

**PENGGUNAAN *WEIGHTED PROBABILISTIC NEURAL NETWORK* (WPNN) DALAM KLASIFIKASI DATA BERAT BAYI LAHIR BERDASARKAN USIA IBU, JARAK PARITAS DAN MASA GESTASI**

**Budi Frangkamon<sup>1\*</sup>, Yuki Novia Nasution<sup>1</sup>, Ika Purnamasari<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Mulawarman, Indonesia

*Corresponding author:* frangkamon18@gmail.com

**Abstrak.** *Weighted Probabilistic Neural Network* (WPNN) merupakan modifikasi PNN pada pembobotan setiap kelas klasifikasi. WPNN memiliki kelebihan untuk meningkatkan akurasi dalam ketepatan klasifikasi. WPNN sangat tergantung pada parameter smoothing ( $\varphi$ ) yang digunakan. Pada penelitian ini WPNN akan diterapkan pada kasus Berat Bayi Lahir Rendah (BBLR). Menurut Departemen Kesehatan Republik Indonesia status BBLR di Indonesia ditentukan oleh berat bayi ketika dilahirkan. BBLR dapat disebabkan oleh faktor lain yaitu faktor ibu dan faktor janin ketika masih dalam kandungan. Oleh karena itu dalam penelitian ini dilakukan klasifikasi pada berat bayi lahir untuk menentukan apakah bayi yang lahir masuk ke dalam kelas normal atau BBLR dengan menggunakan faktor ibu. Dari klasifikasi WPNN pada berat bayi lahir dengan menggunakan 3 faktor yaitu usia ibu, jarak paritas dan masa gestasi didapatkan hasil bahwa tingkat akurasi klasifikasi berat bayi lahir menggunakan metode WPNN yang paling baik adalah pada proporsi data *training* dan data *testing* 80:20 dengan  $\varphi = 0,1$ . Hasil akurasi antar data *training* sebesar 93,75% dan akurasi antara data *testing* dan data *training* sebesar 90%.

**Kata Kunci:** *Berat Bayi Lahir Rendah, parameter smoothing ( $\varphi$ ), WPNN.*

## 1 PENDAHULUAN

*Data mining* merupakan proses iteratif dan interaktif untuk menemukan pola atau model baru yang sempurna, bermanfaat dan dapat dimengerti dalam suatu database yang sangat besar. Salah satu teknik yang sering digunakan adalah teknik *classification* (klasifikasi)[1]. *Classification* merupakan proses penemuan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui. Salah satu metode *Classification* yang digunakan yaitu metode *Neural Network* (NN)[2].

NN merupakan sebuah sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf pada makhluk hidup[3]. Salah satu model NN yang digunakan untuk pengklasifikasian adalah *Probabilistic Neural Network* (PNN). PNN sering digunakan dalam pengklasifikasian karena dapat memetakan setiap pola masukan ke sejumlah klasifikasi dengan proses yang lebih cepat dan optimal. PNN mempunyai tingkat akurasi yang tinggi jika dibandingkan dengan model *neural network* yang lainnya[4]. PNN klasik menggunakan jarak Euclid dan setiap kelas klasifikasi terboboti dengan nilai yang sama. Pada tahun 2006 Ramakrishnan dan Selvan melakukan modifikasi pada pembobotan setiap kelas klasifikasi yang dikenal dengan *Weighted PNN* (WPNN). Hasil modifikasi PNN menunjukkan peningkatan akurasi dalam ketepatan klasifikasi yang dihasilkan[5].

Angka kematian bayi merupakan salah satu aspek yang penting dalam mendeskripsikan kesehatan masyarakat. Penyebab utama kematian *neonatal* adalah Bayi Berat Lahir Rendah (BBLR). Berdasarkan data dari *The Fifty Sixth Session of Regional Committee WHO for South-East Asia*, pada tahun 2005, kematian bayi terjadi pada usia neonatal dengan penyebab infeksi 33%, asfiksia atau trauma 28%, BBLR 24%, kelainan bawaan 10%, dan 5% disebabkan oleh lainnya. Risiko kematian BBLR empat kali lebih besar dibandingkan bayi lahir dengan berat badan lebih dari 2500 gram<sup>[6]</sup>. Faktor-faktor penyebab kelahiran BBLR dibagi menjadi faktor ibu, faktor janin, faktor plasenta dan faktor yang tidak diketahui<sup>[7]</sup>. Adapun faktor ibu yang menyebabkan BBLR adalah usia ibu, gizi ibu, jumlah paritas, jarak paritas, kadar hemoglobin (Hb) ibu, tinggi badan ibu, dan berat badan ibu. Sedangkan untuk faktor janin meliputi kehamilan ganda, ketuban pecah dini, cacat bawaan, influensi plasenta dan infeksi. Dengan demikian, penulis mengusulkan penelitian yang berjudul “Penggunaan *Weighted Probabilistic Neural Network* (WPNN) dalam Klasifikasi Data Berat Bayi Lahir”.

## 2 TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Metode Holdout

Salah satu metode estimasi kinerja metode klasifikasi yang sederhana adalah metode *holdout*. Metode *holdout* membagi data pengamatan menjadi dua bagian yang digunakan secara berurutan untuk tahap pelatihan dan pengujian[8]. Metode ini secara sederhana mengambil data *training* secara acak dari data yang ada dan kemudian menyisihkan data sisanya untuk digunakan sebagai data *testing*.

## 2.2 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan (JST) adalah prosesor parallel (*parallel distributed processor*) yang sangat besar yang memiliki kecenderungan untuk menyimpan pengetahuan yang bersifat pengalaman dan membuatnya siap untuk digunakan[9]. JST mempunyai struktur tersebar paralel yang sangat besar dan mempunyai kemampuan belajar, sehingga bisa melakukan generalisasi yang bisa menghasilkan *output* yang benar untuk *input* yang belum pernah dilatihkan.

## 2.3 Jarak Mahalanobis

Jarak Mahalanobis merupakan generalisasi dari jarak kuadrat Euclid yang distandarisasi[10]. Jarak Mahalanobis tidak hanya dapat mengatasi masalah perbedaan skala dalam data, tetapi juga mempertimbangkan pengaruh korelasi antar peubah[11]. Pada saat peubah-peubah tidak saling berkorelasi atau  $(r) = 0$ , maka jarak Mahalanobis sama dengan jarak Euclid yang distandarisasi. Jarak Mahalanobis diformulasikan sebagai berikut:

$$\mathbf{d} = \sqrt{(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})^T} \quad (1)$$

## 2.4 Probabilistic Neural Network (PNN)

*Probabilistic Neural Network* (PNN) dikembangkan pertama kali oleh Donald F. Specht pada tahun 1988. PNN termasuk dalam struktur *feedforward*. PNN merupakan algoritma klasifikasi dan merupakan suatu algoritma *Neural Network* yang menggunakan fungsi *probabilistic*. Selain itu PNN tidak membutuhkan *set* data yang besar dalam tahap pembelajarannya, serta memiliki kelebihan yaitu dapat mengatasi permasalahan yang ada pada *Back-Propagation* (BP) yaitu dapat mengatasi waktu pelatihan yang lama, terjebak pada global minimum, dan sulitnya perancangan arsitektur jaringan. Namun PNN memiliki masalah pada penentuan parameter smoothing yang biasanya ditentukan dengan cara *trial and error* atau *user defined*[12].

## 2.5 Weighted Probabilistic Neural Network (WPNN)

Salah satu modifikasi dari PNN adalah dengan menambahkan faktor pembobot antar lapisan pola (*pattern layer*) dan lapisan penjumlahan (*summation layer*) pada model PNN yang konvensional[13]. Sehingga model ini dinamakan dengan *Weighted Probabilistic Neural Network*. Nilai pembobot ini akan tinggi untuk pola dengan tingkat pemisahan kelas yang tinggi, begitu juga sebaliknya.

## 2.6 Algoritma WPNN

Algoritma pengklasifikasian pada WPNN dengan memisalkan  $\mathbf{M}$  adalah data *training* sebagai berikut;

1. Menetapkan matriks *input*  $\mathbf{X}$  berukuran  $q \times p$  dimana  $q$  adalah jumlah data *input* dan  $p$  adalah banyaknya variabel *input*. Data *input* dapat berupa data *training* dan data *testing*.

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1p} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{q1} & X_{q2} & \cdots & X_{qp} \end{bmatrix}$$

2. Menetapkan matriks target  $\mathbf{T}$  yang bersesuaian dengan matriks  $\mathbf{M}$ , berukuran  $n$  (terdiri dari  $r$  kelas).

$$\text{dengan } \mathbf{V} = \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} & \cdots & V_{1p} \\ V_{21} & V_{22} & \cdots & V_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ V_{n1} & V_{n2} & \cdots & V_{np} \end{bmatrix}; \mathbf{W} = \begin{bmatrix} W_{1h} \\ W_{2h} \\ \vdots \\ W_{nh} \end{bmatrix}$$

dimana  $h =$  kelas data yang bersesuaian dengan data *training*  $(1, 2, \dots, r)$

3. Menetapkan bobot lapisan *input* dengan rumus  $\mathbf{V} = \mathbf{M}$ .
4. Menetapkan bobot bias lapisan *input*

$$b = \frac{\sqrt{-\ln(0,5)}}{\varphi} \quad (2)$$

dimana  $\varphi$  : parameter penghalus dengan  $0 < \varphi \leq 1$

5. Menetapkan bobot lapisan *output*

$$\mathbf{W} = \mathbf{dT} \quad (3)$$

6. Masing-masing poin dikerjakan untuk  $q = 1$  sampai  $p$  pada semua data *input* (data *training* dan data *testing*):

- a. Mencari jarak matriks  $\mathbf{X}$  terhadap  $\mathbf{V}$  sebagai berikut:

$$D_{qm} = \sqrt{\sum_{p=1}^n (X_{qp} - V_{mp})^2} \quad (4)$$

- b. Mencari nilai aktivasi  $a1_{qm}$  sebagai berikut:

$$a1_{qm} = \exp\left((-b_i D_{qm})^2\right) \quad (5)$$

- c. Mencari nilai aktivasi  $a2_{qh}$  sebagai berikut:

$$a2_{qh} = \sum_{m=1}^n (a1_{qm} W_{mh}) \quad (6)$$

- d. Mencari nilai maksimum ( $z$ ) dari  $a2_{qh}$  dengan rumus

$$a2_{qz} = \max(a2_{qh} | h = 1, 2, \dots, r).$$

Menetapkan  $z$  sebagai kelas dari klasifikasi.

### 3 DATA

Tempat pengambilan data ini di Klinik Umum dan Bersalin Ramlah Parjib 1 dan 2. Data yang digunakan adalah ibu dan anak yang lahir dengan berat normal dan BBLR beserta faktor ibu yang menyebabkan BBLR pada bulan Januari sampai dengan Juni 2019. Variabel penelitian yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 3 variabel, variabel-variabel tersebut adalah sebagai berikut :

1. Usia Ibu ( $X_1$ )
2. Jarak Paritas ( $X_2$ )
3. Masa Gestasi ( $X_3$ )

### 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari hasil perhitungan akurasi pada seluruh proporsi data *training* dan data *testing* dengan menggunakan sepuluh  $\phi$  berbeda pada setiap proporsi, maka didapatkan hasil perhitungan sebagai berikut:

Tabel 1: Tabel Akurasi

No.	Proporsi Data	$\phi$	Akurasi Data Training (%)	Akurasi Data Testing (%)	No.	Proporsi Data	$\phi$	Akurasi Data Training (%)	Akurasi Data Testing (%)
1	50:50	0,1	90	94	26	70:30	0,6	90	93,33
2	50:50	0,2	88	94	27	70:30	0,7	90	93,33
3	50:50	0,3	88	94	28	70:30	0,8	90	93,33
4	50:50	0,4	88	94	29	70:30	0,9	90	93,33
5	50:50	0,5	88	94	30	70:30	1	90	93,33
6	50:50	0,6	88	94	31	80:20	0,1	93,75	90
7	50:50	0,7	88	94	32	80:20	0,2	91,25	90
8	50:50	0,8	88	94	33	80:20	0,3	91,25	90
9	50:50	0,9	88	94	34	80:20	0,4	91,25	90
10	50:50	1	88	94	35	80:20	0,5	91,25	90
11	60:40	0,1	91,67	92,5	36	80:20	0,6	91,25	90
12	60:40	0,2	90	92,5	37	80:20	0,7	91,25	90
13	60:40	0,3	90	92,5	38	80:20	0,8	91,25	90
14	60:40	0,4	90	92,5	39	80:20	0,9	91,25	90
15	60:40	0,5	90	92,5	40	80:20	1	91,25	90
16	60:40	0,6	90	92,5	41	90:10	0,1	93,33	90
17	60:40	0,7	90	92,5	42	90:10	0,2	91,11	90
18	60:40	0,8	90	92,5	43	90:10	0,3	91,11	90
19	60:40	0,9	90	92,5	44	90:10	0,4	91,11	90
20	60:40	1	90	92,5	45	90:10	0,5	91,11	90
21	70:30	0,1	92,86	93,33	46	90:10	0,6	91,11	90
22	70:30	0,2	90	93,33	47	90:10	0,7	91,11	90
23	70:30	0,3	90	93,33	48	90:10	0,8	91,11	90
24	70:30	0,4	90	93,33	49	90:10	0,9	91,11	90
25	70:30	0,5	90	93,33	50	90:10	1	91,11	90

Dari Tabel 1 dapat dilihat bahwa semakin besar nilai  $\phi$  yang digunakan maka hasil akurasi pada data *training* akan semakin menurun. Dapat dilihat pula bahwa hasil akurasi yang paling baik adalah pada data dengan proporsi 80:20 dengan nilai

$\varphi = 0,1$  didapatkan hasil akurasi data *training* sebesar 93,75% dan akurasi data *testing* sebesar 90%.

## **5 KESIMPULAN**

Berdasarkan dari hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan didapatkan kesimpulan dari klasifikasi WPNN pada berat bayi lahir dengan menggunakan 3 faktor yaitu usia ibu, jarak paritas dan masa gestasi pada bayi didapatkan hasil bahwa tingkat akurasi klasifikasi berat bayi lahir menggunakan metode WPNN yang paling baik adalah pada proporsi data *training* dan data *testing* 80:20 dengan  $\varphi = 0,1$ . Dari proporsi 80:20 dapat diketahui bahwa data *training* yang sesuai dengan kelas data riil sebanyak 75 data dan yang tidak sesuai dengan kelas data riil sebanyak 5 data sedangkan data *testing* yang sesuai dengan kelas data riil sebanyak 18 data dan yang tidak sesuai dengan kelas data riil sebanyak 2 data. Hasil akurasi WPNN yang paling baik antar data *training* sebesar 93,75% dan akurasi antara data *testing* dan data *training* sebesar 90%.

## **DAFTAR PUSTAKA**

- [1] Hermawati, Fajar Astuti. (2013). *Data Mining*. Yogyakarta: ANDI.
- [2] Prasetyo, Eko. (2014). *Data Mining: Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: ANDI.
- [3] Fausset, L. (1994). *Fundamental of Neural Network: Architecture, Algorithm, and Application*. New Jersey: Prentice-Hall.
- [4] Shofa, E., Yasin, H. dan Rahmawati, R. (2015). Klasifikasi Data Berat Bayi Lahir Menggunakan Probabilistic Neural Network (PNN) dan Regresi Logistic (Studi Kasus di Rumah Sakit Islam Sultan Agung Semarang Tahun 2014). *Jurnal Gaussian*, 4(4), 815-824.
- [5] Ramakrishnan, S. & El Emary, Ibrahiem M.M. (2009). Comparative Study Between Traditional and Modified Probabilistic Neural Networks. *Telecommunication System*, 40:67-74.
- [6] Yulifah, R. & Yuswanto, T.J.A. (2009). *Asuhan Kebidanan Komunitas*. Jakarta: Salemba Medika.
- [7] Surasmi, A., Handayani, S., & Kusuma H. (2013). *Perawatan Bayi Lahir Resiko Tinggi*. Jakarta: EGC.
- [8] Vercellis, D.F. (1990). *Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making*. Chichester: John Wiley and Sons Ltd.
- [9] Suyanto. (2014). *Artificial Intelligence: Searching, Reasoning, Planning dan Learning*. Bandung: Informatika Bandung.
- [10] Afif, A.A & Clark, Virginia. (1990). *Computer-Aided Multivariate Analysis*. New York: Chapman-Hall.
- [11] Seber, A.F. (1983). *Multivariate Observation*. New York: Aucklands.
- [12] Specht, D. F. (1990). Probabilistic Neural Network. International Conference on Neural Network, 3, 109-118.
- [13] Ramakrishnan, S. & Selvan, S. (2006). Classification of Brain Tissues Using Multiwavelet Transformation and Probabilistic Neural Network. *International*

*Jurnal of Simulation: Systems, Sciencd and Technology, A Publication of the United Kingdom Simulation Society, 7(9): 9-25.*

- [14] Yasin, Hasbi. & Ispriyanti, Dwi. (2017). Klasifikasi Data Berat Bayi Lahir Menggunakan Weighted Probabilistic Neural Network (WPNN) (Studi Kasus di Rumah Sakit Islam Sultan Agung Semarang). *Media Statistika*, 10 (1), 61-70.