



Prediksi Pencapaian Target Peserta Keluarga Berencana Pasca Persalinan menggunakan Algoritma *Backpropagation*

Stefani Hardiyanti Putri^{1✉}, Yuhandri², Gunadi Widi Nurcahyo³,
^{1,2,3}Universitas Putra Indonesia YPTK Padang

stefanihardiyanti19@gmail.com

Abstract

Population growth in Indonesia continues to increase, so the government makes a program to control the rate of growth of the population, namely the Family Planning Program (KB). The implementation of family planning also has another objective, namely to reduce the risk of maternal death after childbirth. To measure the level of increasing target achievement of postpartum family planning participants. So that it can be a reference for the DPPKBP3A in carrying out the postpartum family planning program. Data from the Population Control, Family Planning, Women Empowerment and Child Protection (DPPKBP3A) District Lima Puluh Kota data processed in this study is data on the achievement of postpartum family planning participants from 2018 to 2020. Data processing uses the Backpropagation algorithm through several stages, namely the stage initialization, activation stage, weight training (weight change) and iteration stage. One of the results obtained from the calculation is the comparison of the target with the output gradient error in Suliki District in 2018, namely the target of 0.11311 and the result of the error gradient output is -0.1171. The prediction results obtained from this process become a reference for the Population Control, Family Planning and Women Empowerment and Child Protection Agency (DPPKBP3A) of District Lima Puluh Kota to implement the implementation of postpartum family planning programs to the community the following year.

Keyword: Prediction, Family Planning, Postpartum, DPPKBP3A, Backpropagation.

Abstrak

Pertumbuhan penduduk di Indonesia yang terus meningkat, sehingga pemerintah membuat suatu program untuk mengendalikan laju pertumbuhan pendudukan yaitu Program Keluarga Berencana (KB). Penerapan KB juga memiliki tujuan lain yaitu menurunkan resiko kematian ibu pasca persalinan. Untuk mengukur tingkat peningkatan pencapaian target peserta KB pasca persalinan. Sehingga dapat menjadi rujukan pihak DPPKBP3A dalam menjalankan program peserta KB pasca persalinan. Data Dinas Pengendalian Penduduk, Keluarga Berencana, Pemberdayaan Perempuan dan Perlindungan Anak (DPPKBP3A) Kabupaten Lima Puluh Kota yang diolah dalam penelitian ini berupa data pencapaian target peserta KB pasca persalinan tahun 2018 sampai dengan tahun 2020. Pengolahan data menggunakan algoritma *Backpropagation* melalui beberapa tahapan yaitu tahap inialisasi, tahap aktivasi, *weight training* (perubahan bobot) dan tahap iterasi. Salah satu hasil yang didapatkan dari perhitungan adalah perbandingan target dengan *error gradient output* di Kecamatan Suliki tahun 2018 yaitu target 0,11311 dan hasil *error gradient output* -0,1171. Hasil prediksi yang didapatkan dari proses tersebut menjadi rujukan Dinas Pengendalian Penduduk, Keluarga Berencana Pemberdayaan Perempuan dan Perlindungan Anak (DPPKBP3A) Kabupaten Lima Puluh Kota untuk menerapkan pelaksanaan program KB pasca persalinan kepada masyarakat tahun selanjutnya.

Kata Kunci: Prediksi, Keluarga Berencana, Pasca Melahirkan, DPPKBP3A, *Backpropagation*.

© 2021 JSisfotek

1. Pendahuluan

Teknologi Informasi digunakan juga dalam bidang pengendalian penduduk atau dikenal dengan Badan Kependudukan dan Keluarga Berencana Nasional (BKKBN). Pertumbuhan penduduk di Indonesia yang terus meningkat, sehingga pemerintah membuat suatu program untuk mengendalikan laju pertumbuhan penduduk yaitu Program Keluarga Berencana (KB) [1]. Program KB ini diterapkan bertujuan untuk meningkatkan kuantitas penduduk dan mewujudkan keluarga kecil yang berkualitas. Penerapan KB juga memiliki tujuan lain yaitu menurunkan resiko kematian ibu pasca persalinan [2].

Prediksi adalah perkiraan beberapa kebutuhan di masa depan untuk memenuhi permintaan barang dan jasa yang memperhatikan kriteria harga, kuantitas, waktu, tempat, dan kualitas [3]. Salah satu program Keluarga Berencana adalah menggunakan alat kontrasepsi untuk mengatur dan memberi jarak kehamilan [4]. Pedoman pelaksanaan kontrasepsi pasca persalinan diuraikan jenis-jenis kontrasepsi, secara umum hampir semua alat kontrasepsi dapat digunakan sebagai metode KB pasca persalinan [5]. Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah model komputasi paralel yang terdiri dari unit pemrosesan adaptif yang saling berhubungan, ditandai dengan kecenderungan untuk belajar dari pengalaman

sebelumnya dan juga menemukan pengetahuan baru [6]. Cara kerja jaringan syaraf tiruan dilihat dari jumlah lapisan (*layer*) dan jumlah *neuron*. *Neuron-neuron* tersebut terkumpul di dalam lapisan-lapisan yang disebut *neuron layers* [7]. *Neuron* adalah bagian dasar pemrosesan informasi yang terdapat di dalam jaringan saraf tiruan [8]. *Backpropagation* mulai dikenal pada tahun 1974 oleh Paul Werbos, tahun 1982 David Parker melakukan pengembangan, dan Rumelhart dan McClelland mengembangkan lagi pada tahun 1986 [9]. *Backpropagation* merupakan salah satu metode yang cukup baik dalam melakukan peramalan. Penggunaan metode ini akan mendapatkan hasil yang diinginkan karena algoritma *Backpropagation* memungkinkan untuk menghindari kesulitan dengan menggunakan aturan pembelajaran yang mirip dengan plastisitas lonjakan waktu yang bergantung pada sinapsis [10]. Jaringan saraf tiruan *Backpropagation* adalah struktur jaringan saraf tiga lapis atau *multilayer* yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. Lapisan tersembunyi bisa mempunyai lebih dari satu lapisan [11]. Korespondensi internodal secara efektif mencirikan properti pemetaan nonlinier dari *Backpropagation*, memungkinkan jaringan untuk mengungkapkan mekanisme dan prinsip masalah nonlinier yang kompleks [12]. Operasi *neuron artifisial* mencakup elemen non-linier dengan fungsi aktivasi dan dua parameter, yaitu bobot (*W*) dan bias (*b*) [13]. Data *input* dan *output* yang dipakai untuk melatih pemrosesan *Backpropagation* sampai memperoleh bobot penimbang (*weight*) yang diinginkan [14].

Sumber Data penelitian ini dari dokumen kepabeaean Ditjen Bea dan Cukai yaitu Pemberitahuan Ekspor Barang (PEB) dan Pemberitahuan Impor Barang (PIB). Variabel yang digunakan dalam data ini ada 7, antara lain: Tahun, ekspor minyak mentah, impor minyak mentah, ekspor hasil minyak, impor hasil minyak, ekspor gas dan impor gas. Penelitian ini menggunakan Lima model arsitektur yaaitu: 12-5-1, 12-7-1, 12-8-1, 12-10-1 dan 12-14-1. Arsitektur yangterbaik dari lima model yang digunakan, adalah 12-5-1, menghasilkan tingkat akurasi 83%, MSE 0,0281641257 dan tingkat *error* yang dihasilkan sebesar 0,001-0,05. Model 12-5-1 bagus digunakan untuk memprediksi volume ekspor dan impor migas di Indonesia, karena tingkat akurasinya antara 80% hingga 90% [15].

Penulis akan membahas mengenai (JST) dengan algoritma *Backpropagation* untuk mendapatkan hasil peramalan jumlah prediksi air yang terjadi pada PDAM yang ada di kota Padang. Algoritma *Backpropagation* melatih dan menguji pola jaringan yang terbentuk dari beberapa variabel dilihat dari aspek penggunaan dan jumlah air yang terjual. Proses Algoritma *Backpropagation* bertujuan untuk menghasilkan nilai akurasi dari sebuah peramalan. Hasil peramalan jumlah produksi air dengan algoritma *Backpropagation*,

adalah nilai akurasi sebesar 99,78 % dan nilai rata-rata kesalahan (*Mape*) sebesar 0.23%, sehingga hasil yang didapat bisa dijadikan rujukan dalam melakukan manajemen jumlah produksi air [16].

Prediksi harga di gunakan perhitungan menggunakan algoritma *Backpropagation* Proses dalam algoritma *Backpropagation* yaitu *input* data, melakukan tahap normalisasi /transformasi data, iterasi, pelatihan dan menentukan parameter jaringan, kalkulasi error, mendapatkan hasil prediksi. Penentuan jumlah *layer* pada lapisan *input*, lapisan tersembunyi dan lapisan *output*, dilakukan untuk perancangan arsitektur JST. Pengujian dalam penelitian ini menggunakan *Matlab R2013a* dengan metode *Backpropagation*. Penentuan *input*, *error* dan perubahan bobot berguna untuk menghasilkan nilai prediksi harga kopi. Hasil prediksi harga kopi dari harga aktual 74205 ke hasil harga prediksi 73668 dengan akurasi 99.9928, harga aktual 73892 ke harga prediksi 73175 dengan akurasi 99.9903, harga aktual 77981 ke hasil prediksi 77481 akurasi 99.9936 [17].

Berdasarkan penjelasan ketiga penelitian diatas, penulis melakukan penelitian tentang prediksi pencapaian target Keluarga Berencana (KB) pasca persalinan. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah Data Dinas Pengendalian Penduduk, Keluarga Berencana Pemberdayaan Perempuan dan Perlindungan Anak (DPKBP3A) Kabupaten Lima Puluh Kota, yang di olah dalam penelitian ini berupa data pencapaian target peserta KB pasca persalinan tahun 2018 sampai dengan tahun 2020. Pengolahan data menggunakan algoritma *Backpropagation* melalui beberapa tahapan yaitu tahap insialisasi, tahap aktivasi, merubah bobot dari *input layer* ke *hidden layer*, merubah bobot *hidden layer* ke *output layer*, dan tahap iterasi. Pengujian data di lakukan menggunakan program prediksi pencapaian target KB pasca persalinan.

2. Metodologi Penelitian

Proses dalam penyelesaian penelitian melewati berbagai rangkaian kegiatan yaitu identifikasi masalah, analisa masalah, menuntukan tujuan, pemahaman literatur, pengumpulan data, normalisasi data, penerapan metode algoritma *Backpropagation*, pengujian dan hasil prediksi. Rangkaian kegiatan dalam metodologi penelitian bertujuan agar proses penelitian dapat terarah pada tujuan yang telah ditentukan dan mencapai hasil yang telah ditetapkan. Hasil yang dicapai dari rangkaian kegiatan metodologi penelitian dapat menjadi solusi dari masalah yang diteliti. Rangkaian kegiatan penelitian tersebut digambarkan pada kerangka kerja penelitian yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

2.1 Inisialisasi variabel dan beri nilai awal pada setiap variabel

Memberikan inisialisasi simbol dan nilai awal pada setiap variabel yang di gunakan dalam proses perhitungan menggunakan algoritma *Backpropagation*. Variabel dalam *Backpropagation* yaitu : variabel input, variabel bobot, variabel bias, variabel output target awal, dan variabel *learning rate*.

2.2 Tahap Aktivasi

Pada tahap aktifasi dilakukan perhitung *output* aktual di *hidden layer* (y_h) dan *output* aktual di *output layer* (y_o).

2.3 Weight training(perubahan bobot)

Pada tahap *Weight training* dilakukan perhitungan *error gradient* pada *output layer* (δ_o), perubahan bobot dari *hidden layer* ke *output layer* (U_{bc}), *error gradient* pada *hidden layer* (δ_h), dan perubahan bobot dari unit *input layer* ke *hidden layer* (U_{ab})

2.4 Tahap Iterasi (hasil)

Proses perhitungan dari tahap aktivasi dan *weight training* (perubahan bobot) yang dilakukan secara berulang-ulang sampai mendapatkan hasil yang telah ditentukan.

3. Hasil dan Pembahasan

Proses analisa dan perancangan dilakukan untuk mengetahui hasil prediksi menggunakan algoritma *Backpropagation*. Sistem yang akan dibuat adalah sistem untuk memprediksi peningkatan target peserta pengguna KB pasca persalinan di Kabupaten Lima Puluh Kota. Proses kerja dari sistem ini berdasarkan data peserta KB pasca persalinan tahun 2018 sampai dengan tahun 2020. Proses awal dari sistem prediksi menggunakan algoritma *Backpropagation* adalah menentukan dan memberi nilai awal pada variabel yang akan diproses perhitunganya dengan sistem, kemudian

data yang telah diberi nilai tersebut dilakukan normalisasi data karena data berupa bilangan bulat maka diubah menjadi bilangan berkoma karena dalam sistem ini menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* yang memiliki *range* yaitu $0 < x < 1$. Hasil normalisasi data didapatkan kemudian dilakukan proses perhitungan menggunakan sistem berulang kali sampai mendekati target yang telah ditentukan.

3.1 Normalisasi Data

Data awal peserta KB pasca persalinan tahun 2018 sampai tahun 2020 dilakukan normalisasi. Normalisasi data dilakukan karena dalam proses algoritma *Backpropagation* menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* yang memiliki *range* yaitu $0 < x < 1$. Nilai maksimal dalam fungsi aktivasi *sigmoid biner* adalah 1, sehingga data awal berupa bilangan bulat diubah menjadi bilangan berkoma dengan *range* [0,1]. [0,9] menggunakan rumus yang disajikan pada Persamaan (1).

$$X_n = 0,8 * \frac{(x-a)}{(b-a)} + 0,1 \quad (1)$$

Di mana 0,8 merupaka ketetapan, X_n untuk Normalisasi data, x untuk data yang akan dinormalisasi, a untuk nilai terkecil dari data semua input, dan b untuk nilai terbesar dari semua data input.

Tabel 1. Hasil Normalisasi Data Tahun 2018

Kecamatan	Jenjang Faskes KB				Target
	Faskes KB (D _{a1})	Praktik Dokter (D _{a2})	Praktik Bidan Mandiri (D _{a3})	Lainnya (D _{a4})	
Suliki	0,1087	0,100	0,1008	0,1000	0,1131
Guguak	0,1183	0,100	0,1000	0,1349	0,1568
Payakumbuh	0,2844	0,103	0,2853	0,1760	0,5546
Luak	0,1157	0,101	0,1340	0,1498	0,2049
Harau	0,1953	0,100	0,1375	0,1000	0,2355
Pangkalan Koto Baru	0,1122	0,100	0,1061	0,1104	0,1306
Kapur IX	0,8143	0,1043	0,1227	0,1550	0,9000
Gunung Omeh	0,1323	0,1043	0,1017	0,1000	0,1437
Lareh Sago	0,2433	0,100	0,2477	0,1000	0,3972
Halaban	0,1262	0,102	0,1174	0,1000	0,1480
Situjuah	0,2792	0,100	0,1000	0,1043	0,2879
Limo Nagari	0,1918	0,1008	0,1349	0,1000	0,2311
Bukik Barisan	0,2206	0,1070	0,2189	0,1332	0,3841

3.2 Backpropagation

Tahapan proses perhitungan algoritma *Backpropagation* adalah rangkaian proses yang menggunakan variabel dan rumus matematis untuk mendapatkan hasil atau target yang telah ditentukan. Tahapan dalam proses perhitungan prediksi pencapaian target peserta KB pasca persalinan di Kabupaten Lima Puluh Kota menggunakan algoritma *Backpropagation*.

Penjelasan dari tahapan proses perhitungan algoritma *Backpropagation* adalah sebagai berikut :

3.2.1 Inisialisasi variabel dan beri nilai awal pada setiap variabel

Proses awal dalam algoritma *Backpropagation* adalah melakukan inisialisasi dan pemberian nilai pada variabel-variabel yang akan digunakan dalam proses perhitungan. Variabel-variabel yang terdapat dalam penelitian ini sebagai berikut :

a. Variabel *input*

Variabel *input* adalah variabel yang digunakan sebagai masukan dalam proses perhitungan. Nilai *input* diberikan dari data data KB pasca persalinan DPPKBP3A Kabupaten Lima Puluh Kota tahun 2018 sampai 2020. *Input* dalam penelitian ini ada 4 (empat) yang diperoleh dari data KB pasca persalinan DPPKBP3A Kabupaten Lima Puluh Kota tahun 2018 sampai 2020. Variabel Input dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Variabel Input

Variabel Input	Keterangan	Nilai Data KB Pasca Persalinan tahun 2018
D_{a1}	Faskes KB	0,1087
D_{a2}	Praktek Dokter	0,1000
D_{a3}	Praktek Bidan Mandiri	0,1008
D_{a4}	Lainnya	0,1000

b. Variabel Bobot

Nilai variabel bobot diberikan dengan angka *random* (acak). Variabel bobot dalam algoritma *Backpropagation* terbagi menjadi dua yaitu bobot pada *input layer* ke *hidden layer* dan bobot pada *hidden layer* ke *output layer*. Variabel bobot pada *input layer* ke *hidden layer* dapat dilihat pada Tabel 3 dan Variabel bobot pada *hidden layer* ke *output layer* disajikan pada Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 3. Variabel Bobot *Input Layer* ke *Hidden Layer*

Variabel Bobot	Keterangan	Nilai Bobot
U_{ab15}	Bobot <i>input layer</i> ke <i>hidden layer</i> 1	0,25
U_{ab25}	Bobot <i>input layer</i> ke <i>hidden layer</i> 1	0,46
U_{ab35}	Bobot <i>input layer</i> ke <i>hidden layer</i> 1	0,61
U_{ab45}	Bobot <i>input layer</i> ke <i>hidden layer</i> 1	0,87
U_{ab16}	Bobot <i>input layer</i> ke <i>hidden layer</i> 2	0,73
U_{ab26}	Bobot <i>input layer</i> ke <i>hidden layer</i> 2	0,59
U_{ab36}	Bobot <i>input layer</i> ke <i>hidden layer</i> 2	0,33
U_{ab46}	Bobot <i>input layer</i> ke <i>hidden layer</i> 2	0,15

Tabel 4. Variabel bobot pada *hidden layer* ke *output layer*

Variabel Bobot	Keterangan	Nilai Bobot
U_{bc57}	Bobot <i>hidden layer</i> 1 ke <i>output layer</i>	0,28
U_{bc67}	Bobot <i>hidden layer</i> 2 ke <i>output layer</i>	0,97

c. Variabel Bias

Nilai variabel bias diberikan dengan angka *random* (acak). Variabel bias dibagi menjadi dua yaitu bias

pada *hidden layer* dan bias pada *output layer*. Variabel bias digunakan pada proses aktivasi untuk menghitung *output aktual* pada *output layer* dan *output aktual* pada *hidden layer*. Variabel bias disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Variabel bias

Variabel Bias	Keterangan	Nilai Bias
B_{h1}	Bias pada <i>hidden layer</i> 1	0,56
B_{h2}	Bias pada <i>hidden layer</i> 2	0,18
B_o	Bobot pada <i>output layer</i>	0,42

d. Variabel Output Target Awal

Nilai variabel output target awal ditentukan lebih tinggi dari data KB pasca persalinan DPPKBP3A Kabupaten Lima Puluh Kota tahun 2018 sampai 2020, hal tersebut bertujuan agar mendapatkan hasil prediksi yang lebih tinggi dari tahun sebelumnya, sehingga bisa menjadi rujukan untuk menjalankan program KB pasca persalinan tahun selanjutnya. Variabel output target awal digunakan dalam proses *Weight training* (perubahan bobot) untuk menghitung *error gradient* pada *output layer*. Variabel output target awal adalah O_i dengan nilai 0,11311.

e. Variabel *Learning Rate*

Nilai variabel *learning rate* diberikan dengan angka *random* (acak). Variabel *learning rate* digunakan dalam proses *Weight training* (perubahan bobot). Variabel *learning rate* adalah α dengan nilai 0,5.

3.2.2 Tahap Aktivasi

Tahap aktivasi adalah proses yang digunakan untuk menghitung nilai *output* aktual. Nilai *output* aktual yang dihitung dalam proses aktivasi ada dua yaitu:

a. Hitung *output* aktual pada *hidden layer* 1 (Y_{h1})

$$Y_{h1} = \text{Sigmoid} [B_{h1} + \sum_{a=1}^p D_{a1} \cdot U_{ab15}] \quad (2)$$

$$Y_{h1} = \text{Sigmoid} [B_{h1} + (D_{a1} \cdot U_{ab15}) + (D_{a2} \cdot U_{ab25}) + (D_{a3} \cdot U_{ab35}) + (D_{a4} \cdot U_{ab45})]$$

$$Y_{h1} = \text{Sigmoid} [0,56 + (0,1087 \cdot 0,25) + (0,1 \cdot 0,46) + (0,100874317 \cdot 0,61) + (0,1 \cdot 0,87)]$$

$$Y_{h1} = \text{Sigmoid} (0,7817)$$

$$Y_{h1} = 0,6860$$

b. Hitung *output* aktual pada *hidden layer* 2 (Y_{h2})

$$Y_{h2} = \text{Sigmoid} [B_{h2} + \sum_{a=1}^p D_{a1} \cdot U_{ab16}] \quad (3)$$

$$Y_{h2} = \text{Sigmoid} [B_{h2} + (D_{a1} \cdot U_{ab16}) + (D_{a2} \cdot U_{ab26}) + (D_{a3} \cdot U_{ab36}) + (D_{a4} \cdot U_{ab46})]$$

$$Y_{h2} = \text{Sigmoid} [0,18 + (0,1087 \cdot 0,73) + (0,1 \cdot 0,59) + (0,100874317 \cdot 0,33) + (0,1 \cdot 0,15)]$$

$$Y_{h2} = \text{Sigmoid} (0,3666)$$

$$Y_{h2} = 0,5906$$

c. Hitung *output* aktual di *output layer* (Y_o)

$$Y_o = \text{Sigmoid} [B_o + \sum_{b=1}^q Y_h \cdot U_{bc}] \quad (4)$$

$$Y_o = \text{Sigmoid} [B_o + (Y_{h1} \cdot U_{bc57}) + (Y_{h12} \cdot U_{bc67})]$$

$$Y_o = \text{Sigmoid} [0,42 + (0,6860 \cdot 0,28) + (0,5906 \cdot 0,97)]$$

$$Y_o = \text{Sigmoid} (1,1850)$$

$$Y_o = 0,7658$$

3.2.3 Weight Training (perubahan bobot)

Weight training adalah proses untuk memperbaharui atau merubah bobot yang ada pada *hidden layer* dan *output layer*. Proses perubahan bobot di dalam *Backpropagation* dihitung dengan 4 tahap yaitu :

a. Hitung *error gradient* pada *output layer* (δ_o).

$$\delta_o = (O_t - Y_o) \cdot (Y_o) \cdot [1 - Y_o] \quad (5)$$

$$\delta_o = (0,11311 - 0,7658) \cdot (0,7658) \cdot (1 - 0,7658)$$

$$\delta_o = -0,1171$$

b. Hitung perubahan bobot dari *hidden layer* ke *output layer* (U_{bc}).

$$\Delta U_{bc57} = \alpha \cdot Y_o \cdot \delta_o \quad (6)$$

$$\Delta U_{bc57} = 0,5 \cdot 0,7658 \cdot -0,1171$$

$$\Delta U_{bc57} = -0,0402$$

$$U_{bc57}' = U_{bc57}(\text{lama}) + \Delta U_{bc57} \quad (7)$$

$$U_{bc57}' = 0,28 + -0,0402$$

$$U_{bc57}' = 0,2398$$

$$\Delta U_{bc67} = \alpha \cdot Y_o \cdot \delta_o$$

$$\Delta U_{bc67} = 0,5 \cdot 0,7658 \cdot -0,1171$$

$$\Delta U_{bc67} = -0,0402$$

$$U_{bc67}' = U_{bc67}(\text{lama}) + \Delta U_{bc67}$$

$$U_{bc67}' = 0,97 + -0,0402$$

$$U_{bc67}' = 0,9354$$

c. Hitung *error gradient* pada *hidden layer* (δ_h).

$$\delta_{h1} = Y_{h1} \cdot [1 - Y_{h1}] \cdot \sum_{c=1}^p \delta_o \cdot U_{bc}' \quad (8)$$

$$\delta_{h1} = Y_{h1} \cdot [1 - Y_{h1}] \cdot (\delta_o \cdot U_{bc57}')$$

$$\delta_{h1} = 0,6860 \cdot [1 - 0,6860] \cdot (0,7658 \cdot 0,2398)$$

$$\delta_{h1} = -0,006$$

$$\delta_{h2} = Y_{h2} \cdot [1 - Y_{h2}] \cdot \sum_{c=1}^p \delta_o \cdot U_{bc}'$$

$$\delta_{h2} = Y_{h2} \cdot [1 - Y_{h2}] \cdot (\delta_o \cdot U_{bc67}')$$

$$\delta_{h2} = 0,5906 \cdot [1 - 0,5906] \cdot (0,7658 \cdot 0,9354)$$

$$\delta_{h2} = -0,0265$$

d. Hitung perubahan bobot dari unit *input layer* ke *hidden layer* (U_{ab}).

$$\Delta U_{ab15} = \alpha \cdot D_{a1} \cdot \delta_{h1} \quad (9)$$

$$\Delta U_{ab15} = 0,5 \cdot 0,1087 \cdot (-0,006)$$

$$\Delta U_{ab15} = -0,00033$$

$$U_{ab15}' = U_{ab15}(\text{lama}) + \Delta U_{ab15} \quad (10)$$

$$U_{ab15}' = 0,25 + (-0,00033)$$

$$U_{ab15}' = 0,2497$$

$$\Delta U_{ab25} = \alpha \cdot D_{a2} \cdot \delta_{h1}$$

$$\Delta U_{ab25} = 0,5 \cdot 0,1 \cdot (-0,006)$$

$$\Delta U_{ab25} = -0,0003$$

$$U_{ab25}' = U_{ab25}(\text{lama}) + \Delta U_{ab25}$$

$$U_{ab25}' = 0,46 + (-0,0003)$$

$$U_{ab25}' = 0,4597$$

$$\Delta U_{ab35} = \alpha \cdot D_{a3} \cdot \delta_{h1}$$

$$\Delta U_{ab35} = 0,5 \cdot 0,100874317 \cdot (-0,006)$$

$$\Delta U_{ab35} = 0,0121$$

$$U_{ab35}' = U_{ab35}(\text{lama}) + \Delta U_{ab35}$$

$$U_{ab35}' = 0,61 + (0,0121)$$

$$U_{ab35}' = 0,6221$$

$$\Delta U_{ab45} = \alpha \cdot D_{a4} \cdot \delta_{h1}$$

$$\Delta U_{ab45} = 0,5 \cdot 0,1 \cdot (-0,006)$$

$$\Delta U_{ab45} = -0,0003$$

$$U_{ab45}' = U_{ab45}(\text{lama}) + \Delta U_{ab45}$$

$$U_{ab45}' = 0,87 + (-0,0003)$$

$$U_{ab45}' = 0,8697$$

$$\Delta U_{ab16} = \alpha \cdot D_{a1} \cdot \delta_{h2}$$

$$\Delta U_{ab16} = 0,5 \cdot 0,1087 \cdot (-0,0265)$$

$$\Delta U_{ab16} = -0,00144$$

$$U_{ab16}' = U_{ab16}(\text{lama}) + \Delta U_{ab16}$$

$$U_{ab16}' = 0,73 + (-0,00144)$$

$$U_{ab16}' = 0,7286$$

$$\Delta U_{ab26} = \alpha \cdot D_{a2} \cdot \delta_{h2}$$

$$\Delta U_{ab26} = 0,5 \cdot 0,1 \cdot (-0,0265)$$

$$\Delta U_{ab26} = -0,00132$$

$$U_{ab26}' = U_{ab26}(\text{lama}) + \Delta U_{ab26}$$

$$U_{ab26}' = 0,59 + (-0,00132)$$

$$U_{ab26}' = 0,5887$$

$$\Delta U_{ab36} = \alpha \cdot D_{a3} \cdot \delta_{h2}$$

$$\Delta U_{ab36} = 0,5 \cdot 0,100874317 \cdot (-0,0265)$$

$$\Delta U_{ab36} = -0,00134 U_{ab36}' = U_{ab36(lama)} + \Delta U_{ab36}$$

$$U_{ab36}' = 0,33 + (0,00134)$$

$$U_{ab36}' = 0,3287$$

$$\Delta U_{ab46} = \alpha \cdot D_{a4} \cdot \delta_{h2}$$

$$\Delta U_{ab46} = 0,5 \cdot 0,1 \cdot (-0,0265)$$

$$\Delta U_{ab46} = -0,00132$$

$$U_{ab46}' = U_{ab46(lama)} + \Delta U_{ab46}$$

$$U_{ab46}' = 0,15 + (-0,00132)$$

$$U_{ab46}' = 0,1487$$

3.2.4 Proses Iterasi (hasil)

Proses iterasi adalah proses perhitungan tahap aktivasi dan *weight training* (perubahan bobot) yang dilakukan secara berulang-ulang sampai mendapatkan target atau hasil yang telah ditentukan. Penentuan pencapaian hasil prediksi adalah perbandingan antara target awal dengan *error gradient output*, di mana semakin kecil hasil *error gradient output* dari target awal maka target pengguna KB pasca persalinan dapat dicapai. Salah satu hasil yang didapatkan dari perhitungan manual di atas adalah perbandingan target dengan *error gradient output* di Kecamatan Suliki tahun 2018 yaitu target 0,11311 dan hasil *error gradient output* -0,1171. Hasil perhitungan data KB pasca persalinan Kabupaten Lima Puluh Kota tahun 2018 disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Tabel Hasil Prediksi Tahun 2018

No	Kecamatan	O_i	(δ_i)
1	Suliki	0,11311	-0,1171
2	Guguak	0,15683	-0,1091
3	Payakumbuh	0,55464	-0,0385
4	Luak	0,20492	-0,1004
5	Harau	0,23552	-0,0947
6	Pangkalan Koto Baru	0,1306	-0,1139
7	Kapur IX	0,9000	0,0186
8	Gunung Omeh	0,14372	-0,1114
9	Lareh Sago Halaban	0,39727	-0,0659
10	Situjuh Limo Nagari	0,14809	-0,1106
11	Mungka	0,28798	-0,0852
12	Bukik Barisan	0,23115	-0,0955
13	Akabiluru	0,38415	-0,0682

Berdasarkan Tabel 6 yang merupakan hasil perhitungan peserta KB pasca persalinan dari tahun 2018 didapatkan hasil prediksi peserta KB pasca persalinan yaitu perbandingan antara target awal dengan *error gradient output*, di mana semakin kecil hasil *error gradient output* dari target awal maka target pengguna KB pasca persalinan dapat dicapai. Salah satu hasil yang didapatkan dari perhitungan adalah perbandingan target dengan *error gradient output* di Kecamatan Suliki tahun 2018 yaitu target 0,11311 dan hasil *error gradient output* -0,1171.

4. Kesimpulan

Berdasarkan tabel hasil perhitungan peserta KB pasca persalinan dari tahun 2018 sampai dengan tahun 2020 didapatkan hasil prediksi peserta KB pasca persalinan yaitu perbandingan antara target awal dengan *error gradient output*, di mana semakin kecil hasil *error gradient output* dari target awal maka target pengguna KB pasca persalinan dapat dicapai. Salah satu hasil yang didapatkan dari perhitungan adalah perbandingan target dengan *error gradient output* di Kecamatan Suliki tahun 2018 yaitu target 0,11311 dan hasil *error gradient output* -0,1171. Hasil prediksi yang didapatkan dari proses tersebut menjadi rujukan Dinas Pengendalian Penduduk, Keluarga Berencana Pemberdayaan Perempuan dan Perlindungan Anak (DPPKBP3A) Kabupaten Lima Puluh Kota untuk menerapkan pelaksanaan program KB pasca persalinan kepada masyarakat tahun selanjutnya.

Daftar Rujukan

- [1] Trianziani, S. (2018). Pelaksanaan Program Keluarga Berencana oleh Petugas Lapangan Keluarga Berencana (PLKB) di Desa Karangjaladri Kecamatan Parigi Kabupaten Pangandaran. *Jurnal MODERAT*, Volume 4, Nomor 4, November 2018, hlm 131-149 .DOI: <http://dx.doi.org/10.25147/moderat.v4i4.1812>.
- [2] Sitorus, F.M., & Siahaan, J. M. (2018). Pelayanan Keluarga Berencana Pasca Persalinan dalam Upaya Mendukung Percepatan Penurunan Angka Kematian Ibu. *Midwifery Journal*. DOI: <https://doi.org/10.31764/mj.v3i2.505>.
- [3] Nurdela ,S. A. (2017). Aplikasi Peramalan Jumlah Kelahiran dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan. *The Indonesian Journal of Public Health*, Vol. 12 No. 2, 213–223. DOI: 10.20473/ijph.v12i1.2017.213-223.
- [4] Mustopa, A., Wildah, S. K., Wijaya, G., Gata, W., & Agustiani, S. (2020). Pengaruh Media Terhadap Pengambilan Keputusan Dalam Menjalankan Program Keluarga Berencana Dengan Algoritma Decision Tree. *Paradigma – Jurnal Informatika dan Komputer*, Vol. 22, No. 2. DOI: <https://doi.org/10.31294/p.v22i2.8141>.
- [5] Adjie, J.M.S., Maya, G., Manurung, C., Hermawan, L. C., Elmida, M., Sofyan, M., Sujoko, A., Hafrida, I., Aifiani, N. R., Citrasmi, I. A., Nugroho, P., Masnawati., Melanie, H., Amalia, D. O., Merthawati, I. A. P., Milwiyandia., Rusmiyati., Wiwit., Ekawati, D., Husaini., Tiara, A. D., Mudjiati, I., Hutagalung, S., Kulsum, S., Pakpahan, C. (2014). Pedoman Pelayanan Keluarga Berencana Pasca Persalinan di Fasilitas Kesehatan. Jakarta. Katalog Kementerian Kesehatan RI. 36-53.
- [6] Alkronz, E.S., Moghayer, K. A., Meimeh, M., Gazzaz, M., Nasser, B. S. A., & Naser, S. S. A. (2019). Prediction of Whether Mushroom is Edible or Poisonous Using Back-propagation Neural Network. *International Journal of Academic and Applied Research (IJAAAR)* Vol. 3 Issue 2, Pages:1-8. DOI: <http://dstore.alazhar.edu.ps/xmlui/handle/123456789/126>.
- [7] Zola, Fatmi., Nurcahyo, G. W., & Santony, J. (2018). Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Algoritma Backpropagation untuk Memprediksi Prestasi Siswa. *Jurnal Teknologidan Open Source* Vol. 1 No. 1. DOI: <https://doi.org/10.36378/jtos.v1i1.12>.

- [8] Syukri, & Samsuddin. (2018). Pengujian Algoritma Artificial Neural Network (ANN) untuk Prediksi Kecepatan Angin. *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi Vol.2 No.1*. DOI: <https://doi.org/10.32672/jnkti.v2i1.1056>.
- [9] Aini, H., Haviluddin., Budiman, E., Wati, M., & Puspitasari, N. (2019). Prediksi Produksi Minyak Kelapa Sawit Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. *Sains, Aplikasi, Komputasi dan Teknologi Informasi, Vol 1, No 1, pp. 24-33*. DOI: <http://dx.doi.org/10.30872/jsakti.v1i1.2261>.
- [10] Setti, S., Sihotang, B. K., Wanto, A., Syafiq, M., & Andriano, A. (2018). Analysis of Backpropagation Algorithms in Predicting World Internet Users. *IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series 1255*. DOI: 10.1088/1742-6596/1255/1/012018.
- [11] Geng, R., Wang, X., Ye, N., & Liu, J. (2018). A Fault Prediction Algorithm Based on Rough Sets and Back Propagation Neural Network for Vehicular Networks. *IEEE, VOLUME 6*. DOI: [10.1109/ACCESS.2018.2881890](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2881890).
- [12] Qin, Y., & Zheng, C. (2019). A Backpropagation Neural Network-based Flexural-tensile Strength Prediction Model for Asphalt Mixture in Cold Regions under Cyclic Thermal Stress. *IJETA, Vol. 6, No. 3, pp. 433-436*. DOI: <https://doi.org/10.18280/mmep.060315>.
- [13] Lin, J. W., Chao, C. T., & Chiou, J. S. (2018). Determining Neuronal Number in Each Hidden Layer Using Earthquake Catalogues as Training Data in Training an Embedded Back Propagation Neural Network for Predicting Earthquake Magnitude. *IEEE, VOLUME 6*. DOI: [10.1109/ACCESS.2018.2870189](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2870189).
- [14] Lubis, M. R. (2018). Analisis Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Peningkatan Akurasi Prediksi Hasil Pertandingan Sepakbola. *TECHSI: Vol. 10, No. 1*. DOI: <https://doi.org/10.29103/techsi.v10i1.560>.
- [15] Andriani, Y., Silitonga, H., & Wanto, A. (2018). Analisis Jaringan Syaraf Tiruan untuk Prediksi Volume Ekspor dan Impor Migas di Indonesia. *Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi 4 (1) 2018 30-40*. DOI: <https://doi.org/10.26594/register.v4i1.1157>.
- [16] Yanto, M., Mulyani, S. R., & Mayola, L. (2019). Peramalan Jumlah Produksi Air dengan Algoritma Backpropagation. *Sebatik, 23(1), pp. 172-177*. DOI: <https://doi.org/10.46984/sebatik.v23i1.465>.
- [17] Sijabat, P. I., Yuhandri, Nurcahyo, G. W., Sindar, A. (2020). Algoritma Backpropagation Prediksi Harga Komoditi terhadap Karakteristik Konsumen Produk Kopi Lokal Nasional. *Jurnal Teknologi Informasi & Komunikasi Digital Zone, Volume 11, Nomor 1: 96-107*. DOI: <https://doi.org/10.31849/digitalzone.v11i1.3880ICC>.