

Penerapan Algoritma Neural Network untuk Klasifikasi Diabetes Mellitus: Perbandingan Backpropagation dan Resilient Backpropagation

Nita Cahyani¹, Rahmat Irsyada², Rahmawati Mahmuda³

¹Universitas Padjadjaran, ²Politeknik Negeri Subang, ³Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri, Indonesia

¹nita.cahyani@unpad.ac.id, ²irsyada.rahmat@gmail.com, ³yungvie6@gmail.com



Histori Artikel:

Diajukan: 31 Desember 2025

Disetujui: 10 Januari 2025

Dipublikasi: 14 Januari 2025

Kata Kunci:

Diabetes Millitus, Risillient Backpropagation, Testing, Training, Neural Network

Digital Transformation

Technology (Digitech) is an Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstrak

Diabetes Mellitus (DM) adalah gangguan metabolisme yang ditandai dengan hiperglikemia kronis dan kelainan metabolisme karbohidrat, lipid, dan protein yang disebabkan oleh kelainan sekresi insulin, kerja insulin, atau keduanya. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan hasil klasifikasi menggunakan analisis Backpropagation Neural Network (BPNN) dengan Resilient Backpropagation Neural Network (RBPNN) pada kasus Diabetes Mellitus. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metode analisis BPNN dan RBPNN dengan sumber data yang diperoleh dari RSUD Sosodoro Djatikusumo Bojonegoro. Dari penelitian ini diperoleh hasil penyebab utama faktor-faktor yang mengakibatkan DM adalah faktor keturunan, tekanan darah dan umur. Dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa faktor dominan yang ada pada penderita DM adalah faktor keturunan yang telah dijelaskan oleh model terbaik yaitu RBPNN.

PENDAHULUAN

Diabetes Mellitus (DM) adalah gangguan kesehatan yang ditandai dengan munculnya sindrom akibat terganggunya insulin di dalam tubuh sehingga menyebabkan hiperglikemia yang disertai abnormalitas metabolisme karbohidrat, lemak dan protein. Bojonegoro adalah kabupaten yang memiliki tingkat kasus diabetes yang tinggi setiap tahunnya, pada tahun 2018 angka kasus diabetes di kabupaten Bojonegoro mencapai 22.756 kasus, pada tahun 2019 mencapai 22.877 kasus. Semakin meningkatnya jumlah penderita diabetes di kabupaten Bojonegoro mengharuskan upaya penanganan dengan segera. Salah satu upaya untuk mengelola dan mencegah peningkatan kejadian DM adalah dengan memberikan pengetahuan pada masyarakat mengenai faktor risiko yang secara langsung maupun tidak langsung menyebabkan terjadinya DM. Oleh karena itu diperlukan penelitian untuk mengetahui faktor yang secara signifikan menyebabkan terjadinya diabetes mellitus. Dengan mengetahui faktor yang menjadi penyebab kejadian diabetes mellitus, dapat digunakan untuk melakukan upaya pencegahan dan pengendalian kasus diabetes mellitus di kabupaten Bojonegoro pada khususnya. Banyak faktor yang menyebabkan kasus diabetes mellitus diantaranya usia, tekanan darah, gula darah, IMT, riwayat keluarga dan pola makan yang tidak sehat (Septiawan et al., 2021) (Cynthia & Ismanto, 2018) (Isnaini & Ratnasari, 2018).

Pada penelitian ini, peneliti menggunakan dua metode analisis yaitu Backpropagation Neural Network dan Resilient Backpropagation Neural Network. Para peneliti sebelumnya telah mengusulkan berbagai kombinasi Backpropagation Neural Network dengan Algoritma lainnya untuk meningkatkan kinerjanya. Seperti pada penelitian mengklasifikasi penyakit diabetes dengan menggunakan dataset Pima Indian mengkombinasi Algoritma Backpropagation Neural Network dan Algoritma Levenberg Marquart (LM) hasil yang didapatkan tingkat akurasi sebesar 80% (Sugiarti, 2018).

Jaringan saraf tiruan salah satu paradigma komputasi yang dibentuk berdasarkan struktur saraf organisme cerdas untuk mendapatkan pengetahuan yang lebih baik. Jaringan saraf tiruan sering digunakan untuk berbagai tujuan komputasi salah satunya adalah untuk mengklasifikasi data penyakit. Jaringan saraf tiruan memiliki banyak algoritma yang digunakan untuk masalah klasifikasi salah satunya adalah algoritma Backpropagation Neural Network karena Algoritma Backpropagation Neural Network dapat belajar dari data sebelumnya dan dapat mengenali pola data. Jadi dari pola ini Algoritma Backpropagation Neural Network dapat menganalisis dan mengklasifikasi pola serta Algoritma Backpropagation Neural Network ini merupakan algoritma yang dapat memberikan hasil yang lebih akurat dalam perkiraan karena Algoritma Backpropagation Neural Network memiliki proses pelatihan untuk mendapatkan model terbaik (Fakolade, O. A & Atanda, 2015).

STUDI LITERATUR

Beberapa penelitian terdahulu (Purnamasari & Sugiharto, 2013) menunjukkan penggunaan algoritma jaringan syaraf tiruan (ANN), khususnya Backpropagation, dalam mendiagnosis berbagai penyakit dengan hasil

yang bervariasi namun menjanjikan. Misalnya, mengimplementasikan Resilient Backpropagation untuk mendeteksi penyakit Tuberculosis (TBC). Dengan menggunakan gejala umum TBC sebagai variabel penelitian, Purnamasari berhasil mencapai akurasi 100% setelah melakukan eksperimen dengan variasi learning rate dan jumlah neuron hidden layer. Penelitian ini menunjukkan bahwa Resilient Backpropagation (RBP) dapat menjadi metode yang efektif dalam klasifikasi penyakit dengan struktur jaringan yang dioptimalkan (jumlah iterasi, target error, dan jumlah neuron hidden layer yang tepat).

Di sisi lain, (Utami et al., 2021) melakukan perbandingan antara algoritma Neural Network, Naïve Bayes, dan Logistic Regression untuk memprediksi penyakit Diabetes Mellitus. Utami menemukan bahwa Logistic Regression memberikan hasil akurasi dan AUC tertinggi dibandingkan dengan algoritma lainnya, sehingga metode ini cukup efektif untuk diagnosis dini diabetes. Penelitian lain oleh Nissa Almira Mayangky (2019) menggunakan dataset diabetes dari UCI repository dengan metode Neural Network yang menghasilkan akurasi 80%, precision 100%, dan recall yang cukup rendah. Hasil ini menunjukkan bahwa meskipun ada nilai precision yang tinggi, recall yang rendah mengindikasikan potensi perbaikan dalam model klasifikasi yang digunakan.

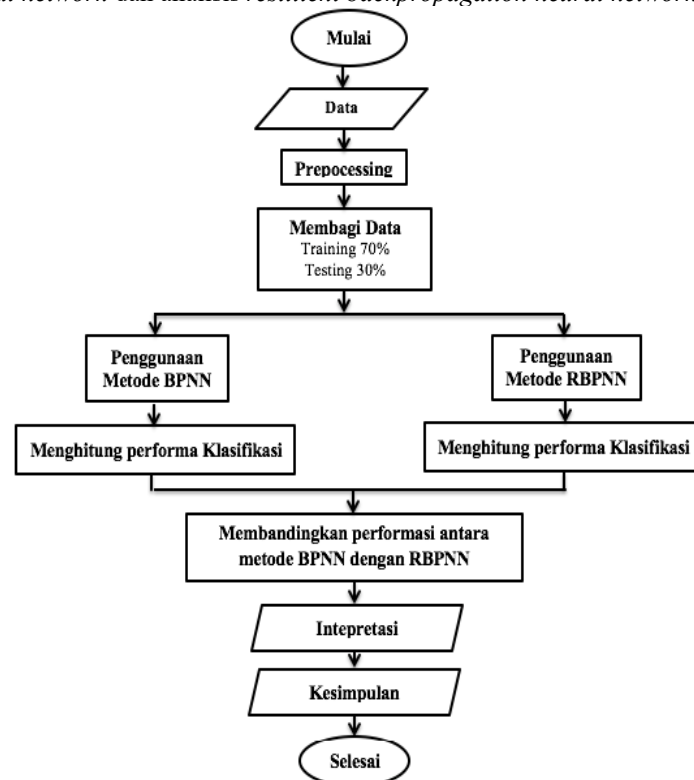
Beberapa penelitian lainnya, seperti yang dilakukan oleh (Setiawan et al., 2019) dan (Hasobaran Dalimunthe, 2016) juga memanfaatkan Backpropagation dalam aplikasi prediksi penyakit, seperti autoimun dan penyakit mata menular, masing-masing menghasilkan akurasi 83% dan 90.71%. Niendy Alexandra Yosephine (2021), yang mengaplikasikan Artificial Neural Network (ANN) dalam mendeteksi aritmia supraventrikula pada sinyal elektrokardiogram, melaporkan akurasi 83.3%. Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, meskipun banyak yang menggunakan Backpropagation dalam aplikasi medis, penelitian ini akan menguji kembali Resilient Backpropagation Neural Network (RBPNN) menggunakan R Studio untuk mengklasifikasikan Diabetes Mellitus di RSUD Sosodoro Djatikusumo Bojonegoro, sebagai upaya untuk meningkatkan hasil klasifikasi dengan perangkat lunak yang lebih fleksibel dan dapat disesuaikan.

METODE

Penelitian ini menggunakan data sekunder dari data rekam medis RSUD Sosodoro Djatikusumo kabupaten Bojonegoro. Data yang digunakan yaitu jumlah pasien pada bulan Januari 2022.

Variabel penelitian yang digunakan adalah pasien bukan penderita diabetes (Y_0), pasien penderita diabetes (Y_1), jenis kelamin (X_1), usia (X_2), pekerjaan (X_3), pendidikan (X_4), tekanan darah (X_5), gula darah (X_6), IMT (X_7), riwayat keluarga (X_8), pola makan (X_9) dan golongan darah (X_{10}).

Pada penelitian ini, peneliti menggunakan dua metode sebagai bahan perbandingan, yaitu menggunakan analisis *backpropagation neural network* dan analisis *resilient backpropagation neural network*.



Gambar 1. Tahapan Analisis Algoritma Backpropagation dan Resilient Neural Network

Langkah-langkah dalam analisis Backpropagation Neural Network adalah sebagai berikut.

Langkah 0 : Menentukan pembobot

Langkah 1 : Selama kondisi konvergen belum dicapai, maka melakukan langkah 2–9.

Langkah 2 : Setiap pasang pada data *training*, melakukan langkah 3-8

Tahap *feedforward* :

Langkah 3 : Masing-masing unit pada input ($X_i, i:1,2, \dots, n$) diterima oleh *input layer* X_i dan diteruskan pada *hidden layer* ($Z_j, j:1,2, \dots, p$).

Langkah 4 : Masing-masing *hidden layer* menjumlahkan hasil pembobot pada *input layer* dan ditambahkan dengan bias.

Langkah 5 : Untuk setiap *output layer* ($Y_k, k:1,2, \dots, m$) dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan serta ditambahkan dengan biasnya.

Backpropagation dari *error* :

Langkah 6 : Setiap *output layer* ($Y_k, k:1,2, \dots, m$) menerima pola target yang sesuai dengan pola *input* pada *training* dan menghitung *error* (δ_k) yang digunakan untuk mendapatkan bobot terkoreksi dan bias.

Langkah 7 : Setiap *hidden layer* ($Z_j, j:1,2, \dots, p$) menghitung (δ_j) kemudian digunakan untuk menghitung bobot terkoreksi dan bias antara *input* dan *hidden layer*.

Update pembobot dan bias :

Langkah 8 : Masing-masing *output layer* ($Y_k, k:1,2, \dots, m$) meng-*update* nilai pembobot dan bias ($j:1,2, \dots, p$) dan setiap *hidden layer* ($Z_j, j:1,2, \dots, p$) meng-*update* pembobot dan bias ($i:1,2, \dots, n$) sehingga mendapatkan pembobot dan bias yang baru.

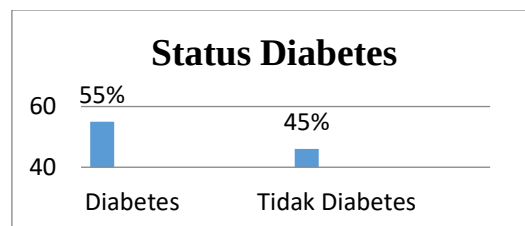
Langkah 9 : Uji kondisi berhenti (sudah konvergen), maka iterasi berakhir.

Kemudian untuk langkah-langkah menggunakan analisis *Resilient Backpropagation Neural Network*, (RBPNN) memiliki langkah yang sama dengan *backpropagation* yang membedakannya adalah pada waktu *backward*-nya yaitu pada bagian *update weight*. Untuk melakukan *update weight* harus dilakukan pemilihan berdasarkan *gradien error* yang dihasilkan, lalu penentuan *learning rate* yang dipakai untuk melakukan *update weight*. Pelatihan *feedforward* pada algoritma *resilient backpropagation* sama dengan pelatihan *feedforward* pada algoritma *backpropagation*, yang membedakan pada waktu melakukan *update weight* dengan *learning rate* pada pelatihan *backward*

HASIL

Statistik Deskriptif

Statistik deskriptif digunakan untuk mendeskripsikan jumlah pasien ruang dalam pada bulan januari 2022 yang menderita diabetes mellitus dan yang bukan penderita diabetes. Adapun hasil dari statistik deskriptif ditunjukkan pada diagram garis sebagaimana Gambar 1 berikut.



Gambar 2. Diagram Batang Status Pasien Diabetes

Berdasarkan Gambar 1 terlihat bahwa jumlah penderita *diabetes mellitus* lebih besar dibanding pasien yang tidak menderita diabetes mellitus, yaitu 55% pasien adalah penderita *diabetes mellitus*, dan 45% bukan penderita *diabetes mellitus*.

Tabel 1 Statistik Deskriptif

Statistik Deskriptif			
	Min	Max	Mean
Status Diabetes	0	1	0.54

Jenis Kelamin	1	2	1.56
Umur	18	85	53.76
Pekerjaan	0	1	0.62
Pendidikan	0	4	2.11
Tekanan Darah	90	160	128.49
Gula Darah	70	230	135.83
IMT	17	32	24.24
Riwayat Keluarga	0	1	0.63
Pola Makan	0	1	0.50
Golongan Darah	1	4	2.74
N		101	

Tabel 1 menunjukkan bahwa dari hasil analisis deskriptif diketahui bahwa sebagian besar responden berstatus pasien diabetes dan rata-rata merupakan pasien berjenis kelamin perempuan dengan usia minimum adalah 18 tahun dan maksimum 85 tahun. Rata-rata responden merupakan pekerja dan berpendidikan rata-rata SMP. Pada variabel tekanan darah sebagian besar responden memiliki tekanan darah 128,49 mmHg dengan tekanan darah minimum adalah 90 mmHg dan maksimum 160 mmHg. Sedangkan Gula darah rata-rata responden adalah 135,83 mg/dL, dengan minimum gula darah adalah 70 mg/dL dan maksimum adalah 230 mg/dL. IMT rata-rata responden adalah 24,24 kg/m². Dengan IMT minimum 17 kg/m² dan maximum 32 kg/m². Sebagian besar responden memiliki pola makan yang tidak sehat. Dan rata-rata memiliki golongan darah AB.

PEMBAHASAN

Penentuan Model Jaringan

Model jaringan saraf tiruan *resilient backpropagation* terdiri dari lapisan *input*, lapisan tersembunyi dan lapisan *output*. Pada tiap-tiap lapisan memiliki *neuron*. Jumlah *neuron* pada lapisan tersembunyi ditentukan dengan cara trial dan *error* sampai menemukan model terbaik dengan nilai MSE terkecil. *Backpropagation* adalah suatu metode sistematis untuk pelatihan *multilayer* jaringan syaraf tiruan karena *backpropagation* memiliki tiga *layer* di dalam proses pelatihannya, yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*, dengan menggunakan *hidden layer* 2, 4, 6, 8 dan 10 *hidden layer*. Pada analisis ini peneliti membagi data menjadi 70% untuk data *testing* dan 30% untuk data *training*, dengan data *testing* dan *training* yang dicari adalah nilai *Accuracy*, *Sensitivity*, *Specitivity* dan nilai *G-Mean*. *Accuracy* merupakan rasio prediksi benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data, *Sensitivity* merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif, *Specitivity* merupakan kebenaran memprediksi negatif dibandingkan dengan keseluruhan data negatif, kemudian *G-Mean* merupakan rata-rata sensitivitas dan spesitifitas geometrik.

Perbandingan Prediksi Analisis *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dan *Resilien Backpropagation Neural Network* (RBPNN)

Berikut akan disajikan tabel beserta penjelasan perbandingan antara metode analisis *Backpropagation Neural Network* dan *Resilient Backpropagation Neural Network*.

Perbandingan Hasil Data *Training* BPNN dan RBPNN

Tabel 2 disajikan perbandingan hasil analisis data *training* dengan *hidden layer* 2, *hidden layer* 4, *hidden layer* 6, *hidden layer* 8 dan *hidden layer* 10 menggunakan *Backpropagation Neural Network* dan *Resilient Backpropagation Neural Network* :

Metode	Jumlah Hidden Layer	Accuracy	Sensitivity	Specitivity	G-Mean
BPNN	2	54,93	54,93	0	0
	4	52,11	52,11	0	0
	6	98,59	97,62	100	98,80
	8	98,59	97,62	100	98,80
	10	98,61	97,44	100	98,71
RBPNN	2	98,61	97,44	100	98,71

4	52,11	52,11	0	0
6	100	100	100	100
8	100	100	100	100
10	100	100	100	100

Dari Tabel 2 dapat diketahui perbandingan hasil *training* metode analisis *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dengan *Resilient Backpropagation Neural Network*. (RBPNN) Pada pengolahan data *training* menggunakan *hidden layer* 2, hasil *accuracy* pada BPNN diperoleh nilai 54,93 sedangkan pada RBPNN diperoleh hasil 98,61. Untuk hasil *sensitivity* BPNN diperoleh hasil 54,93 dan dengan metode RBPNN diperoleh hasil 97,44. Hasil *specitivity* BPNN diperoleh hasil 0 sedangkan RBPNN diperoleh hasil 100. Dan pada hasil *G-Mean*, diperoleh hasil 0 untuk BPNN dan 98,71 untuk RBPNN.

Pada pengolahan data menggunakan *hidden layer* 4, Hasil *accuracy* dan *sensitivity* menggunakan metode BPNN dan RBPNN diperoleh hasil yang sama yaitu 52,11. pada hasil *specitivity* dan *G-mean* juga diperoleh hasil yang sama yaitu 0.

Pada *hidden layer* 6 menggunakan BPNN, hasil *accuracy* diperoleh nilai 98,59, *sensitivity* 97,62, *specitivity* 100 dan nilai *G-mean* 98,80. Sedangkan pada hasil analisis menggunakan RBPNN, nilai *accuracy*, *sensitivity*, *specitivity* dan *G-Mean* adalah 100.

Hasil *training* data menggunakan *hidden layer* 10 pada metode analisis BPNN, hasil *accuracy* diperoleh nilai 98,61, *sensitivity* 97,44, *specitivity* 100 dan nilai *G-mean* 98,71. Disisi lain pada hasil analisis menggunakan RBPNN, nilai *accuracy*, *sensitivity*, *specitivity* dan *G-Mean* adalah 100.

Perbandingan Hasil Data *Testing* BPNN dan RBPNN

Berikut perbandingan hasil analisis data *testing* dengan *hidden layer* 2, *hidden layer* 4, *hidden layer* 6, *hidden layer* 8 dan *hidden layer* 10 menggunakan *Backpropagation Neural Network* dan *Resilient Backpropagation Neural Network* :

Metode	Jumlah Hidden Layer	Accuracy	Sensitivity	Specitivity	G- Mean
BPNN	2	53,33	53,33	0	0
	4	60	60	0	0
	6	96,67	93,33	100	96,61
	8	96,67	92,86	100	96,36
	10	96,67	94,44	100	97,18
RBPNN	2	60	60	0	0
	4	60	60	0	0
	6	96,67	100	92,31	96,08
	8	100	100	100	100
	10	100	100	100	100

Dari tabel 3 dapat diketahui perbandingan hasil *testing* metode analisis *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dengan *Resilient Backpropagation Neural Network*. (RBPNN). Pada pengolahan data *testing* menggunakan *hidden layer* 2, hasil *accuracy* dan *sensitivity* pada BPNN diperoleh nilai 53,33 sedangkan pada RBPNN diperoleh hasil 60. Untuk hasil *specitivity* dan *G-Mean* pada BPNN dan RBPNN sama-sama diperoleh hasil 0.

Pada pengolahan data menggunakan *hidden layer* 4, Hasil *accuracy* dan *sensitivity* menggunakan metode analisis BPNN dan RBPNN diperoleh hasil yang sama yaitu 60. pada hasil *specitivity* dan *G-mean* juga diperoleh hasil yang sama yaitu 0.

Pada *hidden layer* 6, hasil *accuracy* pada BPNN dan RBPNN diperoleh hasil yang sama yaitu 96,67. Untuk hasil *sensitivity* pada BPNN adalah 93,33 sedangkan RBPNN diperoleh hasil 100. Kemudian untuk nilai *specitivity* pada BPNN adalah 100 sedangkan RBPNN adalah 92,31. Nilai *G-Mean* pada BPNN adalah 96,61 sedangkan pada hasil analisis menggunakan RBPNN diperoleh nilai *G-Mean* sebesar 96,08.

Hasil *training* data menggunakan *hidden layer* 8 pada metode analisis BPNN, hasil *accuracy* diperoleh nilai 96,67, *sensitivity* 92,86, *specitivity* 100 dan nilai *G-mean* 96,36. Sedangkan pada hasil analisis menggunakan RBPNN, nilai *accuracy*, *sensitivity*, *specitivity* dan *G-Mean* adalah 100.

Kemudian pada *hidden layer* 10 menggunakan metode BPNN, *accuracy* diperoleh nilai 96,67, *sensitivity* 94,44, *specitivity* 100 dan nilai *G-Mean* 97,18. Sedangkan hasil *accuracy*, *sensitivity*, *specitivity* dan *G-Mean* pada RBPNN adalah 100.

Confusion Matrix

Berikut merupakan salah satu contoh penjabaran perhitungan evaluasi kinerja klasifikasi. Tabel 4

merupakan *confusion matriks* dari penelitian ini. Contoh metode dengan *Backpropagation Neural Network* perhitungan menggunakan 8 *hidden layer*.

Tabel 4 Confusion Matriks

Actual	Prediction	
	Tidak Diabetes	Diabetes
Tidak Diabetes	15	0
Diabetes	1	14

$$Accuracy = \frac{14+15}{(14+0+15+1)} \times 100\% = 96,67$$

$$Sensitivity = \frac{14}{(14+1)} \times 100\% = 92,86$$

$$Specitivity = \frac{15}{(15+0)} \times 100\% = 100$$

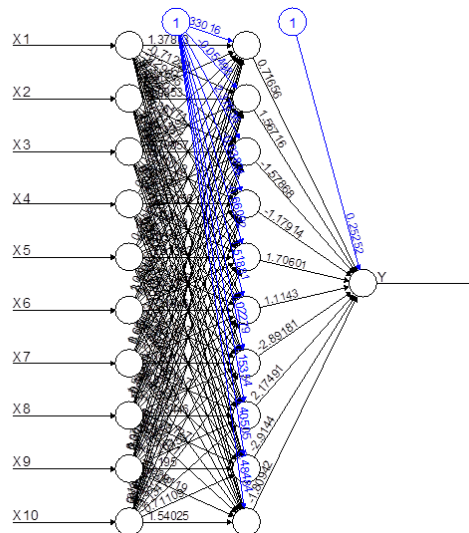
$$G-Mean = \sqrt{92,86 \times 100} = 96,36$$

Dari hasil perhitungan diatas, dapat diketahui bahwa hasil *accuracy* data menggunakan *hidden layer* 8 sebesar 96,67%, *sensitivity* sebesar 92,86%, *Specitivity* 100% dan *G-mean* 96,36%.

Plot Hasil Analisis BPNN dan RBPNN

Plot disebut juga sebagai serangkaian arsitektur *Multi Layer Perceptron* (MLP) atau *Fully-Connected Layer*. Arsitektur pertama mempunyai 10 buah neuron pada *input layer* serta 1 buah node pada *Output Layer*. Lalu garis-garis yang menghubungkan masing-masing neuron merupakan *synapse* yang memiliki bobot masing-masing (terlihat pada plot). Diantara *Input* dan *Output*, terdapat 1 *Hidden Layer* dengan 10 buah neuron. Setiap *neuron* saling berhubungan, ditandai dengan tanda panah pada Gambar 2. Tiap koneksi memiliki *weight* yang nantinya nilai dari tiap *weight* akan berbeda-beda. *Hidden layer* dan *output layer* memiliki tambahan “*input*” yang biasa disebut dengan bias.

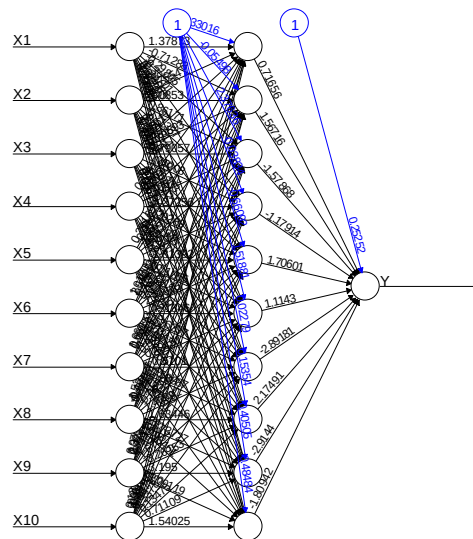
Plot BPNN Hidden Layer 10



Gambar 3. Plot BPNN Hidden Layer 10

Gambar 2 merupakan hasil analisis *Backpropagation Neural Network* menggunakan *hidden layer* 10, diketahui variabel utama yang mempengaruhi terjadinya diabetes adalah variabel X_8 yaitu dari riwayat keluarga yang pernah mengalami *Diabetes Mellitus* dengan nilai 2,17491. Kemudian variabel yang mempengaruhi diabetes yang kedua adalah X_5 yaitu tekanan darah pasien dengan nilai 1,70601, yang ketiga adalah variabel X_2 yaitu umur pasien dengan perolehan nilai 1,56716. Kemudian variabel X_6 yaitu gula darah pasien dengan nilai yang diperoleh adalah 1,1143. Berikutnya adalah variabel X_1 yaitu jenis kelamin pasien dengan nilai 0,71656. Variabel X_4 yaitu pendidikan dengan nilai -1,17914, Variabel X_3 yaitu pekerjaan dengan nilai -1,7914. Variabel X_{10} yaitu golongan darah dengan nilai -1,80942. Variabel X_7 yaitu IMT dengan perolehan nilai -2,89181. Dan variabel terakhir yang mempengaruhi terjadinya diabetes adalah variabel X_9 yaitu pola makan dengan nilai -2,9144.

3.5.2 Plot RBPNN Hidden Layer 10



Gambar 4. Plot RBPNN Hidden Layer 10

Pada Gambar 3 diatas yang merupakan hasil analisis *Resilient Backpropagation Neural Network* menggunakan *hidden layer* 10, diketahui variabel utama yang mempengaruhi terjadinya diabetes adalah variabel X_8 yaitu dari riwayat keluarga yang pernah mengalami *Diabetes Mellitus* dengan nilai 2,17491. Kemudian variabel yang mempengaruhi diabetes yang kedua adalah X_5 yaitu tekanan darah pasien dengan nilai 1,70601. yang ketiga adalah variabel X_2 yaitu umur pasien dengan perolehan nilai 1,56716. Kemudian variabel X_6 yaitu gula darah pasien dengan nilai yang diperoleh adalah 1,1143.

Berikutnya adalah variabel X_1 yaitu jenis kelamin pasien dengan nilai 0,71656. Variabel X_4 yaitu pendidikan dengan nilai -1,17914, Variabel X_3 yaitu pekerjaan dengan nilai -1,7914. Variabel X_{10} yaitu golongan darah dengan nilai -1,80942. Variabel X_7 yaitu IMT dengan perolehan nilai -2,89181. Dan variabel terakhir yang mempengaruhi terjadinya diabetes adalah variabel X_9 yaitu pola makan dengan nilai -2,9144.

KESIMPULAN

Kesimpulan dari analisis ini menunjukkan bahwa metode *Resilient Backpropagation Neural Network* (RBPNN) memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dalam klasifikasi data, dengan RBPNN mencapai nilai 100% untuk Accuracy, Sensitivity, Specitivity, dan G-Mean pada data testing dan training menggunakan hidden layer 8 dan 10. Sementara itu, BPNN menghasilkan nilai terbaik pada data training dengan hidden layer 10, mencapai Accuracy 98,59%, Sensitivity 97,62%, dan G-Mean 98,8%. Berdasarkan model terbaik, faktor yang paling berpengaruh terhadap terjadinya diabetes adalah riwayat keluarga, diikuti oleh faktor tekanan darah, usia, gula darah, jenis kelamin, pendidikan, pekerjaan, golongan darah, IMT, dan pola makan.

REFERENSI

- Cynthia, E. P., & Ismanto, E. (2018). Memprediksi Ketersediaan Komoditi Pangan Provinsi Riau. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 2(2), 196–209.
- Fakolade, O. A & Atanda, A. I. (2015). Literature review Literature review. *Literature Review*, November, 33–37.
- Hasobaran Dalimunthe, F. (2016). Perancangan Aplikasi Mengidentifikasi Penyakit Mata Dengan Menggunakan Metode Backpropagation. Oleh : Fahmi Hasobaran Dalimunthe Perancangan Aplikasi Mengidentifikasi Penyakit Mata Dengan Menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal Riset Komputer (JURIKOM)*, 1, 3. <http://www.stmik-budidarma.ac.id//Email:Fahmidalimunthe1@gmail.comABSTRAK>
- Isnaini, N., & Ratnasari, R. (2018). Faktor risiko mempengaruhi kejadian Diabetes mellitus tipe dua. *Jurnal Kebidanan Dan Keperawatan Aisyiyah*, 14(1), 59–68. <https://doi.org/10.31101/jkk.550>
- Purnamasari, R. W., & Sugiharto, D. E. (2013). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation sebagai Sistem Deteksi Penyakit Tuberculosis (TBC). *Unnes Journal of Mathematics*, 2(2), 90–96. <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujme>
- Septiawan, T., Efendi, I., Sureskiarti, E., Wibowo, T. A., Khoiroh, S., Purnomo, S., Taharuddin, T., Ferani, A., Fatimah, F., & Rahmi, N. N. (2021). Upaya Pencegahan Diabetes Mellitus dengan Pemeriksaan Kesehatan dan Pendidikan Kesehatan. *Prosiding Seminar Nasional Pengabdian Kepada Masyarakat: Peduli*

- Masyarakat, 1*(1), 249–254.
- Setiawan, D., Putri, R. N., & Suryanita, R. (2019). Perbandingan Algoritma Genetika dan Backpropagation pada Aplikasi Prediksi Penyakit Autoimun. *Khazanah Informatika : Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika, 5*(1), 21–27. <https://doi.org/10.23917/khif.v5i1.7173>
- Siregar. (2022). No Title הכי קשה את לראות מה את שבאמת לנגד העיניים. *הארץ, 8.5.2017*, 2003–2005.
- Sugiarti, L. (2018). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Elman Recurrent Neural Network (ERNN) untuk Peramalan Permintaan Koran (Studi Kasus: PT.Media Haluan Mandiri Riau Pekanbaru). *Journal of Chemical Information and Modeling, 1*–13.
- Utami, D. Y., Nurlalah, E., & Hasan, F. N. (2021). Comparison of Neural Network Algorithms, Naive Bayes and Logistic Regression to predict diabetes. *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering, 5*(1), 53–64. <https://doi.org/10.31289/jite.v5i1.5201>
- N Cahyani, AY Kartini, DLNN dan BPNN-GA Pada Prediksi Penyakit Diabetes di Bojonegoro, *Journal of Mathematics Education and Science, VOL. 6 NO. 1, 2023*, <https://doi.org/10.32665/james.v6i1.416>.
- Metode, D., Artificial, A. N. N., Network, N., Klimatologi, M., Tetap, D., Studi, P., & Hidrografi, S. (n.d.). *p-ISSN 2460 – 4607 e-ISSN 2716 – 4640*.
- Nasution, L. M. (2017). *Statistik Deskriptif. 14*(1), 49–55.
- Pangaribuan, Y., & Sagala, M. (2017). Menerapkan Jaringan Saraf Tiruan untuk Mengenali Pola Huruf Menggunakan Metode Perceptron. *Jurnal Teknik Informatika UNIKA Santo Thomas, 2*(479), 53–59. <http://103.76.21.184/index.php/JTIUST/article/view/191>
- R Irsyada, H Audytra, Inovasi Metode SMART (Simple Multi Attribute Rating Technique) Sebagai Sistem Deteksi Covid-19, *Jurnal Simantec, 2023*, <https://doi.org/10.21107/simantec.v11i2.17258>
- Rinjani, S. N., Hoyyi, A., & Suparti, S. (2019). Pemodelan Fungsi Transfer Dan Backpropagation Neural Network Untuk Peramalan Harga Emas (Studi Kasus Harga Emas Bulan Juli 2007 sampai Februari 2019). *Jurnal Gaussian, 8*(4), 474–485. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v8i4.26727>
- Ruswanti, D. (2020). Pengukuran Performa Support Vector Machine Dan Neural Netwok Dalam. *Gaung Informatika, 13*(1), 66–75.
- Sainanda, P., Moonallika, C., Fredlina, K. Q., Sudiatmika, I. B. K., Informatika, J. T., Classifier, N. B., & Mahasiswa, P. K. (2020). Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier (Studi Kasus STMIK Primakara). *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer, 16*(1), 47–56. <http://ojs.stmik-banjarbaru.ac.id/index.php/progresif/article/view/427>
- Septiawan, T., Efendi, I., Sureskiarti, E., Wibowo, T. A., Khoiroh, S., Purnomo, S., Taharuddin, T., Ferani, A., Fatimah, F., & Rahmi, N. N. (2021). Upaya Pencegahan Diabetes Mellitus dengan Pemeriksaan Kesehatan dan Pendidikan Kesehatan. *Prosiding Seminar Nasional Pengabdian Kepada Masyarakat: Peduli Masyarakat, 1*(1), 249–254.
- Sugiarti, L. (2018). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Elman Recurrent Neural Network (ERNN) untuk Peramalan Permintaan Koran (Studi Kasus: PT.Media Haluan Mandiri Riau Pekanbaru). *Journal of Chemical Information and Modeling, 1*–13.
- Syadid, F. (2019). Analisis Sentimen Komentar Netizen Terhadap Calon Presiden Indonesia 2019 Dari Twitter Menggunakan Algoritma Term Frequency-Invers Document Frequency (Tf- IdF) Dan Metode Multi Layer Perceptron (Mlp) Neural Network. *Skripsi Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta, 72*.
- Yanto, M., Mulyani, S. R., & Mayola, L. (2019). Peramalan Jumlah Produksi Air Dengan Algoritma Backpropagation. *Sebatik, 23*(1), 172–177. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v23i1.465>
- Yoga, P., Putra, R. B. D., & Budi, E. S. (2018). Prediksi Kebangkrutan Perusahaan Menggunakan Artificial Neural Network. *Jurnal Riset Komputer (JURIKOM), 5*(5), 503–510.