

# Implementasi *Backpropagation Neural Network* Pada Status Preeklampsia Ibu Hamil

Sapriani

Program Studi Statistika, FMIPA, Universitas Negeri Makassar, [piani23ii@gmail.com](mailto:piani23ii@gmail.com)

Bobby Poerwanto

Program Studi Statistika, FMIPA, Universitas Negeri Makassar, [bobby\\_poerwanto@unm.ac.id](mailto:bobby_poerwanto@unm.ac.id)

Aswi Aswi\*

Program Studi Statistika, FMIPA, Universitas Negeri Makassar

Correspondent: [aswi@unm.ac.id](mailto:aswi@unm.ac.id)

---

**ABSTRAK**, Preeklampsia adalah penyakit yang diderita ibu hamil yang ditandai adanya kenaikan tekanan darah. Preeklampsia dapat membahayakan ibu dan juga janin karena dapat menyebabkan komplikasi, hingga kondisi terburuk yaitu kematian. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil klasifikasi sekaligus prediksi berdasarkan lima variabel yang diduga mempengaruhi status preeklampsia ibu hamil. dengan menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* (BNN). Data rekam medis ibu hamil di RSIA Sitti Khadijah 1 Makassar dan RS TK II Pelamonia Makassar yang berjumlah 167 data digunakan pada penelitian ini. Terdapat lima variabel yang diduga mempengaruhi status preeklampsia ibu hamil yaitu usia ibu saat kehamilan, paritas, riwayat penyakit, indeks massa tubuh, dan status pekerjaan ibu. Hasil studi menghasilkan bahwa skenario pembagian data terbaik yaitu data training 80% dan data testing 20% dengan hasil akurasi sebesar 67,65%, sensitifitas 69,23%, spesififikasi 66,67%, presisi 56,25%,  $F_1$  Score 62,07%, nilai hidden layer 7 dan learning rate 0,001.

---

**Kata Kunci:** *Backpropagation Neural Network*, Preeklampsia, Classification Model

---

## 1. PENDAHULUAN

*Machine learning* merupakan sub bagian dari *Artificial Intelligence* (AI) dan banyak digunakan dalam penelitian yang dapat memecahkan berbagai masalah [1]. *Backpropagation Neural Network* (BNN) adalah *supervised learning* dan dirancang untuk bekerja pada jaringan dengan banyak lapisan. Pada *neural network* (NN), ada tiga lapisan yang disebut dengan *input layer*, *hidden layer*, serta *output layer*. Setiap unit yang ada pada *input layer* terkoneksi dengan setiap unit pada *hidden layer*, dan setiap unit yang ada pada *hidden layer* juga terkoneksi dengan setiap unit pada *output layer* [2].

Preeklampsia merupakan penyakit yang diderita oleh ibu hamil pada usia kehamilan sekitar di atas 20 minggu yang biasa ditandai

dengan kenaikan tekanan darah atau hipertensi ( $\geq 140/90$  mmHg), dan juga menurunnya fungsi organ tertentu. Preeklampsia dianggap membahayakan ibu dan juga janin karena dapat menyebabkan komplikasi, bahkan kejang-kejang (eklampsia) hingga kondisi terburuk yaitu kematian [3]. Angka kematian ibu adalah salah satu indikator dalam menilai derajat kesehatan masyarakat khususnya pada perempuan. Jumlah kematian ibu yang disebabkan oleh preeklampsia cukup tinggi. Di Indonesia, preeklampsia menempati urutan keempat berdasarkan penyebab kematian ibu dengan jumlah kasus sebanyak 1077 kasus [4].

Klasifikasi dalam status preeklampsia merupakan aspek yang sangat diperlukan dalam pemberian tindakan atau penanganan kepada ibu hamil agar diagnosis nya tepat sehingga keputusan yang diambil lebih akurat. Salah satu metode pada NN yang dapat menyelesaikan kasus nonlinier pada klasifikasi sekaligus prediksi dengan baik yaitu BNN [5].

BNN memiliki kemampuan untuk belajar dari data kompleks, melakukan klasifikasi, dan beradaptasi dengan perubahan data pasien serta pengetahuan medis, sehingga dapat membantu dalam prediksi risiko preeklampsia dengan akurat. Oleh karena itu, dilakukan penelitian dengan menggunakan algoritma BNN untuk mengetahui hasil klasifikasi dan prediksi pada status preeklampsia ibu hamil.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

*Artificial Neural Network* (ANN) merupakan sub dari *machine learning* yang menirukan otak manusia yang selalu mencoba untuk merepresentasikan proses pembelajaran pada otak manusia. Jaringan saraf akan diterapkan dengan menggunakan program

komputer sehingga mampu menyelesaikan banyak proses perhitungan selama proses pembelajaran [6].

Lapisan-lapisan yang menyusun ANN terbagi tiga yaitu [7]:

- Lapisan input (*input layer*), adalah unit masukan gambaran masalah
- Lapisan tersembunyi (*hidden layer*), adalah unit yang tidak bisa diamati secara langsung,
- Lapisan output (*output layer*), adalah unit hasil atau keluaran.

### Backpropagation Neural Network

Algoritma BNN pada proses *training* memiliki tiga tahapan yaitu tahap I (*feedforward*), tahap II (*backpropagation*), tahap III (*update bobot dan bias*).

Tahap I *Feedforward*

- Tiap unit pada lapisan *input* ( $X_i, i = 1, 2, 3, \dots, n$ ) menerima sinyal  $X_i$  dan akan meneruskan sinyal ke seluruh unit pada lapisan tersembunyi.
- Setiap unit tersembunyi ( $Z_i, i = 1, 2, 3, \dots, p$ ) menjumlahkan sinyal *input* seperti Persamaan 2.1.

$$Z_i n_j = V_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij} \quad (2.1)$$

Kemudian menggunakan fungsi aktivasi untuk perhitungan sinyal *error*nya sesuai dengan Persamaan 2.2.

$$Z_j = f(Z_i n_j) \quad (2.2)$$

- Masing-masing unit *error* ( $Y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) menjumlahkan bobot sinyal *error* melalui Persamaan 2.3.

$$Y_i n_k = W_{0k} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{jk} \quad (2.3)$$

Kemudian dilakukan perhitungan fungsi aktivasi untuk mengetahui sinyal *error* menggunakan Persamaan 2.4.

$$Y_k = f(Y_i n_k) \quad (2.4)$$

Tahap II *backpropagation*

- Setiap unit *error* ( $Y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) menerima target pola yang berhubungan dengan *input training*, setelah itu dilakukan perhitungan *error* seperti yang ditunjukkan dalam Persamaan 2.5 berikut.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(Y_i n_k) \quad (2.5)$$

$f'$  merupakan diferensial dari fungsi aktivasi, setelah itu dilakukan perhitungan koreksi bobot melalui Persamaan 2.6.

$$\Delta W_{jk} = \infty \delta_j Z_j \quad (2.6)$$

Selanjutnya, perhitungan koreksi pada bias dilakukan sesuai dengan Persamaan 2.7.

$$\Delta W_{0k} = (\infty)(\delta_k) \quad (2.7)$$

- Tiap elemen tersembunyi ( $Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) menjumlahkan delta *input* dari elemen di lapisan tengah menggunakan Persamaan 2.8.

$$\delta_i n_j = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (2.8)$$

Kemudian, informasi *error* dihitung dengan mengalikan nilai dari Persamaan 2.8 dengan turunan fungsi aktivasinya sesuai dengan Persamaan 2.9.

$$\delta_j = \delta_i n_j f'(Z_i n_j) \quad (2.9)$$

Lalu melakukan perhitungan koreksi bobot melalui Persamaan 2.10.

$$\Delta V_{jk} = (\infty)(\delta_j)(X_i) \quad (2.10)$$

Perhitungan koreksi bias dilakukan melalui Persamaan 2.11.

$$\Delta V_{jk} = (\infty)(\delta_j)(X_i) \quad (2.11)$$

Tahap III *Update bobot dan bias*

- Setelah elemen *error* ( $Y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) mengalami penyesuaian bobot *error* dan bobot bias ( $Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) menggunakan Persamaan 2.12 berikut.

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk} \quad (2.12)$$

Kemudian, setiap elemen tersembunyi ( $Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) akan mengalami perubahan bobot *input* dan bias ( $Z_i, i = 1, 2, 3, \dots, p$ ) sesuai dengan Persamaan 2.13.

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \Delta V_{ij} \quad (2.13)$$

- Pengujian kondisi berhenti (*stop condition*)

### Kriteria Ketepatan Prediksi

Untuk mengukur akurasi atau ketepatan prediksi digunakan *confusion matrix* yang dapat dilihat pada lima kriteria, yaitu sensitifitas, spesifikasi, presisi, akurasi, dan  $F_1$  Score. Berikut adalah rumus dari masing-masing kriteria [8]:

$$\text{sensifitas} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.14)$$

$$\text{spesifikasi} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (2.15)$$

$$\text{presisi} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.16)$$

$$\text{akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.17)$$

$$F_1 \text{ Score} = 2 \frac{\text{presisi. sensitifitas}}{\text{presisi} + \text{sensitifitas}} \quad (2.18)$$

True positive (TP) adalah jumlah data positif yang diprediksi dengan benar sebagai positif; false positive (FP) adalah jumlah data yang diprediksi sebagai positif tetapi sebenarnya negatif; true negative (TN) adalah jumlah data yang diprediksi sebagai negatif dan benar sebagai negatif; false negative (FN) adalah jumlah data yang diprediksi sebagai negatif tetapi sebenarnya positif.

### 3. METODOLOGI

Data sekunder yang diperoleh dari data rekam medis ibu hamil yang dikumpulkan dari dua Rumah Sakit (RS) berbeda yaitu RSIA Sitti Khadijah 1 Makassar dan RS TK II Pelamonia Makassar digunakan pada penelitian ini. Sebanyak 167 data tahun 2018-2022. Pada penelitian ini digunakan 6 variabel dengan 1 variabel dependen yaitu status ibu hamil, dan 5 variabel independen yaitu usia ibu saat kehamilan, paritas, riwayat penyakit, indeks massa tubuh (IMT) ibu sebelum kehamilan, dan status pekerjaan ibu.

#### Definisi Operasional Variabel

Tabel 3.1 menunjukkan definisi operasional variabel penelitian yang digunakan.

Tabel 3.1. Variabel penelitian

Var.	Ket.	Deskripsi
Y	Status ibu hamil	0: Tidak menderita preeklampsia
		1: Menderita preeklampsia
X <sub>1</sub>	Usia	Usia ibu saat mengandung ketika pengambilan data
X <sub>2</sub>	Paritas	Banyaknya persalinan yang pernah dialami ibu
X <sub>3</sub>	Riwayat penyakit	0: Tidak memiliki riwayat penyakit
		1: Memiliki riwayat penyakit

Var.	Ket.	Deskripsi
X <sub>4</sub>	IMT	Hasil perhitungan berat badan (kg) ibu dibagi tinggi badan ibu (m)
X <sub>5</sub>	Status pekerjaan	0: Tidak memiliki aktivitas yang menghasilkan upah atau gaji
		1: Memiliki aktivitas yang menghasilkan upah atau gaji

#### Prosedur Analisis

Langkah-langkah analisis *backpropagation neural network* pada status preeklampsia pada ibu hamil:

1. Mengumpulkan data.
2. Menganalisis deskriptif untuk mendeskripsikan variabel-variabel yang digunakan.
3. Melakukan standarisasi data dengan menggunakan normal baku.
4. Menerapkan/mengimplementasikan algoritma BNN
  - a. Membagi data *training* dan *testing* dengan 5 skenario berbeda.
  - b. Menginput parameter berdasarkan *training* dan *testing*.
  - c. Menentukan masing-masing *hidden layer* dan *learning rate* dengan cara *trial and error*.
  - d. Menghitung *BNN* berdasarkan hasil *training*.
  - e. Menghitung akurasi model berdasarkan data *testing*
5. Membandingkan hasil akurasi yang diperoleh pada tiap skenario. Menginterpretasi hasil dan menarik kesimpulan.

### 4. PEMBAHASAN

#### Profile Data

Tabel 4.1 Jumlah Data Pasien Tahun 2018-2022

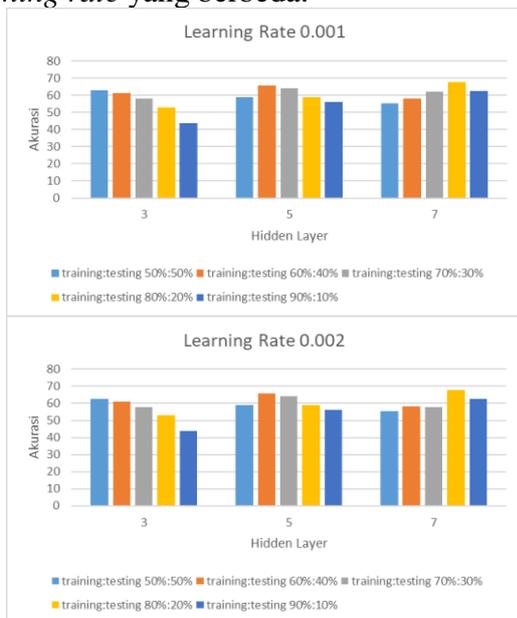
Tahun	Status Preeklampsia		Total
	Tidak	Ya	
2018	12	19	31
2019	19	28	47

Tahun	Status Preeklampsia		Total
	Tidak	Ya	
2020	22	42	64
2021	7	7	14
2022	4	7	11
<b>Total</b>	64	103	167

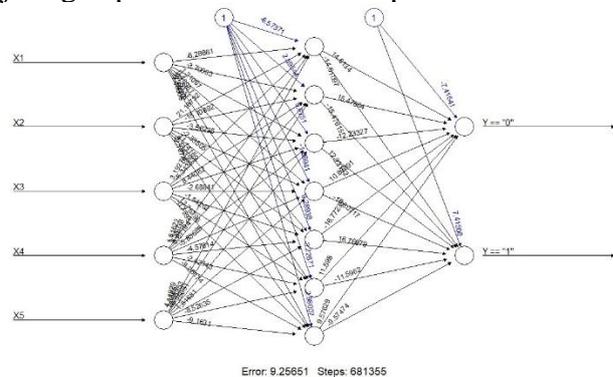
Dari 100% observasi (167 pasien) yang diambil, sebanyak 62% (103 pasien) ibu hamil menderita preeklampsia dan 38% (64 pasien) tidak menderita preeklampsia.

**Penentuan Hidden Layer dan Learning Rate**

Penentuan *hidden layer* dan *learning rate* secara *trial and error*. Hal ini dilakukan karena tidak adanya aturan pasti mengenai nilai dari *learning rate* dan *hidden layer*. Namun, semakin besar akurasi yang didapatkan, maka semakin baik model yang terbentuk. Berikut ditunjukkan akurasi yang diperoleh dari 3 *hidden layer* dan *learning rate* yang berbeda:



Gambar 4.1. Grafik Nilai Akurasi *Hidden Layer* Berdasarkan hasil dari penentuan *hidden layer*, diperoleh nilai *hidden layer* terbaik yaitu 7 dengan nilai *learning rate* 0,001 karena memiliki nilai akurasi tertinggi yaitu 67,65%. Struktur jaringan pada BNN diberikan pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2. Struktur Jaringan BNN

**Hasil Akurasi**

Setelah mendapatkan hasil analisis menggunakan BNN diperoleh hasil performa dari masing-masing skenario pembagian data *training* dan *testing* yang dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Perbandingan Hasil Performa

No.	Data Training	Data Testing	Akurasi	F <sub>1</sub> Score	Sensitifitas	Spesifikasi
1	50	50	55,42%	32,73%	28,13%	72,55%
2	60	40	58,21%	30%	23,08%	80,49%
3	70	30	62%	45,71%	42,11%	74,19%
<b>4</b>	<b>80</b>	<b>20</b>	<b>67,65%</b>	<b>62,07%</b>	<b>69,23%</b>	<b>66,67%</b>
5	90	10	62,5%	50%	50%	70%

Dari tabel tersebut dapat diketahui bahwa skenario terbaik adalah menggunakan pembagian data *training* 80% dan data *testing*

20%. Tabel 4.3 menunjukkan hasil *confusion matrix* dari skenario data *training* 80% dan data *testing* 20%.

Tabel 4.3 Hasil *Confusion Matrix*

prediksi	aktual	
	0	1
0	9	7
1	4	14

Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh akurasi sebesar 67,65% dengan nilai prediksi yang tepat mengklasifikasikan status tidak menderita preeklampsia (kelompok 0) yaitu sebanyak 9 data, dan status menderita preeklampsia (kelompok 1) sebanyak 14 data. Sensitivitas sebesar 69,23% menunjukkan bahwa dari keseluruhan data yang benar positif, 69,23% diantaranya diprediksi dengan benar positif. Spesifikasi sebesar 66,67% menunjukkan bahwa dari keseluruhan data yang benar negatif, 66,67% diantaranya diprediksi dengan benar negatif. Nilai presisi sebesar 56,25% menunjukkan bahwa dari semua hasil yang diprediksi positif oleh model, 56,25% di antaranya adalah benar positif.  $F_1$  Score merupakan perbandingan rata-rata presisi dan sensitifitas yang dibobotkan sebesar 62,07.

## 5. KESIMPULAN

Dari perhitungan BNN diperoleh skenario pembagian data yang digunakan yaitu data *training* (80%) dan data *testing* (20%) dengan *learning rate* 0,001 serta *hidden layer* 7. Diperoleh hasil akurasi sebesar 67,65% dengan nilai prediksi yang tepat mengklasifikasikan status tidak menderita preeklampsia (kelompok 0) yaitu sebanyak 9 data, dan status menderita preeklampsia (kelompok 1) sebanyak 14 data dengan sensitifitas 69,23%, spesifikasi 66,67%, presisi 56,25%, dan  $F_1$  Score 62,07%. Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa *Backpropagation Neural Network* bukan merupakan solusi terbaik untuk mengklasifikasikan dan memprediksikan status preeklampsia pada ibu hamil karena hasil akurasi dan presisi yang belum maksimal.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Roihan, dkk. 2020. Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang: Review paper". *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, 5(1), 75–82.
- [2] Jayapranata, W. S., Intan, R., & Liliana, L. (2021). Electrocardiogram Biometrics Recognition Menggunakan Artificial Neural Network. *Jurnal Infra*, 9(1), 141-147.
- [3] Bustan, dkk. 2021. Factors Affecting the Preeclampsia of Pregnant Women in RSIA Sitti Khadijah 1 Makassar: A Logistic Regression Analysis.
- [4] Kemenkes RI. 2021. *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2021*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- [5] Aggarwal, C. (2018). *Neural Networks and Deep Learning: A Textbook*. Springer.
- [6] Solikhun, dkk. 2020. *Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Pengenalan Pola Calon Debitur*.
- [7] Kumala, dkk. 2021. Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Tingkat Pemahaman Siswa Pada Mata Pelajaran Ujian Akhir Sekolah (UAS) di SD Mis An Nur Sukamandi Menggunakan Metode Backpropagation. *JIKOMSI: Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, 3(3), 283–292.
- [8] Liyantoko, dkk. 2019. Klasifikasi Sel Darah Putih dan Sel Limfoblas Menggunakan Metode Multilayer Perceptron Backpropagation. *IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems)*, 9(2), 17