesterol jahat yang meningkat akan mengakibatkan penumpukan lemak pada dinding pembuluh darah, dan menyebabkan mengecilnya diameter pembuluh darah sehingga terjadi penyumbatan aliran nutrisi keseluruhan tubuh (Kumalasari, et al., 2014).

2.1 Kolesterol

Kolesterol merupakan zat lemak yang dibutuhkan oleh tubuh dan diproduksi oleh hati yang kemudian beredar didalam darah. Jumlah kolesterol yang berlebih sangat tidak baik oleh tubuh karena akan menimbulkan masalah pada

pembuluh darah jantung dan otak. Dalam darah mengandung sebanyak 80%:20% kolesterol yang dihasilkan oleh tubuh dan yang berasal dari makanan. Kolesterol LDL berlebih yang menyebabkan penyumbatan pada pembuluh darah akan dibersihkan oleh kolesterol HDL yang ada didalam tubuh. Selain itu terdapat pula komponen *trigliserida* yang berasal dari metabolisme makanan yang berbentuk protein, karbohidrat dan lemak yang berlebih (Medisa, 2013).

2.2 Faktor Resiko Penyakit Lemak Darah

a. Low-Density Lipoprotein (LDL)

LDL adalah kolesterol jahat yang termasuk kedalam jenis lipoprotein. Kolesterol ini terbentuk atas gumpalan mikrokopis. LDL akan mengangkut kolesterol dan *trigliserida* dari hati ke jaringan *perifer*. Tingkat kadar LDL akan ditampilkan pada Tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Tingkat Kadar LDL

Klasifikasi	Kadar Kolesterol (mg/dl)
Normal	< 100
Mendekati Normal	100 - 129
Borderline High	130 - 159
Tinggi	160 - 189
Sangat Tinggi	≥ 190

b. High-Density Lipoprotein

HDL merupakan kolesterol baik yang mengangkut kolesterol kembali ke hati untuk dibuang melalui pembuluh darah. Kolesterol HDL dapat mencegah terjadinya penebalan pada dinding pembuluh darah serta mencegah terjadinya penyumbatan aliran darah (Kumalasari, et al., 2014). Tingkat kadar HDL akan ditampilkan pada Tabel 2.2.

Tabel 2. 2 Tingkat Kadar HDL

Klasifikasi	Kadar Kolesterol (mg/dl)
Rendah	< 40
Tinggi	≥ 40

c. Triglycerida

Trigliserida merupakan salah satu komponen lemak yang normal dari darah yang berasal dari asam lemak berlebih. Kadar *trigliserida* yang tinggi menunjukkan bahwa tingkat asam lemak yang diproduksi semakin banyak, sehingga makin banyak yang diubah menjadi *trigliserida* (Medicalogi, 2017). Tingkat kadar *trigliserida* akan ditampilkan pada Tabel 2.3.

Tabel 2. 3 Tingkat Kadar *Trigliserida*

Klasifikasi	Kadar Kolesterol (mg/dl)
Normal	< 150
Borderline High	150 - 199
Tinggi	200 - 499
Sangat Tinggi	≥ 500

d. Kolesterol Total

Kolesterol total adalah susunan senyawa kolesterol yang diantaranya terdiri dari LDL, HDL dan *trigliserida*. Semakin tinggi tingkat kadar kolesterol total, maka semakin tinggi juga resiko terkena penyakit lemak darah. Tingkat kadar kolesterol total akan ditampilkan pada Tabel 2.4.

Tabel 2. 4 Tingkat Kadar Kolesterol Total

Klasifikasi	Kadar Kolesterol (mg/dl)
Normal	< 200
Borderline (waspada)	200 – 239
Tinggi	≥ 240

3. ALGORITME NGUYEN-WIDROW

Nguyen-Widrow adalah sebuah algoritme yang digunakan untuk inialisasi bobot pada jaringan saraf tiruan untuk mengurangi waktu pelatihan. Pada penelitian yang dilakukan oleh Andrian dan Wayahdi (2014) mengatakan bahwa dalam algoritme *nguyen-widrow* bobot yang telah di inialisasi akan disesuaikan dengan cara identik, sehingga mencegah dan mengurangi kesalahan fungsi. Inialisasi bobot awal biasanya dengan nilai acak yang jumlahnya sangat kecil. Hasil menunjukkan bahwa waktu eksekusi menggunakan algoritme *nguyen-widrow* sangat cepat (Andrian & Wayahdi, 2014). Algoritme inialisasi *nguyen-widrow* adalah sebagai berikut :

- a. Menentukan nilai faktor skala

$$\beta = 0.7(p)^{1/n} = 0.7^n \sqrt[p]{p} \quad (1)$$

Ket :

β = faktor skala

n = jumlah unit *input*

p = jumlah unit tersembunyi (*hidden layer*)

- b. Untuk setiap unit tersembunyi ($j = 1, \dots, p$), lakukan tahap (c) – (f)

- c. Untuk $i = 1, \dots, n$ (semua unit *input*), $v_{ij}(lama)$ = bilangan acak antara -0.5 dan 0.5

- d. Menghitung nilai vektor $\|v_{ij}(lama)\|$

$$\|V_{ij}(lama)\| = \sqrt{V_{j1}^2 + V_{j2}^2 + \dots + V_{jn}^2} \quad (2)$$

- e. Inialisasi ulang bobot-bobot dari unit *input* ($i=1, \dots, n$)

- f. Bias yang dipakai sebagai inialisasi :

$$v_{oj} = \text{bilangan acak antara } -\beta \text{ dan } \beta.$$

- g. Menghitung nilai $V_{ij}(\text{baru})$

$$V_{ij}(\text{baru}) = \frac{(\beta * V_{ij}(\text{lama}))}{\|V_{ij}(\text{lama})\|} \quad (3)$$

4. JARINGAN SYARAF TIRUAN

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) adalah representasi dari otak manusia yang kemudian di aplikasikan kedalam program komputer. JST dibuat dalam bentuk model matematika dari jaringan syaraf biologi. Algoritme ini sangat efektif dalam melakukan berbagai macam prediksi pada suatu masalah.

5. AGORITMA BACKPROPAGATION

Algoritme *Backpropagation* merupakan salah satu algoritme yang terdapat didalam Jaringan Syaraf Tiruan. Pada algoritme ini terdapat *hiden layer* yang digunakan untuk menyesuaikan nilai bobot dalam proses pelatihan. Ciri-ciri khusus algoritme *backpropagation* adalah adanya proses propagasi mundur setelah propagasi maju. Hal ini dilakukan untuk memperbaiki dan mengubah nilai bobot (Jauhari, et al., 2016).

5.1 Normalisasi Data

Data yang akan digunakan dalam perhitungan terlebih dahulu dilakukan normalisasi. Hal ini dilakukan terhadap data yang sangat besar nilainya. Proses normalisasi adalah mengubah nilai menjadi bentuk yang normal.

$$\bar{x}_i = (0.8 * \frac{y - valMin()}{valMax() - valMin()}) + 0.1 \quad (4)$$

Keterangan:

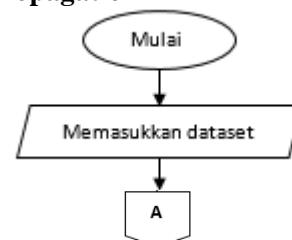
y = data yang akan dinormalisasi

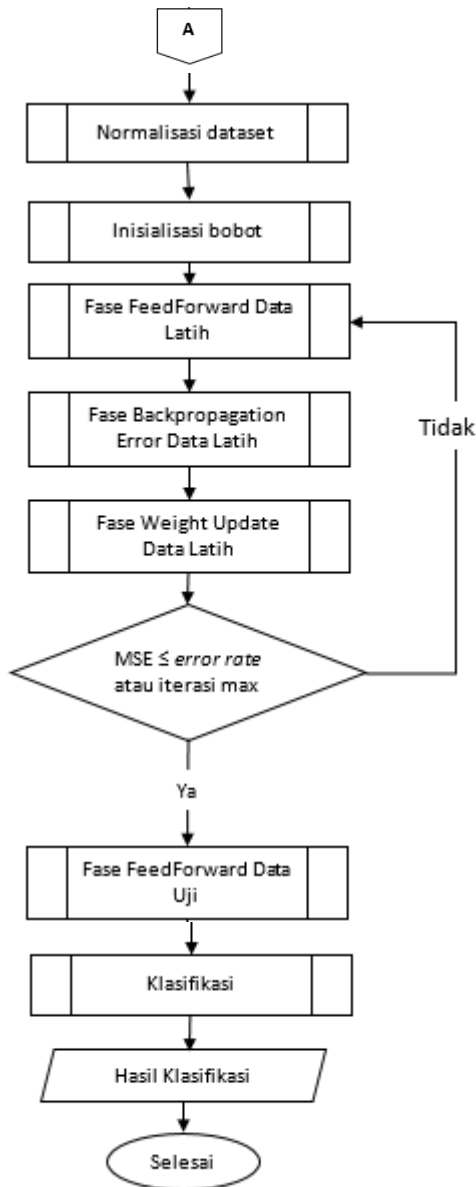
\bar{x}_i = data ternormalisasi

$val Min$ = nilai data terendah

$val Max$ = nilai data tertinggi

5.2 Tahap-tahap Algoritme Backpropagation





Gambar 5.1 Diagram Alir Perhitungan

Tahap pelatihan di dalam algoritme *backpropagation* ada tiga fase yaitu *feedforward*, *backpropagation*, dan *weight update*. Langkah-langkahnya adalah sebagai berikut (Jauhari, et al., 2016) :

1. Fase *Feedforward*

a. Setiap unit masukan (x_i , $i = 1, \dots, n$) akan menerima sinyal *input* yang kemudian akan diteruskan ke lapisan tersembunyi. Kemudian dari lapisan tersembunyi tersebut akan menghasilkan *output*

$$z_{net_j} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji} \quad (5)$$

Output yang telah dihitung kemudian akan digunakan dalam perhitungan aktivasi

$$z_i = f(z_{net_j}) = \frac{1}{1 + e^{-(z_{net_j})}} \quad (6)$$

Keterangan :

- z_{net_j} = nilai hitung *hidden layer*
- v_{j0} = bobot bias antara *input layer* dengan *hidden layer* ($v_{j0} = 0$)
- x_i = nilai *input layer* ke- i
- v_{ji} = bobot V_{ij} antara *input layer* terhadap *hidden layer*
- $f(z_{net_j})$ = nilai sigmoid
- $e = 2.71828$

b. Selanjutnya menghitung hasil *output* (y_{net_k})

$$y_{net_k} = w_0 + \sum_{j=1}^n z_j w_{kj} \quad (7)$$

Kemudian menghitung nilai aktivasi (y_k).

$$y_k = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1 + e^{-(y_{net_k})}} \quad (8)$$

- y_{net_k} = net masukan unit k
- w_{k0} = bobot bias W_{jk} antara *hidden layer* terhadap *output layer*
- z_j = nilai aktivasi dari unit z_j
- w_{kj} = bobot W_{jk} antara *hidden layer* terhadap *output layer*

2. Fase *Backpropagation Error*

a. Hitung faktor kesalahan δ_k untuk digunakan dalam perhitungan delta W_{kj} .

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{net_k}) = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (9)$$

Kemudian hitung perubahan bobot w_{kj}

$$\Delta w_{kj} = \alpha \cdot \delta_k \cdot z_j \quad (10)$$

Keterangan :

- δ_k = unit error
- t_k = kelas target
- y_k = unit ke- k pada *output layer*
- y_{net_k} = net masukan unit k
- Δw_{kj} = selisih antara $w_{kj}(t)$ dengan $w_{kj}(t + 1)$
- α = learning rate $0 < \alpha < 1$
- z_j = nilai aktivasi

b. Menghitung faktor δ_{net} dari unit z_j

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \quad (11)$$

Hitung faktor δ_j dari *hidden layer*

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(z_{net_j}) = \delta_{net_j} \cdot z_j (1 - z_j) \quad (12)$$

Keterangan :

- δ_{net_j} = nilai untuk menghitung kesalahan di unit z_j
- δ_k = unit error
- w_{kj} = bobot antara *hidden layer* dan *output layer*

z_{net_j} = net masukan unit j

c. Menghitung perubahan bobot v_{ij}

$$\Delta v_{ij} = \alpha \cdot \delta_j \cdot z_i \quad (13)$$

Keterangan :

Δv_{ij} = selisih antara $\Delta v_{ij}(t)$ dengan $\Delta v_{ij}(t + 1)$

3. Fase *Weight-update*

a. Tahap selanjutnya adalah melakukan update bobot terhadap bobot W_{kj} dan V_{ji} .

$$W_{kj}(\text{baru}) = W_{kj}(\text{lama}) + \Delta W_{kj} \quad (14)$$

$$V_{ji}(\text{baru}) = V_{ji}(\text{lama}) + \Delta V_{ji} \quad (15)$$

Keterangan :

$w_{kj}(\text{baru})$ = nilai bobot W_{kj} baru

$w_{kj}(\text{lama})$ = nilai bobot W_{kj} lama

$v_{ji}(\text{baru})$ = nilai bobot V_{ji} baru

$v_{ji}(\text{lama})$ = nilai bobot V_{ji} lama

5.3 Stop Condition

Proses *backpropagation* akan selalu dilakukan, kecuali jika memenuhi dua syarat berikut :

- Batas *error* yang telah ditentukan telah dicapai.
- Telah mencapai iterasi maksimum yang telah ditentukan.

5.4 Mean Square Error (MSE)

MSE dilakukan untuk pengujian kesalahan sistem. Selain itu MSE juga dapat digunakan sebagai *stop condition*.

$$MSE = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^n (y_k - t_k)^2 \quad (16)$$

5.5 Perhitungan Akurasi

Perhitungan akurasi dilakukan untuk mengetahui berapa persen dari data tersebut yang berhasil diidentifikasi. Proses perhitungannya sendiri adalah dengan membagikan jumlah data uji yang benar dengan jumlah seluruh data uji, kemudian dikali dengan 100%.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah data uji benar}}{\text{Jumlah seluruh data uji}} \times 100\% \quad (17)$$

6. IMPLEMENTASI

6.1 Halaman Awal

Pada halaman awal akan ditampilkan judul dari penelitian. Di sebelah kiri atas merupakan header program yang berisi asal fakultas dan universitas peneliti. Disebelah kanan atas terdapat tiga menu utama yang dapat di pilih untuk mengetahui informasi lebih lanjut mengenai penyakit lemak darah. Tampilan awal ditampilkan pada Gambar 6.1.



Gambar 6. 1 Halaman Awal

6.2 Halaman Home

Pada halaman home akan ditampilkan informasi tentang pengertian umum mengenai penyakit lemak darah. Tampilan home ditampilkan pada Gambar 6.2.



Gambar 6. 2 Halaman Home

6.3 Halaman Informasi

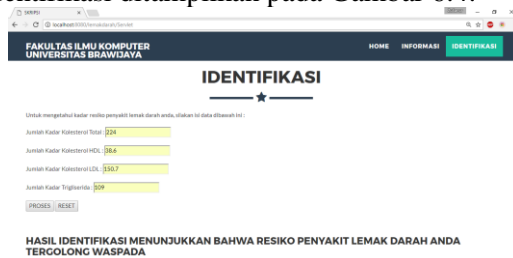
Pada halaman selanjutnya terdapat halaman informasi. Didalam halaman ini terdapa tiga menu lagi yang dapat di klik. Menu pertama adalah informasi mengenai faktor-faktor apa saja yang dapat menyebabkan penyakit lemak darah. Menu kedua terdapat informasi mengenai jumlah kadar kolesterol. Menu ketiga terdapat informasi mengenai penanganan dini terhadap resiko penyakit lemak darah. Halaman informasi ditampilkan pada Gambar 6.3.



Gambar 6. 3 Halaman Informasi

6.4 Halaman Identifikasi

Halaman terakhir merupakan halaman identifikasi. Pada halaman ini terdapat empat buah *textbox* untuk memasukkan jumlah-jumlah kolesterol untuk mengetahui tingkat resiko penyakit lemak darah. Tampilan menu identifikasi ditampilkan pada Gambar 6.4.



Gambar 6. 4 Halaman Identifikasi

7. PENGUJIAN DAN ANALISIS

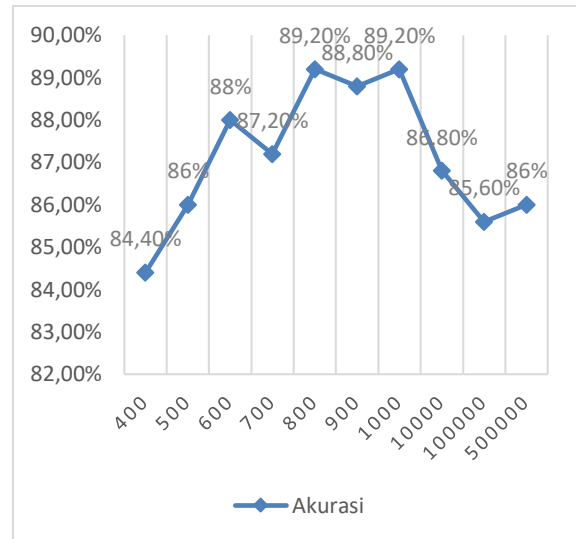
7.1 Pengujian Jumlah Iterasi Maksimum Terhadap Tingkat Akurasi

Untuk mengetahui tingkat akurasi terbaik maka dilakukan pengujian terhadap jumlah iterasi maksimum. Pada pengujian ini akan diberikan percobaan iterasi mulai dari 400, 500, 600, 1000 hingga 500000 iterasi maksimum. Percobaan akan dilakukan sebanyak 5 kali.

Data latih = 70 data

Data uji = 50 data

Learning rate = 0.2



Gambar 7. 1 Pengaruh Jumlah Iterasi Maksimum

Berdasarkan Gambar 7.1 nilai rata-rata akurasi tertinggi yang didapatkan adalah 89.2% saat iterasi maksimum mencapai 800 dan 1000 iterasi, sedangkan rata-rata akurasi terendah didapatkan 84.4% saat iterasi maksimum adalah 400 iterasi. Pada umumnya semakin banyak iterasi maka nilai akurasi akan semakin baik, namun pada saat iterasi maksimum telah mencapai 1000, hasil yang didapatkan telah maksimal. Hal ini disebabkan karena faktor pembobotan awal yang bersifat random. Karena setiap pelatihan yang berbeda, maka inisialisasi bobot awal juga berbeda. Menggunakan bobot random dapat menghasilkan perbedaan akurasi yang cukup jauh. Karena perbedaan bobot yang bernilai hanya 0.00 saja akan merubah hasil. Contohnya pada iterasi maksimum 400, percobaan pertama mendapatkan akurasi yang cukup baik, namun pada percobaan kedua hasil akurasi turun 4%, sehingga akurasi menjadi 82%. Namun pada penelitian ini perbedaan akurasi yang dihasilkan disetiap percobaan tidak terlalu timpang. Perbedaan yang dihasilkan hanya berkisar 2% hingga 4% saja, hal ini dikarenakan pada proses inisialisasi bobotnya menggunakan algoritme *nguyen-widrow*, sehingga nilai bobot dapat berkontribusi secara rata.

7.2 Pengujian Perbandingan Jumlah Data Latih dan Data Uji Terhadap Tingkat Akurasi

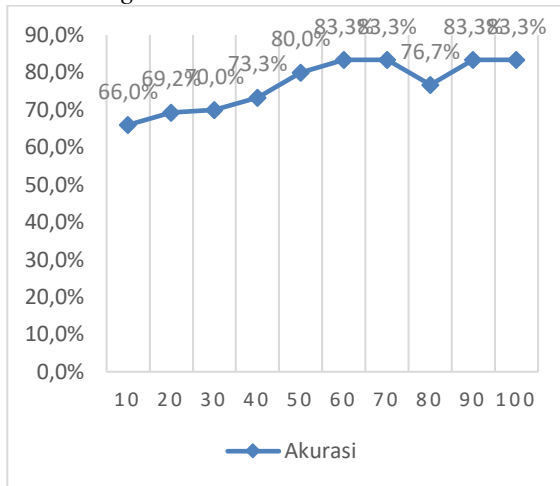
Pengujian selanjutnya dilakukan pengujian terhadap perbandingan data latih dan data uji. Jumlah data latih yang digunakan mulai dari 10, 20, 30, 40, 50, 60 sampai 100 data, dan jumlah

data uji digunakan 30 data. Percobaan akan dilakukan sebanyak 5 kali.

Iterasi maksimum = 1000

Data uji = 30 data

Learning rate = 0.2



Gambar 7. 2 Pengaruh Jumlah Data Latih

Pada Gambar 7.2 menunjukkan bahwa akurasi tertinggi yang didapatkan adalah 83.34% pada saat jumlah data latih adalah 100 data, dan akurasi terendah didapatkan pada saat jumlah data latih hanya 10 data. Jumlah data latih pada proses pelatihan sangat mempengaruhi tingkat akurasi. Semakin banyak jumlah data latih yang digunakan, maka semakin tinggi pula nilai akurasi yang didapatkan. Karena semakin banyak data latih pada proses pelatihan, maka semakin banyak pula data yang akan dibandingkan dengan data uji sehingga hasil klasifikasi akan semakin baik.

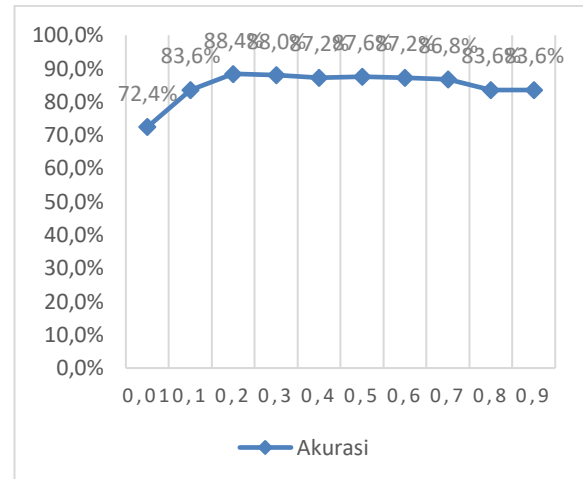
7.3 Pengujian Nilai Learning Rate Terhadap Tingkat Akurasi

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap nilai *learning rate*. Pada pengujian ini akan diberikan percobaan nilai *learning rate* mulai dari 0.01, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9. Setiap percobaan *learning rate* akan diulang sebanyak 5 kali, dengan nilai *random* bobot awal yang berbeda.

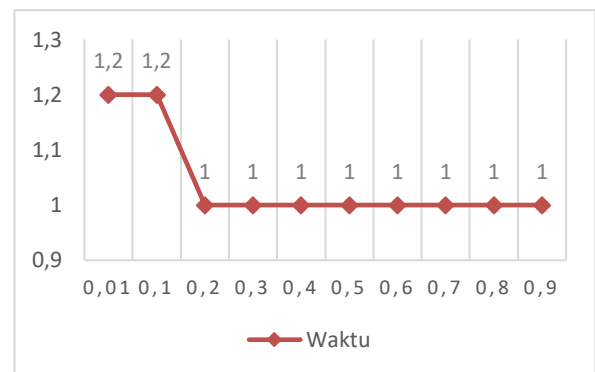
Data latih = 70 data

Data uji = 50 data

Iterasi maksimum = 1000



Gambar 7. 3 Pengaruh Nilai Learning Rate Terhadap Tingkat Akurasi



Gambar 7. 4 Pengaruh Nilai Learning Rate Terhadap Waktu Pelatihan

Pada Gambar 7.3 menunjukkan bahwa akurasi tertinggi di dapatkan pada pelatihan *learning rate* dengan nilai 0.2 yaitu 88.40%, dan akurasi terendah didapatkan pada nilai *learning rate* 0.01 yaitu 72.4%. Semakin tinggi nilai *learning rate*, maka waktu pelatihan akan semakin cepat, namun hasil akurasi semakin menurun. Akurasi yang paling baik akan didapatkan jika nilai *learning rate* tersebut semakin rendah. Sehingga akurasi terbaik didapatkan saat nilai *learning rate* adalah 0.2. Pada pengujian ini *learning rate* yang menghasilkan akurasi tertinggi nilainya tidak terlalu rendah, dan tidak terlalu tinggi. Karena jika terlalu rendah hasilnya akan semakin buruk. Contohnya pada saat *learning rate* bernilai 0.01, akurasi rata-rata yang dihasilkan hanya 72.4%, walaupun hasil akurasi di setiap percobaan cenderung stabil. Sehingga pada pengujian ini dapat diambil kesimpulan bahwa nilai *learning rate* sangat mempengaruhi hasil akurasi.

8. KESIMPULAN

Pada penelitian identifikasi terhadap tingkat resiko penyakit lemak darah menggunakan algoritme *backpropagation*, maka kesimpulan yang didapatkan adalah sebagai berikut :

1. Metode Jaringan Syaraf Tiruan atau JST dapat diterapkan dalam proses klasifikasi data, terutama algoritme *Backpropagation*. Pada penelitian ini arsitektur jaringan yang digunakan yaitu *Multi Layer Network*, dengan tiga *layer*. Jumlah *neuron* yang digunakan pada *input layer* berjumlah 4, *neuron hidden layer* berjumlah 4, dan jumlah *neuron output layer* berjumlah 3. Pada proses pelatihan dilakukan tiga fase yaitu, fase *feedforward*, fase *backpropagation error*, dan fase *update-weight*. Setelah itu pada proses pengujian hanya digunakan fase *feedforward*. Penelitian ini menggunakan representasi kelas dalam bentuk biner 0/1, sehingga hasil klasifikasi menjadi lebih baik dan akurat.
2. Berdasarkan pada proses pengujian yang telah dilakukan, didapatkan hasil akurasi tertinggi yaitu 89.20% dengan nilai *learning rate* 0.2, pada iterasi maksimum 800 dan 1000. Perbandingan data latih dan data uji yang digunakan adalah 70:50, dengan target MSE adalah 0.0001. sedangkan akurasi terendah yang didapatkan yaitu bernilai 65.96% dengan perbandingan jumlah data latih dan data uji adalah 10:30, dengan nilai *learning rate* 0.2 dan 1000 iterasi maksimum.

9. DAFTAR PUSTAKA

- Andrian, Y. & Wayahdi, M. R., 2014. Analisis Algoritma Inisialisasi Nguyen-Widrow Pada Proses Prediksi Curah Hujan Kota Medan Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. *Seminar Nasional Informatika*, pp. 57-63.
- Aryasa, K., 2012. Expert System Diagnosa Jenis Penyakit Gigi Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. *CSRID Journal*, Volume Vol.4 No.2, pp. 81-95.
- Haryati, D. F., Abdillah, G. & Hadiana, A. I., 2016. Klasifikasi Jenis Batubara Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Algoritma Backpropagation. pp. 557-562.
- Hossain, M. S., Chao, O. Z., Ismail, Z. & Noroozi, S., 2017. Artificial Neural Networks for Vibration based Inverse Parametric Identifications : A Review. *Applied Soft Computing*.
- Jauhari, D., Himawan, A. & Dewi, C., 2016. Prediksi Distribusi Air Pdam Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation di PDAM Kota Malang. *JTIK*, Volume Vol. 3, pp. 83-87.
- Kumalasari, N. A., Dewi, C. & M., 2014. Implementasi Algoritma Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) Untuk Menentukan Tingkat Resiko Penyakit Lemak Darah.
- Medicalogi, 2017. *Berapa Nilai Kadar Lipid Normal Manusia?*. [Online] Available at: <https://www.medicalogy.com/blog/a-z-mengenai-lipid-profile-normal-kadar-anda/> [Diakses 29 04 2017].
- Medisa, E., 2013. *Makalah Kimia Klinik Lipid*. [Online] Available at: <http://eldesimedis.blogspot.co.id/2013/06/makalah-kimia-klinik-lipid.html> [Diakses 19 04 2017].
- Singh, B. K., Verma, K. & Thoke, A. S., 2015. Adaptive Gradient Descent Backpropagation for Classification of Breast Tumors in Ultrasound Imaging. *Procedia Computer Science*, Volume Vol. 46, pp. 1601-1609.
- Spiritia, Y., 2014. Tes Gula dan Lemak Darah.