



TESIS SS14 2501

SMALL AREA ESTIMATION WITH HIERARCHICAL
BAYESIAN NEURAL NETWORK APPROACH FOR
CASE DROPOUT CHILDREN IN POVERTY IN EAST
JAVA PROVINCE

AMALIA NOVIANI
NRP. 1314201703

SUPERVISORS
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si
Irhamah, M.Si, Ph.D

MAGISTER PROGRAM
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016



TESIS SS14 2501

SMALL AREA ESTIMATION DENGAN
PENDEKATAN *HIERARCHICAL BAYESIAN*
NEURAL NETWORK UNTUK KASUS
ANAK PUTUS SEKOLAH DARI RUMAH TANGGA
MISKIN DI PROVINSI JAWA TIMUR

AMALIA NOVIANI
NRP. 1314201703

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si
Irhamah, M.Si, Ph.D

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOVENBER
SURABAYA
2016

**SMALL AREA ESTIMATION DENGAN PENDEKATAN
HIERARCHICAL BAYESIAN NEURAL NETWORK
UNTUK KASUS ANAK PUTUS SEKOLAH
DARI RUMAH TANGGA MISKIN DI PROVINSI JAWA TIMUR**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Sains (M.Si)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Oleh:

AMALIA NOVIANI
NRP: 1314 201 703

Tanggal Ujian : 20 Januari 2016
Periode Wisuda : Maret 2016

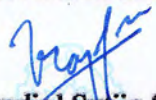
Disetujui Oleh


1. Dr. Kartika Fithriasari, M.Si
NIP: 19691212 199303 2 002


(Pembimbing I)


2. Irhamah, M.Si, Ph.D
NIP: 19780406 200112 2 002

(Pembimbing II)


3. Dr. Brodjol Sutjiyo Suprih Ulama, M.Si
NIP: 19660125 199002 1 001

(Penguji)


4. Dr. Bambang Wijanarko Otok, M.Si
NIP: 19681124 199412 1 001

(Penguji)


5. Dr. Titi Kanti Lestari, SE, M.Com
NIP: 19611231 198312 2 001

(Penguji)

Direktur Pascasarjana


Prof. Ir. Djauhar Mantaat, M.Sc, Ph.D
NIP: 19601202 198701 1 001

PROGRAM
PASCASARJANA

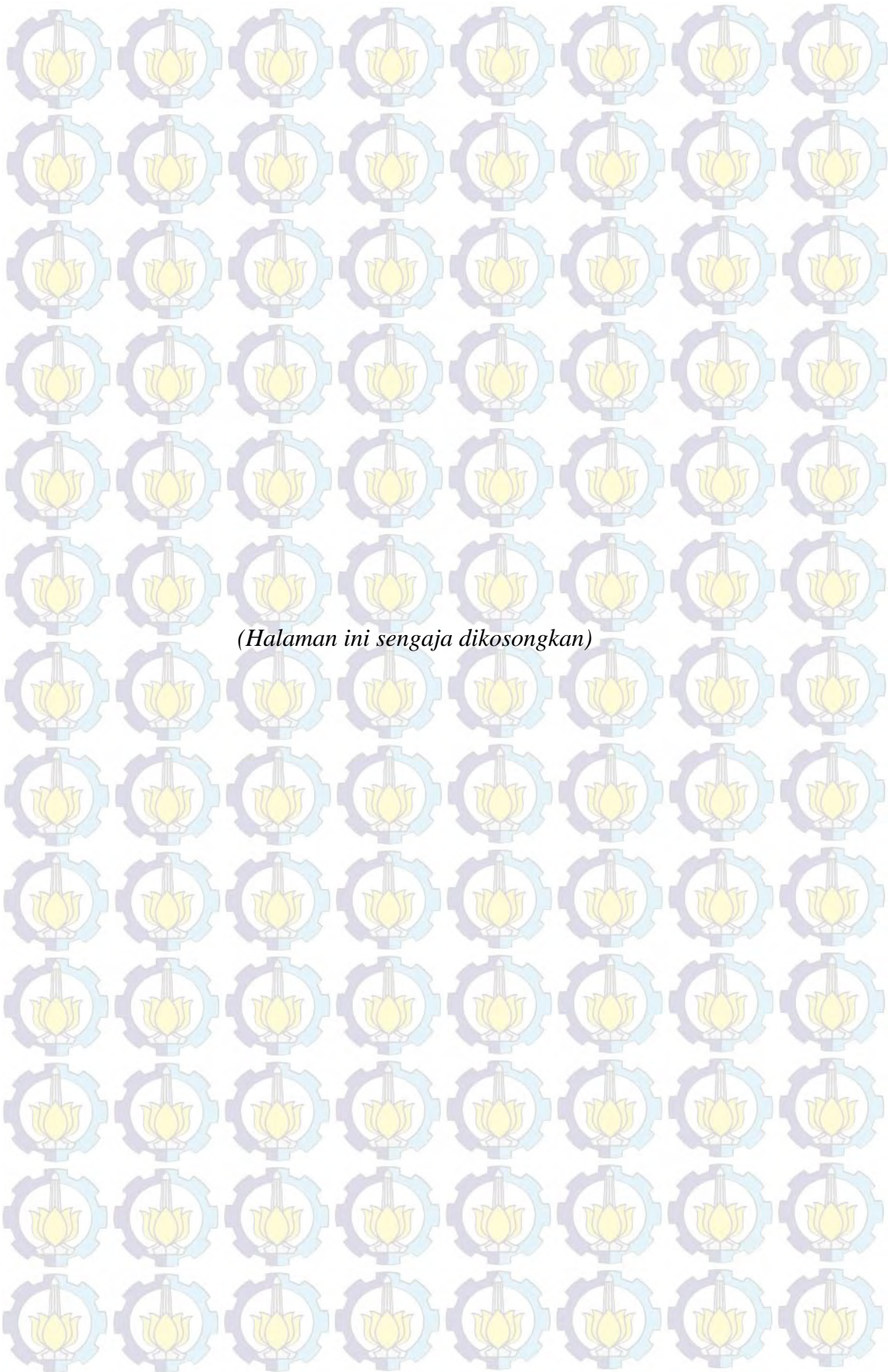
DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR TABEL.....	xv
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xix
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Permasalahan	6
1.3 Tujuan Penelitian	7
1.4 Manfaat Penelitian	7
1.5 Batasan Permasalahan.....	7
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 <i>Small Area Estimation</i> (SAE)	9
2.2 Teorema Bayesien.....	12
2.3 <i>Artificial Neural Network</i> (ANN)	16
2.3.1 <i>Feed-Forward Neural Network</i> (FFNN)	18
2.3.2 Fungsi Aktivasi	20
2.4 Metode HB dan HBNN dalam SAE	20
2.5 Kemiskinan	24
2.6 Angka Putus Sekolah (APTS).....	28
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....	31
3.1 Sumber Data.....	31
3.2 Variabel Penelitian.....	31
3.3 Definisi Operasional Variabel Penelitian.....	31
3.4 Langkah-Langkah Penelitian	32

BAB 4	HASIL DAN PEMBAHASAN	35
4.1	Gambaran Umum Provinsi Jawa Timur	35
4.2	Estimasi Angka Putus Sekolah (APTS) Wajib Belajar (Wajar) 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode <i>Hierarchical Bayesian</i> (HB)	38
4.3	Estimasi Angka Putus Sekolah (APTS) Wajib Belajar (Wajar) 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode <i>Hierarchical Bayesian Neural Network</i> (HBNN)	46
4.4	Estimasi Angka Putus Sekolah (APTS) Wajib Belajar (Wajar) 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode <i>Hierarchical Bayesian Neural Network</i> (HBNN) Tanpa Bias	54
4.5	Perbandingan Hasil Estimasi Angka Putus Sekolah (APTS) Wajib Belajar (Wajar) 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode <i>Hierarchical Bayesian</i> (HB) dan <i>Hierarchical Bayesian Neural Network</i> (HBNN) Tanpa Bias	60
BAB 5	KESIMPULAN DAN SARAN	65
5.1	Kesimpulan	65
5.2	Saran	66
	DAFTAR PUSTAKA	67
	LAMPIRAN	71
	BIOGRAFI PENULIS	117

DAFTAR TABEL

Tabel	Judul	Halaman
4.1	Nilai Statistik Deskriptif Variabel Prediktor.....	38
4.2	Jumlah <i>Burn-in</i> , Iterasi, dan <i>Thin</i> yang Digunakan Untuk Mencapai Rantai Markov yang Konvergen (Metode HB).....	40
4.3	Estimasi Parameter APTS Wajib Belajar 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode HB dan DIC.....	43
4.4	Hasil Estimasi APTS Wajib Belajar 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode HB Model C...	45
4.5	Jumlah <i>Burn-in</i> , Iterasi, dan <i>Thin</i> yang Digunakan Untuk Mencapai Rantai Markov yang Konvergen (Metode HBNN).....	47
4.6	Estimasi Parameter APTS Wajib Belajar 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode HBNN dan DIC.....	52
4.7	Hasil Estimasi APTS Wajib Belajar 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode HBNN Model B.....	53
4.8	Jumlah <i>Burn-in</i> , Iterasi, dan <i>Thin</i> yang Digunakan Untuk Mencapai Rantai Markov yang Konvergen (Metode HBNN Tanpa Bias).....	55
4.9	Estimasi Parameter APTS Wajib Belajar 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode HBNN Tanpa Bias dan DIC.....	58
4.10	Hasil Estimasi APTS Wajib Belajar 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode HBNN Tanpa Bias Model C.....	59



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Judul	Halaman
2.1	Struktur sederhana sebuah neuron	16
2.2	Arsitektur FFNN dengan satu <i>hidden layer</i> , p unit input, q unit neuron/node pada <i>hidden layer</i> , dan satu unit neuron/node pada <i>output layer</i>	19
2.3	Fungsi logistik sigmoid.....	20
4.1	Peta Provinsi Jawa Timur	35
4.2	<i>Trace plot</i> , <i>density plot</i> , dan plot autokorelasi model A dengan HB	41
4.3	<i>Trace plot</i> , <i>density plot</i> , dan plot autokorelasi model B dengan HB	41
4.4	<i>Trace plot</i> , <i>density plot</i> , dan plot autokorelasi model C dengan HB	41
4.5	<i>Trace plot</i> , <i>density plot</i> , dan plot autokorelasi model D dengan HB	42
4.6	<i>Trace plot</i> , <i>density plot</i> , dan plot autokorelasi model E dengan HB	42
4.7	<i>Trace plot</i> , <i>density plot</i> , dan plot autokorelasi model F dengan HB	42
4.8	<i>Trace plot</i> , <i>density plot</i> , dan plot autokorelasi model G dengan HB	43
4.9	Peta persebaran APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 Tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HB model C.....	46
4.10	<i>Trace plot</i> , <i>density plot</i> , dan plot autokorelasi model A dengan HBNN	48
4.11	<i>Trace plot</i> , <i>density plot</i> , dan plot autokorelasi model B dengan HBNN	48
4.12	<i>Trace plot</i> , <i>density plot</i> , dan plot autokorelasi model C dengan HBNN	49

4.13	<i>Trace plot, dencity plot,</i> dan plot autokorelasi model D dengan HBNN	49
4.14	<i>Trace plot, dencity plot,</i> dan plot autokorelasi model E dengan HBNN	50
4.15	<i>Trace plot, dencity plot,</i> dan plot autokorelasi model F dengan HBNN	50
4.16	<i>Trace plot, dencity plot,</i> dan plot autokorelasi model G dengan HBNN	51
4.17	Peta persebaran APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 Tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HBNN model B.	54
4.18	<i>Trace plot, dencity plot,</i> dan plot autokorelasi model A dengan HBNN Tanpa Bias.....	56
4.19	<i>Trace plot, dencity plot,</i> dan plot autokorelasi model C dengan HBNN Tanpa Bias.....	56
4.20	<i>Trace plot, dencity plot,</i> dan plot autokorelasi model D dengan HBNN Tanpa Bias.....	56
4.21	<i>Trace plot, dencity plot,</i> dan plot autokorelasi model E dengan HBNN Tanpa Bias.....	57
4.22	<i>Trace plot, dencity plot,</i> dan plot autokorelasi model F dengan HBNN Tanpa Bias.....	57
4.23	<i>Trace plot, dencity plot,</i> dan plot autokorelasi model G dengan HBNN Tanpa Bias.....	57
4.24	Peta persebaran APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 Tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HBNN Tanpa Bias model C	60
4.25	Perbandingan hasil estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan HB, HBNN Tanpa Bias, dan estimasi langsung.....	61

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT karena atas berkat rahmat dan hidayah-Nya penulis diperkenankan menyelesaikan tesis yang berjudul **“*Small Area Estimation* dengan Pendekatan *Hierarchical Bayesian Neural Network* Untuk Kasus Anak Putus Sekolah dari Rumah Tangga Miskin Di Provinsi Jawa Timur”** dengan baik dan tepat waktu.

Keberhasilan penyusunan tesis ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, petunjuk, dan dukungan dari berbagai pihak. Sehubungan dengan itu, teriring rasa syukur dan doa, penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Badan Pusat Statistik (BPS) yang telah memberi kesempatan serta beasiswa kepada penulis untuk melanjutkan studi program S2 di ITS.
2. Ibu Dr. Kartika Fithriasari, M.Si, dan Ibu Irhamah, M.Si, Ph.D selaku dosen pembimbing yang ditengah segala kesibukannya dapat meluangkan waktu untuk memberikan bimbingan, saran, masukan, serta motivasi selama penyusunan tesis ini.
3. Bapak Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si, Bapak Dr. Bambang Widjanarko Otok, M.Si, dan Ibu Dr. Titi Kanti Lestari, SE, M.Com selaku penguji yang telah banyak memberikan saran dan masukan untuk menjadikan tesis ini menjadi lebih baik.
4. Bapak Dr. Suhartono, M.Sc selaku Ketua Jurusan Statistika dan Bapak Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, S.Si, M.Si selaku Ketua Program Studi Pascasarjana Jurusan Statistika FMIPA ITS atas arahan dan bantuannya selama penulis menempuh pendidikan di Program Magister Jurusan Statistika ITS.
5. Bapak Dr. Purhadi, M.Sc selaku dosen wali, seluruh Bapak/Ibu dosen pengajar yang telah memberikan ilmu dan pengalaman yang bermanfaat kepada penulis, serta segenap karyawan dan keluarga besar Jurusan Statistika FMIPA ITS atas segala dukungan dan bantuannya.
6. Kedua orangtua tercinta yang telah membesarkan, mendidik, dan mendoakan penulis tanpa henti. Kakak dan kakak ipar, serta seluruh keluarga atas segala dorongan, semangat, serta doa dalam proses penulisan tesis ini.

7. Teman-teman kos ARH48: Mbak Santi, Mbak Yani, Mbak Dian, Kak Nike, Mbak Widi, dan Yanti. Terima kasih untuk segala bantuan, kerjasama, keceriaan, dan kebersamaannya selama ini. Tiada kata yang dapat menggambarkan betapa beruntungnya telah bertemu kalian semua.
8. Teman-teman BPS angkatan 8: Mas Ali selaku Ketua Kelas, Mbak Afni selaku Bendahara kelas, Vivin, Maul, Mbak Nita, Mas Aan, Mas Mur, Fatih, Mas Duto, Bang Rory, Bang Henri, dan Bang Zablin. Terima kasih atas segala bantuan, kebersamaan, dan kekompakannya selama menjalani pendidikan di ITS. Senang dapat bertemu dan mengenal teman-teman semua dan semoga dapat berjumpa lagi di lain kesempatan.
9. Mas Rindang, Mas Syahrul, dan Mas Arip atas kesediaannya berbagi ilmu mengenai *Small Area Estimation*, *Bayesian*, dan *Neural Network*.
10. Teman-teman reguler angkatan 2014, Pak Irul, Shinhwa, serta semua pihak yang tidak bisa disebutkan satu per satu. Penulis menyampaikan rasa terima kasih atas kritik, saran, dan masukannya.

Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, kritik maupun saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan tesis ini. Akhirnya, penulis berharap mudah-mudahan tesis ini bermanfaat untuk semua pihak yang memerlukan.

Surabaya, Januari 2016

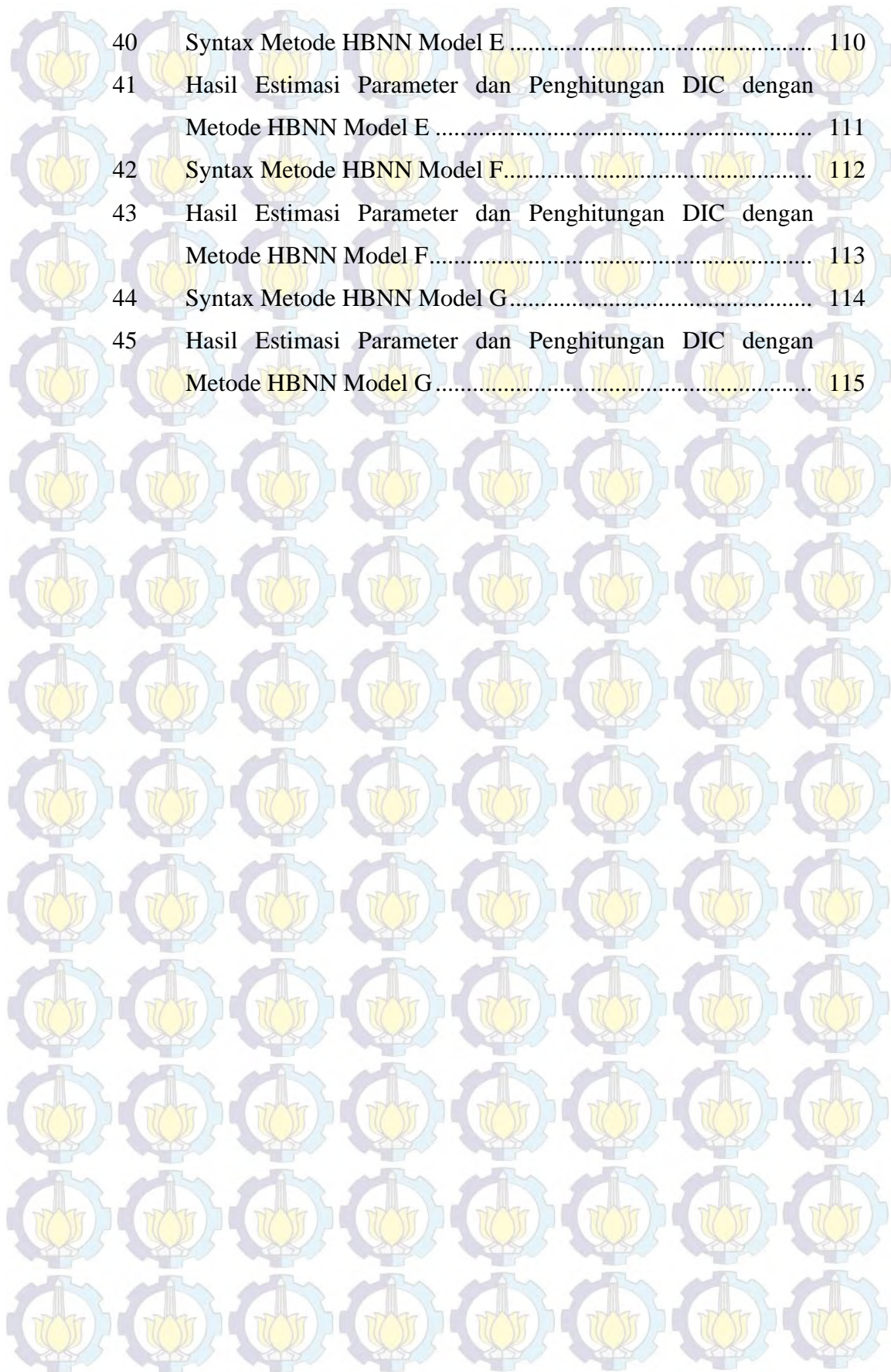
Penulis

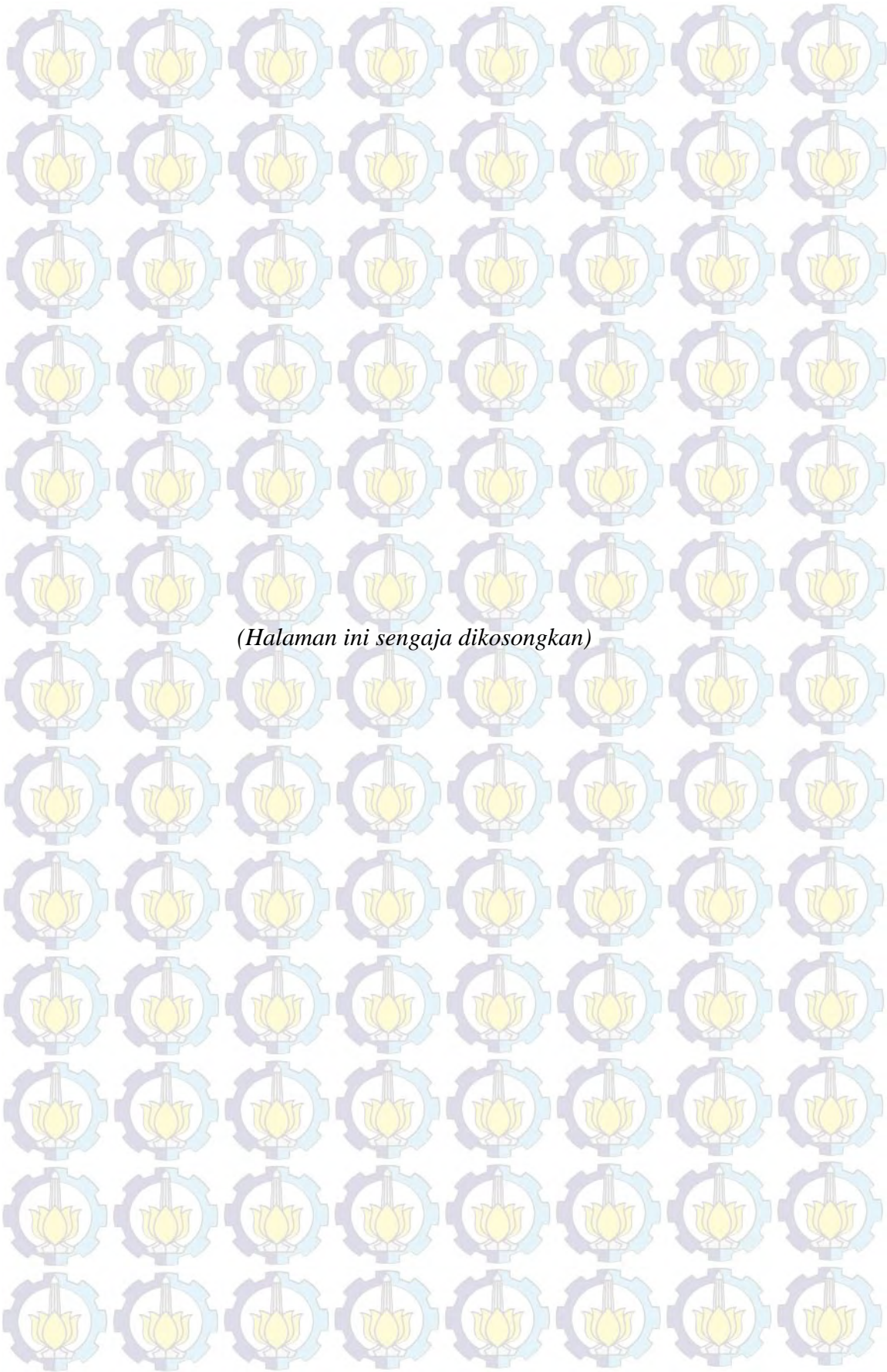
DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran	Judul	Halaman
1	Jumlah dan Persentase Penduduk Miskin, Indeks Kedalaman Kemiskinan, Indeks Keparahan Kemiskinan, dan Garis Kemiskinan Menurut Kabupaten/Kota Tahun 2013	71
2	Variabel yang Digunakan dalam Penelitian	72
3	Statistik Deskriptif Variabel Prediktor yang Digunakan Dalam Penelitian	73
4	Syntax Metode HB Model A	74
5	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB Model A	75
6	Syntax Metode HB Model B	76
7	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB Model B	77
8	Syntax Metode HB Model C	78
9	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB Model C	79
10	Syntax Metode HB Model D	80
11	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB Model D	81
12	Syntax Metode HB Model E	82
13	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB Model E	83
14	Syntax Metode HB Model F	84
15	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB Model F	85
16	Syntax Metode HB Model G	86
17	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB Model G	87
18	Syntax Metode HBNN Model A	88

19	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model A	89
20	Syntax Metode HBNN Model B.....	90
21	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model B.....	91
22	Syntax Metode HBNN Model C.....	92
23	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model C.....	93
24	Syntax Metode HBNN Model D	94
25	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model D	95
26	Syntax Metode HBNN Model E.....	96
27	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model E.....	97
28	Syntax Metode HBNN Model F	98
29	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model F	99
30	Syntax Metode HBNN Model G	100
31	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model G	101
32	Syntax Metode HBNN Model A	102
33	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model A	103
34	Syntax Metode HBNN Model B.....	104
35	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model B.....	105
36	Syntax Metode HBNN Model C.....	106
37	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model C.....	107
38	Syntax Metode HBNN Model D	108
39	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model D	109

40	Syntax Metode HBNN Model E	110
41	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model E	111
42	Syntax Metode HBNN Model F.....	112
43	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model F.....	113
44	Syntax Metode HBNN Model G.....	114
45	Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model G.....	115





(Halaman ini sengaja dikosongkan)

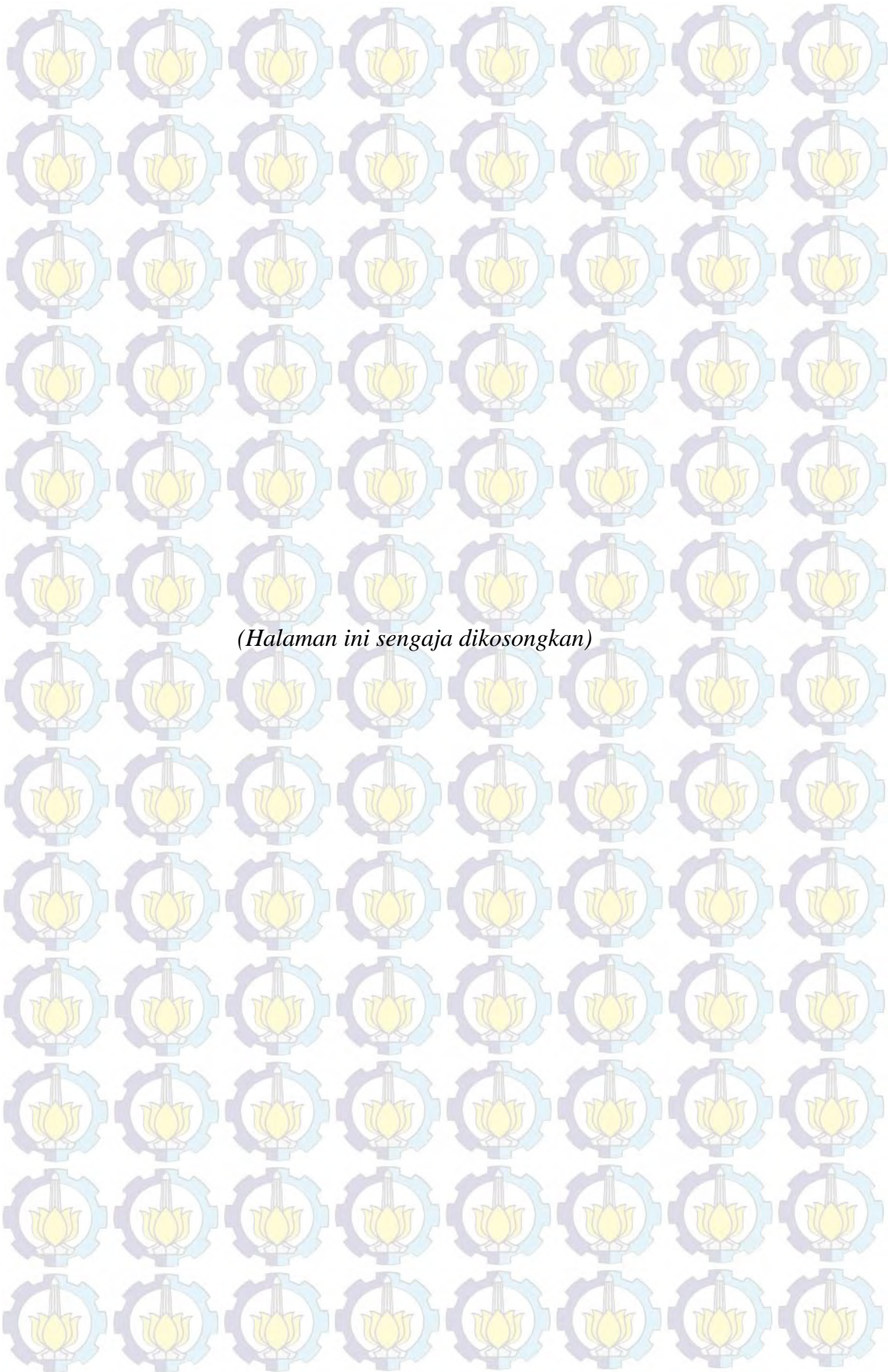
**SMALL AREA ESTIMATION DENGAN PENDEKATAN
HIERARCHICAL BAYESIAN NEURAL NETWORK
UNTUK KASUS ANAK PUTUS SEKOLAH
DARI RUMAH TANGGA MISKIN
DI PROVINSI JAWA TIMUR**

Nama Mahasiswa : Amalia Noviani
NRP : 1314201703
Pembimbing : Dr. Kartika Fithriasari, M.Si
Irhamah, M.Si, Ph.D

ABSTRAK

Propinsi Jawa Timur merupakan salah satu propinsi yang dianggap telah berhasil menjalankan program Wajib Belajar 9 tahun. Namun demikian, menurut Dinas Pendidikan Propinsi Jawa Timur, untuk tahun ajaran 2011/2012, jumlah siswa dalam masa Wajib Belajar (Wajar) 9 tahun yang putus sekolah masih mencapai 13.080 orang anak. Salah satu alasan putus sekolah adalah faktor ekonomi keluarga. Oleh karena itu dipandang perlu untuk mengestimasi Angka Putus Sekolah (APTS) Wajar 9 tahun anak 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin agar dapat dijadikan pertimbangan dalam pengambilan kebijakan oleh pemerintah daerah. Estimasi APTS Wajar 9 tahun anak 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin tidak dapat dilakukan secara langsung karena jumlah sampel tidak mencukupi sehingga harus digunakan teknik *Small Area Estimation* (SAE). APTS merupakan proporsi anak menurut kelompok usia sekolah yang sudah tidak bersekolah lagi atau yang tidak menamatkan suatu jenjang pendidikan tertentu. Dari definisi ini diperoleh informasi bahwa anak usia sekolah terbagi menjadi dua, yaitu tidak bersekolah lagi atau tidak menamatkan suatu jenjang pendidikan tertentu serta masih bersekolah. Berdasarkan keterangan tersebut, diketahui bahwa variabel respon pada penelitian ini merupakan data biner sehingga metode SAE yang digunakan adalah metode *Hierarchical Bayesian* (HB). Selain menggunakan metode HB, pada penelitian juga akan digunakan metode *Hierarchical Bayesian Neural Networks* (HBNN) yang merupakan pengembangan dari metode HB. Penambahan *Neural Network* (NN) ini dilatarbelakangi tidak diketahuinya bentuk kurva antara nilai sebenarnya dari APTS anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan variabel prediktor yang digunakan. Seperti yang telah diketahui, NN adalah alat yang sangat baik untuk mengatasi masalah pemodelan apabila bentuk hubungan eksplisit antar variable tidak diketahui. Setelah dibandingkan dengan model HB, diketahui bahwa model HBNN lebih baik dibandingkan model HB karena memiliki nilai DIC yang lebih kecil.

Kata Kunci: *Small Area Estimation*, Anak Putus Sekolah, Rumah Tangga Miskin, *Bayesian*, *Neural Network*



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

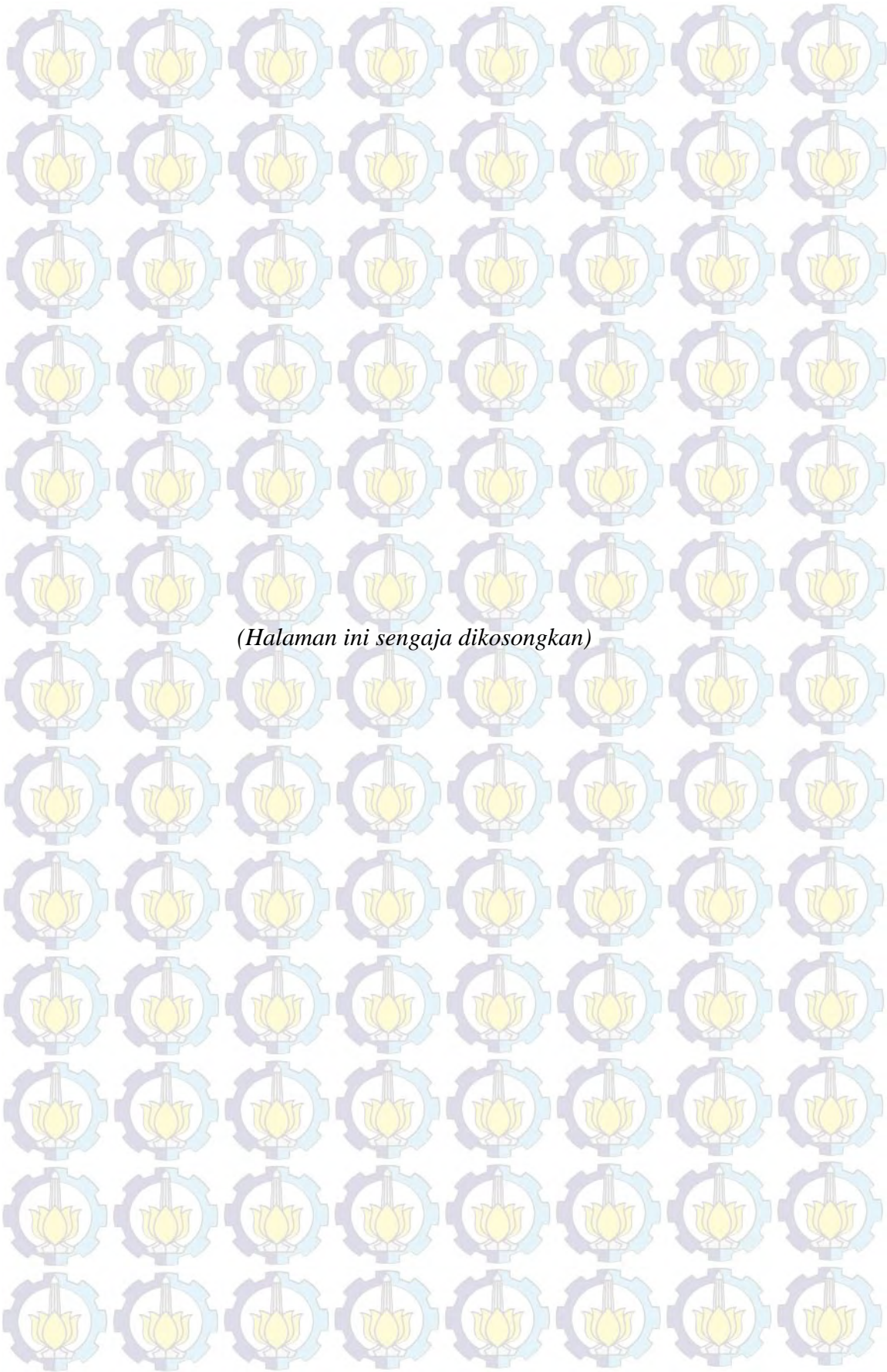
SMALL AREA ESTIMATION WITH HIERARCHICAL BAYESIAN NEURAL NETWORK APPROACH FOR CASE DROPOUT CHILDREN IN POVERTY IN EAST JAVA PROVINCE

Name : Amalia Noviani
NRP : 1314201703
Supervisors : Dr. Kartika Fithriasari, M.Si
Irhamah, M.Si, Ph.D

ABSTRACT

East Java Province is one province that is considered to have successfully run a 9-year compulsory education program. However, according to the Education Office of East Java Province, for the academic year 2011/2012, the number of students in a period of 9 years compulsory school dropouts still reached 13,080 children. One of many reasons for dropping out of school is a family economic factor. Therefore, it is necessary to estimate dropouts rate children 7 – 15 years old from poor households in order to be taken into consideration in policy making by local government. Since dropout rate of children 7 – 15 years old from poor households cannot be done directly because of insufficient sample size, technique of Small Area Estimation (SAE) is taken into consideration. Dropout rate is the proportion of children under school age group who are no longer attending school or who do not complete a certain education level. Information obtained from this definition that school-age children are divided into two, that is no longer in school or do not complete a certain level of education and are still in school. Based on these descriptions, it is known that the response variable in this study is a binary data so that the SAE method used is the method Hierarchical Bayesian (HB). In addition to using the HB method, the research will also be used Hierarchical Bayesian Neural Networks (HBNN) which is the development of HB method. The Neural Network (NN) is added because the curve of true value of APTS children aged 7-15 years from poor households and predictor variables unknown. As already known, NN is an powerful tool for modelling problems for which the explicit form of the relationships among certain variables is not known. After compared with HB models, it is known that the model HBNN better than HB models because it has a smaller value of DIC.

Keywords: *Small Area Estimation*, Dropout Children, Household in Poverty, *Bayesian, Neural Network*



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Salah satu tujuan negara yang tercantum dalam Pembukaan UUD 1945 adalah mencerdaskan kehidupan bangsa. Selain itu, tugas pembangunan yang semakin berat juga menuntut peningkatan mutu sumber daya manusia (SDM) dan tidak hanya mengandalkan modal sumber daya alam (SDA). Hal ini mendorong pemerintah untuk terus meningkatkan mutu pendidikan mulai dari pemberian kesempatan seluas-luasnya kepada masyarakat untuk menggapai pendidikan terutama pada tingkat dasar, peningkatan kualitas dan kuantitas sarana maupun prasarana pendidikan, hingga peningkatan anggaran pendidikan hingga mencapai 20 persen dari Anggaran Pendapatan dan Belanja Negara (APBN).

Upaya yang telah dilakukan oleh pemerintah tersebut mengantarkan Indonesia mencapai kemajuan luar biasa untuk pencapaian *Millenium Development Goals* (MDG) di bidang pendidikan dasar universal dan kesetaraan gender. Namun demikian, masih terdapat sekitar 2,3 juta anak usia 7 – 15 tahun yang tidak bersekolah. Di Provinsi Jawa Tengah, Jawa Timur, dan Jawa Barat, dimana terdapat sebagian besar penduduk Indonesia bermukim, terdapat 42% anak putus sekolah (UNICEF, 2012).

Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi yang dianggap telah berhasil menjalankan program Wajib Belajar 9 tahun. Hal ini terbukti dengan masuknya Provinsi Jawa Timur dalam salah satu provinsi rintisan Wajib Belajar 12 tahun. Namun demikian ternyata menurut Dinas Pendidikan Provinsi Jawa Timur, untuk tahun ajaran 2011/2012, jumlah siswa dalam masa Wajib Belajar 9 tahun yang putus sekolah masih mencapai 13.080 orang anak. Pada tahun ajaran 2012/2013, jumlah anak putus sekolah pada tingkat pendidikan dasar sejumlah 4.848 orang atau sekitar 0,11%, selanjutnya pada tingkat menengah pertama sejumlah 6.858 orang atau 0,38% dan pada tingkat menengah atas sejumlah 8.806 orang atau 0,67% (Dinas Pendidikan, 2014).

Salah satu faktor yang mempengaruhi keputusan putus sekolah adalah faktor ekonomi keluarga. Hasil penelitian tentang analisis putus sekolah di SD dan SMP yang dilakukan oleh Badan Pusat Statistik (1982) serta penelitian yang dilakukan oleh Santoso di daerah pedesaan di Jawa Timur (dalam Badan Pusat Statistik, 1982) menunjukkan bahwa keterbatasan biaya merupakan alasan yang dikemukakan oleh sekitar 50 persen responden. Mujtahidien, Manajer Fundraising Yayasan Amal Khair Yasmin dalam workshop pendidikan gratis di Jakarta menyebutkan bahwa anak usia sekolah yang berasal dari keluarga kurang mampu memiliki kemungkinan putus sekolah empat kali lebih besar daripada mereka yang berasal dari keluarga berkecukupan (Sulistyoningrum, 2015). Penelitian oleh *National Center for Education Statistics* (NCES) juga menyebutkan bahwa di Amerika Serikat, anak usia sekolah dari keluarga berpenghasilan rendah memiliki kemungkinan untuk putus sekolah di tingkat sekolah menengah atas lima kali lebih tinggi daripada yang berasal dari keluarga berpenghasilan menengah dan enam kali lebih tinggi daripada anak usia sekolah yang berasal dari keluarga berpenghasilan tinggi (Sikhan, 2013).

Dari penjelasan di atas, diperoleh gambaran pentingnya informasi mengenai anak putus sekolah, dalam hal ini Angka Putus Sekolah (APTS) anak usia sekolah dari rumah tangga miskin sehingga dapat dijadikan pertimbangan dalam pengambilan kebijakan yang berhubungan dengan pendidikan untuk anak usia sekolah khususnya yang berasal dari rumah tangga miskin. Badan Pusat Statistik (BPS) mendefinisikan APTS sebagai proporsi anak menurut kelompok usia sekolah yang sudah tidak bersekolah lagi atau yang tidak menamatkan suatu jenjang pendidikan tertentu, dalam hal ini Wajib Belajar 9 tahun. Kelompok usia sekolah yang dimaksud dalam penelitian ini adalah kelompok usia sekolah Wajib Belajar 9 tahun, yaitu 7 – 15 tahun. Adapun suatu rumah tangga digolongkan sebagai rumah tangga miskin apabila pendapatan mereka kurang dari yang diperlukan untuk memenuhi kebutuhan minimum untuk hidup layak atau dalam hal ini digambarkan dengan garis kemiskinan (GK). GK ditetapkan setiap tahun dan besarnya berbeda untuk masing-masing kabupaten/kota. GK untuk masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur tahun 2013 disajikan dalam Lampiran 1.

Penghitungan rumah tangga miskin sampai dengan level kabupaten/kota dilakukan setiap tahun dari hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas), begitu pula dengan APTS. Namun demikian, APTS anak usia sekolah dari rumah tangga miskin tidak dapat dihasilkan secara langsung dari hasil Susenas. Hal ini disebabkan Susenas dirancang untuk menghasilkan indikator sampai dengan level kabupaten/kota, sementara indikator yang akan diestimasi pada penelitian ini walaupun hanya sampai level kabupaten/kota namun hanya untuk sub populasi tertentu. Sebagaimana yang dinyatakan oleh Ghosh dan Rao (1994), survei biasanya dirancang untuk menghasilkan estimasi parameter pada area luas, sehingga apabila digunakan untuk estimasi area kecil maka jumlah sampel menjadi tidak memadai. Ukuran sampel yang tidak memadai ini membuat estimasi secara langsung menghasilkan *standard error* yang besar, sehingga analisis yang didasarkan pada kondisi tersebut menjadi tidak dapat dipercaya.

Salah satu solusi untuk mengatasi masalah diatas adalah dengan menambah jumlah sampel dengan konsekuensi penambahan waktu dan biaya pelaksanaan survei yang bersangkutan. Alternatif solusi lainnya yang dapat digunakan adalah mengoptimalkan data yang tersedia sehingga dapat memberikan tingkat akurasi yang lebih baik yaitu dengan mengkombinasikan data survei dengan data pendukung lain (Rao, 2003). Salah satu metode yang sering digunakan adalah *Small Area Estimation* (SAE). SAE adalah suatu teknik statistik untuk menduga parameter subpopulasi dengan ukuran sampel yang relatif kecil (Rao, 2003).

Istilah *small area* dalam SAE biasa digunakan untuk menunjukkan suatu bagian dari populasi atau bagian dari suatu wilayah geografis seperti provinsi, kabupaten/kota, kecamatan, kelurahan/desa atau blok sensus. Istilah ini juga dapat digunakan untuk menggambarkan pengelompokan seperti kelompok umur, jenis kelamin, atau suku bangsa tertentu dari sekelompok penduduk di dalam suatu wilayah geografis yang besar. Definisi area seperti ini terdapat dalam penelitian yang salah satunya dilakukan oleh Hidiroglou, Singh, dan Hamel (2007) dalam Hidiroglou (2007), yaitu mengenai proporsi penyalahgunaan alkohol di British Columbia berdasarkan wilayah kesehatan dan kelompok umur-jenis kelamin. Estimasi APTS anak usia sekolah dari rumah tangga miskin pada level

kabupaten/kota ini dilakukan dengan metode SAE karena menggunakan data (dalam hal ini yaitu variabel prediktor) level kabupaten untuk menduga APTS sub-populasi tertentu (dalam hal ini kategori miskin) dalam suatu kabupaten/kota.

Sejarah mengenai statistik area kecil telah dimulai beberapa abad yang lalu. Hal ini terbukti dengan penggunaan statistik sejenis di Inggris pada abad 11 dan di Kanada pada abad 17 (Brackstone, 1987 dalam Rao, 2003). Pada awalnya, penghitungan statistik area kecil hanya menggunakan data yang berasal dari sensus atau catatan administrasi yang bertujuan untuk memperoleh data lengkap. Peralihan metode pengumpulan data dari sensus menjadi survei menimbulkan permasalahan dalam penghitungan statistik area kecil. Untuk melakukan estimasi wilayah kecil dengan tingkat presisi yang cukup, seringkali diperlukan penggunaan estimator tidak langsung yang dapat meminjam kekuatan, yaitu dengan menggunakan nilai variabel yang diamati dari area terkait dan atau nilai dari periode waktu tertentu sehingga dapat meningkatkan efektivitas dari jumlah sampel.

Metode yang banyak dikenal untuk melakukan SAE adalah *Empirical Best Linear Unbiased Prediction (EBLUP)*, *Empirical Bayes (EB)*, dan *Hierarchical Bayes (HB)*. Metode EBLUP dapat diterapkan untuk *linear mixed models* yang cocok digunakan apabila variabel respon merupakan variabel kontinu. Penelitian dengan menggunakan metode EBLUP antara lain dilakukan oleh Krieg, Blaess, dan Smeets (2012), Song (2011), dan Arrosid (2014). Sedangkan metode EB dan HB penerapannya lebih umum karena selain dapat diterapkan untuk *linear mixed models*, metode ini juga dapat digunakan untuk menangani model untuk data biner dan data cacahan. Penelitian dengan menggunakan metode ini antara lain dilakukan oleh Datta, Day, dan Basawa (1999), Datta, Lahiri, dan Maiti (2002), dan Bukhari (2015). Rao (2003) juga menjelaskan beberapa contoh penggunaan ketiga metode tersebut dalam bukunya.

Seperti yang telah disebutkan sebelumnya, APTS merupakan proporsi anak menurut kelompok usia sekolah yang sudah tidak bersekolah lagi atau yang tidak menamatkan suatu jenjang pendidikan tertentu. Dari definisi ini diperoleh informasi bahwa anak usia sekolah terbagi menjadi dua, yaitu tidak bersekolah lagi atau tidak menamatkan suatu jenjang pendidikan tertentu serta masih

bersekolah. Berdasarkan keterangan tersebut, diketahui bahwa variabel respon pada penelitian ini merupakan data biner sehingga metode SAE yang digunakan adalah metode HB. Metode HB lebih dipilih karena metode EB tidak memperhitungkan keragaman dalam pendugaan pada *hyperparameter*. Selain itu terdapat beberapa keuntungan teknik SAE dengan pendekatan HB, yaitu: (1) spesifikasi modelnya langsung dan dapat digunakan untuk memodelkan berbagai sumber variasi yang berbeda, (2) masalah inferensinya relatif lebih jelas dan komputasinya juga relatif lebih mudah dengan menggunakan teknik *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) (Hajarisman, 2013). Adapun yang dimaksud dengan konsep hirarki pada HB dalam SAE ini adalah *random effect* (v_i) diasumsikan mengikuti distribusi tertentu (misal $v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$) dan parameter varians dari *random effect* ini diasumsikan mengikuti distribusi tertentu atau dikenal sebagai *hyperprior* (misal $\sigma_v^{-2} \sim G(a, b)$). Parameter dari *hyperprior* ini (a, b) selanjutnya disebut dengan *hyperparameter*.

Selain menggunakan metode HB, untuk mengestimasi APTS anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin pada penelitian juga akan digunakan metode *Hierarchical Bayesian Neural Networks* (HBNN) yang merupakan pengembangan dari metode HB. Sebelumnya, penerapan HBNN dalam SAE telah dilakukan oleh Ubaidillah, Iriawan, Ulama, dan Fithriasari (2013). Penambahan *Neural Network* (NN) ini dilatarbelakangi tidak diketahuinya bentuk kurva antara nilai sebenarnya dari APTS anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan variabel prediktor yang digunakan. Fausett (1994) menyatakan bahwa NN adalah alat yang sangat baik untuk mengatasi masalah pemodelan apabila bentuk hubungan eksplisit antar variabel tidak diketahui.

NN adalah sistem pengolahan informasi yang memiliki karakteristik kinerja tertentu yang sama dengan jaringan saraf biologis. NN dikembangkan sebagai generalisasi dari model matematika saraf biologis dengan asumsi bahwa pengolahan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana yang disebut neuron, sinyal dilewatkan antara neuron melalui penghubung dimana setiap penghubung memiliki *weight* yang dapat mengalikan sinyal yang ditransmisikan, dan setiap

neuron menerapkan fungsi aktivasi (biasanya nonlinear) pada net input untuk menentukan sinyal output (Fausett, 1994).

Penelitian mengenai penerapan NN dalam hal SAE antara lain telah dilakukan oleh Lecrerc, Nelson, dan Knapp (2000) yaitu untuk kasus kemiskinan. Lecrerc, Nelson, dan Knapp (2000) menyebutkan bahwa dengan terbatasnya data yang dimiliki, penggunaan metode NN akan membantu peneliti untuk mendapatkan suatu model empiris yang dapat digunakan untuk menjalankan simulasi. Penelitian lainnya dilakukan oleh Nuraeni (2008) yang menggunakan teknik SAE dengan metode *Feed-Forward Neural Network* (FFNN) untuk mendapatkan estimasi tingkat kemiskinan di Kota Surabaya tahun 2002.

1.2 Rumusan Permasalahan

Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, estimasi dengan menggunakan data survei akan memberikan akurasi yang baik hanya pada level yang luas. Oleh karena itu, untuk mengestimasi wilayah kecil diperlukan metode pendugaan yang akan memberikan presisi yang lebih baik, yaitu dengan teknik SAE. Metode HBNN dan HB merupakan metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi APTS anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin untuk level kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur.

Berdasarkan uraian tersebut, maka rumusan permasalahan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana memperoleh estimasi parameter untuk menghitung APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin untuk level kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dengan model HB terbaik?
2. Bagaimana memperoleh estimasi parameter untuk menghitung APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin untuk level kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dengan model HBNN terbaik?
3. Bagaimana perbandingan hasil estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin untuk level kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dengan model HB dan HBNN terbaik?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan permasalahan di atas, tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memperoleh estimasi parameter untuk menghitung APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin untuk level kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dengan model HB terbaik.
2. Memperoleh estimasi parameter untuk menghitung APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin untuk level kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dengan model HBNN terbaik.
3. Membandingkan hasil estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin untuk level kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dengan model HB dan HBNN terbaik.

1.4 Manfaat Penelitian

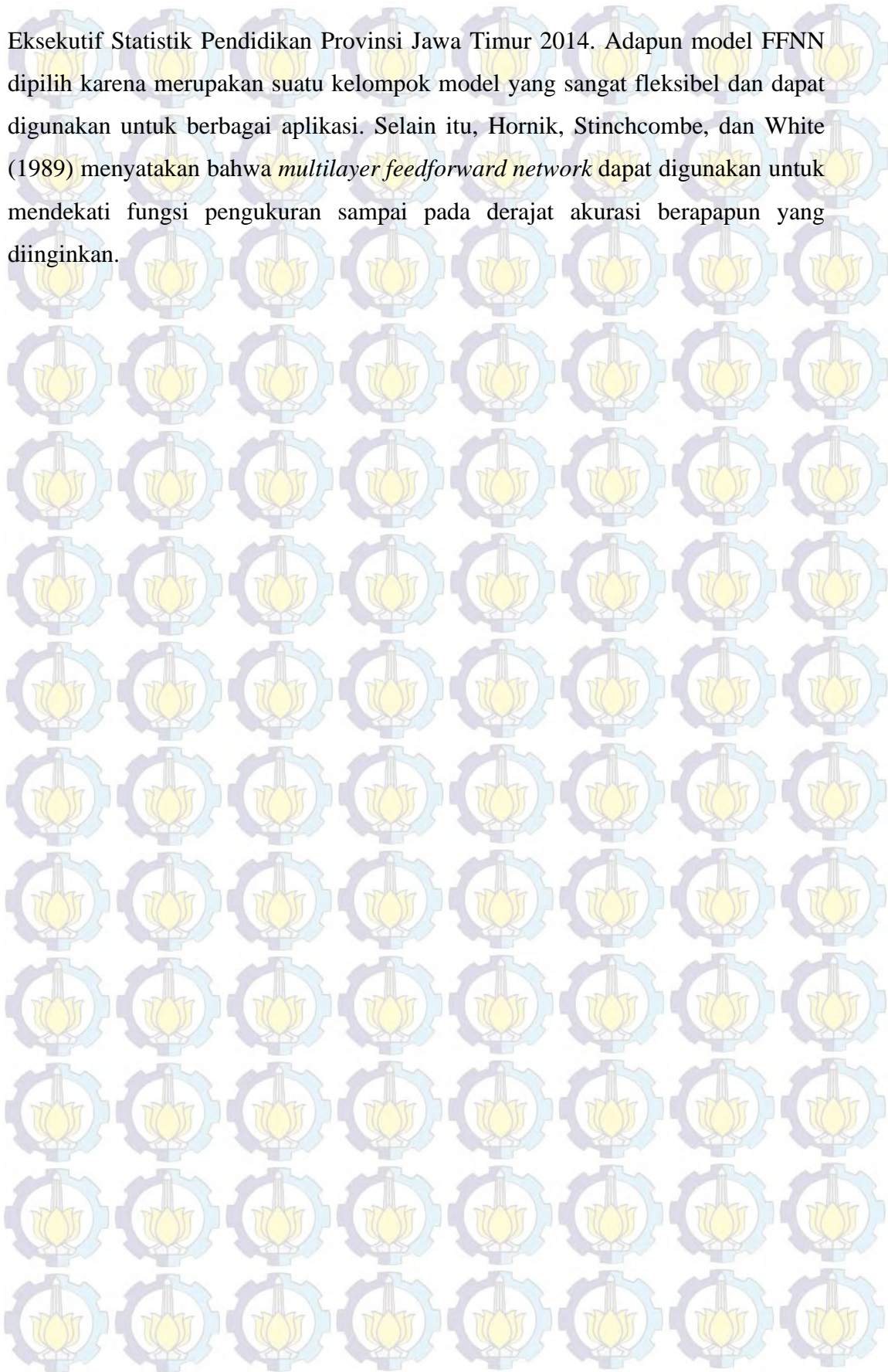
Manfaat yang ingin dicapai dari hasil penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dapat memberikan informasi yang lebih rinci mengenai fenomena anak putus sekolah dari rumah tangga miskin sehingga dapat membantu pemerintah dalam penentuan kebijakan program Wajib Belajar tahun di Provinsi Jawa Timur.
2. Mengembangkan wawasan keilmuan dan ilmu pengetahuan mengenai metode HBNN dan HB serta aplikasinya dalam penghitungan estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia sekolah (7 – 15 tahun) dari rumah tangga miskin untuk level kabupaten/kota.

1.5 Batasan Permasalahan

Penelitian ini dibatasi pada mengaji teknik SAE dengan pendekatan HBNN dan HB, dimana model NN yang digunakan adalah FFNN dengan satu node pada *hidden layer* untuk memperoleh estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia sekolah (7 – 15 tahun) dari rumah tangga miskin untuk level kabupaten/kota dengan menggunakan data hasil Susenas tahun 2013, data yang terdapat dalam Provinsi Jawa Timur Dalam Angka Tahun 2014 serta Laporan

Eksekutif Statistik Pendidikan Provinsi Jawa Timur 2014. Adapun model FFNN dipilih karena merupakan suatu kelompok model yang sangat fleksibel dan dapat digunakan untuk berbagai aplikasi. Selain itu, Hornik, Stinchcombe, dan White (1989) menyatakan bahwa *multilayer feedforward network* dapat digunakan untuk mendekati fungsi pengukuran sampai pada derajat akurasi berapapun yang diinginkan.



BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

1.1 *Small Area Estimation* (SAE)

Atensi terhadap SAE semakin besar seiring dengan meningkatnya permintaan statistik area kecil yang reliable baik dari sektor publik maupun swasta. Istilah *small area/small domain* biasa digunakan untuk menunjukkan suatu *subsets*/bagian dari populasi atau bagian dari suatu wilayah geografis seperti provinsi, kabupaten/kota, kecamatan, kelurahan/desa atau blok sensus. Istilah ini juga dapat digunakan untuk menggambarkan pengelompokan demografis seperti kelompok umur tertentu dari sekelompok penduduk di dalam suatu wilayah geografis yang besar.

Berbagai survei umumnya dirancang untuk menduga parameter populasi untuk area yang besar, seperti level nasional atau provinsi dimana pendugaan parameternya didasarkan pada desain sampling. Hal ini menyebabkan umumnya jumlah sampel kurang/tidak mencukupi untuk menghasilkan penduga langsung (*direct estimation*) yang akurat untuk pendugaan area kecil, meskipun pendugaan secara langsung ini mempunyai sifat yang tidak bias. Untuk menghadapi masalah ini diperlukan penggunaan data tambahan (seperti data sensus) untuk mendapatkan penduga yang akurat atau dapat dipercaya melalui suatu model tertentu. Pendugaan seperti ini disebut juga pendugaan tidak langsung (*indirect estimation*), dalam arti bahwa dugaan tersebut mencakup data dari domain yang lain.

Terdapat dua ide utama yang digunakan untuk mengembangkan model pendugaan parameter *small area* yaitu:

1. Asumsi bahwa keragaman di dalam *small area* variabel respon dapat diterangkan seluruhnya oleh hubungan keragaman yang bersesuaian pada informasi tambahan, yang kemudian disebut model pengaruh tetap (*fixed effect models*).
2. Asumsi keragaman spesifik *small area* tidak dapat diterangkan oleh informasi tambahan dan merupakan pengaruh acak *small area* (*random effect*).

Gabungan dari dua asumsi tersebut membentuk model pengaruh campuran (*mixed models*) (Rao, 2003).

Rao (2003) menyatakan bahwa penggunaan model SAE memberikan beberapa keuntungan yaitu:

1. Diagnostik model dapat digunakan untuk mendeteksi kecocokan dengan data, misalkan menggunakan analisis sisaan.
2. Pengukuran presisi spesifik area dapat diasosiasikan dengan setiap pendugaan setiap area kecil.
3. Model linear campuran dengan pengaruh acak area–spesifik tetap dapat dilakukan, demikian juga untuk struktur data yang cukup kompleks misalkan struktur data time series atau spasial.
4. Pengembangan metode untuk model pengaruh acak dapat dimanfaatkan untuk mencapai akurasi dalam area kecil.

SAE memiliki dua jenis model dasar yaitu model level area dasar (*basic area level model*) dan model level unit dasar (*basic unit level model*) (Rao 2003).

Penjelasan kedua model tersebut adalah sebagai berikut:

1. Model Berbasis Level Area

Model berbasis level area merupakan model yang didasarkan pada ketersediaan data pendukung yang hanya ada untuk level area tertentu.

Misalkan terdapat M area kecil di dalam populasi, maka untuk kepentingan pendugaan area kecil hanya diambil sampel sebanyak m area. Diasumsikan bahwa parameter yang diperhatikan dalam area kecil ke- i , misalkan θ_i dapat dinyatakan sebagai sebuah fungsi yang menghubungkan parameter tersebut dengan variabel bebas yang diukur dari area kecil yaitu

$\mathbf{z}_i = (z_{1i}, z_{2i}, \dots, z_{pi})^T$. Model linear yang menjelaskan hubungan tersebut adalah:

$$\theta_i = \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\beta} + b_i v_i \quad (2.1)$$

dimana:

$\boldsymbol{\beta} : (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)^T$ adalah vektor koefisien regresi berukuran $p \times 1$

p : banyaknya variabel prediktor

i : area, $i = 1, 2, \dots, m$

m : banyaknya area

b_i : konstanta positif yang diketahui

v_i : pengaruh acak area spesifik yang diasumsikan memiliki distribusi

$$v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$$

Estimator θ_i dapat diketahui dengan mengasumsikan bahwa model estimator langsung telah tersedia yaitu:

$$\hat{\theta}_i = \theta_i + e_i \quad (2.2)$$

dengan $e_i \sim N(0, \sigma_e^2)$ dan σ_e^2 diketahui.

Rao (2003) menjelaskan bahwa model SAE untuk level area terdiri dari dua komponen model yaitu komponen model pendugaan langsung dan pendugaan tidak langsung. Kombinasi model pendugaan langsung (2.2) dan tak langsung (2.1) dikenal sebagai *Generalized Linear Mixed Model* sebagai berikut:

$$\theta_i = z_i^T \beta + b_i v_i + e_i \quad (2.3)$$

Model pada persamaan (2.3) di atas dikenal sebagai model Fay-Herriot, dimana keragaman variabel respon di dalam area kecil diasumsikan dapat diterangkan oleh hubungan variabel respon dengan informasi tambahan yang disebut sebagai model pengaruh tetap. Selain itu terdapat komponen keragaman spesifik area kecil yang disebut sebagai komponen pengaruh acak area kecil. Gabungan dari dua asumsi tersebut membentuk model pengaruh campuran.

2. Model Berbasis Level Unit

Model berbasis level unit merupakan suatu model dimana data-data pendukung yang tersedia bersesuaian secara individu dengan data respon, misal $x_i = (x_{ia1}, x_{ia2}, \dots, x_{iap})^T$. Variabel respon y_{ij} diasumsikan memiliki hubungan dengan x_{il} melalui model:

$$y_{ia} = x_{ia}^T \beta + v_i + e_{il} \quad (2.4)$$

dimana:

p : banyaknya variabel prediktor

a : anggota rumah tangga/individu pada area ke- i , $a = 1, 2, \dots, n_i$

i : area, $i = 1, 2, \dots, m$

n_i : banyaknya anggota rumah tangga/individu di area ke- i

m : banyaknya area

v_i : pengaruh acak area yang diasumsikan merupakan variabel acak bersifat *iid*

$$e_{ia} = k_{ia} \times \tilde{e}_{ia} \quad (2.5)$$

k_{ia} : konstanta

\tilde{e}_{ia} : variabel acak yang bersifat *iid* dan bebas terhadap v_i , dimana $E_m(\tilde{e}_{ia}) =$

$$0 \text{ dan } V_{em}(\tilde{e}_{ia}) = \sigma_e^2$$

v_i dan e_{ia} seringkali diasumsikan memiliki distribusi peluang normal.

Penelitian ini menggunakan model berbasis area level dengan pertimbangan ketersediaan data pada level unit hanya tersedia pada tahun-tahun pelaksanaan Sensus Penduduk sehingga sulit untuk melakukan estimasi pada tahun-tahun lainnya.

2.2 Teorema Bayesian

Teorema Bayesian pertama kali ditemukan oleh Thomas Bayes. Setelah kematiannya, Richard Price menemukan hasil penelitiannya mengenai bagaimana *inverse probability* dapat digunakan untuk menghitung peluang terjadinya suatu peristiwa dari peristiwa yang merupakan akibat dari terjadinya peristiwa tersebut. Metode ini kemudian diadopsi oleh Laplace pada abad ke-19. Selanjutnya pada abad ke-20, teorema ini dikembangkan menjadi metode lengkap inferensi statistik oleh De Finetti, Jeffreys, Savage, dan Lindley.

Hajarisman (2013) menyatakan bahwa statistik Bayes berbeda dengan teori statistik klasik karena seluruh parameter yang tidak diketahui dipandang sebagai suatu variabel acak. Teorema Bayesian didasarkan pada distribusi *posterior* yang merupakan perpaduan antara distribusi *prior* (informasi masa lalu sebelum dilakukan observasi) dan data observasi yang digunakan untuk menyusun fungsi *Likelihood* (Box dan Tiao, 1973). Hubungan distribusi posterior dengan distribusi prior dan Likelihood dapat ditulis sebagai berikut:

$$\text{Distribusi posterior} \propto \text{likelihood} \times \text{distribusi prior}$$

Pada teorema Bayes, apabila terdapat parameter θ yang diberikan oleh

data observasi y , maka distribusi probabilitas untuk *posterior* θ pada data y akan proporsional dengan perkalian antara distribusi *prior* θ dan fungsi *Likelihood* θ yang diberikan oleh data y atau secara matematis dapat ditulis sebagai berikut:

$$f(\theta|y) = \frac{f(y|\theta)f(\theta)}{f(y)} \quad (2.6)$$

$$f(\theta|y) \propto f(y|\theta)f(\theta) \quad (2.7)$$

dimana $f(\theta|y)$ merupakan distribusi *posterior* yang proporsional dengan perkalian antara fungsi *likelihood* $f(y|\theta)$ dan distribusi *prior* $f(\theta)$.

Fungsi *likelihood* $l(y|\theta)$ memodifikasi pengetahuan tentang *prior* θ dan dapat dikatakan sebagai perwujudan dari informasi tentang θ yang berasal dari data. Fungsi *likelihood* merupakan fungsi dari $f(Y|\theta)$ yang diakui sebagai fungsi dari θ untuk Y tetap (Box dan Tiao, 1973). Prinsip dari *likelihood* adalah dengan sampel yang diberikan, untuk setiap dua model peluang $f(Y|\theta)$ yang memiliki fungsi *likelihood* yang sama, akan menghasilkan inferensia θ yang sama.

Distribusi *posterior* mewakili informasi *prior* maupun data pengamatan, yang masing-masing dinyatakan oleh distribusi *prior* $f(\theta)$ dan fungsi *likelihood*-nya. Fungsi *likelihood* merepresentasikan kondisi data sedangkan penentuan distribusi *prior* lebih kepada subjektivitas peneliti. Hajarisman (2013) menekankan bahwa spesifikasi distribusi *prior* dalam inferensi Bayes adalah sangat penting karena distribusi *prior* ini akan mempengaruhi inferensi mengenai distribusi *posterior*-nya. Box dan Tiao (1973) menyatakan bahwa distribusi *prior* bisa diperoleh dari informasi yang terdahulu (sebelumnya) mengenai parameter yang ditaksir.

Terdapat macam-macam *prior* diantaranya adalah :

1. *Conjugate* dan *Non-Conjugate Prior*

Conjugate prior adalah *prior* yang dikaitkan dengan pola model *likelihood* dari datanya. Suatu *prior* dikatakan sebagai suatu *prior* yang bersifat *conjugate* untuk keluarga dari sebaran apabila sebaran *prior* dan *posterior*-nya berasal keluarga yang sama. Artinya bahwa bentuk dari sebaran *posterior* mempunyai bentuk sebaran yang sama sebagai sebaran *prior*. Sebaliknya, apabila suatu *prior* dikatakan sebagai suatu *prior* yang bersifat *nonconjugate* untuk keluarga dari sebaran tertentu apabila sebaran *prior* dan

posterior-nya bukan berasal keluarga yang sama.

2. *Informative dan Non-Informative Prior*

Prior dikatakan *informative* ataupun *non-informative* dilihat dari sudah diketahui pola atau frekuensi dari data observasi atau belum. Banyak peneliti menggunakan sebaran *prior* yang *noninformative* karena sebaran tersebut dianggap lebih objektif. Namun demikian, *prior* yang bersifat *noninformative* ini tidak sepenuhnya dapat menggambarkan total kekeliruan atau *error* dari parameter yang sedang diamati. Dalam beberapa kasus, *prior* yang *noninformative* dapat membawa pada sebaran *posterior* yang bersifat *improper*, artinya fungsi kepekatan peluang yang tidak dapat diintergralkan, yang pada akhirnya tidak dapat membuat inferensi berdasarkan pada sebaran *posterior* yang bersifat *improper*.

3. *Proper dan Improper Prior*

Distribusi *prior* dikatakan *improper* apabila fungsi yang digunakan sebagai “densitas peluang *prior*” memiliki integral yang infinit (tidak dapat diselesaikan). Istilah *improper* di sini maksudnya adalah bahwa sebarannya tidak terintegrasi pada satu. Dengan kata lain suatu sebaran *prior* $f(\theta)$ disebut *improper* apabila $\int f(\theta)d\theta = \infty$. *Prior* yang bersifat *improper* sering juga digunakan dalam inferensi Bayes, karena *prior* semacam ini biasanya dapat menghasilkan *prior* yang bersifat *noninformative* dan sebaran *posterior* yang bersifat *proper*. Namun dalam beberapa kasus, sebaran *prior* yang *improper* ini dapat membawa pada sebaran *posterior* yang *improper*. Apabila suatu sebaran *prior* yang *improper* menghasilkan sebaran *posterior* yang *improper*, maka inferensi Bayes berdasarkan sebaran *posterior* yang *improper* ini menjadi tidak valid.

4. *Pseudo-prior*

Prior terkait dengan pemberian nilainya yang disetarakan dengan hasil elaborasi dari frekuentis.

Proses penentuan distribusi *posterior* dari fungsi *likelihood* dan distribusi *prior* melibatkan proses analitik ataupun integral numerik yang rumit dan sulit dipecahkan. Dalam pendekatan Bayesian, hal ini biasanya diatasi melalui

penggunaan MCMC. Melalui metode MCMC dimungkinkan untuk membangkitkan sampel dari sembarang fungsi kepekatan posterior $f(\theta|y)$ untuk kemudian digunakan untuk menghitung nilai harapan dari besaran *posterior* yang akan dikaji. Satu hal yang penting dalam penggunaan MCMC adalah jika algoritma simulasi diimplementasikan dengan benar, maka rantai Markov akan konvergen ke distribusi sasaran $f(\theta|y)$ (Hajarisman, 2013). Salah satu algoritma yang dikembangkan untuk proses numerik dalam metode MCMC ini adalah algoritma Gibbs penarikan sampel.

Proses diagnostik yang perlu dilakukan sehubungan dengan pemodelan dengan MCMC menyangkut dua hal, yaitu diagnostik konvergensi rantai Markov serta diagnostik untuk mengevaluasi kecocokan model. Pemeriksaan konvergensi dapat dilakukan melalui pendekatan visual melalui *trace plot* sampel dengan indeks iterasi. *Trace* ini mendeskripsikan tentang apakah rantai sudah mencapai kekonvergenan terhadap suatu sebaran yang stasioner atau belum. Apabila belum mencapai kekonvergenan, biasanya periode *burn-in* perlu diperpanjang. Suatu rantai Markov dikatakan sudah mencapai stasioner apabila sebaran dari titik-titik tidak berubah sepanjang rantai Markovnya. Konsep kestasioneran di sini dapat dilihat dari *trace plot* apabila rata-rata dan ragamnya relatif konstan. *Density plot* dan *autocorrelation plot* juga menunjukkan konvergensi apabila hasil *density* menunjukkan pola yang *smooth* dan plot autokorelasi menurun.

Salah satu ukuran kecocokan model yang dapat digunakan dalam mengevaluasi kecocokan model Bayes adalah *deviance information criterion* (DIC). Menurut Ntzoufras (2009), kriteria ini didefinisikan sebagai:

$$DIC(c) = 2\overline{D(\theta_c, c)} - D(\bar{\theta}_c, c) = D(\bar{\theta}_c, c) + 2p_c \quad (2.8)$$

dimana $D(\theta_c, c)$ adalah devians yang dinyatakan dengan:

$$D(\theta_c, c) = -2 \log l(\mathbf{y}|\theta_c, c) \quad (2.9)$$

dan $\overline{D(\theta_c, c)}$ adalah *posterior mean*. Sementara itu, p_c dapat diinterpretasikan sebagai jumlah parameter efektif untuk model c yang dinyatakan sebagai:

$$p_c = \overline{2D(\theta_c, c)} - D(\bar{\theta}_c, c) \quad (2.10)$$

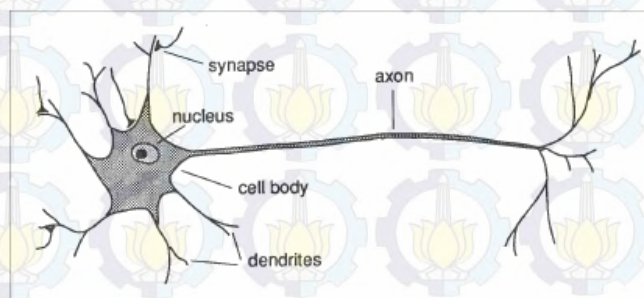
dan $\bar{\theta}_c$ adalah *posterior mean* dari parameter pada model c . Adapun nilai DIC yang semakin kecil mengindikasikan model yang lebih cocok untuk digunakan.

2.3 Artificial Neural Network (ANN)

ANN atau biasa disebut dengan NN merupakan sistem yang menyerupai sistem kerja otak manusia karena terdiri atas sejumlah besar unit yang tersebar secara paralel dan memiliki kemampuan alamiah untuk menyimpan pengetahuan yang didapatkan dari hasil percobaan dan kemudian pengetahuan tersebut akan tersedia dan dapat digunakan kembali untuk memecahkan masalah. NN dikembangkan sebagai model matematis dari syaraf biologis otak manusia dengan berdasarkan asumsi bahwa:

1. Pengolahan informasi terjadi pada elemen-elemen sederhana yang disebut neuron
2. Sinyal dikirimkan antar neuron melalui penghubung (*connection link*)
3. Setiap penghubung memiliki *weight* masing-masing. Dalam NN, *weight* digunakan sebagai faktor pengali signal yang dikirimkan.
4. Setiap neuron memiliki sebuah fungsi aktivasi (pada umumnya berupa fungsi nonlinear) yang akan menentukan nilai sinyal output (Fausett, 1994).

Neuron pada NN dianalogikan sebagai neuron biologis yang merupakan satuan unit pemroses terkecil pada otak. Jaringan otak manusia tersusun tidak kurang dari 10^{13} buah neuron yang masing-masing terhubung oleh sekitar 10^{15} buah *dendrites*. Fungsi *dendrites* adalah sebagai penyampai sinyal dari neuron tersebut ke neuron yang terhubung dengannya. Sebagai keluaran, setiap neuron memiliki *axon*, sedangkan bagian penerima sinyal disebut *synapse*.



Gambar 2.1 Struktur sederhana sebuah *neuron*

Secara umum jaringan syaraf terbentuk dari jutaan (bahkan lebih) struktur dasar neuron yang terkoneksi dan terintegrasi antara satu dengan yang lain sehingga dapat melaksanakan aktifitas secara teratur dan terus menerus sesuai

dengan kebutuhan.

Pada dasarnya NN adalah suatu prosesor yang melakukan pendistribusian pengetahuan secara besar-besaran serta memiliki kecenderungan alami untuk menyimpan suatu pengenalan yang pernah dialami. Dengan kata lain, NN memiliki kemampuan untuk dapat melakukan pelatihan dan pendeteksian terhadap sesuatu objek. Sistem pelatihan merupakan proses penambahan pengetahuan pada NN yang sifatnya kontinu sehingga pada saat digunakan pengetahuan tersebut akan dieksploitasikan secara maksimal dalam mengenali suatu objek.

Sarle (1994) menyebutkan dalam arsitektur NN, terdapat tiga jenis *layer*, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. *Input layer* berfungsi sebagai tempat masuknya data untuk proses lebih lanjut, sedangkan *hidden layer* merupakan unit proses dari data yang telah dimasukkan. *Hidden layer* memiliki satu atau lebih neuron yang menerima input dari neuron-neuron pada *layer* sebelumnya dan meneruskan output ke neuron-neuron pada *layer* sesudahnya. Adapun *output layer* merupakan tempat keluaran hasil dari proses yang telah dilakukan, sementara *weights* adalah bobot dari sinyal yang akan diproses lebih lanjut.

Sarle (1994) menyatakan tiga penggunaan utama NN, yaitu:

1. Sebagai suatu model sistem saraf biologi dan kecerdasan
2. Sebagai prosesor signal *real-time* yang adaptif atau pengontrol yang diimplementasikan dalam *hardware* untuk suatu terapan seperti robot
3. Sebagai metode analisis data.

Sementara ahli saraf masih memanfaatkan NN untuk mensimulasikan fungsi nyata neuron, insinyur, analis, dokter, dan ilmuwan telah menggunakan NN untuk memodelkan beragam proses seperti, prediksi aktivitas pasar saham, pengenalan pola suara, dan diagnosis masalah medis. Hal ini terbukti dari berbagai studi literatur mengenai penerapan NN. Wong, Bodnovich, dan Selvi (1997) melakukan studi literatur mengenai penerapan NN dalam bidang bisnis periode 1988 – 1995. Studi ini meliputi 203 artikel dan 213 aplikasi NN yang dapat dikelompokkan pada berbagai bidang terapan, yaitu akuntansi atau *auditing*, keuangan, sumber daya manusia, sistem informasi, pemasaran atau distribusi,

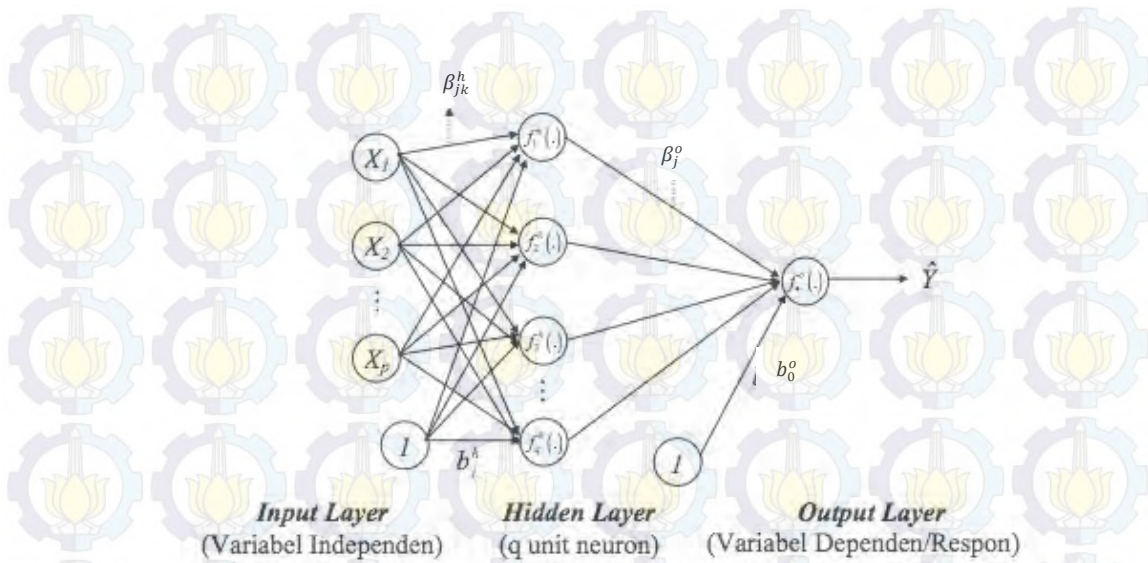
produksi atau riset operasi. Studi literatur serupa dilakukan oleh Wong, Lai, dan Lam (2000) yang berhasil mengumpulkan 302 artikel mengenai penerapan NN dalam bidang bisnis periode 1994 – 1998.

Studi literatur mengenai penerapan NN di bidang lainnya antara lain dilakukan oleh Egmont-Petersen, de Ridder, dan Handels (2002) yaitu dalam hal *image processing*, Zhang, Patuwo, dan Yu (1998) serta Shrivastava, Karmakar, Kowar, dan Guhathakurta (2012) dalam hal *forecasting*, Dase dan Pawar (2010) dalam hal prediksi pasar modal, dan Bansal (2006) yaitu penerapan NN dalam pemecahan masalah yang berhubungan dengan sistem tenaga. Selain itu Ohno-Machado (1996) juga menyebutkan bahwa pencarian dari database literatur medis MEDLINE untuk tahun 1982-1995 menghasilkan lebih dari 600 artikel yang menjelaskan penggunaan NN untuk diagnosis, prognosis, atau pengelompokan data medis, dan aplikasi dalam ilmu kedokteran dasar, terutama biologi molekuler.

2.3.1 Feed-Forward Neural Network (FFNN)

Model FFNN adalah salah satu bentuk model NN yang sangat fleksibel dan dapat digunakan untuk berbagai aplikasi. Menurut Suhartono (2007), secara umum model FFNN bekerja dengan menerima suatu input dari vector \mathbf{x} kemudian memprosesnya (*propagating*) melalui elemen-elemen proses yang saling terkait untuk menghasilkan suatu respon \hat{Y} . Elemen-elemen proses tersusun atas *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. *Input layer* ditransformasi secara nonlinear menuju *hidden layer* dan kemudian diproses maju ke *layer* berikutnya sampai akhirnya diperoleh nilai *output* \hat{Y} yang dihitung pada *output layer*. Dari penjelasan tersebut diketahui bahwa model ini mencakup semua model NN yang bersifat *acyclic* atau dengan kata lain informasi diproses secara searah dari neuron input ke neuron output.

Secara umum, bentuk arsitektur FFNN adalah sebagai berikut:



Gambar 2.2 Arsitektur FFNN dengan satu *hidden layer*, p unit input, q unit neuron/node pada *hidden layer*, dan satu unit neuron/node pada *output layer*

Dalam arsitektur FFNN, nilai-nilai respon atau output \hat{y} dihitung dengan formula berikut:

$$\hat{y}_{(i)} = f^o \left[b_0^o + \sum_{j=1}^q \left[\beta_j^o f_j^h \left(b_j^h + \sum_{k=1}^p \beta_{jk}^h x_{k(i)} \right) \right] \right] \quad (2.11)$$

dengan

$\hat{y}_{(i)}$: nilai dugaan dari variabel output

$x_{k(i)}$: variabel input sebanyak k , $k = 1, 2, \dots, p$

i : indeks pasangan data *input-target* $(x_{k(i)}, y_{(i)})$, $i = 1, 2, \dots, m$

h : indeks untuk *hidden layer*

o : indeks untuk *output layer*

β_{jk}^h : *weight* dari input ke- i yang menuju neuron ke- j pada *hidden layer*,
 $j = 1, 2, \dots, q$

b_j^h : bias pada neuron ke- j pada *hidden layer*

f_j^h : fungsi aktivasi di neuron ke- j pada *hidden layer*

β_j^o : *weight* dari neuron ke- j pada *hidden layer* yang menuju neuron pada *output layer*

b_0^o : bias pada neuron pada *output layer*

f^o : fungsi aktivasi pada neuron pada *output layer*

Bentuk nonlinear fungsi \hat{y} terjadi melalui suatu fungsi yang disebut fungsi aktivasi f_j^h pada *hidden layer* dan f^o pada *output layer*.

2.3.2 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi terdapat pada setiap *hidden layer* dan *output layer* dalam NN. Fungsi ini akan menentukan besarnya bobot sehingga dapat membawa input menuju output yang diinginkan. Oleh karena itu, penggunaan fungsi aktivasi tergantung pada kebutuhan dari output.

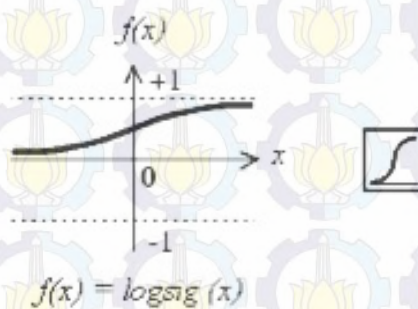
Terdapat beberapa fungsi aktivasi baik yang linear maupun nonlinear. Untuk jaringan *multilayer* seperti FFNN, fungsi aktivasi yang biasa digunakan pada *hidden layer* adalah fungsi aktivasi nonlinear. Fungsi halus atau *smooth* seperti fungsi *logistic sigmoid* adalah salah satu contoh fungsi aktivasi nonlinear yang biasa digunakan, karena dianggap lebih mendekati kinerja sinyal pada otak.

Fungsi logistik sigmoid adalah fungsi aktivasi yang memproses input ke output dengan penghitungan *logistic sigmoid* yaitu dengan bentuk fungsi sebagai berikut:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (2.12)$$

dimana x adalah input dan $f(x)$ adalah output dengan nilai fungsi antara 0 dan 1.

Secara visual, fungsi *logistic sigmoid* adalah sebagai berikut:



Gambar 2.3 Fungsi logistik sigmoid

2.4 Metode HB dan HBNN dalam SAE

Estimasi area kecil dengan pendekatan Bayes berdasarkan pada model pengaruh acak terdiri atas dua yaitu EB dan HB. Pada metode EB, distribusi *prior* dan *posterior* pada area kecil tertentu diestimasi dari data sampel yang ada.

Bentuk distribusinya bergantung pada parameter model yang tidak diketahui yang pada umumnya diestimasi melalui *Maximum Likelihood* (ML) dan *Restricted Maximum Likelihood* (REML). Hasil estimasi ini dimasukkan sebagai informasi pada distribusi *posterior*. Selanjutnya, estimasi parameter dalam area kecil didasarkan pada distribusi *posterior* marginalnya. Permasalahan mendasar dalam metode EB adalah adanya ketidakpastian dalam estimasi *prior* maupun *posterior*.

Pada metode HB, parameter pengaruh tetap (*fixed effect*) dan komponen varians diperlakukan sebagai sesuatu yang acak. Metode ini mengasumsikan suatu distribusi bersama (*joint distribution*) *prior* dari suatu parameter, dan teorema Bayes digunakan untuk mendefinisikan distribusi bersama *posterior* dari variabel suatu area kecil. Metode HB biasanya dilakukan dalam beberapa tahapan. Misalnya, Fay dan Herriot (1979) pertama-tama menurunkan distribusi *posterior* dari β yang ada dan komponen varians σ_u^2 , kemudian menurunkan distribusi *posterior* dari σ_u^2 .

Metode HB mempunyai keuntungan karena pemodelannya dilakukan secara bertahap, setiap tahap relatif sederhana dan mudah dipahami meskipun proses pemodelannya secara keseluruhan sangat rumit. Orme (2000) dalam *series paper* penelitiannya menyatakan bahwa penggunaan HB jauh lebih baik daripada regresi berganda dalam menghasilkan estimasi parameter yang akurat dan reliabel. Koefisien determinasi pada pemodelan HB lebih tinggi daripada pada pemodelan regresi berganda. Hal ini dikarenakan regresi berganda hanya menghubungkan antara variabel respon dengan variabel independen melalui data sampel secara agregat. Di sisi lain, pemodelan HB jauh lebih baik karena “meminjam” informasi dari datum/observasi yang lain untuk lebih menstabilkan estimasi. Dengan kata lain, pemodelan HB mempertimbangkan pengaruh tiap individu/observasi dalam estimasi, di samping pengaruh agregat dari semua observasi.

Model HB yang digunakan pada penelitian ini adalah model *Logit-Normal* dengan variabel prediktor berbasis area. Rao (2003) mendefinisikan model tersebut sebagai:

i. *Sampling model*

$y_i | p_i \sim \text{binomial}(n_i, p_i)$, p_i adalah proporsi anak putus sekolah dari rumah

tangga miskin untuk kabupaten/kota $i, i = 1, \dots, m$.

ii. *Linking model*

$$\theta = \text{logit}(p_i) = \mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta} + v_i \text{ dimana } v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$$

iii. $\boldsymbol{\beta}$ dan σ_v^2 saling independen dengan $\sigma_v^{-2} \sim G(a, b), a \geq 0, b > 0$ dan $\boldsymbol{\beta} \sim N(0, \text{precision})$

dimana pada penelitian ini:

- Model (i) merupakan distribusi sampel variabel putus sekolah dari data Susenas 2013
- Model (ii) menggambarkan pola hubungan antara proporsi anak putus sekolah dari rumah tangga miskin dengan data pendukung yang tersedia dari publikasi Jawa Timur Dalam Angka 2014 dan Laporan Eksekutif Statistik Pendidikan Provinsi Jawa Timur 2014.
- Model (iii) merupakan distribusi *prior* yang diberikan pada masing-masing parameter model $\boldsymbol{\beta}$ dan σ_v^2 .

Adapun keterangan masing-masing variabel di dalamnya adalah sebagai berikut:

a. y_i menunjukkan jumlah anak usia sekolah (7 – 15 tahun) dari rumah tangga miskin yang putus sekolah atau tidak bersekolah lagi di kabupaten/kota $i, i = 1, 2, \dots, m$. Adapun n_i adalah jumlah anak usia sekolah (7 – 15 tahun) dari rumah tangga miskin yang sedang atau pernah bersekolah di kabupaten/kota i .

$$y_i = \sum_{a=1}^{n_i} y_{ia} \quad (2.13)$$

y_{ia} merupakan data biner yang bernilai 1 bagi anak usia sekolah (7 – 15 tahun) dari rumah tangga miskin yang putus sekolah atau tidak bersekolah lagi dan bernilai nol untuk sebaliknya. Oleh karena itu *linear mixed model* tidak cocok digunakan pada kasus ini.

b. p_i adalah proporsi anak usia sekolah (7 – 15 tahun) dari rumah tangga miskin yang putus sekolah atau tidak bersekolah lagi (y_i) dibagi dengan jumlah anak usia sekolah (7 – 15 tahun) dari rumah tangga miskin yang sedang atau pernah bersekolah di kabupaten/kota i (n_i).

$$p_i = \frac{\sum_{a=1}^{n_i} y_{ia}}{n_i} = \frac{y_i}{n_i} \quad (2.14)$$

Variabel p_i merupakan parameter dari variabel y_i yang berdistribusi binomial. Variabel p_i juga merupakan parameter sasaran yang akan diestimasi pada penelitian ini. Untuk dapat membangun model yang menghubungkan proporsi p_i dengan variabel prediktor X_i diperlukan suatu fungsi penghubung sesuai dengan teori *Generalized Linear Mix Model* (GLMM). Fungsi penghubung yang tepat pada kasus ini adalah

$$\text{logit}(p_i) = \log\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) \quad (2.15)$$

- c. v_i merupakan pengaruh acak area yang diasumsikan mengikuti distribusi Normal dengan rata-rata 0 dan varians σ_v^2 . Untuk melakukan estimasi proporsi p_i perlu ditentukan distribusi *prior* dari σ_v^2 . Dalam hal ini distribusi *prior conjugate* yang tepat adalah Invers Gamma. Nilai a dan b pada Invers Gamma dapat diset pada nilai mendekati nol sebagai bentuk tidak dimilikinya informasi awal.

HBNN pada dasarnya adalah metode estimasi parameter dengan teorema Bayesian pada model linier hirarki dengan arsitektur NN. Parameter dalam model hirarki NN dianggap sebagai suatu variabel random dan mempunyai distribusi fungsi untuk kemudian dilakukan proses estimasi dengan metode Bayesian. Adapun untuk model HBNN, *linking model* yang dipakai adalah sebagai berikut:

$$\theta = \text{logit}(p_i) = f^o \left[b_0^o + \sum_{j=1}^q \left[\beta_j^o f_j^h \left(b_j^h + \sum_{k=1}^p \beta_{jk}^h x_{k(i)} \right) \right] \right] + v_i \quad (2.16)$$

dengan

$\text{logit}(p_i)$: nilai dugaan dari variabel output

$x_{k(i)}$: variabel input sebanyak p , $k = 1, 2, \dots, p$

i : indeks pasangan data *input-target* $(x_{k(i)}, \text{logit}(p_i))$,

$i = 1, 2, \dots, m$

h : indeks untuk *hidden layer*

o : indeks untuk *output layer*

β_{jk}^h : *weight* dari input ke- i yang menuju neuron ke- j pada *hidden layer*,

	$j = 1, 2, \dots, q$
b_j^h	: bias pada neuron ke- j pada <i>hidden layer</i>
f_j^h	: fungsi aktivasi di neuron ke- j pada <i>hidden layer</i>
β_j^o	: <i>weight</i> dari neuron ke- j pada <i>hidden layer</i> yang menuju neuron pada <i>output layer</i>
b_0^o	: bias pada neuron pada <i>output layer</i>
f^o	: fungsi aktivasi pada neuron pada <i>output layer</i>
v_i	: merupakan pengaruh acak area

2.5 Kemiskinan

Masalah kemiskinan di Indonesia tidak hanya menyangkut jumlahnya yang besar, namun juga terjadinya disparitas yang lebar antar wilayah. Pola yang selama ini terjadi di Indonesia adalah sejumlah besar penduduk akan tergolong miskin apabila terjadi perubahan kebijakan pemerintah, misalnya saja penyesuaian harga kebutuhan pokok, harga minyak dan bahan bakar, kenaikan harga bahan makanan, kenaikan tarif dasar listrik, dan lain sebagainya.

Menurut Bank Dunia (2000) dalam Badan Pusat Statistik dan *World Bank Institute* (2002), “*poverty is pronounced deprivation in well-being*”, dimana kesejahteraan dapat diukur oleh kekayaan yang dimiliki seseorang, kesehatan, gizi, pendidikan, aset, perumahan, dan hak-hak tertentu dalam masyarakat seperti kebebasan berbicara. Dengan kata lain, suatu rumah tangga atau penduduk dapat dikategorikan sebagai rumah tangga atau penduduk miskin apabila pendapatan mereka kurang dari yang diperlukan untuk memenuhi kebutuhan minimum untuk hidup layak. Pendapatan rumah tangga itu sendiri dapat dideteksi dari proxi pengeluaran rumah tangga. Hal ini dikarenakan selama survei yang dilakukan, informasi pendapatan dari rumah tangga selalu *under estimate*. Rumah tangga lebih mudah memberikan informasi tentang pengeluaran dari pada pendapatannya.

Kebutuhan standar hidup minimum digambarkan dengan GK, yaitu batas minimum pengeluaran per kapita per bulan untuk memenuhi kebutuhan minimum makanan dan nonmakanan (Badan Pusat Statistik dan *World Bank Institute*,

2002). Batas kecukupan minimum makanan mengacu pada Widya Karya Nasional Pangan dan Gizi pada tahun 1978, yaitu besarnya rupiah yang dikeluarkan untuk makanan yang memenuhi kebutuhan minimum energi 2100 kalori per kapita per hari, sedangkan kebutuhan minimum nonmakanan mencakup pengeluaran untuk perumahan, penerangan, bahan bakar, pakaian, pendidikan, kesehatan, transportasi, barang-barang tahan lama serta barang dan jasa esensial lainnya. Dalam rangka menghitung jumlah penduduk dan rumah tangga miskin, BPS menetapkan dan kemudian menggunakan GK setiap tiga tahun sekali. Penghitungan GK diperoleh dari hasil Susenas modul konsumsi. Pada penelitian ini, GK yang digunakan adalah GK masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur tahun 2013.

Menurut Badan Pusat Statistik, World Bank Institute (2002), faktor-faktor penyebab kemiskinan dapat berupa karakteristik individu dan rumah tangga serta karakteristik wilayah atau regional. Karakteristik individu dan rumah tangga yang berkaitan dengan kemiskinan digolongkan menjadi tiga karakteristik, yaitu:

1. Karakteristik demografi, terdiri atas:

a. Struktur dan ukuran rumah tangga

Struktur dan ukuran rumah tangga menunjukkan korelasi antara tingkat kemiskinan dan komposisi rumah tangga. Seringkali ditemukan perbedaan komposisi rumah tangga dalam bentuk ukuran rumah tangga dan karakteristik anggota rumah tangga (misalnya umur) antara rumah tangga miskin dan tidak miskin. Resiko untuk menjadi miskin semakin meningkat seiring dengan semakin besarnya ukuran anggota rumah tangga apabila tidak diiringi dengan peningkatan pendapatan.

b. Rasio ketergantungan

Rasio ketergantungan merupakan rasio jumlah anggota rumah tangga yang tidak termasuk angkatan kerja (baik muda maupun tua) terhadap jumlah anggota rumah tangga yang termasuk angkatan kerja.

c. Jenis kelamin kepala rumah tangga

Jenis kelamin kepala rumah tangga signifikan mempengaruhi kemiskinan rumah tangga. Rumah tangga yang dikepalai oleh wanita cenderung lebih miskin daripada rumah tangga yang dikepalai oleh laki-laki.

2. Karakteristik ekonomi, terdiri atas:

a. Ketenagakerjaan rumah tangga

Beberapa indikator ketenagakerjaan yang dianggap penting oleh para ekonom adalah tingkat partisipasi angkatan kerja, tingkat pengangguran terbuka, tingkat setengah pengangguran, dan perubahan jenis pekerjaan.

Ketenagakerjaan berkaitan dengan pendapatan yang diterima. Apabila pendapatan tersebut tidak dapat mencukupi kebutuhan minimum maka risiko untuk menjadi miskin lebih besar.

b. Pendapatan rumah tangga

Pendapatan rumah tangga merupakan indikator yang sangat penting dalam menentukan karakteristik penduduk miskin namun karakteristik ini cenderung *under estimate*.

c. Struktur pengeluaran konsumsi rumah tangga

Struktur pengeluaran konsumsi rumah tangga dapat digunakan untuk mencirikan tingkat kemiskinan rumah tangga dengan memberikan gambaran pengeluaran makanan dan nonmakanan.

d. Kepemilikan harta benda

Kepemilikan harta benda mencakup kepemilikan terhadap barang-barang yang bernilai sangat besar (tanah, peternakan, peralatan pertanian, bangunan, dan barang-barang tahan lama lainnya) dan aset finansial (aset yang mudah diuangkan, tabungan, dan aset finansial lainnya). Indikator tersebut mencerminkan inventaris kekayaan rumah tangga yang dapat mempengaruhi arus pendapatan dan pengeluaran rumah tangga.

3. Karakteristik sosial, terdiri atas:

a. Kesehatan dalam rumah tangga

Secara umum, terdapat empat jenis indikator yang digunakan untuk mencirikan kesehatan dalam menganalisis standar hidup rumah tangga, yaitu status gizi (misalnya indikator antropometrik yaitu berat badan menurut umur, tinggi badan menurut umur, dan berat badan menurut tinggi badan), status penyakit (misalnya kematian bayi dan anak, tingkat morbiditas yang berkaitan dengan penyakit tertentu seperti malaria, infeksi saluran pernafasan, diare dan polio), ketersediaan pelayanan kesehatan

(puskesmas, fasilitas bersalin, rumah sakit dan farmasi, pekerja perawat kesehatan, perawat, bidan, dokter, dan dukun tradisional, serta pelayanan medis seperti vaksinasi, akses terhadap obat-obatan dan informasi medis), dan penggunaan pelayanan-pelayanan kesehatan tersebut oleh rumah tangga.

b. Pendidikan

Tiga jenis indikator pendidikan yang umum digunakan dalam analisis standar hidup rumah tangga mencakup tingkat pendidikan anggota rumah tangga, ketersediaan pelayanan pendidikan (sekolah dasar dan menengah) serta penggunaan pelayanan tersebut oleh anggota rumah tangga. Diskriminasi pelayanan pendidikan antara penduduk yang mampu dan yang tidak mampu membuat penduduk yang tidak mampu (miskin) akan semakin tertinggal tingkat pendidikannya.

c. Tempat tinggal

Kondisi tempat tinggal dievaluasi berdasarkan tiga komponen, yaitu perumahan, pelayanan, dan lingkungan. Indikator perumahan mencakup jenis bangunan (ukuran dan jenis bahan bangunan), kepemilikan tempat tinggal (sewa atau milik sendiri), dan perlengkapan rumah tangga. Indikator pelayanan menitikberatkan pada ketersediaan dan penggunaan air minum, jasa komunikasi, listrik, dan sumber energi lain. Sedangkan indikator lingkungan menekankan pada level sanitasi, tingkat isolasi (ketersediaan jalan yang dapat digunakan setiap saat, lamanya waktu tempuh, dan tersedianya transportasi ke tempat kerja) dan tingkat keamanan personal. Secara umum, rumah tangga miskin hidup dalam kondisi yang lebih berbahaya (berisiko), lingkungan yang kurang higienis yang mempunyai kontribusi terhadap tingkat kesehatan yang rendah, dan produktivitas anggota rumah tangga yang lebih rendah.

Pada tingkat wilayah, terdapat beragam karakteristik yang berkaitan dengan kemiskinan. Secara umum, wilayah dengan tingkat kemiskinan yang tinggi memiliki ciri-ciri sebagai berikut:

1. Terpencil secara geografis sehingga menyebabkan sulit atau tidak dapat dijangkau oleh jaringan baik transportasi maupun media komunikasi.

2. Memiliki potensi sumber daya alam (SDA) yang rendah.
3. Memiliki potensi sumber daya manusia (SDM) dengan tingkat pendidikan, pengetahuan, dan keterampilan yang relatif rendah.
4. Terbatasnya sarana dan prasarana komunikasi, transportasi, air bersih, irigasi, kesehatan, pendidikan, dan pelayanan lainnya. Hal ini menyebabkan masyarakat di wilayah tersebut mengalami kesulitan untuk melakukan aktivitas ekonomi dan sosial.
5. Rawan bencana dan konflik sosial yang dapat menyebabkan terganggunya kegiatan pembangunan sosial dan ekonomi.

2.6 Angka Putus Sekolah (APTS)

Putus sekolah adalah suatu keadaan dimana anak usia sekolah yang pernah sekolah tetapi terpaksa tidak dapat menyelesaikan pendidikannya pada suatu jenjang tertentu. Anak yang lama sekolahnya kurang dari 6 tahun merupakan anak putus sekolah SD, sedangkan anak yang lama sekolahnya lebih dari 6 tahun tetapi kurang dari 9 tahun disebut sebagai anak putus sekolah SMP. Anak usia sekolah yang lulus SD tetapi tidak dilanjutkan juga merupakan anak putus sekolah jika ditinjau dari konteks Wajib Belajar 9 tahun. Dengan kata lain, anak putus sekolah usia Wajib Belajar 9 tahun adalah anak usia Wajib Belajar 9 tahun (7-15 tahun) yang pernah sekolah tetapi tidak dapat menyelesaikan sekolahnya hingga mencapai pendidikan dasar yang diwajibkan.

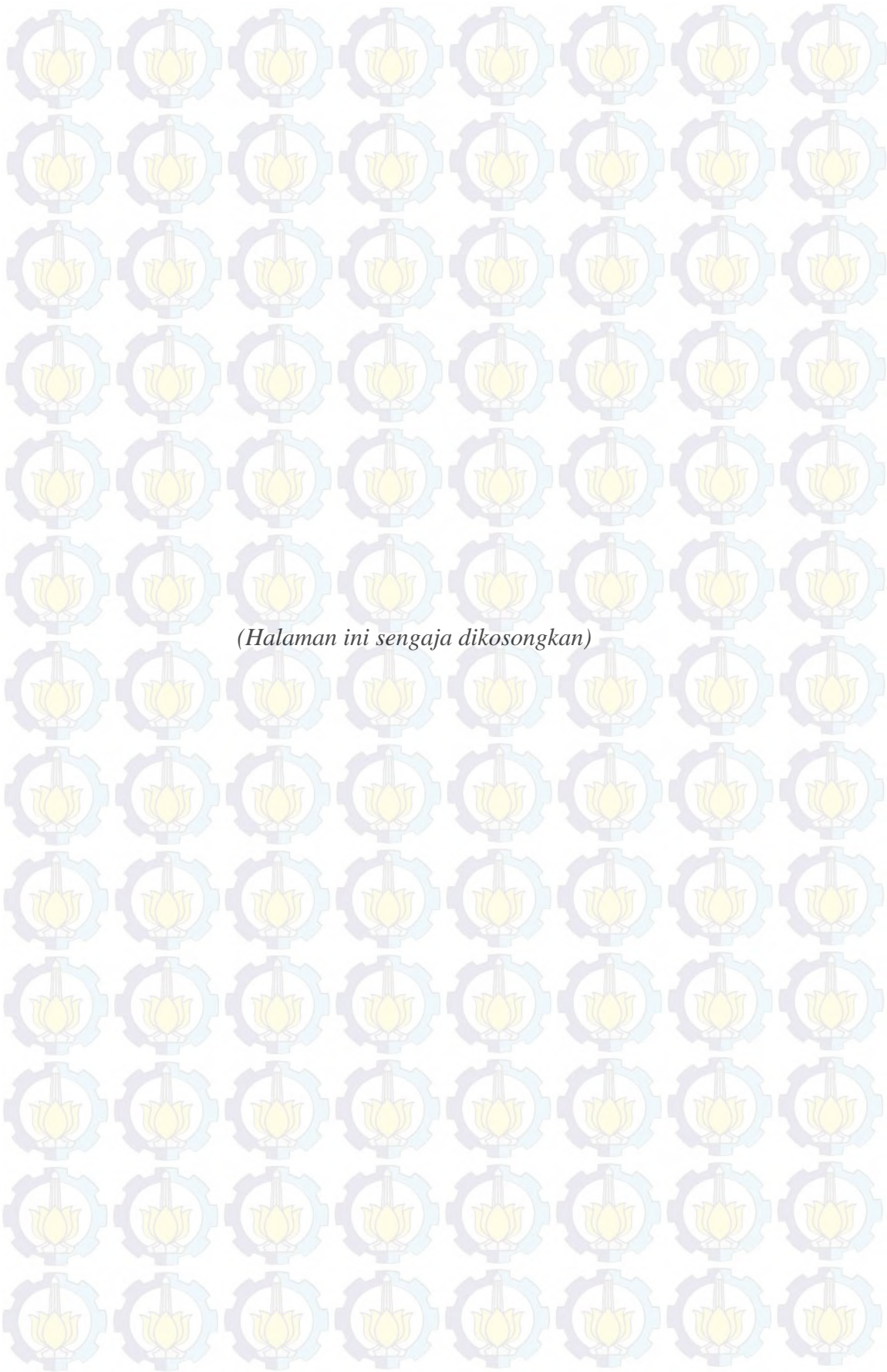
Adapun APTS didefinisikan sebagai proporsi anak menurut kelompok usia sekolah yang sudah tidak bersekolah lagi atau yang tidak menamatkan suatu jenjang pendidikan tertentu. Adapun kelompok umur yang dimaksud dalam penelitian ini adalah adalah kelompok umur 7 – 15 tahun. APTS dapat dihitung dengan formula sebagai berikut:

$$APTS \text{ 7 – 15 tahun} = \frac{\text{Jumlah penduduk usia 7-15 tahun yang tidak bersekolah lagi}}{\text{Jumlah penduduk usia 7-15 tahun yang pernah atau sedang bersekolah}} \times 100\% \quad (2.17)$$

Terdapat berbagai macam faktor yang mempengaruhi APTS suatu wilayah, antara lain dari kesadaran masyarakat mengenai pentingnya pendidikan, kondisi ekonomi masyarakat, dan fasilitas pendidikan yang tersedia. Kesadaran

masyarakat mengenai pendidikan dapat diukur dari persentase buta huruf di suatu wilayah (Astari, Srinadi, dan Susilawati, 2013). Persentase buta huruf merupakan ukuran ketidakkemampuan penduduk 15 tahun ke atas untuk baca-tulis huruf latin atau huruf lainnya (melek huruf) yang digunakan sebagai ukuran dasar tingkat pendidikan pada satu daerah. Kemampuan baca-tulis merupakan kemampuan intelektual minimum karena sebagian besar informasi dan ilmu pengetahuan diperoleh melalui membaca. Semakin tinggi tingkat pendidikan pada suatu daerah diharapkan akan mengurangi jumlah anak putus sekolah karena memiliki kepedulian yang tinggi juga terhadap pendidikan formal.

Kondisi ekonomi masyarakat dapat diamati dari persentase penduduk miskin di suatu wilayah. Hasil penelitian tentang analisis putus sekolah di SD dan SMP yang dilakukan oleh Badan Pusat Statistik (1982), dan penelitian yang dilakukan oleh Santoso di daerah pedesaan di Jawa Timur (dalam BPS, 1982) menunjukkan bahwa keterbatasan biaya merupakan alasan yang dikemukakan oleh sekitar 50 persen responden. Terjadinya putus sekolah ini kiranya juga menggambarkan alasan untuk tidak melanjutkan pendidikan ke jenjang yang lebih tinggi, seperti dari SD ke SMP. Faktor lain yang diduga mempengaruhi APTS suatu wilayah adalah tersedianya fasilitas pendidikan. Indikator yang digunakan untuk mewakili faktor tersedianya fasilitas pendidikan dalam penelitian ini adalah rasio murid per kelas.



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS), yaitu Susenas 2013, publikasi Jawa Timur Dalam Angka 2014, Laporan Eksekutif Statistik Pendidikan Provinsi Jawa Timur 2014, dan Statistik Pendidikan Formal Tahun Pelajaran 2013/2014 Provinsi Jawa Timur. Adapun *software* yang digunakan dalam pengolahan data adalah Winbugs 14 dan SPSS.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

Y_{ia} : Status sekolah anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin di kabupaten/kota i , yaitu kode 1 untuk putus sekolah dan kode 0 untuk tidak putus sekolah

n_i : Jumlah anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin yang pernah atau sedang bersekolah di kabupaten/kota i

X_1 : Persentase penduduk miskin

X_2 : Persentase buta huruf penduduk usia 10 tahun keatas

X_3 : Rasio murid per kelas

3.3 Definisi Operasional Variabel Penelitian

Berikut adalah definisi operasional dari variabel yang digunakan dalam penelitian:

1. Status sekolah anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin adalah status anak usia sekolah 7 – 15 tahun dalam menamatkan program Wajib Belajar 9 tahun, yaitu termasuk putus sekolah (kode 1) atau tidak putus sekolah (kode 0). Adapun yang dimaksud putus sekolah di sini adalah tidak tamat Sekolah Dasar (SD)/sederajat, tamat SD/sederajat namun tidak melanjutkan ke Sekolah Menengah Pertama (SMP)/sederajat, dan tidak tamat SMP/sederajat atau

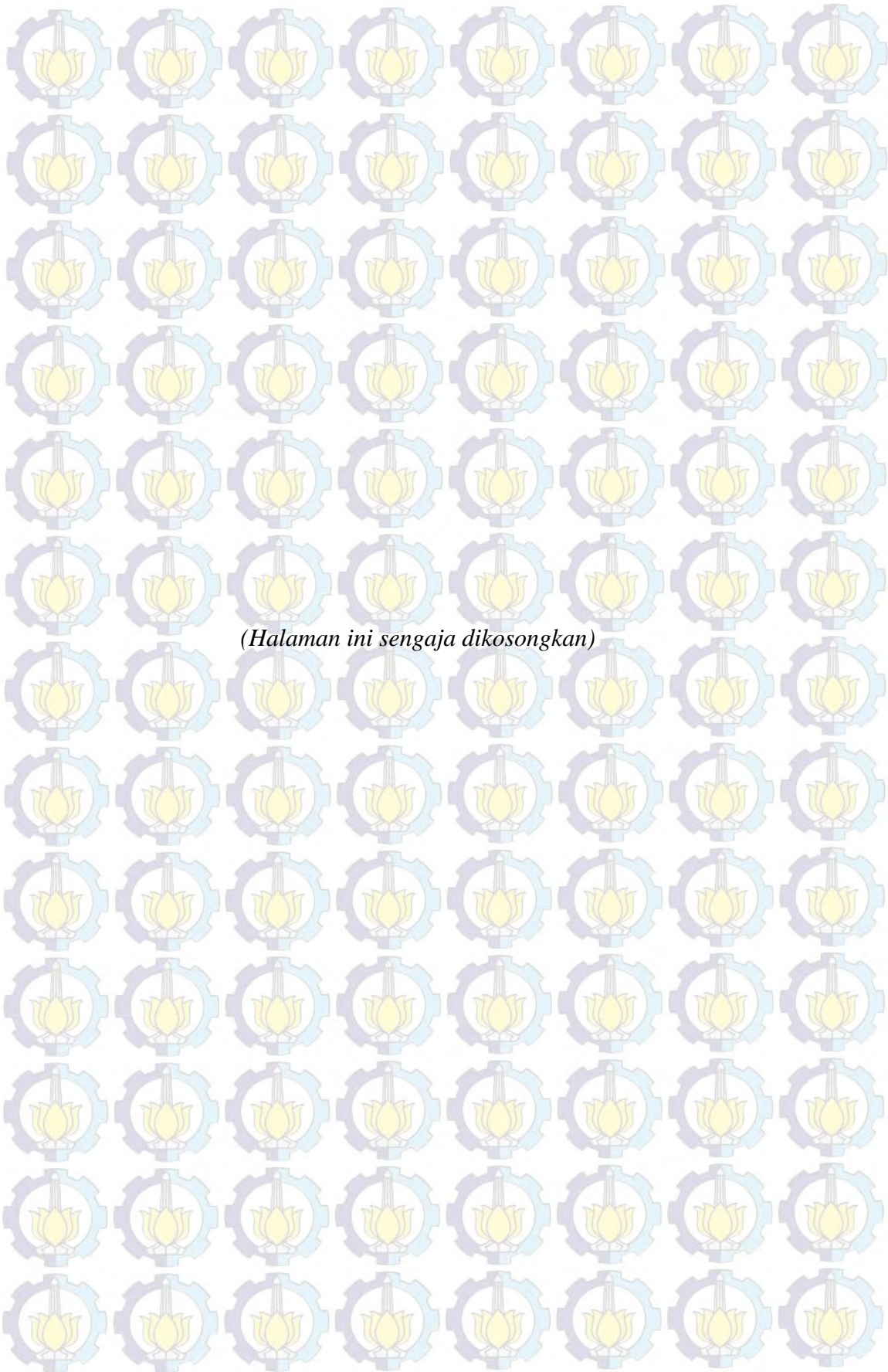
- dengan kata lain tidak bersekolah lagi atau tidak menamatkan jenjang pendidikan Wajib Belajar 9 tahun.
2. Jumlah anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin yang pernah atau sedang bersekolah adalah jumlah seluruh anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin yang pernah atau sedang bersekolah di kabupaten/kota, tidak termasuk yang belum/tidak pernah bersekolah.
 3. Persentase penduduk miskin adalah persentase penduduk yang memiliki pengeluaran per kapita dibawah GK. GK ditetapkan setiap tahun dan besarnya berbeda untuk masing-masing kabupaten/kota. GK masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur tahun 2013 disajikan dalam Lampiran1.
 4. Persentase buta huruf penduduk usia 10 tahun keatas adalah jumlah penduduk usia 10 tahun keatas yang tidak dapat membaca dan menulis baik huruf latin, huruf arab, maupun huruf lainnya dibagi dengan jumlah penduduk usia 10 tahun keatas dikalikan seratus persen. Persentase buta huruf penduduk usia 10 tahun keatas adalah jumlah penduduk usia 10 tahun keatas yang tidak dapat membaca dan menulis baik huruf latin, huruf arab, maupun huruf lainnya dibagi dengan jumlah penduduk usia 10 tahun keatas dikalikan seratus persen.
 5. Rasio murid per kelas adalah jumlah murid sekolah dasar dan madrasah ibtidaiyah sampai dengan sekolah menengah pertama dan madrasah tsanawiyah baik negeri maupun swasta dibagi dengan jumlah kelas pada jenjang pendidikan tersebut di kabupaten/kota.

3.4 Langkah-Langkah Penelitian

Secara umum, langkah-langkah penelitian adalah sebagai berikut:

1. Inventarisasi data.
2. Identifikasi sampel rumah tangga yang terambil dalam Susenas.
3. Identifikasi rumah tangga dengan pengeluaran per kapita dibawah GK untuk didefinisikan sebagai rumah tangga miskin.
4. Identifikasi rumah tangga miskin yang memiliki anak usia 7 – 15 tahun
5. Identifikasi anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin yang putus sekolah dan tidak putus sekolah sampai dengan tingkat pendidikan Wajib Belajar 9 tahun

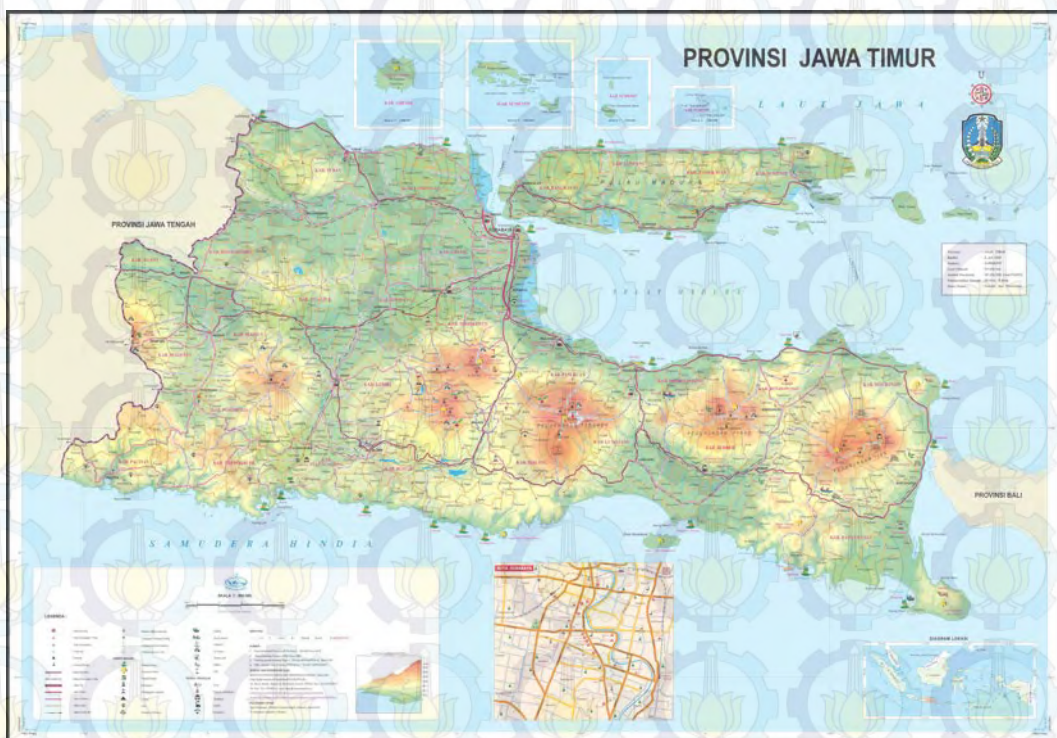
6. Penghitungan jumlah anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin yang putus sekolah serta jumlah anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin yang sedang bersekolah dan tidak bersekolah lagi.
7. Persiapan variabel-variabel prediktor yang diambil dari publikasi Jawa Timur Dalam Angka 2014 dan Laporan Eksekutif Statistik Pendidikan Provinsi Jawa Timur 2014.
8. Menentukan model, parameter dalam model, fungsi likelihood, dan distribusi prior, baik untuk model HB maupun HBNN
9. Melakukan estimasi parameter model dengan menggunakan MCMC dengan algoritma *Gibbs Sampling*
10. Pemeriksaan konvergensi Rantai Markov yang dihasilkan melalui diagnosis *trace plot*, *density plot*, dan plot autokorelasi
11. Pemeriksaan kecocokan model berdasarkan nilai *Deviance Information Criterion* (DIC)
12. Melakukan estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia sekolah (7 – 15 tahun) dari rumah tangga miskin untuk level kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dengan model terbaik HB dan HBNN
13. Membandingkan data hasil pendugaan model terbaik HB dan model terbaik HBNN
14. Kesimpulan



BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Gambaran Umum Provinsi Jawa Timur

Provinsi Jawa Timur secara geografis terletak antara 111° – $114,4^{\circ}$ Bujur Timur dan $7,12^{\circ}$ – $8,48^{\circ}$ Lintang Selatan. Wilayah Provinsi Jawa Timur sebelah utara berbatasan dengan Pulau Kalimantan atau tepatnya dengan Provinsi Kalimantan Selatan, sebelah timur berbatasan dengan Pulau Bali, sebelah selatan berbatasan dengan perairan terbuka, yaitu Samudera Indonesia, sedangkan di sebelah barat berbatasan dengan Provinsi Jawa Tengah. Provinsi yang terdiri atas 29 kabupaten dan 9 kota ini memiliki luas total 48.258 km^2 dan secara umum terbagi menjadi dua bagian besar, yaitu Jawa Timur daratan dan Pulau Madura. Luas wilayah Jawa Timur daratan hampir mencakup 90 persen dari seluruh luas Provinsi Jawa Timur, sedangkan luas Pulau Madura hanya sekitar 10 persen.



Gambar 4.1 Peta Provinsi Jawa Timur

Seluruh kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur memiliki blok sensus yang terpilih menjadi sampel Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas). Dengan demikian pendugaan area kecil untuk Angka Putus Sekolah (APTS) Wajib Belajar (Wajar) 9 Tahun untuk anak usia sekolah (7 – 15 tahun) dari rumah tangga miskin untuk level kabupaten/kota dapat dilakukan. Berikut akan diberikan gambaran umum mengenai kondisi kemiskinan, APTS, serta faktor-faktor yang diduga mempengaruhi APTS Wajar 9 Tahun anak dari rumah tangga miskin di Provinsi Jawa Timur.

Jumlah penduduk Provinsi Jawa Timur pada tahun 2013 adalah 38.363.195 jiwa. Dari jumlah tersebut, sekitar 15,47 persen merupakan anak usia sekolah 7 – 15 tahun. APTS Provinsi Jawa Timur pada tahun 2013 sebesar 1,09 persen yang berarti setiap seratus orang anak usia 7 – 15 tahun yang sedang bersekolah dan sudah tidak bersekolah lagi, satu orang diantaranya putus sekolah. Hasil penelitian tentang analisis putus sekolah di SD dan SMP yang dilakukan oleh Badan Pusat Statistik (1982), dan penelitian yang dilakukan oleh Santoso di daerah pedesaan di Jawa Timur (dalam BPS, 1982) menunjukkan bahwa keterbatasan biaya merupakan alasan yang dikemukakan oleh sekitar 50 persen responden.

Pada tahun 2013, 12,73 persen dari total penduduk Provinsi Jawa Timur atau sekitar 4,893.0 ribu jiwa tergolong sebagai penduduk miskin. Adapun penduduk tergolong sebagai penduduk miskin apabila pengeluaran per kapita per bulan dibawah garis kemiskinan Provinsi Jawa Timur tahun 2013, yaitu sebesar Rp 273,758.00. Untuk level kabupaten/kota, range persentase penduduk miskin di Provinsi Jawa Timur ini tergolong lebar, yaitu mulai dari 4,75 persen, yaitu Kota Batu, sampai dengan 26,97 persen, yaitu Kabupaten Sampang.

Persentase penduduk miskin atau *Head Count Index* (P_0) tidak dapat menggambarkan seberapa dalam/parah tingkat kemiskinan yang terjadi di suatu wilayah, mengingat ukuran ini tetap tidak berubah jika seseorang yang miskin menjadi bertambah miskin. Oleh karena itu, selain persentase penduduk miskin, dikenal beberapa indikator kemiskinan lainnya, yaitu Indeks Kedalaman Kemiskinan atau *Poverty Gap Index* (P_1) dan Indeks Keparahan Kemiskinan atau *Poverty Severity Index* (P_2).

Indeks Kedalaman Kemiskinan adalah rata-rata kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin terhadap garis kemiskinan. Semakin tinggi nilai indeks, semakin dalam tingkat kemiskinan karena semakin jauh rata-rata pengeluaran penduduk miskin terhadap garis kemiskinan. Sementara itu, Indeks Keparahan Kemiskinan adalah sebaran pengeluaran diantara penduduk miskin. Semakin tinggi indeks ini, semakin parah tingkat kemiskinan karena semakin tinggi ketimpangan pengeluaran diantara penduduk miskin. Pada tahun 2013, Indeks Kedalaman Kemiskinan dan Indeks Keparahan Kemiskinan Provinsi Jawa Timur masing-masing sebesar 2,07 dan 0.50.

Selain faktor ekonomi, terdapat berbagai macam faktor yang mempengaruhi APTS suatu wilayah, antara lain dari kesadaran masyarakat dan ketersediaan fasilitas pendidikan. Dalam penelitian ini, digunakan tiga variabel prediktor yang dianggap mempengaruhi APTS Wajar 9 Tahun anak dari rumah tangga miskin, yaitu persentase penduduk miskin yang menggambarkan kondisi sosial ekonomi suatu wilayah, persentase buta huruf penduduk usia 10 tahun keatas yang menggambarkan kesadaran masyarakat mengenai pendidikan, serta rasio murid per kelas yang menggambarkan ketersediaan fasilitas pendidikan.

Tabel 4.1 menyajikan statistik deskriptif dari variabel prediktor yang digunakan untuk menduga variabel respon dalam penelitian ini. Dari tabel ini terlihat bahwa Kabupaten Madiun memiliki persentase buta huruf penduduk usia 10 tahun keatas terendah dibandingkan kabupaten/kota lainnya di Provinsi Jawa Timur, yaitu sebesar 1,49 persen. Di lain pihak, Kabupaten Sampang memiliki persentase buta huruf penduduk usia 10 tahun keatas tertinggi, yaitu sebesar 22,27 persen. Angka ini jauh diatas angka untuk Provinsi Jawa Timur yang memiliki persentase buta huruf penduduk usia 10 tahun keatas sebesar 8,53 persen.

Untuk mewakili fasilitas pendidikan di kabupaten/kota, digunakan rasio murid per kelas yang menggambarkan kemampuan fasilitas pendidikan untuk menampung murid. Untuk variabel rasio jumlah murid per kelas, rata-rata seluruh kabupaten/kota adalah 28 murid per kelas. Kabupaten Magetan dan Kabupaten Lamongan memiliki rasio murid per kelas terendah dibanding kabupaten/kota lainnya, yaitu 19 murid per kelas, sedangkan Kota Mojokerto memiliki rasio murid per kelas tertinggi, yaitu 54 murid per kelas.

Tabel 4.1 Nilai Statistik Deskriptif Variabel Prediktor

Variabel Prediktor	Range	Nilai Min	Nilai Maks	Mean	Std. Dev
[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]
Persentase penduduk miskin	22,22	4,75	26,97	12,72	5,20
Persentase buta huruf penduduk usia 10 tahun keatas	20,78	1,49	22,27	8,30	5,49
Rasio murid per kelas	35	19	54	28,24	8,37

Adapun daftar lengkap persentase penduduk miskin, persentase buta huruf penduduk usia 10 tahun keatas, dan rasio murid per kelas untuk masing-masing kabupaten/kota terdapat pada Lampiran 2.

4.2 Estimasi Angka Putus Sekolah (APTS) Wajib Belajar (Wajar) 9 Tahun

Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode *Hierarchical Bayesian* (HB)

Dalam penelitian ini, terdapat tiga variabel prediktor yang digunakan. Untuk menentukan kombinasi variable untuk menghasilkan model terbaik terdapat berbagai metode yang dapat digunakan, seperti dengan *stepwise*, *backward*, *forward*, maupun dengan subset. Untuk memperoleh model terbaik untuk mengestimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HB dalam penelitian ini akan dilakukan pembentukan model untuk seluruh kombinasi variabel prediktor yang mungkin terbentuk atau dengan subset. Selanjutnya nilai DIC model-model tersebut akan dibandingkan sehingga diperoleh model yang terbaik.

Model yang digunakan untuk mengestimasi APTS Wajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HB ini adalah sebagai berikut:

i. $y_i | p_i \sim \text{binomial}(n_i, p_i)$

ii. Model A : $\text{logit}(p_i) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + v_i; v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$

Model B : $\text{logit}(p_i) = \beta_0 + \beta_1 X_2 + v_i; v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$

Model C : $\text{logit}(p_i) = \beta_0 + \beta_1 X_3 + v_i; v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$

Model D : $\text{logit}(p_i) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + v_i; v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$

Model E : $\text{logit}(p_i) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_3 + v_i; v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$

Model F : $\text{logit}(p_i) = \beta_0 + \beta_1 X_2 + \beta_2 X_3 + v_i; v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$

Model G : $\text{logit}(p_i) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + v_i; v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$

iii. β dan σ_v^2 saling independen dengan $\sigma_v^{-2} \sim G(a, b), a \geq 0, b > 0$ dan $\beta \sim N(0, \text{precision})$

Pada penelitian ini prior varians *random effect* diasumsikan mengikuti distribusi *gamma(a, b)* dengan $a = b = 0,0001$. Penentuan nilai prior ini ditetapkan mendekati nol sebagai gambaran ketiadaan informasi awal dari penelitian sebelumnya.

Hal selanjutnya yang dilakukan adalah memasukkan variabel prediktor dan variabel respon ke dalam model serta melakukan estimasi parameter model dengan menggunakan MCMC dengan algoritma *Gibbs Sampling*. Ide utama dari MCMC adalah membangun suatu peluang rantai Markov hingga pada akhirnya menuju distribusi posterior tertentu. Perhitungan distribusi posterior akan menghasilkan sampel-sampel besaran posterior sehingga pada akhirnya nilai parameter dari distribusi posterior dapat diduga.

Setiap kali dilakukan iterasi, masing-masing parameter memiliki nilai yang baru. Nilai estimasi parameter diperoleh dari rata-rata nilai setelah rantai Markov konvergen. Sebagai ilustrasi, misal diperoleh barisan penduga proporsi $\{p_1^{(s)}, \dots, p_m^{(s)}; s = 1, \dots, D\}$. Kemudian besaran posterior yang sedang diamati dapat dihitung. Penduga proporsi HB (p_i^{HB}) adalah

$$p_i^{HB} \approx \frac{1}{D} \sum_{s=d+1}^{d+D} p_i^{(s)} = p_i \quad (4.1)$$

dengan keterangan sebagai berikut:

D : jumlah iterasi yang dilakukan setelah periode *burn-in*

d : periode *burn-in* atau periode rantai Markov belum konvergen

s : urutan iterasi

Dalam prosesnya, rantai Markov seringkali memiliki autokorelasi yang tinggi sehingga perlu dilakukan proses *thin* untuk mengurangi atau menghilangkan autokorelasi tersebut dengan hanya menggunakan sampel urutan iterasi ke r dan kelipatannya. Sebagai ilustrasi, *thin* 100 berarti hanya

menggunakan sampel urutan iterasi ke 100, 200, dan seterusnya. Selain itu apabila nilai-nilai awal pada rantai Markov menunjukkan trend naik atau turun dari nilai parameter, penting untuk menghilangkan bagian awal dari rantai Markov karena nilai-nilai awal ini tidak menunjukkan perkiraan sampel yang benar dari distribusi target. Hal inilah yang disebut dengan periode *burn-in* atau periode rantai Markov belum konvergen.

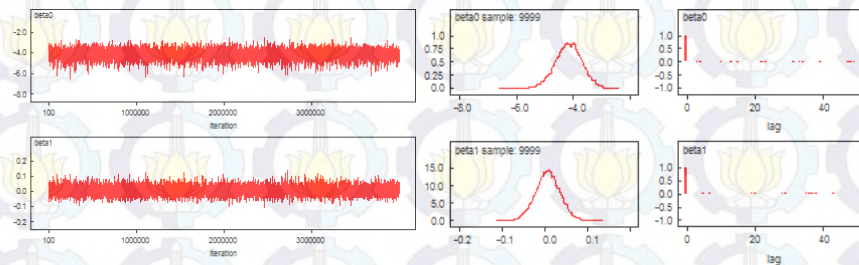
Adapun kekonvergenan rantai Markov untuk setiap model dicapai setelah dilakukan jumlah *burn-in*, iterasi, dan dengan jumlah *thin* yang berbeda sebagaimana yang tercantum dalam Tabel 4.2. Setelah memasukkan variabel prediktor dan variabel respon ke dalam model dan melakukan iterasi, diketahui bahwa periode *burn-in* untuk seluruh model untuk mengestimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HB ini tidak panjang karena nilai-nilai awal pada rantai Markov sudah tidak menunjukkan trend naik atau turun. Di lain pihak, dari rantai Markov terlihat memiliki autokorelasi yang tinggi sehingga membutuhkan *thin* yang cukup besar. Hal ini terbukti dengan jumlah *thin* yang digunakan oleh seluruh model yang menunjukkan angka diatas 200.

Tabel 4.2 Jumlah *Burn-in*, Iterasi, dan *Thin* yang Digunakan Untuk Mencapai Rantai Markov yang Konvergen (Metode HB)

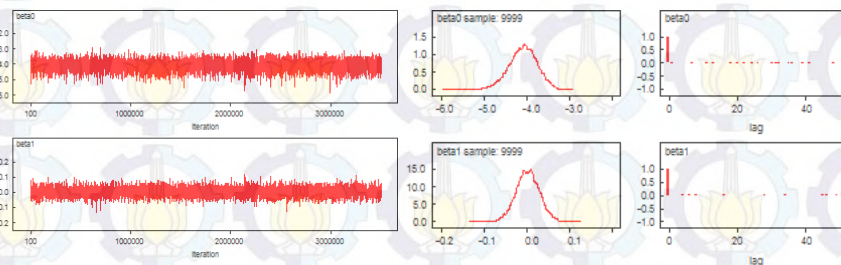
Model	<i>Burn-in</i>	Iterasi (Termasuk <i>Burn-in</i>)	<i>Thin</i>	Sampel
[1]	[2]	[3]	[4]	[5]
A	100	4.000.000	400	9.999
B	100	3.500.000	350	9.999
C	100	4.000.000	400	9.999
D	100	3.250.000	320	10.155
E	100	3.500.000	375	9.333
F	100	2.600.400	301	8.638
G	100	2.750.000	300	9.166

Untuk memastikan bahwa rantai Markov telah konvergen maka perlu dilakukan pemeriksaan *trace plot*, *density plot*, dan plot autokorelasi. Berdasarkan hasil *trace plot* masing-masing model yang ditunjukkan pada Gambar 4.2 – Gambar 4.8 terlihat bahwa nilai dugaan parameter untuk setiap parameter dari sebaran prior gamma dipusatkan di sekitar nilai penduga parameter dari sebaran

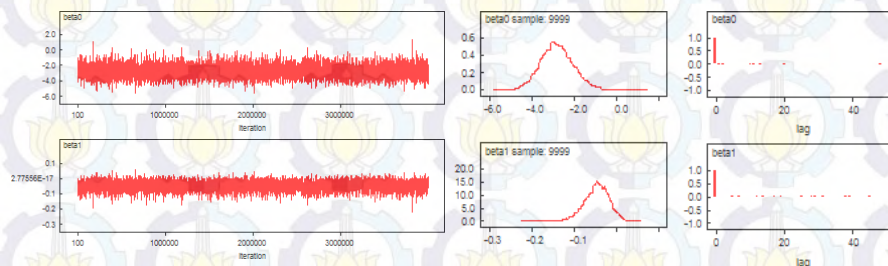
posteriorinya. Hal ini menunjukkan bahwa proses pendugaan parameter melalui metode MCMC yang didasarkan pada sebaran prior gamma sudah mencapai kekonvergenan terhadap kestasioneran sebaran posteriorinya. Lebih jauh, berdasarkan *density plot* dan plot autokorelasi yang ditunjukkan pada masing-masing model memberikan indikasi yang sejalan dengan hasil *trace plot*. *Density plot* menunjukkan pola bahwa sebaran dari penduga parameter yang diamati adalah cenderung *smooth* dan plot autokorelasi menunjukkan tidak adanya autokorelasi pada masing-masing parameter. Hal ini terbukti dengan autokorelasi yang tinggi pada lag nol yaitu nilai dirinya sendiri dan rendah dan cenderung nol pada lag-lag lainnya.



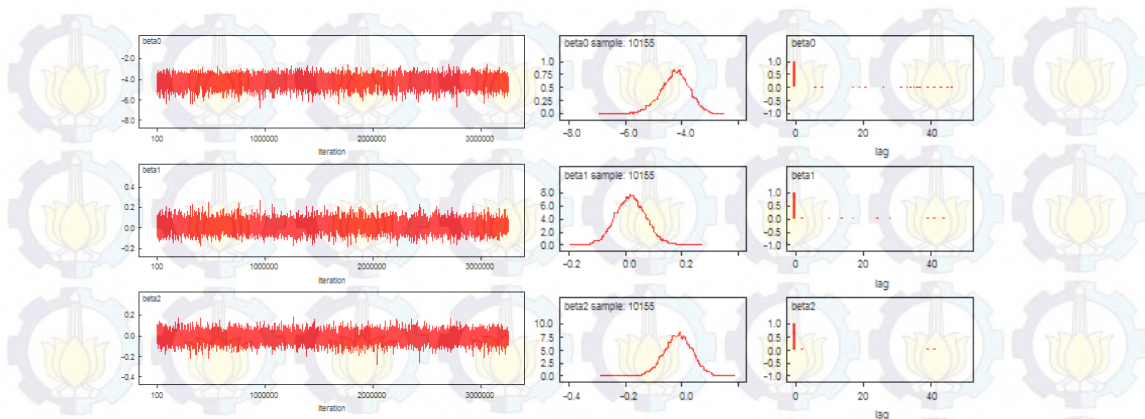
Gambar 4.2 *Trace plot*, *density plot*, dan plot autokorelasi model A dengan HB



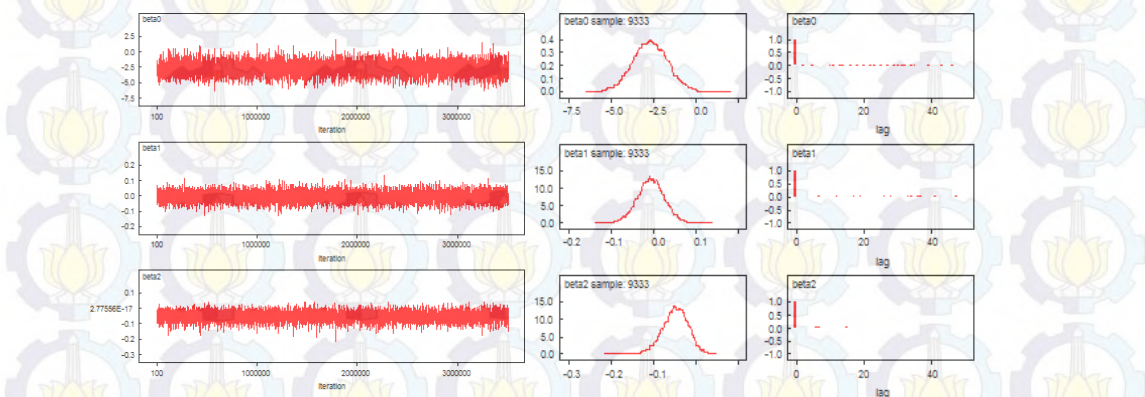
Gambar 4.3 *Trace plot*, *density plot*, dan plot autokorelasi model B dengan HB



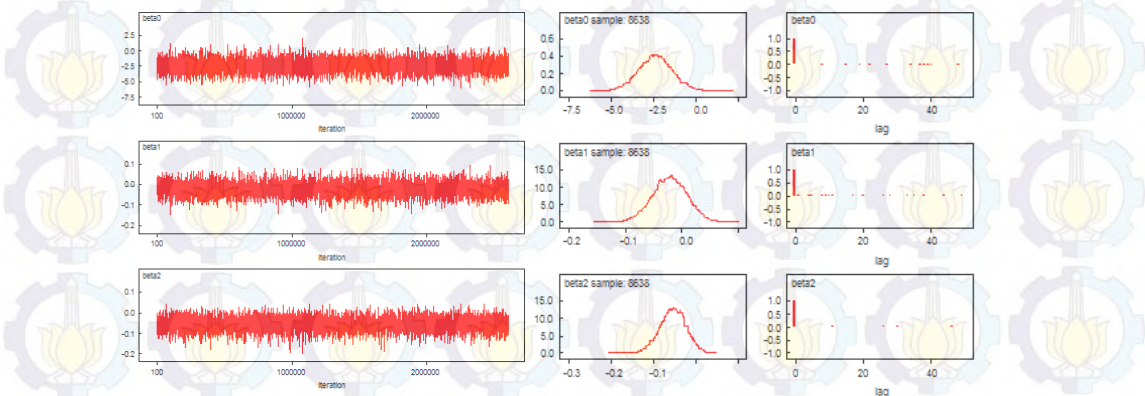
Gambar 4.4 *Trace plot*, *density plot*, dan plot autokorelasi model C dengan HB



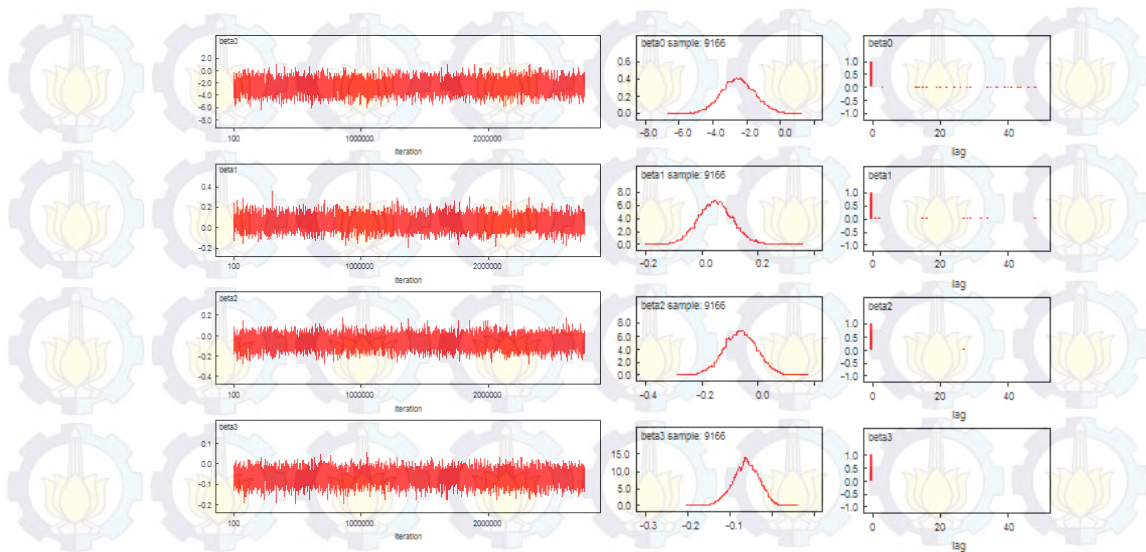
Gambar 4.5 Trace plot, density plot, dan plot autokorelasi model D dengan HB



Gambar 4.6 Trace plot, density plot, dan plot autokorelasi model E dengan HB



Gambar 4.7 Trace plot, density plot, dan plot autokorelasi model F dengan HB



Gambar 4.8 Trace plot, density plot, dan plot autokorelasi model G dengan HB

Tabel 4.3 Estimasi Parameter APTS Wajib Belajar 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode HB dan DIC

Model	Parameter	Mean	Std. Dev	Credible Interval		Med	DIC
				5%	95%		
[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]
A	β_0	-4,171	0,476	-4,964	-3,416	-4,159	93,682
	β_1	0,007	0,029	-0,040	0,055	0,007	
B	β_0	-4,089	0,330	-4,655	-3,566	-4,078	93,755
	β_1	0,002	0,027	-0,042	0,047	0,003	
C	β_0	-2,803	0,769	-4,018	-1,496	-2,831	91,065
	β_1	-0,047	0,029	-0,097	-0,002	-0,045	
D	β_0	-4,244	0,519	-5,133	-3,435	-4,221	95,592
	β_1	0,020	0,055	-0,068	0,110	0,019	
E	β_2	-0,013	0,051	-0,097	0,070	-0,012	
	β_0	-2,679	1,030	-4,35	-0,980	-2,693	92,992
	β_1	-0,006	0,032	-0,059	0,046	-0,006	
F	β_2	-0,048	0,030	-0,100	-0,002	-0,047	
	β_0	-2,388	1,000	-4,052	-0,718	-2,383	92,502
	β_1	-0,021	0,031	-0,073	0,029	-0,021	
G	β_2	-0,055	0,031	-0,108	-0,005	-0,054	
	β_0	-2,515	1,000	-4,132	-0,848	-2,533	93,817
	β_1	0,049	0,061	-0,050	0,152	0,048	
	β_3	-0,062	0,032	-0,117	-0,012	-0,061	

Pada Tabel 4.3 tersebut terlihat bahwa model yang seluruh parameternya signifikan pada tingkat kepercayaan 90 persen adalah model C. Pada Tabel 4.3 disajikan juga nilai DIC masing-masing model. Nilai DIC ini dapat dijadikan ukuran kecocokan model dimana semakin kecil nilai DIC suatu model, menunjukkan model tersebut cocok terhadap data. Nilai DIC terkecil juga dihasilkan oleh model C. Dengan demikian, model terbaik untuk mengestimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HB adalah model C, yaitu model yang melibatkan satu variabel prediktor, yaitu rasio murid per kelas. Persamaan yang dibentuk oleh model C adalah sebagai berikut:

$$\text{logit}(p_i) = -2,803 - 0,047X_3$$

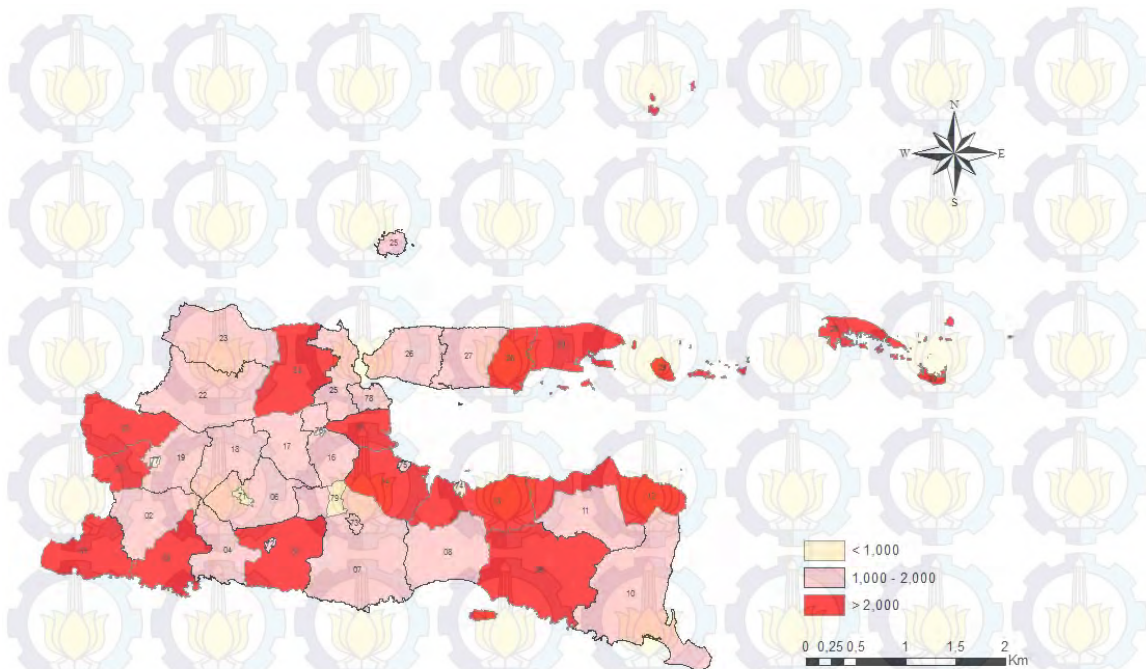
Adapun nilai β menunjukkan besarnya perubahan yang terjadi pada log odds pada saat terjadi perubahan pada variabel prediktor sebesar satu satuan. Pada model C, nilai $\beta_1 = -0,047$ yang dapat diartikan bahwa setiap kenaikan rasio murid per kelas sebesar satu murid, maka kecenderungan APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin turun sebesar 1,048 kali. Semakin banyaknya jumlah murid dalam satu kelas dapat mendorong semangat anak dari rumah tangga miskin untuk terus bersekolah karena mereka dapat menimba ilmu, bermain, bersosialisasi, serta bukan tidak mungkin dapat melupakan sejenak beban ekonomi dan permasalahan yang dihadapi keluarga.

Selanjutnya setelah memperoleh parameter seperti pada Tabel 4.3, dilakukan estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin untuk level kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dengan model HB terbaik sebagaimana disajikan pada Tabel 4.4. Kota Kediri, Kota Probolinggo, Kota Mojokerto, Kota Madiun, dan Kota Batu memiliki APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin masing-masing kurang dari satu persen. Kabupaten Pacitan, Trenggalek, Blitar, Jember, Situbondo, Probolinggo, Pasuruan, Sidoarjo, Magetan, Ngawi, Bojonegoro, Lamongan, Pamekasan, dan Kabupaten Sumenep memiliki APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin masing-masing diatas dua persen. Sementara sembilan belas kabupaten/kota lainnya memiliki APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin sekitar satu

persen.

Tabel 4.4 Hasil Estimasi APTS Wajib Belajar 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode HB Model C

Kab/Kota	Mean	Credible Interval		Std. Dev
		5%	95%	
[1]	[2]	[3]	[4]	[5]
Pacitan	2,444	1,416	3,716	0,766
Ponorogo	1,855	1,106	2,585	0,487
Trenggalek	2,003	1,318	2,929	0,579
Tulungagung	1,909	1,100	2,678	0,485
Blitar	2,417	1,460	3,732	0,804
Kediri	1,841	1,169	2,613	0,482
Malang	1,625	0,947	2,280	0,438
Lumajang	1,507	0,886	2,339	0,537
Jember	2,130	1,354	3,075	0,573
Banyuwangi	1,872	1,130	2,640	0,495
Bondowoso	1,968	1,312	2,815	0,502
Situbondo	2,019	1,181	2,896	0,534
Probolinggo	2,068	1,397	3,102	0,578
Pasuruan	2,008	1,338	2,934	0,538
Sidoarjo	2,501	1,454	3,859	0,859
Mojokerto	1,727	1,050	2,434	0,481
Jombang	1,826	1,153	2,557	0,485
Nganjuk	1,882	1,257	2,679	0,479
Madiun	1,867	1,133	2,605	0,486
Magetan	2,592	1,476	4,087	0,881
Ngawi	2,131	1,240	3,088	0,589
Bojonegoro	2,000	1,163	2,840	0,527
Tuban	1,777	1,135	2,539	0,499
Lamongan	2,544	1,400	3,997	0,880
Gresik	1,877	1,218	2,679	0,506
Bangkalan	1,494	0,903	2,255	0,450
Sampang	1,787	1,030	2,462	0,440
Pamekasan	2,103	1,240	3,005	0,551
Sumenep	2,407	1,329	3,686	0,729
Kota Kediri	0,845	0,247	1,751	0,479
Kota Blitar	1,085	0,453	1,886	0,449
Kota Malang	1,433	0,785	2,087	0,427
Kota Probolinggo	0,939	0,342	1,783	0,446
Kota Pasuruan	1,050	0,424	1,882	0,454
Kota Mojokerto	0,662	0,108	1,732	0,554
Kota Madiun	0,946	0,324	1,834	0,474
Kota Surabaya	1,474	0,863	2,221	0,482
Kota Batu	0,855	0,250	1,805	0,487



Gambar 4.9 Peta persebaran APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 Tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HB model C

4.3 Estimasi Angka Putus Sekolah (APTS) Wajib Belajar (Wajar) 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode *Hierarchical Bayesian Neural Network* (HBNN)

Model yang digunakan untuk mengestimasi APTS Wajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HBNN dimana jumlah node pada *hidden layer* adalah satu adalah sebagai berikut:

i. $y_i | p_i \sim \text{binomial}(n_i, p_i)$

ii. Model A : $\text{logit}(p_i) = b_0^o + \beta_1^o \frac{1}{(1 + \exp(-(b_1^h + \beta_{11}^h X_1)))} + v_i$

Model B : $\text{logit}(p_i) = b_0^o + \beta_1^o \frac{1}{(1 + \exp(-(b_1^h + \beta_{12}^h X_2)))} + v_i$

Model C : $\text{logit}(p_i) = b_0^o + \beta_1^o \frac{1}{(1 + \exp(-(b_1^h + \beta_{13}^h X_3)))} + v_i$

Model D : $\text{logit}(p_i) = b_0^o + \beta_1^o \frac{1}{(1 + \exp(-(b_1^h + \beta_{11}^h X_1 + \beta_{12}^h X_2)))} + v_i$

Model E : $\text{logit}(p_i) = b_0^o + \beta_1^o \frac{1}{(1 + \exp(-(b_1^h + \beta_{11}^h X_1 + \beta_{13}^h X_3)))} + v_i$

$$\text{Model F} : \text{logit}(p_i) = b_0^o + \beta_1^o \frac{1}{(1 + \exp(-(b_1^h + \beta_{12}^h X_2 + \beta_{13}^h X_3)))} + v_i$$

$$\text{Model G} : \text{logit}(p_i) = b_0^o + \beta_1^o \frac{1}{(1 + \exp(-(b_1^h + \beta_{11}^h X_1 + \beta_{12}^h X_3 + \beta_{13}^h X_3)))} + v_i$$

dimana $v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$

- iii. β dan σ_v^2 saling independen dengan $\sigma_v^{-2} \sim G(a, b), a \geq 0, b > 0$ dan $\beta \sim N(0, \text{precision})$

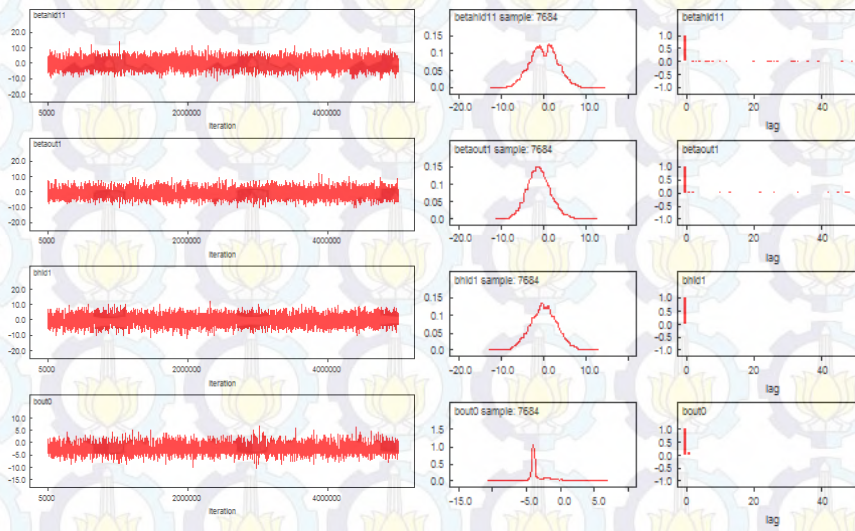
Sama halnya dengan metode HB, pada penelitian ini prior varians *random effect* diasumsikan mengikuti distribusi *gamma(a, b)* dengan $a = b = 0,0001$. Nilai prior ini ditetapkan mendekati nol sebagai gambaran ketiadaan informasi awal dari penelitian sebelumnya.

Tabel 4.5 Jumlah *Burn-in*, Iterasi, dan *Thin* yang Digunakan Untuk Mencapai Rantai Markov yang Konvergen (Metode HBNN)

Model	<i>Burn-in</i>	Iterasi (Termasuk <i>Burn-in</i>)	<i>Thin</i>	Sampel
[1]	[2]	[3]	[4]	[5]
A	5.000	5.000.000	650	7.684
B	5.000	5.000.000	600	8.325
C	5.000	5.000.000	770	6.487
D	5.000	5.500.000	750	7.326
E	5.000	6.250.000	1.000	6.245
F	5.000	5.500.000	700	7.850
G	5.000	5.000.000	800	6.243

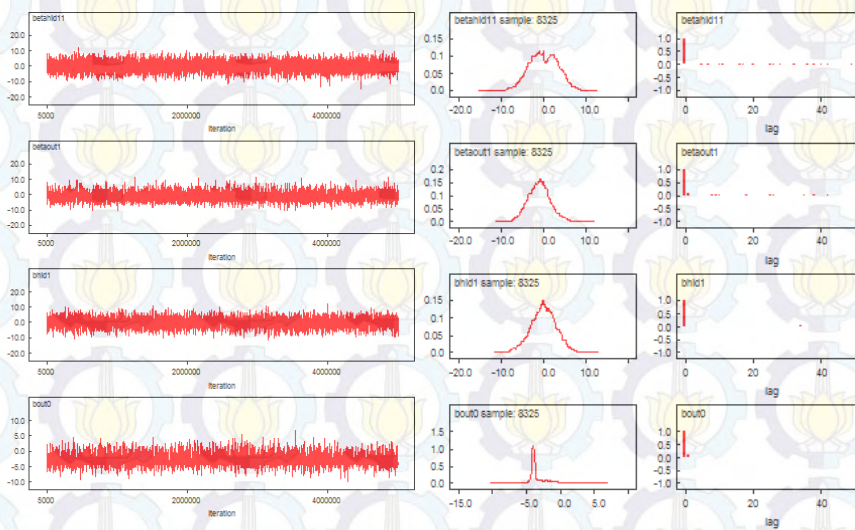
Kekonvergenan rantai Markov untuk setiap model dengan metode HBNN ini dicapai setelah dilakukan jumlah *burn-in*, iterasi, dan dengan jumlah *thin* yang berbeda sebagaimana yang tercantum dalam Tabel 4.5. Setelah memasukkan variabel prediktor dan variabel respon ke dalam model dan melakukan iterasi, diketahui bahwa periode *burn-in* untuk seluruh model untuk mengestimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HBNN ini lebih panjang daripada periode *burn-in* dengan metode HB, walaupun secara umum, periode *burn-in* dengan metode HBNN ini juga tidak terlalu panjang. Di lain pihak, rantai Markov memiliki autokorelasi yang terbilang tinggi sehingga membutuhkan *thin* yang besar. Hal ini terbukti dengan jumlah *thin* yang digunakan oleh seluruh model yang

menunjukkan angka diatas 500, bahkan ada yang mencapai 1.000.



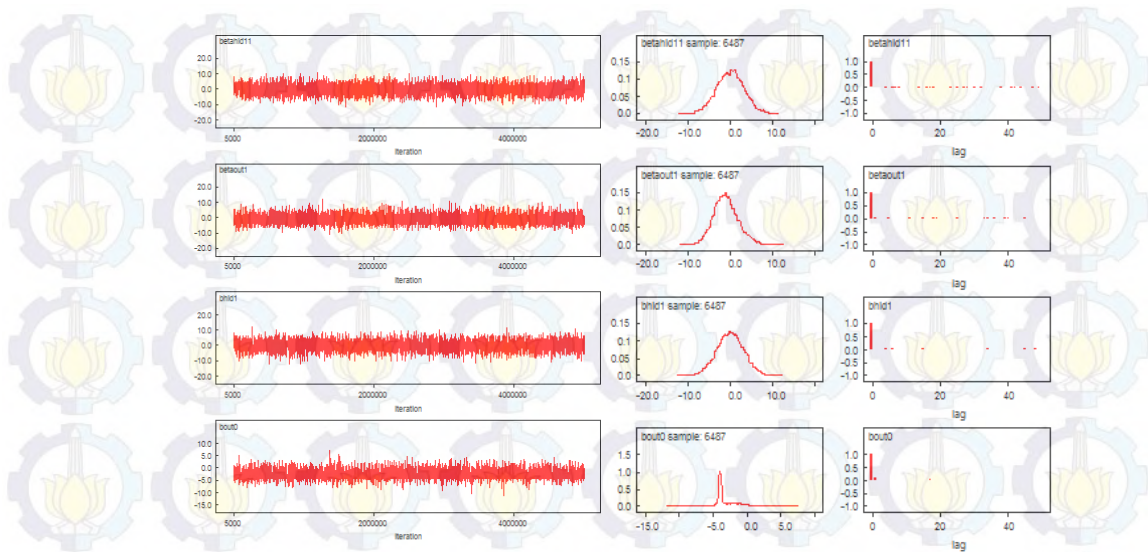
Gambar 4.10 Trace plot, density plot, dan plot autokorelasi model A dengan

HBNN

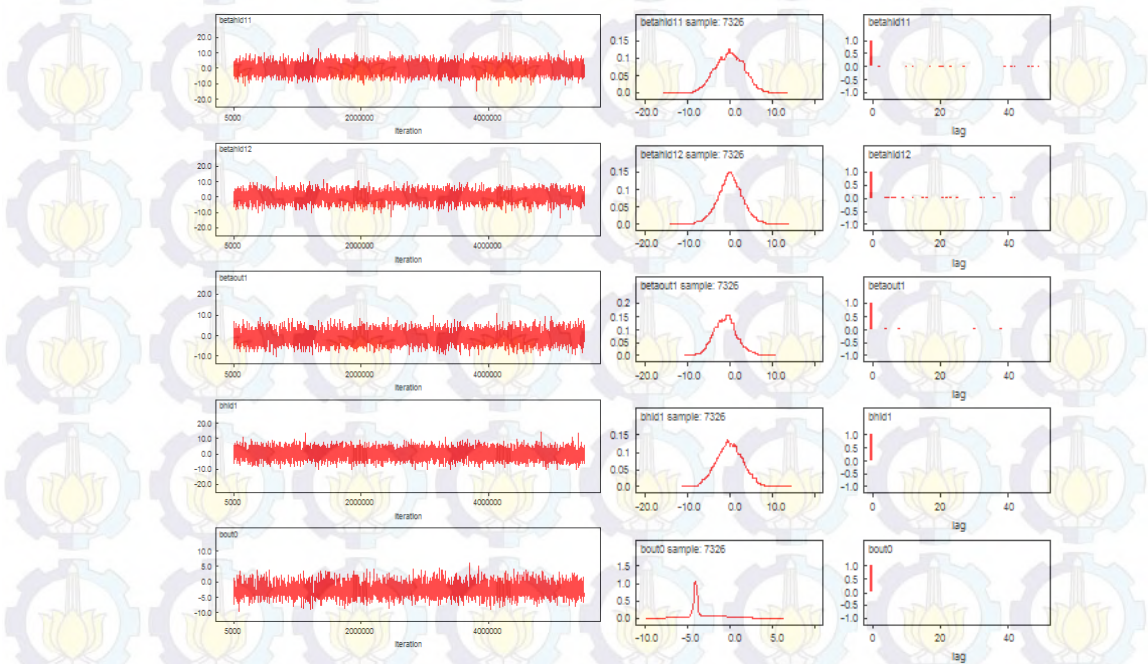


Gambar 4.11 Trace plot, density plot, dan plot autokorelasi model B dengan

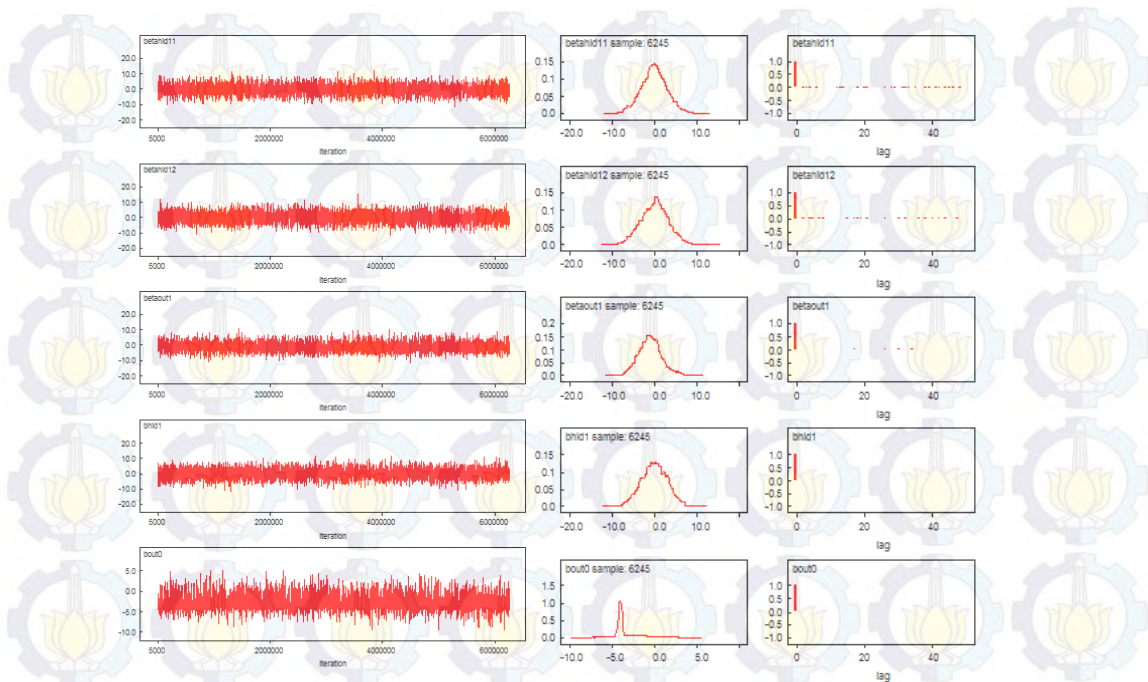
HBNN



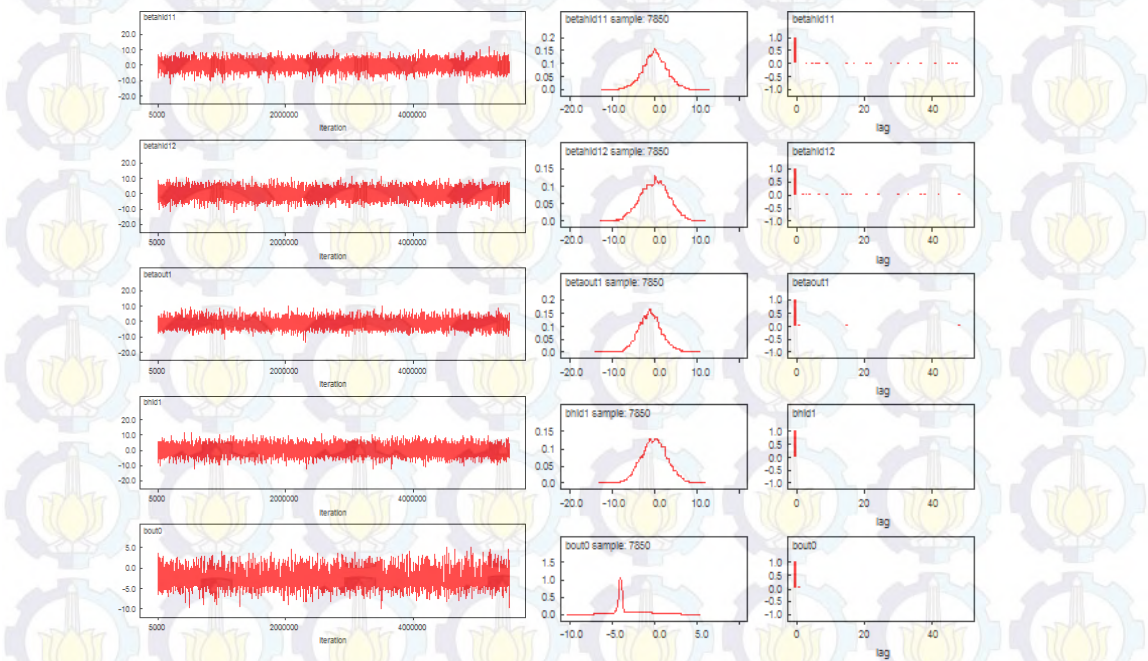
Gambar 4.12 Trace plot, density plot, dan plot autokorelasi model C dengan HBNN



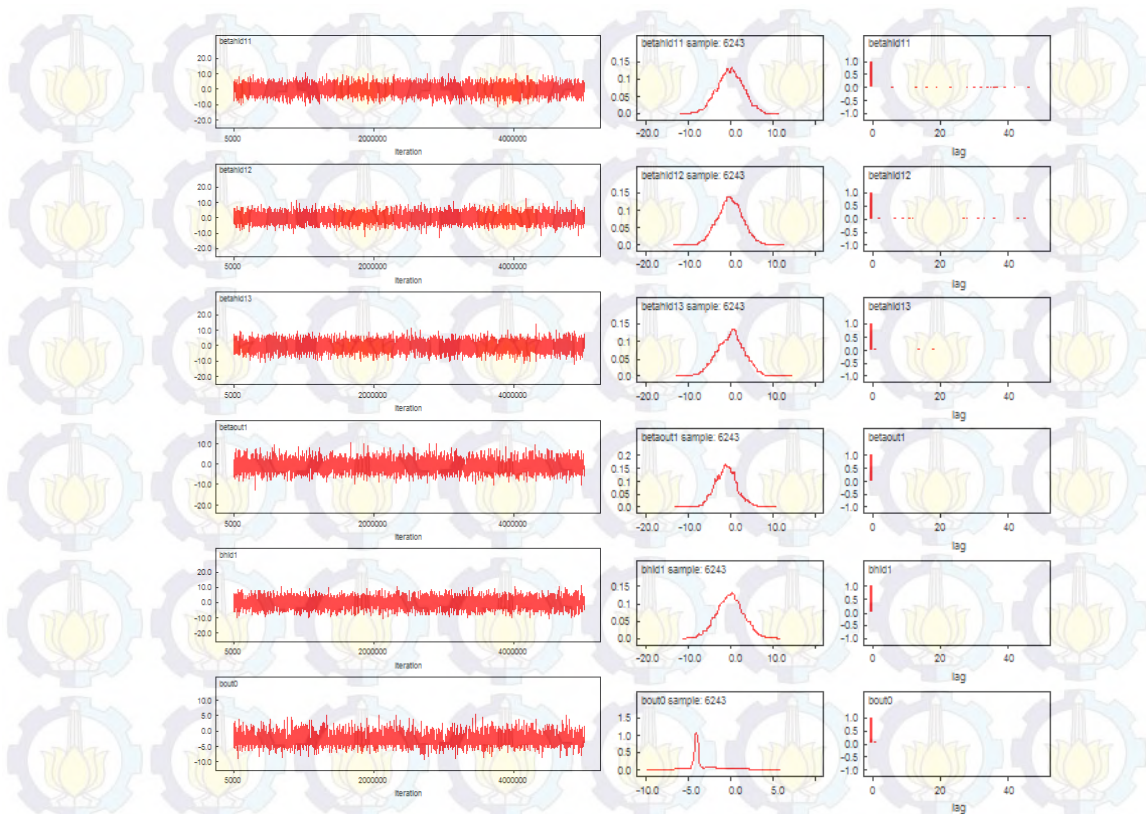
Gambar 4.13 Trace plot, density plot, dan plot autokorelasi model D dengan HBNN



Gambar 4.14 Trace plot, density plot, dan plot autokorelasi model E dengan HBNN



Gambar 4.15 Trace plot, density plot, dan plot autokorelasi model F dengan HBNN



Gambar 4.16 *Trace plot*, *density plot*, dan plot autokorelasi model G dengan HBNN

Berdasarkan hasil *trace plot* terlihat bahwa proses pendugaan parameter melalui metode MCMC sudah mencapai kekonvergenan. *Density plot* menunjukkan pola sebaran penduga parameter yang diamati cenderung *smooth*. Plot autokorelasi menunjukkan autokorelasi yang tinggi pada lag nol dan rendah cenderung nol pada lag-lag lainnya yang mengindikasikan tidak adanya autokorelasi.

Pada Tabel 4.6 terlihat seluruh parameter pada seluruh model tidak ada yang signifikan pada taraf kepercayaan 90 persen. Nilai DIC terkecil dihasilkan oleh model B. Dengan demikian, model terbaik untuk mengestimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HBNN adalah model B, yaitu model yang melibatkan satu variabel prediktor, yaitu persentase buta huruf penduduk berumur 10 tahun keatas dengan persamaan sebagai berikut

$$\text{logit}(p_i) = -3,208 - 0,980 \frac{1}{(1 + \exp(-(0,037 + 0,044X_2)))}$$

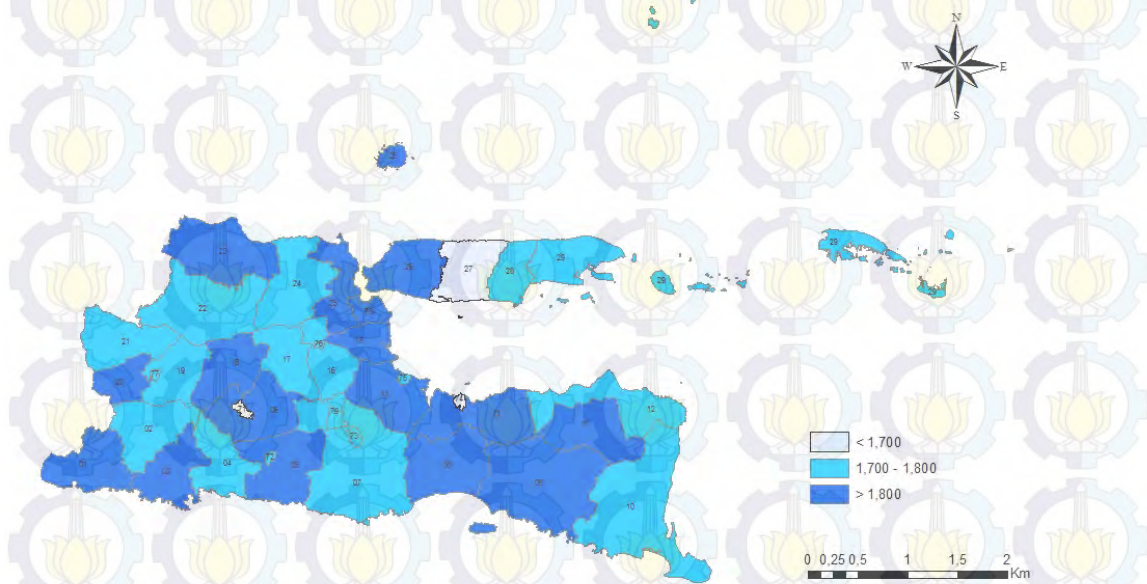
Tabel 4.6 Estimasi Parameter APTS Wajib Belajar 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode HBNN dan DIC

Model	Parameter	Mean	Std. Dev	Credible Interval		Med	DIC
				5%	95%		
[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]
A	β_{11}^h	0,083	3,257	-5,222	5,369	0,042	90,692
	β_1^o	-1,051	2,813	-5,461	3,805	-1,164	
	b_1^h	0,046	3,139	-5,180	5,205	0,038	
	b_0^o	-3,096	1,850	-5,045	0,704	-3,891	
B	β_{12}^h	0,044	3,394	-5,420	5,436	-0,040	88,221
	β_1^o	-0,980	2,707	-5,218	3,611	-1,014	
	b_1^h	0,037	3,010	-5,042	4,963	0,050	
	b_0^o	-3,208	1,746	-5,086	0,506	-3,910	
C	β_{13}^h	0,045	3,185	-5,254	5,210	0,100	91,175
	β_1^o	-0,996	2,921	-5,550	4,224	-1,159	
	b_1^h	0,006	3,202	-5,323	5,235	0,016	
	b_0^o	-3,026	1,865	-4,924	0,775	-3,883	
D	β_{11}^h	0,009	3,332	-5,420	5,378	0,012	89,406
	β_{12}^h	0,076	3,007	-4,947	5,034	0,064	
	β_1^o	-0,984	2,768	-5,340	3,760	-0,983	
	b_1^h	-0,015	3,144	-5,199	5,190	-0,041	
E	b_0^o	-3,159	1,820	-5,106	0,612	-3,911	91,090
	β_{11}^h	-0,105	3,080	-5,251	5,014	-0,094	
	β_{13}^h	0,059	3,265	-5,383	5,469	0,165	
	β_1^o	-0,979	2,799	-5,417	3,922	-1,064	
F	b_1^h	-0,017	3,141	-5,265	5,098	0,014	92,187
	b_0^o	-3,198	1,820	-5,130	0,700	-3,920	
	β_{12}^h	0,082	2,966	-4,821	4,977	0,071	
	β_{13}^h	0,071	3,330	-5,496	5,502	0,133	
G	β_1^o	-0,984	2,779	-5,401	3,819	-1,077	89,494
	b_1^h	-0,042	3,154	-5,108	5,203	-0,041	
	b_0^o	-3,126	1,851	-5,164	0,717	-3,906	
	β_{11}^h	-0,067	3,163	-5,257	5,096	-0,031	
	β_{12}^h	-0,064	3,008	-4,948	4,864	-0,088	
	β_{13}^h	0,010	3,267	-5,475	5,317	0,144	
	β_1^o	-0,988	2,713	-5,330	3,715	-1,040	
	b_1^h	-0,085	3,181	-5,329	5,157	-0,082	
	b_0^o	-3,225	1,803	-5,188	0,592	-3,923	

Tabel 4.7 Hasil Estimasi APTS Wajib Belajar 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode HBNN Model B

Kab/Kota	Mean	Credible Interval		Std. Dev
		5%	95%	
[1]	[2]	[3]	[4]	[5]
Pacitan	1,816	1,053	2,900	0,462
Ponorogo	1,754	0,893	2,631	0,433
Trenggalek	1,863	1,136	3,039	0,491
Tulungagung	1,724	0,873	2,556	0,420
Blitar	1,879	1,145	3,170	0,524
Kediri	1,797	1,061	2,778	0,440
Malang	1,759	0,913	2,652	0,435
Lumajang	1,888	1,145	3,182	0,540
Jember	1,837	1,111	2,894	0,458
Banyuwangi	1,763	0,961	2,647	0,436
Bondowoso	1,857	1,146	2,928	0,449
Situbondo	1,755	0,886	2,633	0,435
Probolinggo	1,941	1,238	3,288	0,543
Pasuruan	1,869	1,156	3,029	0,481
Sidoarjo	1,851	0,713	3,410	0,722
Mojokerto	1,774	0,945	2,768	0,495
Jombang	1,784	1,010	2,705	0,443
Nganjuk	1,849	1,146	2,898	0,453
Madiun	1,761	0,906	2,683	0,437
Magetan	1,829	1,056	2,956	0,504
Ngawi	1,750	0,924	2,627	0,421
Bojonegoro	1,727	0,848	2,545	0,423
Tuban	1,817	1,054	2,819	0,459
Lamongan	1,788	0,989	2,741	0,466
Gresik	1,816	1,024	2,872	0,481
Bangkalan	1,859	1,175	2,850	0,440
Sampang	1,709	0,876	2,500	0,401
Pamekasan	1,735	0,917	2,523	0,402
Sumenep	1,749	0,924	2,575	0,409
Kota Kediri	1,702	0,694	2,688	0,496
Kota Blitar	1,725	0,831	2,645	0,451
Kota Malang	1,730	0,800	2,656	0,462
Kota Probolinggo	1,701	0,878	2,468	0,394
Kota Pasuruan	1,733	0,867	2,616	0,431
Kota Mojokerto	1,749	0,813	2,740	0,491
Kota Madiun	1,763	0,643	3,102	0,602
Kota Surabaya	1,819	0,933	2,954	0,507
Kota Batu	1,747	0,916	2,627	0,430

Selanjutnya pada Tabel 4.7 disajikan hasil estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin. Dari table ini terlihat bahwa hasil estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin menunjukkan angka yang hampir sama untuk masing-masing kabupaten/kota, yaitu berkisar antara 1,7 persen sampai 1,8 persen.



Gambar 4.17 Peta persebaran APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 Tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HBNN model B

4.4 Estimasi Angka Putus Sekolah (APTS) Wajib Belajar (Wajar) 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode *Hierarchical Bayesian Neural Network* (HBNN) Tanpa Bias

Dari penjelasan pada bagian sebelumnya, diketahui bahwa seluruh parameter pada seluruh model dengan menggunakan metode HBNN tidak ada yang signifikan pada taraf kepercayaan 90 persen. Oleh karena itu, akan dilakukan pemodelan dengan metode HBNN tanpa bias. Model yang digunakan untuk mengestimasi APTS Wajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HBNN tanpa bias dimana jumlah node pada *hidden layer* adalah satu adalah sebagai berikut:

i. $y_i | p_i \sim \text{binomial}(n_i, p_i)$

$$\text{ii. Model A : } \text{logit}(p_i) = \beta_1^o \frac{1}{(1+\exp(-(\beta_{11}^h X_1)))} + v_i$$

$$\text{Model B : } \text{logit}(p_i) = \beta_1^o \frac{1}{(1+\exp(-(\beta_{12}^h X_2)))} + v_i$$

$$\text{Model C : } \text{logit}(p_i) = \beta_1^o \frac{1}{(1+\exp(-(\beta_{13}^h X_3)))} + v_i$$

$$\text{Model D : } \text{logit}(p_i) = \beta_1^o \frac{1}{(1+\exp(-(\beta_{11}^h X_1 + \beta_{12}^h X_2)))} + v_i$$

$$\text{Model E : } \text{logit}(p_i) = \beta_1^o \frac{1}{(1+\exp(-(\beta_{11}^h X_1 + \beta_{13}^h X_3)))} + v_i$$

$$\text{Model F : } \text{logit}(p_i) = \beta_1^o \frac{1}{(1+\exp(-(\beta_{12}^h X_2 + \beta_{13}^h X_3)))} + v_i$$

$$\text{Model G : } \text{logit}(p_i) = \beta_1^o \frac{1}{(1+\exp(-(\beta_{11}^h X_1 + \beta_{12}^h X_2 + \beta_{13}^h X_3)))} + v_i$$

dimana $v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$

iii. β dan σ_v^2 saling independen dengan $\sigma_v^{-2} \sim G(a, b)$, $a \geq 0, b > 0$ dan $\beta \sim N(0, \text{precision})$

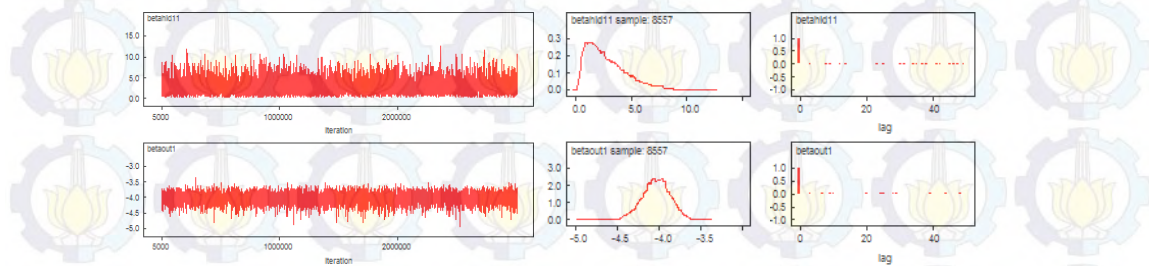
Sama halnya dengan metode HB dan HBNN, pada penelitian ini prior varians *random effect* diasumsikan mengikuti distribusi *gamma*(a, b) dengan $a = b = 0,0001$. Nilai prior ini ditetapkan mendekati nol sebagai gambaran ketiadaan informasi awal dari penelitian sebelumnya.

Tabel 4.8 Jumlah *Burn-in*, Iterasi, dan *Thin* yang Digunakan Untuk Mencapai Rantai Markov yang Konvergen (Metode HBNN Tanpa Bias)

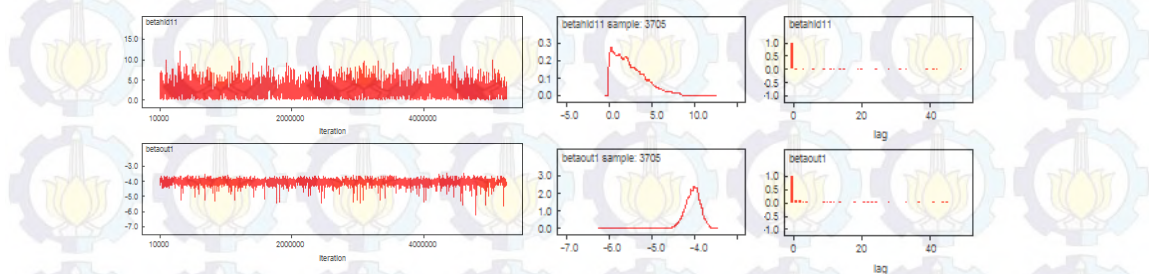
Model	<i>Burn-in</i>	Iterasi (Termasuk <i>Burn-in</i>)	<i>Thin</i>	Sampel
[1]	[2]	[3]	[4]	[5]
A	5.000	3.000.000	350	8.557
C	10.000	5.250.000	1.414	3.705
D	5.000	3.000.000	300	9.983
E	5.000	3.250.000	300	10.816
F	5.000	3.250.000	300	10.816
G	5.000	3.000.000	400	7.487

Kekonvergenan rantai Markov untuk setiap model dengan metode HBNN ini dicapai setelah dilakukan jumlah *burn-in*, iterasi, dan dengan jumlah *thin* yang berbeda sebagaimana yang tercantum dalam Tabel 4.8. Adapun untuk model B, setelah dilakukan iterasi sebanyak 6.000.000 kali dengan *burn-in*

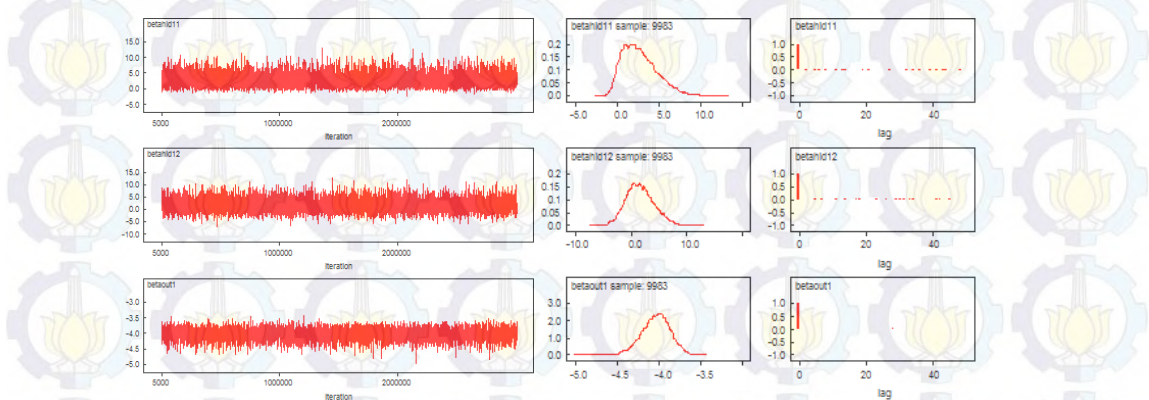
250.000 dan *thin* 14.000, rantai markov belum konvergen. Oleh karena itu, pembahasan dengan model B ini tidak akan dilanjutkan. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan *trace plot*, *density plot*, dan plot autokorelasi. Berdasarkan hasil *trace plot* terlihat bahwa proses pendugaan parameter melalui metode MCMC sudah mencapai kekonvergenan. Plot autokorelasi menunjukkan autokorelasi yang tinggi pada lag nol dan rendah cenderung nol pada lag-lag lainnya yang mengindikasikan tidak adanya autokorelasi.



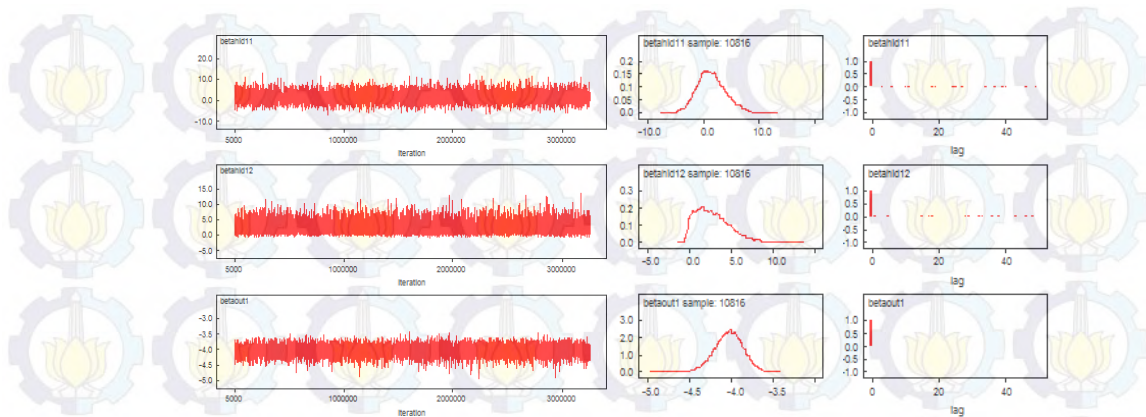
Gambar 4.18 *Trace plot*, *density plot*, dan plot autokorelasi model A dengan HBNN tanpa bias



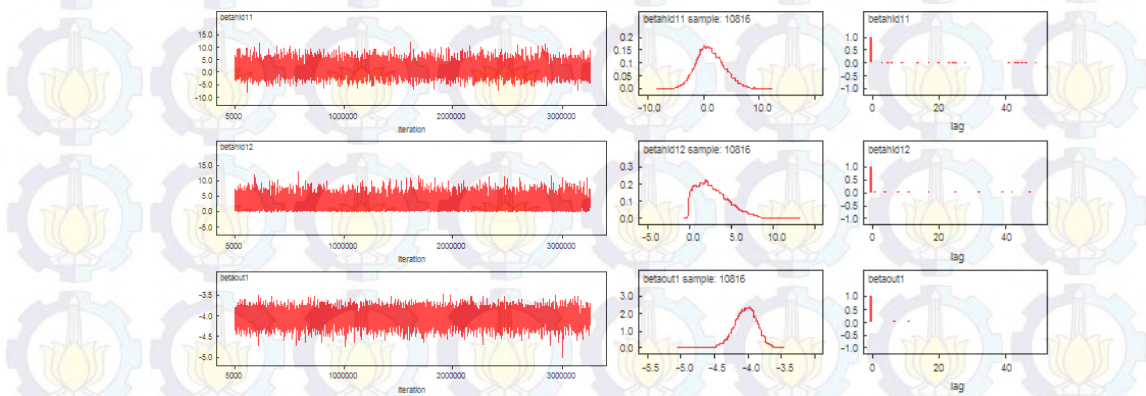
Gambar 4.19 *Trace plot*, *density plot*, dan plot autokorelasi model C dengan HBNN tanpa bias



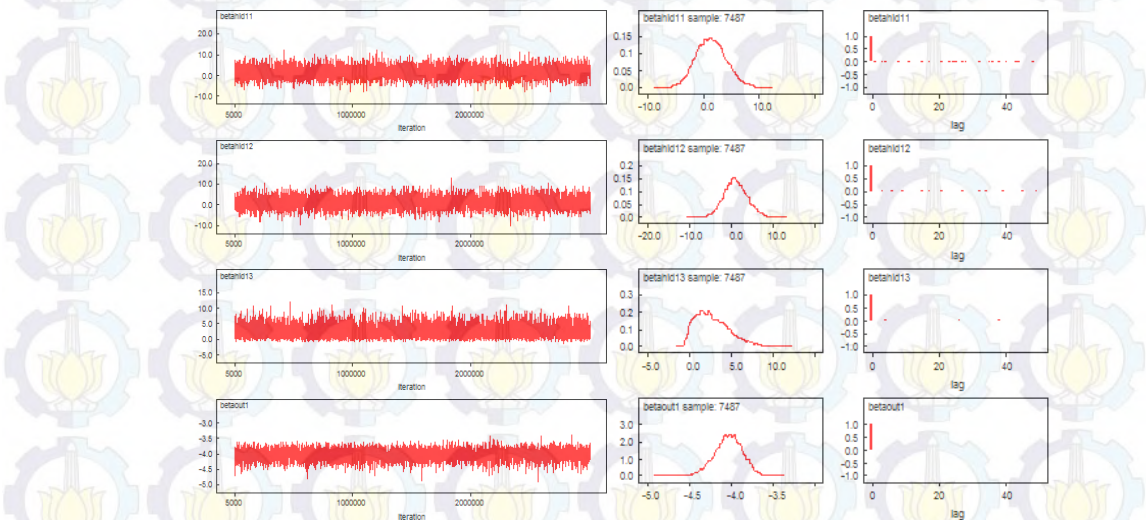
Gambar 4.20 *Trace plot*, *density plot*, dan plot autokorelasi model D dengan HBNN tanpa bias



Gambar 4.21 *Trace plot, density plot, dan plot autokorelasi model E dengan HBNN tanpa bias*



Gambar 4.22 *Trace plot, density plot, dan plot autokorelasi model F dengan HBNN tanpa bias*



Gambar 4.23 *Trace plot, density plot, dan plot autokorelasi model G dengan HBNN tanpa bias*

Tabel 4.9 Estimasi Parameter APTS Wajib Belajar 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode HBNN Tanpa Bias dan DIC

Model	Parameter	Mean	Std. Dev	Credible Interval		Med	DIC
				2,5%	97,5%		
[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]
A	β_{11}^h	2,831	1,823	0,530	7,319	2,43	91,953
	β_1^o	-4,035	0,17	-4,387	-3,724	-4,027	
C	β_{13}^h	2,492	1,915	0,089	7,199	2,094	91,432
	β_1^o	-4,064	0,227	-4,554	-3,725	-4,036	
D	β_{11}^h	2,719	2,076	-0,380	7,386	2,422	91,893
	β_{12}^h	1,653	2,525	-2,819	7,070	1,471	
	β_1^o	-4,036	0,171	-4,396	-3,721	-4,027	
E	β_{11}^h	1,457	2,546	-3,094	6,838	1,277	91,800
	β_{13}^h	2,777	2,037	-0,121	7,449	2,490	
F	β_1^o	-4,032	0,171	-4,392	-3,714	-4,025	
	β_{12}^h	1,272	2,544	-3,346	6,679	1,085	91,795
	β_{13}^h	2,858	1,984	0,095	7,484	2,531	
G	β_1^o	-4,034	0,168	-4,386	-3,723	-4,027	
	β_{11}^h	1,401	2,747	-3,714	7,077	1,318	91,793
	β_{12}^h	1,061	2,791	-4,238	6,755	0,972	
	β_{13}^h	2,786	2,023	-0,141	7,450	2,459	
	β_1^o	-4,034	0,169	-4,384	-3,728	-4,026	

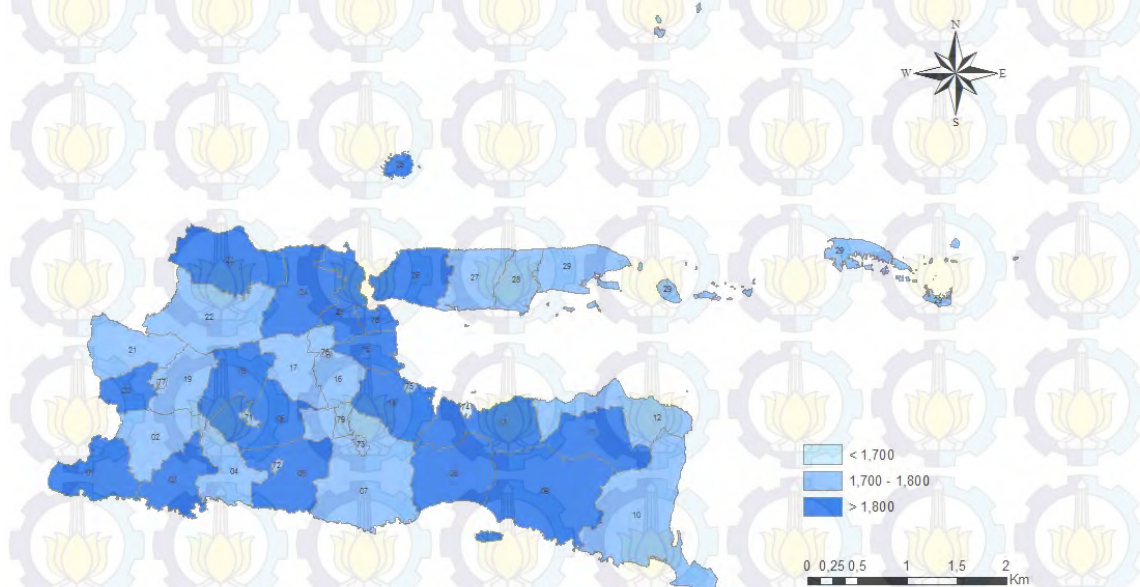
Pada Tabel 4.9 terlihat bahwa seluruh parameter pada model A dan C dengan menggunakan metode HBNN tanpa bias signifikan pada taraf kepercayaan 95 persen. Pada tabel tersebut disajikan juga nilai DIC masing-masing model. Nilai DIC ini dapat dijadikan ukuran kecocokan model dimana semakin kecil nilai DIC suatu model, menunjukkan model tersebut cocok terhadap data. Nilai DIC terkecil juga dihasilkan oleh model C. Dengan demikian, model terbaik untuk mengestimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HBNN tanpa bias adalah model C, yaitu model yang melibatkan satu variabel prediktor, yaitu rasio murid per kelas dengan persamaan sebagai berikut

$$\text{logit}(p_i) = -4,064 \frac{1}{(1 + \exp(-(2,492X_3)))}$$

Tabel 4.10 Hasil Estimasi APTS Wajib Belajar 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode HBNN Tanpa Bias Model C

Kab/Kota	Mean	Credible Interval		Std. Dev
		2,5%	97,5%	
[1]	[2]	[3]	[4]	[5]
Pacitan	1,832	1,038	2,904	0,476
Ponorogo	1,748	0,901	2,595	0,423
Trenggalek	1,867	1,135	3,061	0,507
Tulungagung	1,724	0,876	2,500	0,403
Blitar	1,905	1,129	3,192	0,559
Kediri	1,804	1,070	2,820	0,428
Malang	1,746	0,898	2,625	0,426
Lumajang	1,883	1,162	3,210	0,561
Jember	1,843	1,116	2,882	0,463
Banyuwangi	1,766	0,914	2,661	0,446
Bondowoso	1,850	1,148	2,956	0,448
Situbondo	1,754	0,928	2,653	0,436
Probolinggo	1,933	1,249	3,282	0,507
Pasuruan	1,881	1,178	3,118	0,503
Sidoarjo	1,875	1,098	3,053	0,527
Mojokerto	1,766	0,970	2,684	0,442
Jombang	1,791	0,993	2,759	0,440
Nganjuk	1,846	1,146	2,898	0,453
Madiun	1,760	0,936	2,662	0,430
Magetan	1,853	1,059	2,998	0,491
Ngawi	1,770	0,920	2,696	0,441
Bojonegoro	1,730	0,867	2,535	0,417
Tuban	1,802	1,041	2,787	0,444
Lamongan	1,806	0,949	2,860	0,463
Gresik	1,845	1,113	2,987	0,471
Bangkalan	1,849	1,161	2,921	0,444
Sampang	1,703	0,869	2,430	0,391
Pamekasan	1,745	0,929	2,575	0,408
Sumenep	1,754	0,895	2,674	0,424
Kota Kediri	1,707	0,822	2,539	0,429
Kota Blitar	1,736	0,899	2,663	0,449
Kota Malang	1,734	0,870	2,596	0,425
Kota Probolinggo	1,675	0,825	2,433	0,393
Kota Pasuruan	1,724	0,863	2,584	0,429
Kota Mojokerto	1,742	0,809	2,610	0,451
Kota Madiun	1,737	0,882	2,626	0,447
Kota Surabaya	1,832	1,092	2,915	0,467
Kota Batu	1,726	0,803	2,626	0,456

Selanjutnya pada Tabel 4.10 disajikan hasil estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin. Dari table ini terlihat bahwa hasil estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin menunjukkan angka yang hampir sama untuk masing-masing kabupaten/kota, yaitu berkisar antara 1,7 persen sampai 1,9 persen.

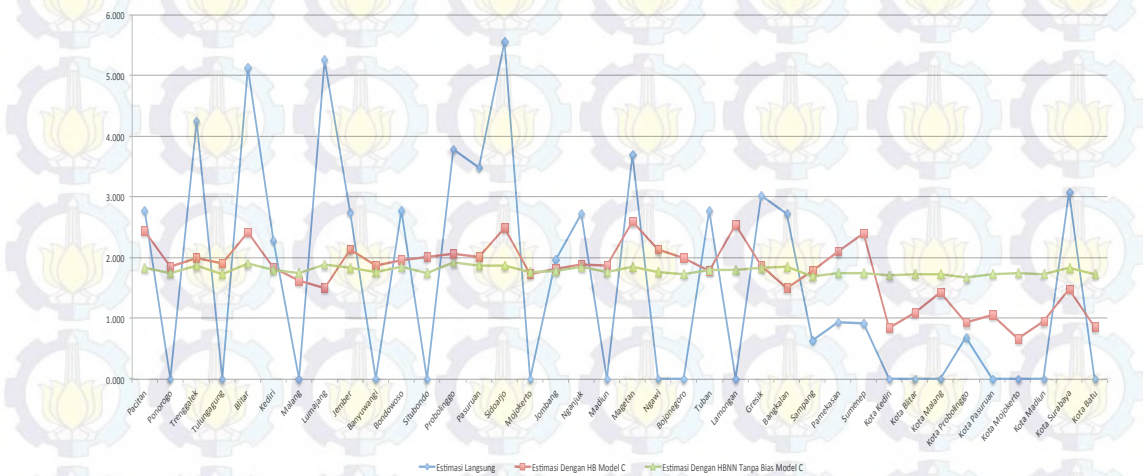


Gambar 4.25 Peta persebaran APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 Tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HBNN tanpa bias model C

4.5 Perbandingan Hasil Estimasi Angka Putus Sekolah (APTS) Wajib Belajar (Wajar) 9 Tahun Anak Usia 7 – 15 Tahun dari Rumah Tangga Miskin dengan Metode *Hierarchical Bayesian* (HB) dan *Hierarchical Bayesian Neural Network* (HBNN) Tanpa Bias

Seperti yang telah dibahas sebelumnya, seluruh parameter model yang dihasilkan dengan metode HBNN tidak signifikan pada tingkat kepercayaan 90 persen. Oleh karena itu, pada bagian ini hanya akan dibandingkan hasil estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HB dan HBNN tanpa bias. Perbandingan estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan estimasi langsung, model terbaik yang dihasilkan dengan metode HB, model terbaik yang

dihasilkan dengan metode HBNN tanpa bias dapat dilihat pada Gambar 4.26.



Gambar 4.26 Perbandingan hasil estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan HB, HBNN tanpa bias, dan estimasi langsung

Dari hasil estimasi langsung, APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin di Kabupaten Ponorogo, Tulungagung, Malang, Banyuwangi, Situbondo, Mojokerto, Madiun, Ngawi, Bojonegoro, Lamongan, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Pasuruan, Kota Mojokerto, Kota Madiun, dan Kota Batu menunjukkan angka nol. Seperti yang telah diketahui, Susenas tidak secara spesifik bertujuan untuk menghasilkan indikator APTS. Rumah tangga sample Susenas dipilih secara sistematis dari daftar rumah tangga yang telah dimutakhirkan di blok sensus terpilih. Oleh karena itu, selalu terdapat kemungkinan bahwa dalam satu kabupaten/kota, tidak terdapat anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin yang putus sekolah.

Secara umum, hasil estimasi APTS Wajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin baik dengan model terbaik yang dihasilkan dengan metode HB maupun HBNN tanpa bias bervariasi dimana beberapa kabupaten/kota memiliki APTS lebih tinggi daripada APTS hasil estimasi langsung sedangkan yang lainnya lebih rendah. Hal ini menunjukkan koreksi dari model HB dan HBNN terhadap hasil estimasi langsung. Seperti yang telah diketahui, karena kurangnya jumlah sampel, hasil estimasi langsung memiliki varians yang besar (Ghosh dan Rao, 1994).

APTS Wajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HB menunjukkan pola yang hampir sama dengan hasil estimasi langsung namun lebih *smooth*. Apabila hasil dari estimasi langsung menunjukkan pola yang kasar, dimana beberapa kabupaten/kota memiliki nilai yang sangat besar sementara kabupaten/kota yang lain menunjukkan angka nol, maka hasil estimasi dengan metode HB ini menunjukkan pola yang kurang lebih sama namun dengan “lompatan” yang tidak terlalu drastis.

Berbeda dengan hasil estimasi APTS Wajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan metode HB, hasil estimasi dengan metode HBNN tanpa bias menunjukkan angka yang hampir sama untuk seluruh kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur. Namun yang perlu diperhatikan adalah APTS ini selain tergantung dari jumlah anak 7 – 12 tahun dari rumah tangga miskin yang putus sekolah, namun juga tergantung dari jumlah anak usia 7 – 12 tahun dari rumah tangga miskin yang sedang atau tidak bersekolah lagi. Dengan demikian, walaupun APTS Wajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin menunjukkan angka yang hampir sama, namun dari segi jumlah dapat berbeda.

Seperti yang telah diketahui, permasalahan dalam SAE pada penelitian ini adalah tidak diketahuinya nilai sebenarnya dari karakteristik yang diestimasi. Dalam hal ini, besaran APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin masing-masing kabupaten/kota tidak diketahui nilai sebenarnya sehingga pemilihan model terbaik pada penelitian ini hanya dilakukan dengan melihat variasi data dan nilai DIC. Dari Gambar 4.26 terlihat bahwa nilai estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan model HBNN tanpa bias memiliki variasi yang lebih kecil dibandingkan model HB maupun hasil estimasi langsung.

Apabila dilihat dari nilai DIC, nilai DIC dari estimasi dengan model HB, yaitu 91,065 lebih kecil daripada nilai DIC estimasi dengan model HBNN tanpa bias, yaitu 91,432. Namun walaupun demikian, parameter pada model yang dihasilkan dengan model HB signifikan pada taraf kepercayaan 90 persen sementara parameter pada model yang dihasilkan dengan model HBNN tanpa bias signifikan pada taraf kepercayaan 95 persen. Dengan pertimbangan tersebut, maka

dengan taraf kepercayaan 95 persen, model terbaik untuk mengestimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin adalah model HBNN tanpa bias.



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dari uraian yang telah dijelaskan sebelumnya, maka hasil dari penelitian ini dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Model terbaik dengan metode HB diperoleh dengan menggunakan satu variabel prediktor, yaitu rasio murid per kelas. Seluruh parameter pada model ini signifikan pada tingkat kepercayaan 90 persen. Nilai DIC dari model ini sebesar 91,065.
2. Model terbaik dengan metode HBNN diperoleh dengan menggunakan satu variabel prediktor, yaitu persentase buta huruf penduduk usia 10 tahun keatas. Namun parameter model ini tidak ada yang signifikan pada tingkat kepercayaan 90 persen. Nilai DIC dari model ini sebesar 88,221.
3. Model terbaik dengan metode HBNN tanpa bias diperoleh dengan menggunakan satu variabel prediktor, yaitu rasio murid per kelas. Seluruh parameter pada model ini signifikan pada tingkat kepercayaan 95 persen. Nilai DIC dari model ini sebesar 91,432.
4. Pemilihan model terbaik pada penelitian ini hanya dilakukan dengan melihat variasi data dan nilai DIC. Nilai estimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin dengan model HBNN tanpa bias memiliki variasi yang lebih kecil dibandingkan model HB maupun hasil estimasi langsung. Apabila dilihat dari nilai DIC, nilai DIC dari estimasi dengan model HB, yaitu 91,065 lebih kecil daripada nilai DIC estimasi dengan model HBNN tanpa bias, yaitu 91,432. Namun walaupun demikian, parameter pada model yang dihasilkan dengan model HB signifikan pada taraf kepercayaan 90 persen sementara parameter pada model yang dihasilkan dengan model HBNN tanpa bias signifikan pada taraf kepercayaan 95 persen. Dengan pertimbangan tersebut, maka model terbaik untuk mengestimasi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin adalah model HBNN tanpa bias.

5.2 Saran

Berikut adalah saran-saran untuk penelitian selanjutnya:

1. Penggunaan variabel-variabel lainnya yang diduga mempengaruhi APTS Wajib Belajar 9 tahun anak usia 7 – 15 tahun dari rumah tangga miskin.
2. Model HBNN yang digunakan pada penelitian ini hanya menggunakan satu node pada *hidden layer*. Oleh karena itu dapat dipertimbangkan penggunaan beberapa jumlah node pada *hidden layer*.
3. Penggunaan arsitektur NN lainnya seperti *Probabilistic Neural Network* (PNN), *Generalized Regression Neutral Network* (GRNN), dan sebagainya dapat dipertimbangkan untuk penelitian mengenai penerapan HBNN dalam SAE.

Lampiran 1. Jumlah dan Persentase Penduduk Miskin, Indeks Kedalaman Kemiskinan, Indeks Keparahan Kemiskinan, dan Garis Kemiskinan Menurut Kabupaten/Kota Tahun 2013

Kabupaten/Kota	Jumlah Penduduk Miskin (000)	Persentase Penduduk Miskin (P ₀)	Indeks Kedalaman Kemiskinan (P ₁)	Indeks Keparahan Kemiskinan (P ₂)	Garis Kemiskinan (Rp/Kapita/Bulan)
[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]
01 Pacitan	91.3	16.66	2.49	0.55	215482
02 Ponorogo	102.6	11.87	1.67	0.36	239963
03 Trenggalek	92.4	13.50	1.76	0.35	243665
04 Tulungagung	91.3	9.03	1.15	0.24	269290
05 Blitar	119.8	10.53	1.67	0.38	236381
06 Kediri	201.9	13.17	1.95	0.43	245287
07 Malang	287.4	11.44	1.68	0.43	245120
08 Lumajang	123.9	12.09	1.16	0.18	228796
09 Jember	277.4	11.63	1.24	0.22	260106
10 Banyuwangi	151.6	9.57	1.54	0.37	276648
11 Bondowoso	114.8	15.23	2.05	0.50	290792
12 Situbondo	90.0	13.59	2.08	0.51	240085
13 Probolinggo	237.8	21.12	3.34	0.81	328407
14 Pasuruan	175.0	11.22	1.78	0.45	274486
15 Sidoarjo	137.6	6.69	0.93	0.22	329946
16 Mojokerto	116.1	10.94	1.33	0.28	280779
17 Jombang	137.6	11.12	1.33	0.28	289841
18 Nganjuk	140.2	13.55	1.96	0.43	295806
19 Madiun	83.4	12.40	1.53	0.30	256567
20 Magetan	76.0	12.14	1.04	0.16	253040
21 Ngawi	127.0	15.38	1.83	0.36	233596
22 Bojonegoro	196.0	15.95	2.46	0.60	263439
23 Tuban	196.1	17.16	2.82	0.71	256900
24 Lamongan	191.3	16.12	1.99	0.40	279166
25 Gresik	170.9	13.89	2.45	0.72	331296
26 Bangkalan	217.4	23.14	3.87	0.97	291529
27 Sampang	247.2	26.97	4.33	0.97	261972
28 Pamekasan	153.1	18.45	2.80	0.70	256586
29 Sumenep	224.6	21.13	3.70	0.89	259046
71 Kota Kediri	22.7	8.20	1.60	0.47	349925
72 Kota Blitar	10.1	7.39	0.98	0.20	304224
73 Kota Malang	40.9	4.85	0.48	0.07	362162
74 Kota Probolinggo	39.0	17.35	3.32	0.83	545142
75 Kota Pasuruan	14.6	7.57	1.17	0.26	316862
76 Kota Mojokerto	8.2	6.63	0.82	0.14	312919
77 Kota Madiun	8.7	5.00	0.85	0.22	320210
78 Kota Surabaya	168.7	5.97	0.67	0.13	372511
79 Kota Batu	9.3	4.75	0.48	0.07	336844
Provinsi Jawa Timur	4893.9	12.73	2.07	0.50	273758

Lampiran 2. Variabel yang Digunakan Dalam Penelitian

	Kab/Kota	Jumlah Penduduk 7 - 15 Tahun yang Berasal dari Rumah Tangga Miskin dan Tidak Bersekolah Lagi Atau Tidak Tamat Wajar 9 Tahun (y)	Jumlah Penduduk 7 - 15 Tahun yang Berasal dari Rumah Tangga Miskin yang Pernah Atau Sedang Bersekolah (n)	APTS Hasil Pendugaan Langsung (p)	Persentase Penduduk Miskin (x1)	Persentase Buta Huruf Penduduk Usia 10 Tahun Keatas (x2)	Rasio Murid per Kelas (x3)
	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[7]	[9]
01	Pacitan	1	36	2.778	16.66	8.63	20
02	Ponorogo	0	39	0.000	11.87	8.06	25
03	Trenggalek	2	47	0.043	13.50	6.26	25
04	Tulungagung	0	64	0.000	9.03	4.54	24
05	Blitar	2	39	0.051	10.53	6.34	21
06	Kediri	1	44	0.023	13.17	6.05	26
07	Malang	0	34	0.000	11.44	7.91	28
08	Lumajang	2	38	0.053	12.09	12.45	32
09	Jember	2	73	0.027	11.63	12.26	23
10	Banyuwangi	0	26	0.000	9.57	6.9	25
11	Bondowoso	3	108	0.028	15.23	16.26	25
12	Situbondo	0	43	0.000	13.59	17.57	23
13	Probolinggo	5	132	0.038	21.12	15.26	25
14	Pasuruan	3	86	0.035	11.22	6.31	25
15	Sidoarjo	1	18	0.056	6.69	1.51	20
16	Mojokerto	0	14	0.000	10.94	4.92	27
17	Jombang	1	51	0.020	11.12	4.46	26
18	Nganjuk	3	110	0.027	13.55	8.55	26
19	Madiun	0	27	0.000	12.40	10.42	25
20	Magetan	1	27	0.037	12.14	6.32	19
21	Ngawi	0	40	0.000	15.38	11.34	22
22	Bojonegoro	0	66	0.000	15.95	12.63	23
23	Taban	1	36	0.028	17.16	12.67	27
24	Lamongan	0	7	0.000	16.12	9.01	19
25	Gresik	2	66	0.030	13.89	3.19	26
26	Bangkalan	4	147	0.027	23.14	15.78	32
27	Sampang	1	160	0.006	26.97	22.27	25
28	Pamekasan	1	107	0.009	18.45	13.64	22
29	Sumenep	1	110	0.009	21.13	19.54	19
71	Kota Kediri	0	62	0.000	8.20	1.78	45
72	Kota Blitar	0	41	0.000	7.39	2.66	38
73	Kota Malang	0	34	0.000	4.85	2.28	31
74	Kota Probolinggo	1	144	0.007	17.35	4.93	42
75	Kota Pasuruan	0	35	0.000	7.57	2.93	39
76	Kota Mojokerto	0	11	0.000	6.63	2.16	54
77	Kota Madiun	0	29	0.000	5.00	1.49	42
78	Kota Surabaya	2	65	0.031	5.97	2.13	32
79	Kota Batu	0	32	0.000	4.75	4.12	45
Provinsi Jawa Timur		40	2248	0.018	12.73	8.53	25

Lampiran 3. Statistik Deskriptif Variabel Prediktor yang Digunakan Dalam Penelitian

Descriptive Statistics

	N	Range	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation	Variance
Persentase Penduduk Miskin	38	22.22	4.75	26.97	12.7208	5.20279	27.069
Persentase Buta Huruf Penduduk Usia 10 Tahun Keatas	38	20.78	1.49	22.27	8.3034	5.48923	30.132
Rasio Murid per Kelas	38	35.00	19.00	54.00	28.2368	8.37446	70.132
Valid N (listwise)	38						

Lampiran 4. Syntax Metode HB Model A

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- beta0 + beta1*x1[i] + v[i]
}
}

#Prior
beta0~dnorm(0,0.000001)
beta1~dnorm(0,0.000001)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x1=c(16.66,11.87,13.5,9.03,10.53,13.17,11.44,12.09,11.63,9.57,15.23,13.59,21.12,11.22,6.69,10.94,11.12,13.55,12.4,12.1
4,15.38,15.95,17.16,16.12,13.89,23.14,26.97,18.45,21.13,8.2,7.39,4.85,17.35,7.57,6.63,5,5.97,4.75), m=38)

# INITS
list(beta0=0,beta1=0,tau=1)
```


Lampiran 5. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB

Model A

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
beta0	-4.171	0.4758	0.005148	-5.143	-4.964	-4.775	-4.159	-3.58	-3.416	-3.269	100	9999
beta1	0.007359	0.02903	3.01E-04	-0.04953	-0.04044	-0.02953	0.007169	0.04418	0.05467	0.06459	100	9999
p[1]	0.01811	0.005298	5.40E-05	0.01008	0.01153	0.01296	0.01761	0.02316	0.02612	0.03012	100	9999
p[2]	0.01676	0.004648	4.64E-05	0.008072	0.009736	0.01147	0.01653	0.02209	0.0241	0.02637	100	9999
p[3]	0.01838	0.005699	5.63E-05	0.0107	0.01193	0.01319	0.01751	0.02399	0.02754	0.03214	100	9999
p[4]	0.01629	0.005013	5.36E-05	0.006763	0.008541	0.01033	0.01603	0.02242	0.02472	0.02704	100	9999
p[5]	0.01829	0.006308	6.59E-05	0.01002	0.01112	0.01247	0.01736	0.02441	0.02805	0.03396	100	9999
p[6]	0.01751	0.004792	4.79E-05	0.009515	0.01103	0.01251	0.01706	0.02268	0.02508	0.02783	100	9999
p[7]	0.01673	0.004745	4.98E-05	0.007667	0.009434	0.01133	0.01649	0.0222	0.0242	0.02652	100	9999
p[8]	0.01836	0.006252	5.84E-05	0.01032	0.01162	0.01288	0.01749	0.02392	0.02765	0.03257	100	9999
p[9]	0.01766	0.00499	5.79E-05	0.009828	0.0111	0.01244	0.0171	0.02324	0.02583	0.02902	100	9999
p[10]	0.01682	0.005215	5.17E-05	0.00755	0.009305	0.01102	0.01643	0.02277	0.0252	0.02805	100	9999
p[11]	0.01831	0.005022	4.87E-05	0.0109	0.01209	0.01343	0.01767	0.0234	0.02613	0.02995	100	9999
p[12]	0.01678	0.004474	5.26E-05	0.007542	0.009576	0.01167	0.01669	0.02179	0.02361	0.0257	100	9999
p[13]	0.02012	0.006371	6.46E-05	0.01109	0.0122	0.01353	0.01914	0.02753	0.03172	0.03606	100	9999
p[14]	0.01819	0.005499	5.74E-05	0.0105	0.01154	0.01273	0.01741	0.02413	0.02738	0.03108	100	9999
p[15]	0.01764	0.006938	7.47E-05	0.007986	0.009236	0.01072	0.01667	0.02527	0.02863	0.03271	100	9999
p[16]	0.01698	0.004983	4.65E-05	0.008068	0.009809	0.01151	0.01665	0.02268	0.02475	0.02758	100	9999
p[17]	0.01722	0.004893	5.11E-05	0.008889	0.01034	0.01189	0.0168	0.0228	0.02527	0.02795	100	9999
p[18]	0.01805	0.004732	5.19E-05	0.01078	0.01199	0.01316	0.01748	0.02316	0.02592	0.02924	100	9999
p[19]	0.01689	0.004734	4.91E-05	0.008037	0.009781	0.01167	0.01666	0.02214	0.02423	0.02659	100	9999
p[20]	0.0178	0.00573	6.14E-05	0.009643	0.01098	0.01244	0.01714	0.02322	0.02618	0.03033	100	9999
p[21]	0.01705	0.004484	4.94E-05	0.008135	0.01011	0.01198	0.01697	0.02203	0.02377	0.026	100	9999
p[22]	0.01688	0.004468	4.58E-05	0.007457	0.009546	0.01174	0.01692	0.02183	0.02361	0.02555	100	9999
p[23]	0.01818	0.005232	4.92E-05	0.009984	0.01149	0.01293	0.01765	0.02347	0.02616	0.03021	100	9999
p[24]	0.01767	0.0051	5.06E-05	0.008975	0.01075	0.01256	0.01731	0.0227	0.02522	0.02825	100	9999
p[25]	0.01798	0.004958	5.52E-05	0.01043	0.01169	0.01301	0.01744	0.02304	0.02584	0.02959	100	9999
p[26]	0.01963	0.006228	6.08E-05	0.01005	0.0111	0.01266	0.01882	0.02746	0.03053	0.034	100	9999
p[27]	0.01849	0.007118	6.39E-05	0.006846	0.008304	0.01016	0.01765	0.02802	0.0315	0.0349	100	9999
p[28]	0.01743	0.004484	4.44E-05	0.008651	0.01036	0.01212	0.01729	0.02275	0.02462	0.02671	100	9999
p[29]	0.01775	0.005091	5.07E-05	0.008444	0.01005	0.01169	0.01749	0.02402	0.02639	0.02867	100	9999
p[30]	0.01633	0.005258	5.68E-05	0.006676	0.00837	0.01019	0.01591	0.02282	0.02536	0.02764	100	9999
p[31]	0.01648	0.005534	5.58E-05	0.006812	0.008359	0.01008	0.01604	0.02328	0.02599	0.02858	100	9999
p[32]	0.01657	0.006519	6.52E-05	0.005992	0.007498	0.009259	0.01578	0.02474	0.02822	0.03146	100	9999
p[33]	0.0169	0.004204	4.31E-05	0.008011	0.009769	0.01182	0.01696	0.02192	0.02349	0.02527	100	9999
p[34]	0.01657	0.005599	6.00E-05	0.00682	0.008431	0.01017	0.01607	0.02333	0.02613	0.02894	100	9999
p[35]	0.01685	0.006002	6.25E-05	0.006762	0.008351	0.01009	0.01619	0.02418	0.02725	0.03049	100	9999
p[36]	0.01665	0.006484	6.29E-05	0.00643	0.007761	0.009375	0.01588	0.02462	0.02808	0.03156	100	9999
p[37]	0.01752	0.006344	5.84E-05	0.007967	0.009136	0.01059	0.01657	0.02546	0.02878	0.03248	100	9999
p[38]	0.0166	0.006541	7.04E-05	0.006273	0.007693	0.009366	0.01579	0.02461	0.02808	0.03155	100	9999
sigma	0.1583	0.1775	0.001845	0.009632	0.01208	0.01642	0.08767	0.4084	0.5397	0.649	100	9999

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	89.986	86.290	3.696	93.682
total	89.986	86.290	3.696	93.682

Lampiran 6. Syntax Metode HB Model B

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- beta0 + beta1*x2[i] + v[i]
}
}

#Prior
beta0~dnorm(0,0.000001)
beta1~dnorm(0,0.000001)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x2=c(8.63,8.06,6.26,4.54,6.34,6.05,7.91,12.45,12.26,6.9,16.26,17.57,15.26,6.31,1.51,4.92,4.46,8.55,10.42,6.32,11.34,12.6
3,12.67,9.01,3.19,15.78,22.27,13.64,19.54,1.78,2.66,2.28,4.93,2.93,2.16,1.49,2.13,4.12), m=38)

# INITS
list(beta0=0,beta1=0,tau=1)
```


Lampiran 7. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB

Model B

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
beta0	-4.089	0.3299	0.003177	-4.777	-4.655	-4.513	-4.078	-3.677	-3.566	-3.473	100	9999
beta1	0.002443	0.02721	2.49E-04	-0.05196	-0.04202	-0.03229	0.002513	0.03686	0.04693	0.05614	100	9999
p[1]	0.01773	0.00503	5.03E-05	0.00966	0.01133	0.01275	0.01728	0.02278	0.02544	0.02883	100	9999
p[2]	0.01694	0.004476	4.29E-05	0.008065	0.01011	0.01185	0.01685	0.02202	0.02388	0.02593	100	9999
p[3]	0.01837	0.005913	6.31E-05	0.01042	0.01157	0.01281	0.01754	0.02408	0.02757	0.03199	100	9999
p[4]	0.01671	0.004887	4.94E-05	0.00708	0.009086	0.01092	0.01654	0.02267	0.02484	0.02689	100	9999
p[5]	0.01854	0.006107	6.44E-05	0.01061	0.01169	0.01289	0.0176	0.02438	0.02801	0.03364	100	9999
p[6]	0.01758	0.005198	5.43E-05	0.009275	0.01071	0.0121	0.01709	0.02317	0.02564	0.02894	100	9999
p[7]	0.01703	0.004602	4.78E-05	0.00821	0.009969	0.0119	0.01689	0.02223	0.02418	0.02668	100	9999
p[8]	0.01872	0.006036	5.00E-05	0.01104	0.01211	0.01337	0.01781	0.02418	0.02792	0.03335	100	9999
p[9]	0.01815	0.00504	4.54E-05	0.01051	0.01185	0.01312	0.01755	0.02338	0.0261	0.03032	100	9999
p[10]	0.0171	0.004785	4.60E-05	0.008187	0.009992	0.01177	0.0169	0.02234	0.02449	0.0269	100	9999
p[11]	0.01851	0.005433	4.91E-05	0.01025	0.01127	0.0126	0.01788	0.0248	0.02758	0.03103	100	9999
p[12]	0.01745	0.005478	5.30E-05	0.007483	0.009303	0.0111	0.01712	0.0243	0.02672	0.0291	100	9999
p[13]	0.01951	0.006256	6.53E-05	0.01128	0.01226	0.01344	0.01843	0.02621	0.03038	0.03527	100	9999
p[14]	0.01845	0.005512	5.01E-05	0.01063	0.0118	0.01291	0.01761	0.02441	0.02795	0.03239	100	9999
p[15]	0.01824	0.007091	6.65E-05	0.008612	0.009737	0.01115	0.01721	0.02594	0.02943	0.03337	100	9999
p[16]	0.01719	0.005206	5.49E-05	0.008014	0.009713	0.01153	0.01685	0.02308	0.02554	0.02855	100	9999
p[17]	0.01756	0.005315	5.20E-05	0.00892	0.01017	0.01171	0.01705	0.02374	0.02654	0.02915	100	9999
p[18]	0.01807	0.004732	4.80E-05	0.01087	0.01203	0.01326	0.0175	0.023	0.02558	0.0291	100	9999
p[19]	0.01706	0.004367	4.28E-05	0.008485	0.01029	0.01222	0.01696	0.02195	0.02384	0.02587	100	9999
p[20]	0.01781	0.005298	5.60E-05	0.009519	0.01087	0.01234	0.01723	0.02345	0.02648	0.02949	100	9999
p[21]	0.01701	0.004502	4.73E-05	0.008287	0.01003	0.01206	0.01691	0.02189	0.02375	0.02612	100	9999
p[22]	0.01682	0.004407	4.54E-05	0.007548	0.009595	0.01171	0.01678	0.02198	0.02361	0.0253	100	9999
p[23]	0.01788	0.004967	5.21E-05	0.009813	0.01135	0.01277	0.01744	0.02303	0.02539	0.02901	100	9999
p[24]	0.01744	0.005173	5.39E-05	0.008771	0.01059	0.01235	0.01709	0.0224	0.02475	0.02801	100	9999
p[25]	0.01808	0.005847	6.10E-05	0.009274	0.01043	0.01184	0.01731	0.02486	0.02803	0.03112	100	9999
p[26]	0.0186	0.005253	5.45E-05	0.01055	0.01158	0.01286	0.01795	0.0248	0.02762	0.03061	100	9999
p[27]	0.01755	0.006689	6.34E-05	0.006675	0.008127	0.009818	0.01668	0.02645	0.02946	0.03273	100	9999
p[28]	0.01703	0.004299	4.27E-05	0.008416	0.01013	0.01198	0.01696	0.02221	0.02411	0.02568	100	9999
p[29]	0.01765	0.00592	5.81E-05	0.007533	0.009081	0.01084	0.01705	0.02522	0.02781	0.03065	100	9999
p[30]	0.01679	0.00562	5.09E-05	0.006824	0.008517	0.01024	0.01634	0.02392	0.02665	0.02923	100	9999
p[31]	0.01702	0.005568	5.53E-05	0.007079	0.008844	0.0106	0.0166	0.0239	0.02646	0.02903	100	9999
p[32]	0.01708	0.00574	5.18E-05	0.007188	0.00878	0.01054	0.01661	0.02418	0.02692	0.02953	100	9999
p[33]	0.01656	0.004563	4.75E-05	0.007786	0.00923	0.01102	0.01644	0.02229	0.02411	0.0259	100	9999
p[34]	0.01706	0.00538	5.63E-05	0.007685	0.009125	0.01085	0.01666	0.0238	0.02621	0.02883	100	9999
p[35]	0.01747	0.006159	5.54E-05	0.007608	0.009105	0.01067	0.01679	0.02481	0.02795	0.03108	100	9999
p[36]	0.0172	0.006011	6.45E-05	0.007432	0.008789	0.01036	0.0166	0.0244	0.02758	0.03034	100	9999
p[37]	0.01816	0.006335	6.30E-05	0.008865	0.01013	0.01147	0.01726	0.02544	0.02875	0.03248	100	9999
p[38]	0.01706	0.005289	5.14E-05	0.007715	0.009311	0.01112	0.01667	0.02334	0.02577	0.0281	100	9999
sigma	0.1557	0.1774	0.00191	0.009477	0.0117	0.01595	0.08471	0.4045	0.5255	0.6376	100	9999

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	90.051	86.347	3.704	93.755
total	90.051	86.347	3.704	93.755

Lampiran 8. Syntax Metode HB Model C

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- beta0 + beta1*x3[i] + v[i]
}
}

#Prior
beta0~dnorm(0,0.000001)
beta1~dnorm(0,0.000001)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x3=c(20,25,25,24,21,26,28,32,23,25,25,23,25,25,20,27,26,26,25,19,22,23,27,19,26,32,25,22,19,45,38,31,42,39,54,42,32,4
5), m=38)

# INITS
list(beta0=0,beta1=0,tau=1)
```


Lampiran 9. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB

Model C

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
beta0	-2.803	0.7689	0.008295	-4.258	-4.018	-3.759	-2.831	-1.805	-1.496	-1.225	100	9999
beta1	-0.04676	0.0288	3.12E-04	-0.1076	-0.09651	-0.0846	-0.04516	-0.01183	-0.001818	0.005399	100	9999
p[1]	0.02444	0.007664	7.95E-05	0.01256	0.01416	0.0162	0.02356	0.03331	0.03716	0.04193	100	9999
p[2]	0.01855	0.004865	4.73E-05	0.009072	0.01106	0.01321	0.01843	0.02388	0.02585	0.028	100	9999
p[3]	0.02003	0.005789	6.09E-05	0.01193	0.01318	0.01451	0.01922	0.02575	0.02929	0.03393	100	9999
p[4]	0.01909	0.004853	5.45E-05	0.009001	0.011	0.01325	0.01905	0.02475	0.02678	0.02859	100	9999
p[5]	0.02417	0.008042	7.71E-05	0.01328	0.0146	0.01641	0.02293	0.03247	0.03732	0.04281	100	9999
p[6]	0.01841	0.004823	4.67E-05	0.01005	0.01169	0.01332	0.01799	0.02362	0.02613	0.02923	100	9999
p[7]	0.01625	0.004381	4.27E-05	0.007913	0.009473	0.01135	0.01612	0.02102	0.0228	0.02507	100	9999
p[8]	0.01507	0.005373	5.76E-05	0.007856	0.008863	0.009995	0.01427	0.02037	0.02339	0.02743	100	9999
p[9]	0.0213	0.005726	5.96E-05	0.01207	0.01354	0.01518	0.02075	0.02768	0.03075	0.03423	100	9999
p[10]	0.01872	0.004947	4.58E-05	0.009322	-0.0113	0.01331	0.01848	0.02419	0.0264	0.02909	100	9999
p[11]	0.01968	0.005015	4.80E-05	0.01185	0.01312	0.01449	0.01912	0.02512	0.02815	0.03159	100	9999
p[12]	0.02019	0.005338	5.46E-05	0.009728	0.01181	0.01397	0.02001	0.0265	0.02896	0.03144	100	9999
p[13]	0.02068	0.00578	6.08E-05	0.0129	0.01397	0.01511	0.01968	0.02691	0.03102	0.03561	100	9999
p[14]	0.02008	0.005382	5.48E-05	0.01227	0.01338	0.01464	0.01933	0.02599	0.02934	0.03344	100	9999
p[15]	0.02501	0.00859	9.83E-05	0.01298	0.01454	0.01636	0.02382	0.03425	0.03859	0.04431	100	9999
p[16]	0.01727	0.004806	4.63E-05	0.008712	0.0105	0.01232	0.01701	0.02215	0.02434	0.02716	100	9999
p[17]	0.01826	0.004845	4.59E-05	0.009864	0.01153	0.01322	0.01793	0.02321	0.02557	0.02876	100	9999
p[18]	0.01882	0.004794	5.03E-05	0.01137	0.01257	0.01381	0.01824	0.02415	0.02679	0.02983	100	9999
p[19]	0.01867	0.004855	5.01E-05	0.009425	0.01133	0.01329	0.01851	0.02395	0.02605	0.02833	100	9999
p[20]	0.02592	0.008808	9.80E-05	0.01298	0.01476	0.01675	0.02467	0.03631	0.04087	0.04661	100	9999
p[21]	0.02131	0.005892	5.90E-05	0.01021	0.0124	0.01451	0.02102	0.02811	0.03088	0.03374	100	9999
p[22]	0.02	0.005272	5.64E-05	0.009334	0.01163	0.01387	0.0199	0.02622	0.0284	0.03077	100	9999
p[23]	0.01777	0.004988	4.96E-05	0.009937	0.01135	0.01283	0.01728	0.02278	0.02539	0.02912	100	9999
p[24]	0.02544	0.008804	9.06E-05	0.0119	0.014	0.01623	0.02429	0.03547	0.03997	0.04537	100	9999
p[25]	0.01877	0.005063	4.96E-05	0.01095	0.01218	0.01363	0.01821	0.02404	0.02679	0.03015	100	9999
p[26]	0.01494	0.004497	4.40E-05	0.00817	0.009027	0.0101	0.01436	0.02007	0.02255	0.02543	100	9999
p[27]	0.01787	0.004397	4.84E-05	0.008444	0.0103	0.01232	0.01804	0.02306	0.02462	0.02652	100	9999
p[28]	0.02103	0.005509	5.44E-05	0.01041	0.0124	0.0145	0.02086	0.02763	0.03005	0.03241	100	9999
p[29]	0.02407	0.007286	7.19E-05	0.01091	0.01329	0.01545	0.02352	0.03341	0.03686	0.04005	100	9999
p[30]	0.008452	0.00479	5.25E-05	0.001895	0.00247	0.003269	0.007558	0.01483	0.01751	0.02047	100	9999
p[31]	0.01085	0.00449	4.36E-05	0.003736	0.004534	0.005689	0.01034	0.01653	0.01886	0.02105	100	9999
p[32]	0.01433	0.00427	4.57E-05	0.006514	0.007846	0.009418	0.01415	0.01907	0.02087	0.02298	100	9999
p[33]	0.009391	0.004458	4.50E-05	0.002733	0.003423	0.004289	0.008692	0.0154	0.01783	0.01995	100	9999
p[34]	0.0105	0.004541	4.88E-05	0.003417	0.004239	0.005268	0.009906	0.01636	0.01882	0.02092	100	9999
p[35]	0.006617	0.005543	5.92E-05	7.60E-04	0.001075	0.001598	0.005155	0.01336	0.01732	0.02152	100	9999
p[36]	0.009462	0.004743	5.19E-05	0.002528	0.003238	0.004141	0.008732	0.01567	0.01834	0.02076	100	9999
p[37]	0.01474	0.004819	4.11E-05	0.007632	0.008632	0.009745	0.01413	0.01991	0.02221	0.02557	100	9999
p[38]	0.008553	0.004867	4.73E-05	0.00195	0.0025	0.003313	0.007651	0.01495	0.01805	0.02063	100	9999
sigma	0.1523	0.1681	0.001991	0.009437	0.01192	0.01638	0.0846	0.3914	0.5053	0.6123	100	9999

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	87.497	83.930	3.567	91.065
total	87.497	83.930	3.567	91.065

Lampiran 10. Syntax Metode HB Model D

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- beta0 + beta1*x1[i] + beta2*x2[i] + v[i]
}
}

#Prior
beta0~dnorm(0,0.000001)
beta1~dnorm(0,0.000001)
beta2~dnorm(0,0.000001)
tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x1=c(16.66,11.87,13.5,9.03,10.53,13.17,11.44,12.09,11.63,9.57,15.23,13.59,21.12,11.22,6.69,10.94,11.12,13.55,12.4,12.1
4,15.38,15.95,17.16,16.12,13.89,23.14,26.97,18.45,21.13,8.2,7.39,4.85,17.35,7.57,6.63,5.5,97,4.75),
x2=c(8.63,8.06,6.26,4.54,6.34,6.05,7.91,12.45,12.26,6.9,16.26,17.57,15.26,6.31,1.51,4.92,4.46,8.55,10.42,6.32,11.34,12.6
3,12.67,9.01,3.19,15.78,22.27,13.64,19.54,1.78,2.66,2.28,4.93,2.93,2.16,1.49,2.13,4.12), m=38)

# INITS
list(beta0=0,beta1=0,beta2=0,tau=1)
```


Lampiran 11. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB Model D

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
beta0	-4.244	0.5186	0.005191	-5.33	-5.133	-4.922	-4.221	-3.602	-3.435	-3.28	100	10155
beta1	0.01968	0.05478	5.74E-04	-0.08694	-0.06843	-0.04817	0.01899	0.08859	0.1095	0.1302	100	10155
beta2	-0.01259	0.05109	5.33E-04	-0.1146	-0.09697	-0.07764	-0.01172	0.05119	0.0704	0.08703	100	10155
p[1]	0.0188	0.006404	6.56E-05	0.009375	0.01078	0.01232	0.01808	0.02566	0.0289	0.03298	100	10155
p[2]	0.01624	0.004803	5.41E-05	0.006973	0.008787	0.0107	0.0161	0.02166	0.02388	0.02621	100	10155
p[3]	0.01898	0.006755	7.20E-05	0.009947	0.01125	0.0127	0.01796	0.0256	0.02966	0.03479	100	10155
p[4]	0.01592	0.005166	5.53E-05	0.006181	0.007852	0.009639	0.01573	0.02218	0.02441	0.02686	100	10155
p[5]	0.01823	0.006695	6.03E-05	0.009607	0.01081	0.0121	0.01713	0.02481	0.02913	0.03518	100	10155
p[6]	0.01795	0.005748	6.18E-05	0.008783	0.01023	0.01191	0.01738	0.02416	0.02731	0.03052	100	10155
p[7]	0.01629	0.004882	5.50E-05	0.006909	0.008741	0.01062	0.01612	0.02194	0.02423	0.02655	100	10155
p[8]	0.01788	0.007749	8.27E-05	0.007795	0.008959	0.01045	0.01658	0.02614	0.03079	0.03582	100	10155
p[9]	0.01707	0.006547	6.60E-05	0.007384	0.008544	0.009957	0.01613	0.02497	0.02864	0.03278	100	10155
p[10]	0.01613	0.005501	5.39E-05	0.006417	0.00806	0.009825	0.0158	0.0224	0.02516	0.02804	100	10155
p[11]	0.0177	0.006777	7.09E-05	0.007823	0.008796	0.01027	0.01667	0.0262	0.03001	0.0337	100	10155
p[12]	0.01619	0.008305	8.16E-05	0.004444	0.005583	0.007132	0.01471	0.02687	0.03137	0.03635	100	10155
p[13]	0.0205	0.007014	7.49E-05	0.01092	0.01212	0.01356	0.01917	0.02875	0.03376	0.03867	100	10155
p[14]	0.01832	0.005896	5.33E-05	0.01009	0.01123	0.0125	0.01739	0.02477	0.02851	0.03341	100	10155
p[15]	0.01773	0.007508	6.60E-05	0.007459	0.008748	0.01036	0.01663	0.02574	0.02968	0.03483	100	10155
p[16]	0.01716	0.00575	5.34E-05	0.007602	0.009239	0.01098	0.01665	0.02332	0.02625	0.02959	100	10155
p[17]	0.01753	0.005556	6.17E-05	0.008314	0.009761	0.01134	0.01706	0.02382	0.02674	0.0302	100	10155
p[18]	0.01814	0.005234	5.03E-05	0.01036	0.0116	0.01289	0.01743	0.02377	0.02695	0.03073	100	10155
p[19]	0.01622	0.005193	5.70E-05	0.006717	0.008494	0.01035	0.01592	0.02226	0.02454	0.02722	100	10155
p[20]	0.0179	0.006157	5.60E-05	0.009	0.0105	0.0121	0.01718	0.02382	0.02713	0.03165	100	10155
p[21]	0.0166	0.00473	4.93E-05	0.007102	0.009113	0.01112	0.0165	0.02176	0.02389	0.02635	100	10155
p[22]	0.01625	0.004663	4.90E-05	0.006582	0.008351	0.01066	0.01623	0.02175	0.02362	0.02546	100	10155
p[23]	0.01802	0.00582	6.19E-05	0.009481	0.01092	0.01247	0.0174	0.02348	0.02668	0.0308	100	10155
p[24]	0.01791	0.005973	6.34E-05	0.00821	0.01004	0.01183	0.01741	0.02395	0.02674	0.03065	100	10155
p[25]	0.01975	0.007922	7.69E-05	0.008308	0.009643	0.01135	0.01853	0.02925	0.03366	0.03823	100	10155
p[26]	0.02012	0.006811	6.33E-05	0.009863	0.01103	0.01262	0.01908	0.02865	0.03255	0.03604	100	10155
p[27]	0.01798	0.007289	7.25E-05	0.006389	0.007707	0.009416	0.01709	0.02747	0.03114	0.03469	100	10155
p[28]	0.01708	0.004739	4.50E-05	0.008045	0.009673	0.01145	0.01696	0.02253	0.02475	0.02685	100	10155
p[29]	0.01705	0.00604	6.23E-05	0.006829	0.008274	0.009952	0.01652	0.02488	0.0276	0.03038	100	10155
p[30]	0.01637	0.005698	5.69E-05	0.005999	0.007666	0.00955	0.01604	0.02345	0.02603	0.0286	100	10155
p[31]	0.01631	0.005889	5.60E-05	0.006082	0.007781	0.009553	0.01583	0.02345	0.02627	0.02929	100	10155
p[32]	0.01596	0.006464	6.47E-05	0.005435	0.006791	0.008611	0.01522	0.02426	0.02743	0.03075	100	10155
p[33]	0.01874	0.007833	7.51E-05	0.006556	0.008111	0.009915	0.0175	0.02923	0.03334	0.03756	100	10155
p[34]	0.01631	0.005788	5.42E-05	0.006187	0.007831	0.0097	0.01587	0.02332	0.02598	0.02876	100	10155
p[35]	0.01664	0.006564	5.90E-05	6.31E-03	0.007871	0.009605	0.01588	0.02398	0.02731	0.0309	100	10155
p[36]	0.01611	0.006514	6.68E-05	0.005584	0.007115	0.008805	0.01536	0.02415	0.02747	0.03069	100	10155
p[37]	0.01736	0.006517	6.09E-05	0.00751	0.008762	0.01029	0.01644	0.02535	0.02879	0.03257	100	10155
p[38]	0.01575	0.006885	7.22E-05	0.004881	0.006247	0.008014	0.01487	0.02453	0.02811	0.0319	100	10155
sigma	0.1801	0.1975	0.002224	0.009752	0.0122	0.01736	0.0993	0.4667	0.5975	0.7139	100	10155

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	90.690	85.788	4.902	95.592
total	90.690	85.788	4.902	95.592

Lampiran 12. Syntax Metode HB Model E

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- beta0 + beta1*x1[i] + beta2*x3[i] + v[i]
}
}

#Prior
beta0~dnorm(0,0.000001)
beta1~dnorm(0,0.000001)
beta2~dnorm(0,0.000001)
tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x1=c(16.66,11.87,13.5,9.03,10.53,13.17,11.44,12.09,11.63,9.57,15.23,13.59,21.12,11.22,6.69,10.94,11.12,13.55,12.4,12.1
4,15.38,15.95,17.16,16.12,13.89,23.14,26.97,18.45,21.13,8.2,7.39,4.85,17.35,7.57,6.63,5.5,97,4.75),
x3=c(20,25,25,24,21,26,28,32,23,25,25,23,25,25,20,27,26,26,25,19,22,23,27,19,26,32,25,22,19,45,38,31,42,39,54,42,32,4
5), m=38)

# INITS
list(beta0=0,beta1=0,beta2=0,tau=1)
```


Lampiran 13. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB Model E

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
beta0	-2.679	1.03	0.01011	-4.692	-4.35	-3.983	-2.693	-1.386	-0.9801	-0.6464	100	9333
beta1	-0.006083	0.03185	3.10E-04	-0.06987	-0.05873	-0.04636	-0.006297	0.03486	0.04603	0.05552	100	9333
beta2	-0.04846	0.03013	3.09E-04	-0.1109	-0.1001	-0.08752	-0.04724	-0.01146	-0.002147	0.007001	100	9333
p[1]	0.02425	0.007813	8.04E-05	0.01218	0.01404	0.01592	0.02326	0.03323	0.03735	0.04162	100	9333
p[2]	0.01877	0.005456	4.84E-05	0.0082	0.01031	0.01246	0.01854	0.02519	0.02752	0.03006	100	9333
p[3]	0.02029	0.006489	6.88E-05	0.01151	0.01288	0.01423	0.01936	0.02645	0.03047	0.03567	100	9333
p[4]	0.01993	0.006617	6.08E-05	0.007701	0.009838	0.01205	0.01952	0.02828	0.03137	0.03405	100	9333
p[5]	0.02529	0.009218	9.81E-05	0.01206	0.01368	0.0157	0.02388	0.03623	0.04144	0.0474	100	9333
p[6]	0.01853	0.005294	4.83E-05	0.009748	0.01136	0.01306	0.01809	0.02417	0.02677	0.02992	100	9333
p[7]	0.01651	0.004952	4.34E-05	0.007203	0.008984	0.01095	0.01627	0.02215	0.02428	0.02679	100	9333
p[8]	0.01526	0.006098	5.21E-05	0.007461	0.008537	0.00972	0.01434	0.0209	0.02432	0.02921	100	9333
p[9]	0.02191	0.006648	5.91E-05	0.01122	0.01278	0.01461	0.02114	0.0298	0.03323	0.03697	100	9333
p[10]	0.01957	0.006456	6.32E-05	0.008388	0.01024	0.01225	0.01903	0.02722	0.03006	0.03336	100	9333
p[11]	0.01966	0.005141	5.15E-05	0.01189	0.01301	0.01433	0.01904	0.02536	0.02825	0.03201	100	9333
p[12]	0.02031	0.005707	5.35E-05	0.009122	0.01135	0.01356	0.02019	0.02703	0.02943	0.03202	100	9333
p[13]	0.02031	0.006732	7.24E-05	0.01094	0.01207	0.01356	0.01916	0.02827	0.03265	0.0374	100	9333
p[14]	0.02068	0.00626	6.10E-05	0.01135	0.01266	0.01416	0.01982	0.02784	0.03133	0.03543	100	9333
p[15]	0.02752	0.01283	1.24E-04	0.01026	0.01196	0.01446	0.02539	0.04272	0.05052	0.05777	100	9333
p[16]	0.01768	0.005634	4.94E-05	0.007884	0.009675	0.01154	0.01728	0.02375	0.0262	0.02938	100	9333
p[17]	0.01866	0.005501	4.92E-05	0.00924	0.01084	0.01249	0.01822	0.02498	0.02739	0.03039	100	9333
p[18]	0.01897	0.005162	4.53E-05	0.01109	0.01235	0.01369	0.01833	0.02458	0.02779	0.03131	100	9333
p[19]	0.01898	0.005593	6.11E-05	0.008876	0.01072	0.01276	0.01867	0.02535	0.02759	0.03036	100	9333
p[20]	0.02683	0.01003	9.67E-05	0.01199	0.01375	0.01615	0.02537	0.0388	0.04418	0.04986	100	9333
p[21]	0.02106	0.006149	6.08E-05	0.009237	0.0114	0.01412	0.0208	0.02823	0.03096	0.03383	100	9333
p[22]	0.01964	0.005322	5.34E-05	0.008455	0.01067	0.01313	0.01963	0.02605	0.02813	0.03041	100	9333
p[23]	0.01749	0.005415	5.41E-05	0.009068	0.01067	0.01223	0.01694	0.02279	0.0259	0.02984	100	9333
p[24]	0.02525	0.008801	9.31E-05	0.01152	0.01358	0.01589	0.02414	0.03566	0.03993	0.04508	100	9333
p[25]	0.0189	0.005373	5.29E-05	0.01072	0.01209	0.01348	0.0183	0.02447	0.02762	0.03117	100	9333
p[26]	0.01465	0.006167	6.69E-05	0.006015	0.006895	0.008144	0.01363	0.02231	0.02585	0.0296	100	9333
p[27]	0.01726	0.006967	7.87E-05	0.006139	0.007464	0.009226	0.01633	0.02649	0.03021	0.03348	100	9333
p[28]	0.0205	0.00568	5.74E-05	0.009558	0.01161	0.01377	0.02029	0.02749	0.02986	0.03232	100	9333
p[29]	0.02318	0.007642	8.14E-05	0.009711	0.01191	0.01419	0.02244	0.03324	0.03677	0.03997	100	9333
p[30]	0.008498	0.005019	4.79E-05	0.001692	0.002278	0.00313	0.007574	0.01495	0.01803	0.02121	100	9333
p[31]	0.01119	0.005055	4.81E-05	0.003395	0.004285	0.005427	0.01048	0.01769	0.02028	0.02282	100	9333
p[32]	0.01558	0.006504	5.84E-05	0.005387	0.006696	0.00831	0.01479	0.02386	0.02708	0.03067	100	9333
p[33]	0.009087	0.004797	4.77E-05	0.002398	0.003047	0.003888	0.008206	0.01539	0.01815	0.02085	100	9333
p[34]	0.01084	0.005291	5.13E-05	0.003123	0.003952	0.005066	0.01007	0.0174	0.02022	0.02283	100	9333
p[35]	0.006714	0.005871	6.05E-05	7.07E-04	0.001011	0.001529	0.005119	0.01371	0.01796	0.02252	100	9333
p[36]	0.009929	0.005526	4.98E-05	0.002235	0.002954	0.003982	0.008935	0.01686	0.02049	0.02364	100	9333
p[37]	0.01574	0.006382	5.69E-05	0.006705	0.007747	0.008994	0.01476	0.02342	0.02676	0.03063	100	9333
p[38]	0.008918	0.005622	5.74E-05	0.001706	0.002283	0.003122	0.00775	0.0161	0.01966	0.02303	100	9333
sigma	0.1667	0.1852	0.002024	0.01007	0.01226	0.01655	0.09314	0.4307	0.5535	0.6701	100	9333

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	88.287	83.582	4.705	92.992
total	88.287	83.582	4.705	92.992

Lampiran 14. Syntax Metode HB Model F

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- beta0 + beta1*x2[i] + beta2*x3[i] + v[i]
}
}

#Prior
beta0~dnorm(0,0.000001)
beta1~dnorm(0,0.000001)
beta2~dnorm(0,0.000001)
tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x2=c(8.63,8.06,6.26,4.54,6.34,6.05,7.91,12.45,12.26,6.9,16.26,17.57,15.26,6.31,1.51,4.92,4.46,8.55,10.42,6.32,11.34,12.6
3,12.67,9.01,3.19,15.78,22.27,13.64,19.54,1.78,2.66,2.28,4.93,2.93,2.16,1.49,2.13,4.12),
x3=c(20,25,25,24,21,26,28,32,23,25,25,23,25,25,20,27,26,26,25,19,22,23,27,19,26,32,25,22,19,45,38,31,42,39,54,42,32,4
5), m=38)

# INITS
list(beta0=0,beta1=0,beta2=0,tau=1)
```


Lampiran 15. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB Model F

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
beta0	-2.388	1	0.01235	-4.366	-4.052	-3.669	-2.383	-1.124	-0.7177	-0.4207	100	8638
beta1	-0.02128	0.03099	3.96E-04	-0.08267	-0.07255	-0.06046	-0.02114	0.01792	0.02906	0.03846	100	8638
beta2	-0.05464	0.03126	3.78E-04	-0.1188	-0.1075	-0.09488	-0.05351	-0.01553	-0.004831	0.004079	100	8638
p[1]	0.02645	0.008656	1.07E-04	0.01279	0.01459	0.01685	0.02533	0.03717	0.04187	0.04647	100	8638
p[2]	0.01949	0.005356	6.43E-05	0.009098	0.01096	0.0133	0.01933	0.02571	0.02806	0.03046	100	8638
p[3]	0.0219	0.006713	7.92E-05	0.01189	0.0132	0.01482	0.021	0.02952	0.03328	0.03758	100	8638
p[4]	0.02198	0.007145	8.62E-05	0.009271	0.01115	0.01333	0.02144	0.03106	0.03454	0.03779	100	8638
p[5]	0.02725	0.009704	1.16E-04	0.01322	0.0148	0.01699	0.02589	0.03874	0.04377	0.04937	100	8638
p[6]	0.02013	0.005995	7.18E-05	0.01019	0.01182	0.01355	0.01966	0.0268	0.02948	0.03317	100	8638
p[7]	0.01667	0.00449	5.12E-05	0.007779	0.009699	0.01149	0.01656	0.02183	0.02371	0.0259	100	8638
p[8]	0.01394	0.005649	5.61E-05	0.006842	0.007614	0.008621	0.01301	0.01955	0.023	0.02746	100	8638
p[9]	0.02085	0.005748	5.72E-05	0.01176	0.01318	0.01478	0.02027	0.0273	0.03016	0.03377	100	8638
p[10]	0.02029	0.006077	6.70E-05	0.009674	0.01155	0.01354	0.01984	0.02717	0.02984	0.03312	100	8638
p[11]	0.01776	0.005404	5.80E-05	0.009652	0.01072	0.01195	0.01702	0.02407	0.02699	0.03028	100	8638
p[12]	0.01799	0.005897	7.39E-05	0.007965	0.009494	0.01131	0.01743	0.02515	0.02795	0.03065	100	8638
p[13]	0.01913	0.006272	6.61E-05	0.01108	0.01202	0.01312	0.01805	0.02593	0.03031	0.03542	100	8638
p[14]	0.02192	0.006493	6.64E-05	0.01213	0.01342	0.01503	0.02104	0.02939	0.03294	0.03744	100	8638
p[15]	0.03257	0.01524	1.96E-04	0.01144	0.01374	0.01669	0.02979	0.05132	0.05958	0.06859	100	8638
p[16]	0.01923	0.006046	6.55E-05	0.008689	0.01077	0.0126	0.01879	0.02613	0.02906	0.0324	100	8638
p[17]	0.02075	0.006586	7.49E-05	0.009983	0.01158	0.01334	0.02006	0.02875	0.03199	0.03566	100	8638
p[18]	0.01941	0.005183	5.56E-05	0.01125	0.0127	0.01398	0.01883	0.02496	0.02793	0.03154	100	8638
p[19]	0.01866	0.004863	5.38E-05	0.008862	0.01126	0.0132	0.01849	0.02416	0.02628	0.02861	100	8638
p[20]	0.02986	0.01151	1.42E-04	0.01291	0.01473	0.01712	0.02822	0.0441	0.0502	0.05745	100	8638
p[21]	0.02132	0.006018	6.56E-05	0.00993	0.01213	0.0145	0.02104	0.02831	0.03077	0.0334	100	8638
p[22]	0.0193	0.005196	5.99E-05	0.008751	0.01075	0.01313	0.01919	0.02538	0.02758	0.02979	100	8638
p[23]	0.01676	0.005008	4.77E-05	0.009051	0.01047	0.0118	0.01627	0.0219	0.02457	0.02776	100	8638
p[24]	0.02755	0.009971	1.18E-04	0.01168	0.01399	0.01676	0.02639	0.03985	0.04494	0.05004	100	8638
p[25]	0.02192	0.007203	8.00E-05	0.01072	0.01215	0.01386	0.02097	0.03066	0.03449	0.03859	100	8638
p[26]	0.01317	0.005193	5.65E-05	0.005987	0.006766	0.00773	0.01224	0.01942	0.02262	0.02592	100	8638
p[27]	0.01476	0.005859	6.72E-05	0.005537	0.006671	0.007959	0.01397	0.0224	0.02556	0.0285	100	8638
p[28]	0.0201	0.005385	6.02E-05	0.009708	0.01159	0.01366	0.01995	0.02667	0.02892	0.031	100	8638
p[29]	0.02121	0.007405	7.91E-05	0.008966	0.01056	0.01257	0.0204	0.03075	0.03464	0.03822	100	8638
p[30]	0.008612	0.004905	5.73E-05	0.001949	0.002507	0.003345	0.007672	0.01511	0.01789	0.02065	100	8638
p[31]	0.01155	0.004803	5.91E-05	0.003813	0.004796	0.006001	0.01096	0.01771	0.02007	0.02245	100	8638
p[32]	0.01637	0.005741	7.13E-05	0.006386	0.008017	0.009719	0.01592	0.02351	0.02606	0.02895	100	8638
p[33]	0.009215	0.004434	5.02E-05	0.00271	0.003331	0.004232	0.008544	0.01507	0.01748	0.0199	100	8638
p[34]	0.01101	0.004868	5.38E-05	0.003422	0.004447	0.005527	0.01036	0.01727	0.01961	0.02217	100	8638
p[35]	0.006332	0.005515	6.04E-05	7.43E-04	0.001045	0.001491	0.004853	0.01277	0.01647	0.02101	100	8638
p[36]	0.009999	0.005144	6.07E-05	0.002718	0.00343	0.004377	0.009136	0.01648	0.01942	0.022	100	8638
p[37]	0.01668	0.005941	6.60E-05	0.00773	0.008958	0.01034	0.01588	0.0239	0.0272	0.03079	100	8638
p[38]	0.008339	0.004938	5.84E-05	0.001962	0.002469	0.003254	0.007403	0.01464	0.01727	0.02041	100	8638
sigma	0.1573	0.176	0.002051	0.009684	0.01208	0.01655	0.08637	0.4118	0.5304	0.6475	100	8638

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	87.972	83.442	4.530	92.502
total	87.972	83.442	4.530	92.502

Lampiran 16. Syntax Metode HB Model G

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- beta0 + beta1*x1[i] + beta2*x2[i] + beta3*x3[i] + v[i]
}
}

#Prior
beta0~dnorm(0,0.000001)
beta1~dnorm(0,0.000001)
beta2~dnorm(0,0.000001)
beta3~dnorm(0,0.000001)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x1=c(16.66,11.87,13.5,9.03,10.53,13.17,11.44,12.09,11.63,9.57,15.23,13.59,21.12,11.22,6.69,10.94,11.12,13.55,12.4,12.1
4,15.38,15.95,17.16,16.12,13.89,23.14,26.97,18.45,21.13,8.2,7.39,4.85,17.35,7.57,6.63,5,5.97,4.75),
x2=c(8.63,8.06,6.26,4.54,6.34,6.05,7.91,12.45,12.26,6.9,16.26,17.57,15.26,6.31,1.51,4.92,4.46,8.55,10.42,6.32,11.34,12.6
3,12.67,9.01,3.19,15.78,22.27,13.64,19.54,1.78,2.66,2.28,4.93,2.93,2.16,1.49,2.13,4.12),
x3=c(20,25,25,24,21,26,28,32,23,25,25,23,25,25,20,27,26,26,25,19,22,23,27,19,26,32,25,22,19,45,38,31,42,39,54,42,32,4
5), m=38)

# INITS
list(beta0=0,beta1=0,beta2=0,beta3=0,tau=1)
```


Lampiran 17. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HB Model G

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
beta0	-2.515	1	0.009908	-4.443	-4.132	-3.761	-2.533	-1.233	-0.8483	-0.5067	100	9166
beta1	0.04893	0.06134	6.58E-04	-0.06816	-0.04986	-0.02831	0.04836	0.1275	0.1515	0.1716	100	9166
beta2	-0.06248	0.05906	6.41E-04	-0.1797	-0.1607	-0.1373	-0.06252	0.01336	0.03442	0.05242	100	9166
beta3	-0.06223	0.03193	3.00E-04	-0.1285	-0.1172	-0.1036	-0.06129	-0.0221	-0.01199	-3.70E-03	100	9166
p[1]	0.03178	0.01218	1.10E-04	0.01346	0.01568	0.01821	0.03002	0.04711	0.05357	0.06063	100	9166
p[2]	0.01826	0.005383	5.65E-05	0.007703	0.009881	0.01195	0.01809	0.02454	0.02711	0.02972	100	9166
p[3]	0.02392	0.007885	8.13E-05	0.0123	0.01378	0.01561	0.02292	0.03288	0.03703	0.04168	100	9166
p[4]	0.02083	0.007051	7.09E-05	0.007754	0.009893	0.01235	0.02041	0.0297	0.03313	0.03616	100	9166
p[5]	0.027	0.01002	9.39E-05	0.01289	0.01465	0.0168	0.02542	0.03834	0.04396	0.05151	100	9166
p[6]	0.02167	0.006685	6.23E-05	0.01045	0.01234	0.01431	0.02112	0.02943	0.03269	0.03637	100	9166
p[7]	0.01527	0.004782	4.77E-05	0.006354	0.008072	0.009819	0.01503	0.02102	0.02314	0.02512	100	9166
p[8]	0.01125	0.006319	6.88E-05	0.003812	0.004408	0.005334	0.009994	0.01829	0.02198	0.02609	100	9166
p[9]	0.0175	0.00711	7.45E-05	0.007381	0.008422	0.009899	0.01641	0.02626	0.03004	0.03417	100	9166
p[10]	0.01802	0.006169	6.38E-05	0.007516	0.009259	0.01106	0.01748	0.02548	0.02871	0.03174	100	9166
p[11]	0.01497	0.006456	7.82E-05	0.006066	0.006988	0.008227	0.0138	0.02282	0.02648	0.0303	100	9166
p[12]	0.01389	0.007672	7.87E-05	0.003799	0.004699	0.005908	0.01232	0.02402	0.02837	0.0321	100	9166
p[13]	0.02097	0.007229	7.88E-05	0.01129	0.01239	0.0138	0.01964	0.02912	0.03395	0.04002	100	9166
p[14]	0.0215	0.006576	6.70E-05	0.01164	0.01303	0.01455	0.0207	0.02891	0.03269	0.03775	100	9166
p[15]	0.03246	0.01521	1.57E-04	0.01136	0.01372	0.01668	0.02952	0.05175	0.05987	0.06964	100	9166
p[16]	0.01929	0.006426	5.90E-05	0.00817	0.01025	0.0123	0.01883	0.02635	0.02942	0.03276	100	9166
p[17]	0.02153	0.006676	6.32E-05	0.01028	0.01204	0.01391	0.02096	0.0299	0.03302	0.03627	100	9166
p[18]	0.01935	0.005119	5.66E-05	0.0113	0.01268	0.01395	0.01876	0.02523	0.02797	0.03155	100	9166
p[19]	0.01657	0.005505	5.23E-05	0.007086	0.008738	0.01047	0.01621	0.02283	0.02543	0.02804	100	9166
p[20]	0.03165	0.01212	1.06E-04	0.01321	0.0155	0.01834	0.02992	0.04659	0.05287	0.05977	100	9166
p[21]	0.02103	0.006062	5.88E-05	0.009015	0.01153	0.0139	0.02082	0.02817	0.03068	0.03383	100	9166
p[22]	0.0185	0.005235	5.12E-05	0.007667	0.009852	0.0122	0.01846	0.02469	0.02658	0.0288	100	9166
p[23]	0.01663	0.005178	4.91E-05	0.008468	0.01004	0.01146	0.01604	0.02184	0.02466	0.0289	100	9166
p[24]	0.03219	0.01355	1.40E-04	0.01252	0.01522	0.01814	0.03014	0.04809	0.05545	0.06321	100	9166
p[25]	0.02782	0.01136	1.17E-04	0.01107	0.0129	0.01524	0.02619	0.04248	0.04874	0.0547	100	9166
p[26]	0.01481	0.006078	6.25E-05	0.006277	0.00715	0.008352	0.01378	0.02244	0.02604	0.02981	100	9166
p[27]	0.01595	0.006711	6.79E-05	0.00565	0.006778	0.008246	0.01496	0.02493	0.02835	0.03151	100	9166
p[28]	0.02092	0.006026	6.73E-05	0.00918	0.01141	0.01375	0.02073	0.0283	0.03099	0.03333	100	9166
p[29]	0.02028	0.007298	7.30E-05	0.008078	0.00967	0.01171	0.01949	0.02983	0.03354	0.03684	100	9166
p[30]	0.007665	0.00467	4.93E-05	0.001518	0.002062	0.00278	0.006672	0.01379	0.0166	0.01924	100	9166
p[31]	0.01013	0.004954	5.04E-05	0.002986	0.003775	0.004791	0.00938	0.01634	0.01901	0.02185	100	9166
p[32]	0.01379	0.006133	5.61E-05	0.004441	0.005557	0.006938	0.01289	0.02181	0.02516	0.02834	100	9166
p[33]	0.01142	0.006216	6.50E-05	0.002827	0.003577	0.004665	0.01025	0.01981	0.02314	0.02644	100	9166
p[34]	0.009506	0.004866	5.25E-05	0.002676	0.003315	0.00426	0.00869	0.01558	0.01835	0.02114	100	9166
p[35]	0.004971	0.004823	5.13E-05	4.59E-04	6.72E-04	0.001007	0.003588	0.01051	0.01405	0.01781	100	9166
p[36]	0.00812	0.005003	4.90E-05	0.001727	0.002226	0.002995	0.007077	0.01447	0.01753	0.02095	100	9166
p[37]	0.01467	0.006127	5.75E-05	0.005932	0.00686	0.008108	0.01366	0.02231	0.02554	0.02919	100	9166
p[38]	0.006243	0.004997	5.43E-05	8.70E-04	0.001227	0.001676	0.00494	0.01238	0.01571	0.01944	100	9166
sigma	0.172	0.1923	0.002034	0.009661	0.01212	0.01707	0.09375	0.447	0.5828	0.7099	100	9166

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y total	88.184	82.551	5.633	93.817
	88.184	82.551	5.633	93.817

Lampiran 18. Syntax Metode HBNN Model A

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- bout0 + betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(bhid1 + betahid1*x1[i])))
}

#Prior
bout0~dnorm(0,0.1)
bhid1~dnorm(0,0.1)
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid1~dnorm(0,0.1)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x1=c(16.66,11.87,13.5,9.03,10.53,13.17,11.44,12.09,11.63,9.57,15.23,13.59,21.12,11.22,6.69,10.94,11.12,13.55,12.4,12.1
4,15.38,15.95,17.16,16.12,13.89,23.14,26.97,18.45,21.13,8.2,7.39,4.85,17.35,7.57,6.63,5.5,97.4,75), m=38)

# INITS
list(bout0=0,bhid1=0,betaout1=0,betahid1=0,tau=1)
```


Lampiran 19. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model A

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
betahid11	0.0829	3.257	0.03989	-6.238	-5.222	-4.145	0.04248	4.242	5.369	6.308	5000	7684
betaout1	-1.051	2.813	0.03312	-6.287	-5.461	-4.472	-1.164	2.62	3.805	4.918	5000	7684
bhid1	0.04619	3.139	0.0398	-6.118	-5.18	-4.013	0.03827	4.063	5.205	6.137	5000	7684
bout0	-3.096	1.85	0.02565	-5.868	-5.045	-4.367	-3.891	-0.2807	0.7044	1.545	5000	7684
p[1]	0.01832	0.005027	5.91E-05	0.01079	0.01202	0.01334	0.01783	0.02339	0.02594	0.02924	5000	7684
p[2]	0.01747	0.004264	5.23E-05	0.009048	0.01082	0.01259	0.01736	0.02233	0.02416	0.02607	5000	7684
p[3]	0.01875	0.005276	7.40E-05	0.01151	0.01255	0.01378	0.01808	0.02403	0.02729	0.03118	5000	7684
p[4]	0.01723	0.00415	4.98E-05	0.00872	0.01056	0.01241	0.01719	0.02208	0.02373	0.02566	5000	7684
p[5]	0.01889	0.005709	7.06E-05	0.01126	0.01246	0.0137	0.01811	0.02404	0.02743	0.0326	5000	7684
p[6]	0.01807	0.0047	5.70E-05	0.01018	0.01178	0.01325	0.0177	0.02289	0.0254	0.02819	5000	7684
p[7]	0.01759	0.004405	5.06E-05	0.009312	0.01104	0.01271	0.01741	0.02245	0.02447	0.02681	5000	7684
p[8]	0.01893	0.005972	6.73E-05	0.01139	0.01255	0.01378	0.0181	0.02425	0.02738	0.03175	5000	7684
p[9]	0.01835	0.004647	5.77E-05	0.01112	0.01221	0.0134	0.01786	0.02347	0.026	0.02891	5000	7684
p[10]	0.01747	0.004348	5.31E-05	0.008941	0.01084	0.01259	0.01735	0.02241	0.02438	0.02618	5000	7684
p[11]	0.01859	0.004849	5.70E-05	0.01132	0.01243	0.01369	0.01797	0.02372	0.02656	0.02968	5000	7684
p[12]	0.01742	0.004234	4.79E-05	0.008884	0.01086	0.01255	0.01727	0.02229	0.02424	0.02643	5000	7684
p[13]	0.01951	0.005408	7.03E-05	0.01241	0.01327	0.01432	0.01851	0.0254	0.02907	0.03346	5000	7684
p[14]	0.01882	0.004965	6.31E-05	0.01184	0.01274	0.01385	0.01812	0.02402	0.027	0.03072	5000	7684
p[15]	0.01833	0.005498	6.96E-05	0.01012	0.01174	0.01317	0.01778	0.02343	0.02628	0.03034	5000	7684
p[16]	0.01771	0.00452	5.63E-05	0.009399	0.01128	0.01281	0.0175	0.0227	0.02476	0.02736	5000	7684
p[17]	0.01791	0.004407	5.43E-05	0.01001	0.01178	0.01317	0.01759	0.02288	0.02494	0.02751	5000	7684
p[18]	0.01848	0.0046	5.38E-05	0.01151	0.01256	0.01372	0.01793	0.02353	0.026	0.02886	5000	7684
p[19]	0.01763	0.004383	4.58E-05	0.009352	0.01109	0.01285	0.01748	0.02252	0.02458	0.02671	5000	7684
p[20]	0.01833	0.005015	5.79E-05	0.01059	0.01201	0.01336	0.01782	0.02342	0.02594	0.02926	5000	7684
p[21]	0.01753	0.004321	5.07E-05	0.009017	0.01085	0.0127	0.01738	0.02238	0.02442	0.02647	5000	7684
p[22]	0.01722	0.004164	5.33E-05	0.008343	0.01044	0.01238	0.01723	0.02202	0.02371	0.02536	5000	7684
p[23]	0.01823	0.004981	5.90E-05	0.01047	0.01177	0.01325	0.01776	0.02323	0.02582	0.02911	5000	7684
p[24]	0.01799	0.004978	5.83E-05	0.009832	0.01148	0.01308	0.01762	0.02297	0.02533	0.0282	5000	7684
p[25]	0.01854	0.004983	5.81E-05	0.01116	0.01236	0.0136	0.01794	0.02374	0.02656	0.02987	5000	7684
p[26]	0.01859	0.004375	5.18E-05	0.01163	0.01271	0.01389	0.01806	0.02366	0.0264	0.02916	5000	7684
p[27]	0.01705	0.004032	4.34E-05	0.008491	0.01036	0.01216	0.01711	0.0219	0.02341	0.0253	5000	7684
p[28]	0.01739	0.00401	4.96E-05	0.009425	0.01093	0.01265	0.01733	0.02217	0.0239	0.02547	5000	7684
p[29]	0.01747	0.004053	4.85E-05	0.009433	0.01109	0.01271	0.0174	0.02217	0.02397	0.02554	5000	7684
p[30]	0.01716	0.004195	4.65E-05	0.00853	0.01013	0.01225	0.01714	0.02215	0.02388	0.02563	5000	7684
p[31]	0.01736	0.004399	5.16E-05	0.008479	0.01047	0.01236	0.01726	0.02235	0.02423	0.02634	5000	7684
p[32]	0.0173	0.004736	5.41E-05	0.007477	0.009588	0.01189	0.01724	0.02256	0.02458	0.02714	5000	7684
p[33]	0.01715	0.003972	4.41E-05	0.008706	0.01051	0.01244	0.0172	0.02192	0.02347	0.02505	5000	7684
p[34]	0.01733	0.004289	5.37E-05	0.008666	0.01048	0.01239	0.01724	0.02237	0.02415	0.02622	5000	7684
p[35]	0.01772	0.005173	5.60E-05	0.008712	0.01064	0.01257	0.01743	0.02279	0.0252	0.02794	5000	7684
p[36]	0.01741	0.005012	5.70E-05	0.007639	0.009695	0.0119	0.0173	0.02267	0.025	0.02737	5000	7684
p[37]	0.01822	0.004849	5.34E-05	0.01021	0.01175	0.01313	0.01781	0.02345	0.02604	0.02919	5000	7684
p[38]	0.01734	0.004794	5.19E-05	0.007553	0.00948	0.0118	0.01727	0.02258	0.02479	0.02738	5000	7684
sigma	0.1446	0.1588	0.001916	0.00921	0.01129	0.01556	0.08254	0.372	0.4771	0.5789	5000	7684

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	89.305	87.918	1.387	90.692
total	89.305	87.918	1.387	90.692

Lampiran 20. Syntax Metode HBNN Model B

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- bout0 + betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(bhid1 + betahid12*x2[i])))
}
}

#Prior
bout0~dnorm(0,0.1)
bhid1~dnorm(0,0.1)
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid12~dnorm(0,0.1)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x2=c(8.63,8.06,6.26,4.54,6.34,6.05,7.91,12.45,12.26,6.9,16.26,17.57,15.26,6.31,1.51,4.92,4.46,8.55,10.42,6.32,11.34,12.6
3,12.67,9.01,3.19,15.78,22.27,13.64,19.54,1.78,2.66,2.28,4.93,2.93,2.16,1.49,2.13,4.12), m=38)

# INITS
list(bout0=0,bhid1=0,betaout1=0,betahid12=0,tau=1)
```


Lampiran 21. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model B

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
betahid1	0.0442	3.394	0.04163	-6.4	-5.42	-4.279	-0.03965	4.436	5.436	6.404	5000	8325
betaout1	-0.9801	2.707	0.03174	-6.102	-5.218	-4.354	-1.014	2.411	3.611	4.728	5000	8325
bhid1	0.03735	3.01	0.03333	-6.066	-5.042	-3.795	0.05024	3.882	4.963	5.827	5000	8325
bout0	-3.208	1.746	0.0195	-5.802	-5.086	-4.402	-3.91	-0.4981	0.506	1.21	5000	8325
p[1]	0.01818	0.004673	5.04E-05	0.01061	0.01186	0.01332	0.01775	0.02319	0.02573	0.0287	5000	8325
p[2]	0.0175	0.004468	4.79E-05	0.008632	0.01068	0.01251	0.01739	0.0224	0.02417	0.02628	5000	8325
p[3]	0.01876	0.005405	5.38E-05	0.01144	0.01254	0.01366	0.018	0.02398	0.02709	0.03147	5000	8325
p[4]	0.01711	0.004211	4.15E-05	0.008323	0.01029	0.0121	0.01715	0.02202	0.02367	0.02541	5000	8325
p[5]	0.0188	0.00563	5.40E-05	0.01115	0.01246	0.0137	0.01798	0.02392	0.0272	0.03221	5000	8325
p[6]	0.01807	0.004712	5.29E-05	0.01037	0.01172	0.01321	0.01765	0.02305	0.02532	0.02813	5000	8325
p[7]	0.01755	0.004308	4.17E-05	0.009173	0.0109	0.01266	0.01742	0.02244	0.02432	0.02645	5000	8325
p[8]	0.01898	0.005939	6.23E-05	0.01135	0.01262	0.01385	0.01813	0.02418	0.02766	0.0327	5000	8325
p[9]	0.01829	0.004492	5.08E-05	0.01086	0.01217	0.01343	0.01785	0.02325	0.02567	0.02873	5000	8325
p[10]	0.01753	0.004454	5.42E-05	0.008926	0.01082	0.01267	0.01738	0.02253	0.02446	0.02637	5000	8325
p[11]	0.01857	0.004544	4.93E-05	0.01155	0.01259	0.01379	0.01801	0.02372	0.02622	0.0293	5000	8325
p[12]	0.01747	0.004271	4.36E-05	0.008797	0.01078	0.01261	0.01738	0.02232	0.02419	0.02612	5000	8325
p[13]	0.01949	0.005366	6.12E-05	0.0124	0.01333	0.01434	0.01859	0.02515	0.02888	0.03319	5000	8325
p[14]	0.01876	0.005026	5.06E-05	0.01155	0.01265	0.01383	0.01805	0.02399	0.02709	0.03062	5000	8325
p[15]	0.01844	0.006736	7.19E-05	0.007081	0.009306	0.01172	0.01777	0.02515	0.02933	0.03435	5000	8325
p[16]	0.01764	0.004534	5.47E-05	0.009093	0.01092	0.01275	0.01744	0.02252	0.02447	0.02696	5000	8325
p[17]	0.01786	0.004449	4.62E-05	0.009981	0.01153	0.01303	0.01757	0.02272	0.02505	0.02739	5000	8325
p[18]	0.01844	0.004431	4.41E-05	0.01136	0.01257	0.01378	0.0179	0.02352	0.02597	0.0288	5000	8325
p[19]	0.01761	0.004508	4.74E-05	0.009066	0.01093	0.01267	0.01744	0.02256	0.02452	0.0267	5000	8325
p[20]	0.0183	0.004848	5.33E-05	0.01056	0.01205	0.01339	0.01777	0.02335	0.02586	0.02946	5000	8325
p[21]	0.01745	0.004364	4.59E-05	0.008822	0.01066	0.01248	0.01739	0.02241	0.02427	0.02628	5000	8325
p[22]	0.01723	0.004112	3.94E-05	0.008373	0.01043	0.01237	0.01726	0.02208	0.02378	0.02537	5000	8325
p[23]	0.01819	0.00499	4.93E-05	0.01034	0.01175	0.01325	0.01774	0.02326	0.02556	0.02856	5000	8325
p[24]	0.01788	0.004874	5.11E-05	0.009562	0.0113	0.01302	0.01755	0.02286	0.02486	0.0274	5000	8325
p[25]	0.01814	0.004666	4.90E-05	0.01025	0.01165	0.01317	0.01767	0.02338	0.02575	0.02891	5000	8325
p[26]	0.0186	0.004412	4.54E-05	0.01167	0.01272	0.01393	0.01807	0.02363	0.02603	0.029	5000	8325
p[27]	0.01699	0.004076	3.94E-05	0.008374	0.01004	0.01204	0.01709	0.02182	0.02354	0.02516	5000	8325
p[28]	0.01735	0.004008	3.95E-05	0.009121	0.01079	0.01261	0.01731	0.02207	0.02377	0.02536	5000	8325
p[29]	0.0174	0.004171	4.49E-05	0.008945	0.0109	0.01254	0.01731	0.02231	0.02405	0.02591	5000	8325
p[30]	0.01697	0.004953	4.91E-05	0.006583	0.008645	0.01091	0.01707	0.02259	0.02455	0.02682	5000	8325
p[31]	0.01719	0.004543	4.37E-05	0.008124	0.009736	0.01188	0.01718	0.02244	0.02447	0.02627	5000	8325
p[32]	0.01718	0.004625	4.86E-05	0.007828	0.009724	0.01176	0.01713	0.02249	0.02449	0.02643	5000	8325
p[33]	0.01695	0.003969	4.44E-05	0.008494	0.01035	0.01207	0.01701	0.02169	0.02317	0.02473	5000	8325
p[34]	0.0172	0.004503	4.86E-05	0.008226	0.009977	0.01194	0.01715	0.0223	0.02417	0.02622	5000	8325
p[35]	0.0174	0.005046	5.17E-05	0.007819	0.009602	0.01173	0.01727	0.02274	0.02498	0.02757	5000	8325
p[36]	0.01759	0.006082	6.12E-05	0.006224	0.008315	0.01081	0.0173	0.02392	0.02673	0.03049	5000	8325
p[37]	0.0181	0.005054	4.89E-05	0.009062	0.01085	0.01278	0.0177	0.02365	0.02598	0.02912	5000	8325
p[38]	0.01731	0.004389	4.41E-05	0.008795	0.01057	0.01234	0.0172	0.0223	0.02409	0.02597	5000	8325
sigma	0.1438	0.1593	0.001684	0.009241	0.01156	0.01581	0.08093	0.3672	0.4752	0.5839	5000	8325

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	89.385	90.549	-1.164	88.221
total	89.385	90.549	-1.164	88.221

Lampiran 22. Syntax Metode HBNN Model C

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- bout0 + betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(bhid1 + betahid13*x3[i])))
}
}

#Prior
bout0~dnorm(0,0.1)
bhid1~dnorm(0,0.1)
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid13~dnorm(0,0.1)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x3=c(20,25,25,24,21,26,28,32,23,25,25,23,25,25,20,27,26,26,25,19,22,23,27,19,26,32,25,22,19,45,38,31,42,39,54,42,32,4
5), m=38)

# INITS
list(bout0=0,bhid1=0,betaout1=0,betahid13=0,tau=1)
```


Lampiran 23. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model C

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
betahid11	0.04456	3.185	0.03988	-6.241	-5.254	-4.115	0.1002	4.12	5.21	6.239	5000	6487
betaout1	-0.9957	2.921	0.03974	-6.353	-5.55	-4.548	-1.159	2.797	4.224	5.251	5000	6487
bhid1	0.005628	3.202	0.04349	-6.309	-5.323	-4.099	0.01596	4.081	5.235	6.3	5000	6487
bout0	-3.026	1.865	0.02485	-5.719	-4.924	-4.329	-3.883	-0.1855	0.7749	1.596	5000	6487
p[1]	0.01822	0.004728	5.54E-05	0.01038	0.01193	0.01332	0.01777	0.02329	0.02566	0.02873	5000	6487
p[2]	0.01747	0.004201	5.68E-05	0.009095	0.01094	0.01265	0.01739	0.02226	0.02404	0.02587	5000	6487
p[3]	0.01882	0.005405	6.12E-05	0.0114	0.01259	0.01382	0.01809	0.02378	0.02735	0.03177	5000	6487
p[4]	0.01723	0.004139	4.60E-05	0.008548	0.01049	0.01241	0.01724	0.02203	0.02371	0.02533	5000	6487
p[5]	0.01891	0.005536	6.41E-05	0.01148	0.01265	0.01386	0.01814	0.02417	0.02768	0.03188	5000	6487
p[6]	0.01807	0.004361	5.59E-05	0.01059	0.01192	0.0133	0.01776	0.02298	0.02503	0.02762	5000	6487
p[7]	0.0175	0.004335	4.67E-05	0.008945	0.01105	0.01269	0.01739	0.02243	0.02425	0.02616	5000	6487
p[8]	0.01882	0.005578	6.40E-05	0.01138	0.01251	0.01379	0.01806	0.02388	0.02691	0.0317	5000	6487
p[9]	0.01833	0.004532	5.54E-05	0.01116	0.0124	0.01364	0.01788	0.0232	0.02543	0.02898	5000	6487
p[10]	0.01763	0.004305	4.85E-05	0.009584	0.01112	0.01281	0.0175	0.02245	0.02429	0.02647	5000	6487
p[11]	0.01846	0.004446	5.62E-05	0.01141	0.0126	0.01386	0.01797	0.02344	0.02581	0.02892	5000	6487
p[12]	0.0174	0.004147	4.70E-05	0.008878	0.01062	0.0125	0.01739	0.02226	0.0239	0.02576	5000	6487
p[13]	0.01932	0.005205	6.58E-05	0.01234	0.01329	0.01435	0.01849	0.02486	0.02826	0.03273	5000	6487
p[14]	0.01884	0.005186	5.00E-05	0.01172	0.0127	0.014	0.01817	0.02393	0.02678	0.03014	5000	6487
p[15]	0.01849	0.005199	5.77E-05	0.01065	0.0119	0.01341	0.0179	0.0235	0.02656	0.03061	5000	6487
p[16]	0.01782	0.004616	5.21E-05	0.009585	0.0113	0.01293	0.01757	0.02281	0.02485	0.02712	5000	6487
p[17]	0.01797	0.004376	5.57E-05	0.01042	0.01174	0.01325	0.01767	0.02282	0.02485	0.02728	5000	6487
p[18]	0.01852	0.004552	5.46E-05	0.01142	0.01266	0.01387	0.018	0.02343	0.02591	0.02927	5000	6487
p[19]	0.01763	0.004406	4.15E-05	0.009288	0.01106	0.01287	0.01749	0.02237	0.02429	0.02662	5000	6487
p[20]	0.01845	0.005077	6.06E-05	0.01068	0.01206	0.01346	0.01792	0.02356	0.02624	0.02958	5000	6487
p[21]	0.01756	0.004308	5.01E-05	0.008859	0.01072	0.01271	0.01744	0.02242	0.02439	0.02669	5000	6487
p[22]	0.0173	0.004119	4.94E-05	0.008769	0.01059	0.01244	0.01733	0.0221	0.0238	0.02543	5000	6487
p[23]	0.01814	0.004579	5.02E-05	0.01067	0.012	0.01339	0.01775	0.02291	0.02531	0.0282	5000	6487
p[24]	0.01804	0.0048	5.67E-05	0.009709	0.01139	0.01305	0.01771	0.02303	0.02543	0.02839	5000	6487
p[25]	0.01837	0.004594	5.53E-05	0.01111	0.01233	0.01362	0.01793	0.02328	0.02569	0.02885	5000	6487
p[26]	0.01844	0.004242	4.71E-05	0.01159	0.01271	0.01387	0.018	0.02339	0.02578	0.02835	5000	6487
p[27]	0.01699	0.003928	4.57E-05	0.00864	0.01026	0.01218	0.01707	0.02175	0.02321	0.02441	5000	6487
p[28]	0.01743	0.004082	4.50E-05	0.009192	0.01092	0.01265	0.01739	0.02225	0.02389	0.02578	5000	6487
p[29]	0.01744	0.004098	5.04E-05	0.009239	0.01087	0.01257	0.01739	0.02229	0.02404	0.02572	5000	6487
p[30]	0.01708	0.004202	5.02E-05	0.00795	0.01	0.01206	0.01713	0.0219	0.02352	0.02511	5000	6487
p[31]	0.01743	0.004356	4.73E-05	0.008713	0.01059	0.01254	0.01737	0.02227	0.02408	0.02616	5000	6487
p[32]	0.01749	0.004305	4.51E-05	0.009159	0.01086	0.0127	0.01737	0.02224	0.02413	0.02604	5000	6487
p[33]	0.01702	0.004038	4.86E-05	0.008392	0.01024	0.01204	0.01711	0.02168	0.02332	0.0249	5000	6487
p[34]	0.0174	0.004322	5.33E-05	0.008541	0.01048	0.01245	0.01735	0.02231	0.02396	0.0259	5000	6487
p[35]	0.01762	0.004528	5.15E-05	0.008658	0.0107	0.01272	0.01748	0.02262	0.02475	0.02692	5000	6487
p[36]	0.01753	0.004377	4.59E-05	0.008765	0.01068	0.01253	0.01746	0.0224	0.02448	0.02659	5000	6487
p[37]	0.01841	0.004926	6.18E-05	0.01113	0.01229	0.01366	0.01788	0.0234	0.02587	0.02948	5000	6487
p[38]	0.01742	0.004293	4.91E-05	0.008656	0.01047	0.01247	0.01739	0.02236	0.02421	0.02616	5000	6487
sigma	0.1397	0.1569	0.002001	0.00929	0.01163	0.01554	0.07799	0.3584	0.4707	0.5684	5000	6487

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	89.288	87.401	1.887	91.175
total	89.288	87.401	1.887	91.175

Lampiran 24. Syntax Metode HBNN Model D

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- bout0 + betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(bhid1 + betahid11*x1[i] + betahid12*x2[i])))
}

#Prior
bout0~dnorm(0,0.1)
bhid1~dnorm(0,0.1)
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid11~dnorm(0,0.1)
betahid12~dnorm(0,0.1)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x1=c(16.66,11.87,13.5,9.03,10.53,13.17,11.44,12.09,11.63,9.57,15.23,13.59,21.12,11.22,6.69,10.94,11.12,13.55,12.4,12.1
4,15.38,15.95,17.16,16.12,13.89,23.14,26.97,18.45,21.13,8.2,7.39,4.85,17.35,7.57,6.63,5.5,97.4,75),
x2=c(8.63,8.06,6.26,4.54,6.34,6.05,7.91,12.45,12.26,6.9,16.26,17.57,15.26,6.31,1.51,4.92,4.46,8.55,10.42,6.32,11.34,12.6
3,12.67,9.01,3.19,15.78,22.27,13.64,19.54,1.78,2.66,2.28,4.93,2.93,2.16,1.49,2.13,4.12), m=38)

# INITS
list(bout0=0,bhid1=0,betaout1=0,betahid11=0,betahid12=0,tau=1)
```


Lampiran 25. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model D

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
betahid11	0.009314	3.332	0.04282	-6.408	-5.42	-4.304	0.01239	4.303	5.378	6.38	5000	7326
betahid12	0.07602	3.007	0.04045	-5.986	-4.947	-3.691	0.06412	3.86	5.034	6.071	5000	7326
betaout1	-0.9837	2.768	0.03619	-6.17	-5.34	-4.46	-0.9834	2.533	3.76	4.858	5000	7326
bhid1	-0.01535	3.144	0.03965	-6.157	-5.199	-4.09	-0.04085	4.043	5.19	6.112	5000	7326
bout0	-3.159	1.82	0.02546	-5.893	-5.106	-4.409	-3.911	-0.319	0.6119	1.456	5000	7326
p[1]	0.01822	0.004766	5.76E-05	0.01069	0.01202	0.01343	0.0177	0.0233	0.02566	0.02857	5000	7326
p[2]	0.01753	0.004415	4.87E-05	0.009061	0.01103	0.01269	0.01736	0.02242	0.02432	0.02614	5000	7326
p[3]	0.01875	0.005047	6.36E-05	0.01154	0.01263	0.01393	0.018	0.02388	0.02685	0.03133	5000	7326
p[4]	0.01729	0.004246	4.46E-05	0.008583	0.01045	0.0124	0.0172	0.02216	0.02391	0.02595	5000	7326
p[5]	0.01884	0.005289	6.64E-05	0.01168	0.01274	0.01393	0.01809	0.02411	0.0275	0.03164	5000	7326
p[6]	0.01808	0.004605	5.04E-05	0.0105	0.01186	0.01327	0.01766	0.02307	0.02528	0.02823	5000	7326
p[7]	0.01758	0.00452	5.00E-05	0.008953	0.01072	0.0127	0.01736	0.02255	0.02462	0.02679	5000	7326
p[8]	0.01886	0.005464	6.48E-05	0.01157	0.01259	0.01385	0.01805	0.02418	0.02745	0.0318	5000	7326
p[9]	0.01839	0.004725	5.42E-05	0.01105	0.01226	0.01367	0.01783	0.02332	0.02588	0.02902	5000	7326
p[10]	0.01766	0.004478	5.93E-05	0.009276	0.0111	0.0128	0.01738	0.02277	0.02469	0.02688	5000	7326
p[11]	0.01855	0.004714	5.43E-05	0.01137	0.01252	0.01378	0.01797	0.02357	0.02638	0.02937	5000	7326
p[12]	0.01734	0.005098	6.04E-05	0.006898	0.009655	0.01205	0.01727	0.02255	0.02455	0.02705	5000	7326
p[13]	0.01948	0.005572	7.27E-05	0.01238	0.01333	0.01436	0.01849	0.02528	0.02906	0.03388	5000	7326
p[14]	0.01875	0.004796	6.35E-05	0.01182	0.01279	0.01396	0.0181	0.02392	0.02676	0.03056	5000	7326
p[15]	0.01852	0.005749	6.76E-05	0.009809	0.01155	0.01316	0.01784	0.02402	0.02725	0.03122	5000	7326
p[16]	0.0178	0.004764	5.93E-05	0.009335	0.01124	0.01295	0.01745	0.02287	0.02492	0.02729	5000	7326
p[17]	0.01801	0.004422	5.32E-05	0.01033	0.01188	0.01325	0.01762	0.02304	0.02523	0.02763	5000	7326
p[18]	0.01849	0.0046	4.70E-05	0.01141	0.01261	0.01381	0.01792	0.02354	0.02595	0.02905	5000	7326
p[19]	0.01762	0.004326	5.37E-05	0.009341	0.0112	0.01287	0.01738	0.02264	0.02453	0.02653	5000	7326
p[20]	0.01824	0.004929	6.72E-05	0.01047	0.01192	0.0134	0.01769	0.0233	0.02583	0.02926	5000	7326
p[21]	0.0176	0.00451	5.33E-05	0.008981	0.0108	0.0127	0.01739	0.02262	0.0245	0.02685	5000	7326
p[22]	0.01725	0.004151	5.45E-05	0.008549	0.01051	0.01238	0.01719	0.02211	0.02385	0.02569	5000	7326
p[23]	0.01822	0.00487	6.16E-05	0.01042	0.01198	0.0134	0.0177	0.02321	0.02582	0.02912	5000	7326
p[24]	0.01791	0.004695	5.86E-05	0.009606	0.0114	0.01299	0.01759	0.02292	0.02529	0.02775	5000	7326
p[25]	0.01833	0.004736	5.85E-05	0.0103	0.01195	0.01343	0.01784	0.02341	0.02644	0.02933	5000	7326
p[26]	0.01867	0.004603	4.77E-05	0.01172	0.01276	0.01399	0.01806	0.02382	0.02634	0.02949	5000	7326
p[27]	0.01701	0.004007	4.32E-05	0.00859	0.01021	0.01213	0.01701	0.0218	0.02343	0.02496	5000	7326
p[28]	0.01746	0.004053	4.83E-05	0.009453	0.01122	0.01278	0.01734	0.02234	0.02408	0.0261	5000	7326
p[29]	0.01732	0.004038	4.68E-05	0.00925	0.01085	0.01263	0.01717	0.02216	0.02394	0.026	5000	7326
p[30]	0.01717	0.004539	4.94E-05	0.00787	0.009666	0.01194	0.01712	0.02225	0.02419	0.02619	5000	7326
p[31]	0.01736	0.004262	4.63E-05	0.00877	0.01059	0.01251	0.0172	0.02244	0.02425	0.02588	5000	7326
p[32]	0.01749	0.004528	5.97E-05	0.00855	0.01052	0.01259	0.01728	0.02259	0.02477	0.02675	5000	7326
p[33]	0.01703	0.00406	5.09E-05	0.008319	0.0102	0.01215	0.01706	0.02184	0.02349	0.02511	5000	7326
p[34]	0.01746	0.004414	5.14E-05	0.008699	0.01049	0.01256	0.0173	0.02241	0.02452	0.02654	5000	7326
p[35]	0.01766	0.004713	5.49E-05	0.008807	0.01075	0.01257	0.01742	0.02271	0.02499	0.02748	5000	7326
p[36]	0.01757	0.005075	6.59E-05	0.007964	0.01001	0.01221	0.0173	0.02266	0.02485	0.02783	5000	7326
p[37]	0.01834	0.004792	5.01E-05	0.01063	0.01203	0.01348	0.01778	0.02356	0.02612	0.02955	5000	7326
p[38]	0.01754	0.004718	5.91E-05	0.008407	0.01047	0.0126	0.01735	0.02256	0.02457	0.02665	5000	7326
sigma	0.1422	0.1574	0.001846	0.009293	0.01185	0.01616	0.07973	0.3617	0.482	0.583	5000	7326

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

y	Dbar	Dhat	pD	DIC
total	89.332	89.258	0.074	89.406
	89.332	89.258	0.074	89.406

Lampiran 26. Syntax Metode HBNN Model E

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- bout0 + betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(bhid1 + betahid11*x1[i] + betahid13*x3[i])))
}

#Prior
bout0~dnorm(0,0.1)
bhid1~dnorm(0,0.1)
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid11~dnorm(0,0.1)
betahid13~dnorm(0,0.1)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x1=c(16.66,11.87,13.5,9.03,10.53,13.17,11.44,12.09,11.63,9.57,15.23,13.59,21.12,11.22,6.69,10.94,11.12,13.55,12.4,12.1
4,15.38,15.95,17.16,16.12,13.89,23.14,26.97,18.45,21.13,8.2,7.39,4.85,17.35,7.57,6.63,5,5.97,4.75),
x3=c(20,25,25,24,21,26,28,32,23,25,25,23,25,25,20,27,26,26,25,19,22,23,27,19,26,32,25,22,19,45,38,31,42,39,54,42,32,4
5), m=38)

# INITS
list(bout0=0,bhid1=0,betaout1=0,betahid11=0,betahid13=0,tau=1)
```


Lampiran 27. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model E

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
betahid11	-0.105	3.08	0.03652	-6.404	-5.251	-4.009	-0.09433	3.815	5.014	6.016	5000	6245
betahid12	0.05929	3.265	0.0483	-6.353	-5.383	-4.196	0.1645	4.202	5.469	6.34	5000	6245
betaout1	-0.9791	2.799	0.03605	-6.204	-5.417	-4.44	-1.064	2.578	3.922	5.162	5000	6245
bhid1	-0.01726	3.141	0.04104	-6.231	-5.265	-4.061	0.01357	3.949	5.098	6.054	5000	6245
bout0	-3.198	1.82	0.02797	-5.828	-5.13	-4.428	-3.92	-0.3456	0.7002	1.558	5000	6245
p[1]	0.01838	0.004806	5.88E-05	0.01056	0.01203	0.0135	0.01797	0.02355	0.02589	0.02895	5000	6245
p[2]	0.01771	0.004496	5.39E-05	0.008949	0.01109	0.01272	0.01748	0.02272	0.02472	0.02731	5000	6245
p[3]	0.01897	0.005298	7.03E-05	0.01142	0.01265	0.01392	0.01835	0.02416	0.02712	0.03169	5000	6245
p[4]	0.01726	0.004348	6.02E-05	0.008131	0.01019	0.01207	0.01728	0.02227	0.02391	0.0257	5000	6245
p[5]	0.01904	0.005674	7.09E-05	0.0114	0.01267	0.01393	0.01832	0.02432	0.02762	0.031	5000	6245
p[6]	0.01838	0.004849	6.83E-05	0.01079	0.01197	0.01346	0.01792	0.02344	0.02579	0.02945	5000	6245
p[7]	0.01764	0.004522	6.23E-05	0.00908	0.01078	0.0127	0.01753	0.02259	0.02429	0.0262	5000	6245
p[8]	0.01894	0.00583	6.77E-05	0.01102	0.01248	0.01369	0.01817	0.02422	0.02752	0.03302	5000	6245
p[9]	0.01855	0.004668	6.16E-05	0.01108	0.01237	0.01369	0.01811	0.02362	0.0262	0.02886	5000	6245
p[10]	0.01772	0.00453	5.78E-05	0.009086	0.01101	0.01282	0.01755	0.02275	0.02468	0.02719	5000	6245
p[11]	0.01884	0.004879	5.93E-05	0.01158	0.01278	0.01404	0.01823	0.02384	0.0267	0.03044	5000	6245
p[12]	0.01765	0.00423	5.55E-05	0.009252	0.01115	0.01271	0.01757	0.02257	0.02438	0.02638	5000	6245
p[13]	0.01953	0.005287	6.75E-05	0.01244	0.01336	0.01442	0.01865	0.0253	0.02912	0.03307	5000	6245
p[14]	0.019	0.005037	6.22E-05	0.01167	0.01277	0.01397	0.01837	0.02428	0.02744	0.03153	5000	6245
p[15]	0.01835	0.005316	7.94E-05	0.009567	0.0114	0.01312	0.0179	0.02356	0.02603	0.02942	5000	6245
p[16]	0.01784	0.004595	6.61E-05	0.009304	0.01113	0.01284	0.01763	0.0229	0.02482	0.02736	5000	6245
p[17]	0.01811	0.004619	5.48E-05	0.01005	0.0116	0.01317	0.01781	0.02311	0.02531	0.02814	5000	6245
p[18]	0.01876	0.00463	6.08E-05	0.01156	0.01268	0.0139	0.01824	0.02395	0.02641	0.02955	5000	6245
p[19]	0.01782	0.004561	6.61E-05	0.009426	0.0111	0.01272	0.01764	0.02299	0.02483	0.02719	5000	6245
p[20]	0.0185	0.005031	6.64E-05	0.01083	0.01213	0.01348	0.01798	0.0236	0.0264	0.02987	5000	6245
p[21]	0.01775	0.004504	5.46E-05	0.009318	0.01107	0.01277	0.0176	0.02256	0.02443	0.02683	5000	6245
p[22]	0.01747	0.004335	5.23E-05	0.008624	0.01047	0.01245	0.01736	0.02239	0.02432	0.02624	5000	6245
p[23]	0.01847	0.00489	6.30E-05	0.01058	0.01214	0.01347	0.018	0.02364	0.02631	0.02916	5000	6245
p[24]	0.01801	0.004565	5.82E-05	0.00989	0.01155	0.01314	0.01773	0.02297	0.02514	0.02772	5000	6245
p[25]	0.01862	0.004907	5.85E-05	0.01105	0.01231	0.01362	0.01807	0.02389	0.02648	0.02963	5000	6245
p[26]	0.01885	0.00454	5.96E-05	0.01174	0.01289	0.01404	0.01834	0.02412	0.02668	0.02972	5000	6245
p[27]	0.01698	0.004265	5.08E-05	0.007451	0.009807	0.01195	0.01706	0.02201	0.02368	0.02521	5000	6245
p[28]	0.01762	0.004036	5.25E-05	0.009662	0.01125	0.01289	0.01753	0.02247	0.02423	0.026	5000	6245
p[29]	0.01737	0.004538	5.92E-05	0.007662	0.009864	0.01223	0.01736	0.02237	0.0242	0.02616	5000	6245
p[30]	0.0166	0.004957	6.16E-05	0.004774	0.007214	0.0105	0.0169	0.02197	0.0237	0.02553	5000	6245
p[31]	0.01689	0.004898	6.34E-05	0.005247	0.007884	0.01099	0.01711	0.02207	0.02394	0.02577	5000	6245
p[32]	0.01667	0.005242	6.60E-05	0.003926	0.006496	0.01012	0.01703	0.02215	0.02396	0.02627	5000	6245
p[33]	0.01713	0.004077	5.42E-05	0.008336	0.01025	0.01217	0.01714	0.022	0.02369	0.02506	5000	6245
p[34]	0.01689	0.004903	7.04E-05	0.005393	0.007856	0.01105	0.01715	0.02217	0.02412	0.02618	5000	6245
p[35]	0.01673	0.005827	7.26E-05	0.00244	0.00534	0.009864	0.01713	0.02246	0.0246	0.02707	5000	6245
p[36]	0.01655	0.005709	8.10E-05	0.002447	0.005067	0.009649	0.01699	0.02228	0.02417	0.02636	5000	6245
p[37]	0.0177	0.005221	7.08E-05	0.006274	0.009424	0.01206	0.01758	0.02316	0.02583	0.02899	5000	6245
p[38]	0.01646	0.005773	7.92E-05	0.00196	0.004721	0.009329	0.01701	0.0222	0.02423	0.02648	5000	6245
sigma	0.1408	0.1545	0.00176	0.009646	0.01197	0.01611	0.08081	0.3606	0.4706	0.5782	5000	6245

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

y	Dbar	Dhat	pD	DIC
total	89.061	87.031	2.029	91.090
	89.061	87.031	2.029	91.090

Lampiran 28. Syntax Metode HBNN Model F

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- bout0 + betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(bhid1 + betahid12*x2[i] + betahid13*x3[i])))
}

#Prior
bout0~dnorm(0,0.1)
bhid1~dnorm(0,0.1)
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid12~dnorm(0,0.1)
betahid13~dnorm(0,0.1)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x2=c(8.63,8.06,6.26,4.54,6.34,6.05,7.91,12.45,12.26,6.9,16.26,17.57,15.26,6.31,1.51,4.92,4.46,8.55,10.42,6.32,11.34,12.6
3,12.67,9.01,3.19,15.78,22.27,13.64,19.54,1.78,2.66,2.28,4.93,2.93,2.16,1.49,2.13,4.12),
x3=c(20,25,25,24,21,26,28,32,23,25,25,23,25,25,20,27,26,26,25,19,22,23,27,19,26,32,25,22,19,45,38,31,42,39,54,42,32,4
5), m=38)

# INITS
list(bout0=0,bhid1=0,betaout1=0,betahid12=0,betahid13=0,tau=1)
```


Lampiran 29. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model F

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
betahid11	0.08159	2.966	0.0349	-5.989	-4.821	-3.612	0.07126	3.842	4.977	6.049	5000	7850
betahid12	0.07051	3.33	0.04045	-6.508	-5.496	-4.243	0.1333	4.337	5.502	6.482	5000	7850
betaout1	-0.9835	2.779	0.0313	-6.275	-5.401	-4.382	-1.077	2.564	3.819	4.952	5000	7850
bhid1	-0.04193	3.154	0.03469	-6.17	-5.108	-4.09	-0.04117	3.997	5.203	6.198	5000	7850
bout0	-3.126	1.851	0.02278	-5.88	-5.164	-4.425	-3.906	-0.3072	0.7174	1.576	5000	7850
p[1]	0.01834	0.004827	5.74E-05	0.01069	0.01212	0.01355	0.01782	0.02336	0.02588	0.0291	5000	7850
p[2]	0.01767	0.004332	5.17E-05	0.009222	0.011	0.01287	0.01752	0.02269	0.02461	0.02649	5000	7850
p[3]	0.01881	0.005075	6.00E-05	0.01137	0.01254	0.01388	0.01814	0.02412	0.02689	0.03069	5000	7850
p[4]	0.01733	0.004237	5.05E-05	0.008585	0.01033	0.01236	0.01728	0.02226	0.02404	0.02571	5000	7850
p[5]	0.01898	0.005508	6.00E-05	0.01163	0.01274	0.014	0.01822	0.0242	0.02736	0.03175	5000	7850
p[6]	0.01814	0.004494	4.64E-05	0.0105	0.01185	0.01328	0.0178	0.02321	0.02543	0.02806	5000	7850
p[7]	0.01774	0.004358	5.63E-05	0.009402	0.01123	0.01284	0.01753	0.02281	0.02477	0.02702	5000	7850
p[8]	0.01907	0.00562	5.54E-05	0.01162	0.01277	0.01399	0.0182	0.02448	0.02789	0.03261	5000	7850
p[9]	0.01845	0.00466	4.71E-05	0.01105	0.01231	0.0136	0.01796	0.02359	0.02608	0.02885	5000	7850
p[10]	0.01784	0.004639	5.31E-05	0.009273	0.01118	0.01294	0.01759	0.02281	0.02497	0.02741	5000	7850
p[11]	0.01856	0.00455	4.41E-05	0.01135	0.01252	0.01377	0.01806	0.02362	0.026	0.02915	5000	7850
p[12]	0.01733	0.004525	4.72E-05	0.007508	0.009786	0.01217	0.01735	0.02253	0.02427	0.02658	5000	7850
p[13]	0.01947	0.005248	5.78E-05	0.0124	0.0133	0.01442	0.0186	0.02505	0.02868	0.03282	5000	7850
p[14]	0.01885	0.004838	5.41E-05	0.01162	0.01276	0.01401	0.01816	0.02426	0.0272	0.0302	5000	7850
p[15]	0.01832	0.005539	6.51E-05	0.009096	0.01116	0.01307	0.01782	0.02359	0.02637	0.03021	5000	7850
p[16]	0.01776	0.004488	5.10E-05	0.009289	0.01102	0.01288	0.01752	0.02286	0.02482	0.02688	5000	7850
p[17]	0.01792	0.004556	5.50E-05	0.009731	0.01136	0.01296	0.01763	0.02282	0.02491	0.02756	5000	7850
p[18]	0.01858	0.004566	5.27E-05	0.0115	0.0126	0.01381	0.01803	0.02372	0.02621	0.02931	5000	7850
p[19]	0.01783	0.00443	4.89E-05	0.009449	0.01135	0.01306	0.01761	0.02287	0.0248	0.02709	5000	7850
p[20]	0.0185	0.005116	5.39E-05	0.01065	0.01216	0.01357	0.01791	0.02369	0.02622	0.02946	5000	7850
p[21]	0.01759	0.004284	5.02E-05	0.009119	0.01094	0.01266	0.0175	0.02253	0.0244	0.02658	5000	7850
p[22]	0.01735	0.004107	4.77E-05	0.008883	0.01069	0.01254	0.01732	0.02227	0.02386	0.02562	5000	7850
p[23]	0.0183	0.004732	5.09E-05	0.01048	0.01186	0.01341	0.01786	0.02336	0.02578	0.02917	5000	7850
p[24]	0.01803	0.004734	5.23E-05	0.009815	0.01144	0.01307	0.01766	0.02311	0.02522	0.02788	5000	7850
p[25]	0.01835	0.004759	5.58E-05	0.01053	0.01207	0.01362	0.01791	0.02344	0.02592	0.02891	5000	7850
p[26]	0.01877	0.00447	4.55E-05	0.01185	0.01286	0.01396	0.01822	0.02384	0.02649	0.02948	5000	7850
p[27]	0.01669	0.00441	5.00E-05	0.006211	0.008506	0.01134	0.01693	0.02175	0.02329	0.0249	5000	7850
p[28]	0.01752	0.00406	4.00E-05	0.009333	0.01114	0.01269	0.01745	0.02235	0.02395	0.0256	5000	7850
p[29]	0.01698	0.004643	5.33E-05	0.005769	0.008688	0.01173	0.01714	0.02217	0.02392	0.02576	5000	7850
p[30]	0.01692	0.004668	5.54E-05	0.006058	0.008616	0.01133	0.01712	0.02213	0.02383	0.02562	5000	7850
p[31]	0.01721	0.004449	5.31E-05	0.007748	0.009723	0.01198	0.01729	0.02224	0.02394	0.02596	5000	7850
p[32]	0.01733	0.004498	5.67E-05	0.007707	0.00985	0.01214	0.0173	0.02236	0.02422	0.02631	5000	7850
p[33]	0.017	0.004078	4.66E-05	0.008203	0.009912	0.01204	0.01706	0.02185	0.02349	0.02495	5000	7850
p[34]	0.01726	0.004497	5.41E-05	0.007689	0.009757	0.01199	0.01728	0.02235	0.0242	0.02621	5000	7850
p[35]	0.01743	0.005039	6.21E-05	0.006396	0.009315	0.01204	0.01741	0.02269	0.02486	0.02722	5000	7850
p[36]	0.01725	0.004775	6.05E-05	0.006354	0.00919	0.01193	0.01734	0.02256	0.02435	0.02663	5000	7850
p[37]	0.01817	0.004926	5.76E-05	0.009454	0.01134	0.01325	0.01782	0.02332	0.02573	0.02905	5000	7850
p[38]	0.01742	0.00465	5.78E-05	0.00776	0.009734	0.01225	0.01735	0.02262	0.02464	0.02662	5000	7850
sigma	0.1394	0.1538	0.001526	0.009397	0.01174	0.01574	0.07915	0.3622	0.4654	0.5792	5000	7850

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

y	Dbar	Dhat	pD	DIC
total	89.187	86.188	2.999	92.187
	89.187	86.188	2.999	92.187

Lampiran 30. Syntax Metode HBNN Model G

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- bout0 + betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(bhid1 + betahid11*x1[i] + betahid12*x2[i] + betahid13*x3[i])))
}

#Prior
bout0~dnorm(0,0.1)
bhid1~dnorm(0,0.1)
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid11~dnorm(0,0.1)
betahid12~dnorm(0,0.1)
betahid13~dnorm(0,0.1)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x1=c(16.66,11.87,13.5,9.03,10.53,13.17,11.44,12.09,11.63,9.57,15.23,13.59,21.12,11.22,6.69,10.94,11.12,13.55,12.4,12.1
4,15.38,15.95,17.16,16.12,13.89,23.14,26.97,18.45,21.13,8.2,7.39,4.85,17.35,7.57,6.63,5.5,97,4.75),
x2=c(8.63,8.06,6.26,4.54,6.34,6.05,7.91,12.45,12.26,6.9,16.26,17.57,15.26,6.31,1.51,4.92,4.46,8.55,10.42,6.32,11.34,12.6
3,12.67,9.01,3.19,15.78,22.27,13.64,19.54,1.78,2.66,2.28,4.93,2.93,2.16,1.49,2.13,4.12),
x3=c(20,25,25,24,21,26,28,32,23,25,25,23,25,25,20,27,26,26,25,19,22,23,27,19,26,32,25,22,19,45,38,31,42,39,54,42,32,4
5), m=38)

# INITS
list(bout0=0,bhid1=0,betaout1=0,betahid11=0,betahid12=0,betahid13=0,tau=1)
```


Lampiran 31. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Model G

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
betahid11	-0.0666	3.163	0.03984	-6.378	-5.257	-4.15	-0.03096	3.922	5.096	6.169	5000	6243
betahid12	-0.06389	3.008	0.03688	-5.85	-4.948	-3.982	-0.08803	3.757	4.864	5.828	5000	6243
betahid13	0.01035	3.267	0.04371	-6.448	-5.475	-4.215	0.1444	4.162	5.317	6.226	5000	6243
betaout1	-0.9884	2.713	0.03709	-6.09	-5.33	-4.297	-1.04	2.418	3.715	4.787	5000	6243
bhid1	-0.08508	3.181	0.03825	-6.342	-5.329	-4.162	-0.08185	4.093	5.157	6.097	5000	6243
bout0	-3.225	1.803	0.02792	-5.829	-5.188	-4.482	-3.923	-0.4018	0.5916	1.382	5000	6243
p[1]	0.01839	0.004957	5.49E-05	0.01041	0.01208	0.01346	0.01796	0.02345	0.02578	0.02877	5000	6243
p[2]	0.01761	0.004368	5.24E-05	0.008918	0.01072	0.01261	0.01752	0.02259	0.02452	0.02639	5000	6243
p[3]	0.01887	0.005037	5.98E-05	0.01132	0.01255	0.01394	0.0182	0.02429	0.02752	0.03082	5000	6243
p[4]	0.01711	0.004413	5.86E-05	0.007435	0.009638	0.0118	0.01721	0.02206	0.02383	0.0255	5000	6243
p[5]	0.01906	0.005614	6.39E-05	0.01137	0.01254	0.01387	0.01833	0.02428	0.02755	0.03247	5000	6243
p[6]	0.01829	0.004818	6.59E-05	0.01026	0.01167	0.01323	0.01791	0.02346	0.02578	0.02863	5000	6243
p[7]	0.01767	0.00452	5.57E-05	0.008852	0.01073	0.0126	0.01758	0.02266	0.02468	0.0269	5000	6243
p[8]	0.01897	0.005747	7.26E-05	0.01121	0.01241	0.01371	0.0182	0.02445	0.02795	0.03222	5000	6243
p[9]	0.01846	0.00464	6.74E-05	0.01086	0.01218	0.01363	0.018	0.02359	0.02587	0.02874	5000	6243
p[10]	0.01767	0.004509	5.13E-05	0.008733	0.01068	0.01257	0.01758	0.02278	0.02487	0.02688	5000	6243
p[11]	0.0186	0.004629	5.28E-05	0.01121	0.01245	0.01374	0.01814	0.02379	0.02606	0.02911	5000	6243
p[12]	0.01752	0.004654	5.61E-05	0.007779	0.01014	0.01237	0.01745	0.02261	0.02455	0.02705	5000	6243
p[13]	0.01952	0.005252	7.12E-05	0.01235	0.01329	0.01441	0.01865	0.02513	0.0286	0.03313	5000	6243
p[14]	0.01894	0.004935	5.50E-05	0.01163	0.01282	0.01408	0.01831	0.02413	0.02716	0.03055	5000	6243
p[15]	0.01807	0.005572	7.27E-05	0.008268	0.01044	0.0125	0.01774	0.02325	0.02595	0.02998	5000	6243
p[16]	0.01773	0.00479	5.68E-05	0.008843	0.01066	0.01244	0.01752	0.02277	0.02483	0.02763	5000	6243
p[17]	0.01803	0.004668	6.40E-05	0.009729	0.01138	0.01305	0.01771	0.02327	0.02542	0.02791	5000	6243
p[18]	0.0187	0.0047	5.97E-05	0.01138	0.01265	0.01392	0.01814	0.02368	0.02616	0.02986	5000	6243
p[19]	0.01789	0.0048	6.09E-05	0.009041	0.01099	0.01282	0.01767	0.02303	0.02495	0.02738	5000	6243
p[20]	0.01852	0.004993	6.16E-05	0.01059	0.01209	0.01347	0.01803	0.02375	0.02614	0.0296	5000	6243
p[21]	0.01769	0.004521	6.12E-05	0.00846	0.0107	0.01268	0.01758	0.02277	0.02475	0.02714	5000	6243
p[22]	0.01742	0.004262	5.06E-05	0.008286	0.01039	0.01232	0.01745	0.02236	0.02426	0.02607	5000	6243
p[23]	0.01836	0.004834	5.72E-05	0.01039	0.0118	0.01339	0.01793	0.02354	0.02596	0.0288	5000	6243
p[24]	0.01812	0.00495	6.51E-05	0.009121	0.01135	0.01306	0.01779	0.02323	0.02571	0.02841	5000	6243
p[25]	0.01861	0.005295	6.06E-05	0.0108	0.01222	0.01356	0.01802	0.02371	0.02623	0.03037	5000	6243
p[26]	0.01876	0.004498	5.51E-05	0.01158	0.01274	0.01399	0.01822	0.0238	0.02629	0.02966	5000	6243
p[27]	0.01697	0.004353	5.31E-05	0.00735	0.00949	0.01172	0.01709	0.02206	0.02372	0.02533	5000	6243
p[28]	0.01758	0.004187	4.72E-05	0.009538	0.01098	0.01269	0.0175	0.02246	0.02428	0.02627	5000	6243
p[29]	0.01723	0.004643	5.63E-05	0.007088	0.009375	0.01201	0.01729	0.02238	0.02426	0.02607	5000	6243
p[30]	0.01631	0.005048	6.69E-05	0.004228	0.006073	0.00956	0.01678	0.0218	0.0235	0.02535	5000	6243
p[31]	0.01678	0.004969	6.27E-05	0.005177	0.007361	0.01065	0.01705	0.02216	0.02402	0.02564	5000	6243
p[32]	0.01657	0.005348	6.03E-05	0.004023	0.006261	0.009809	0.01698	0.02218	0.02404	0.02625	5000	6243
p[33]	0.01692	0.004164	5.58E-05	0.007664	0.009486	0.01167	0.01712	0.02176	0.02346	0.02489	5000	6243
p[34]	0.01693	0.005025	6.64E-05	0.005319	0.007573	0.01099	0.01712	0.02223	0.02425	0.02646	5000	6243
p[35]	0.01669	0.005987	7.22E-05	0.002584	0.005252	0.009534	0.01707	0.02256	0.02469	0.02754	5000	6243
p[36]	0.01644	0.00564	7.00E-05	0.002566	0.005108	0.009333	0.01696	0.02216	0.02429	0.02643	5000	6243
p[37]	0.0176	0.005277	6.80E-05	0.006087	0.008885	0.01195	0.01758	0.02305	0.02568	0.02863	5000	6243
p[38]	0.0164	0.005503	6.42E-05	0.002858	0.005474	0.009447	0.0169	0.02207	0.02412	0.02599	5000	6243
sigma	0.141	0.1595	0.002001	0.009199	0.01161	0.01577	0.07682	0.3567	0.4831	0.5983	5000	6243

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	89.013	88.527	0.486	89.498
total	89.013	88.527	0.486	89.498

Lampiran 32. Syntax Metode HBNN Tanpa Bias Model A

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(betahid11*x1[i])))
}
}

#Prior
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid11~dnorm(0,0.1)
tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x1=c(16.66,11.87,13.5,9.03,10.53,13.17,11.44,12.09,11.63,9.57,15.23,13.59,21.12,11.22,6.69,10.94,11.12,13.55,12.4,12.1
4,15.38,15.95,17.16,16.12,13.89,23.14,26.97,18.45,21.13,8.2,7.39,4.85,17.35,7.57,6.63,5,5.97,4.75), m=38)

# INITS
list(betaout1=0,betahid11=0,tau=1)
```


Lampiran 33. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Tanpa Bias Model A

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
betahid1	2.831	1.823	0.01898	0.5297	0.6605	0.8675	2.43	5.355	6.451	7.319	5000	8557
betaout1	-4.035	0.1699	0.002113	-4.387	-4.322	-4.25	-4.027	-3.822	-3.769	-3.724	5000	8557
p[1]	0.01821	0.004803	5.92E-05	0.01058	0.012	0.01344	0.01781	0.02302	0.0253	0.02808	5000	8557
p[2]	0.0175	0.004299	4.99E-05	0.008827	0.01082	0.01262	0.01739	0.02245	0.02417	0.02622	5000	8557
p[3]	0.0187	0.005094	5.51E-05	0.01149	0.01254	0.01381	0.01803	0.02382	0.02695	0.03087	5000	8557
p[4]	0.0173	0.00412	4.75E-05	0.008667	0.01064	0.01245	0.01727	0.02206	0.02373	0.02549	5000	8557
p[5]	0.01887	0.005467	5.97E-05	0.01133	0.01263	0.01389	0.01816	0.02402	0.02743	0.03182	5000	8557
p[6]	0.01809	0.004613	5.34E-05	0.0105	0.01178	0.01327	0.01767	0.02296	0.02509	0.02837	5000	8557
p[7]	0.0176	0.004269	4.67E-05	0.009422	0.01113	0.01279	0.01747	0.02245	0.02417	0.026	5000	8557
p[8]	0.01883	0.005276	5.39E-05	0.01136	0.01254	0.01384	0.01806	0.02398	0.02729	0.03161	5000	8557
p[9]	0.01837	0.004641	5.30E-05	0.01093	0.01223	0.01368	0.0179	0.02338	0.02588	0.02907	5000	8557
p[10]	0.01764	0.00439	5.23E-05	0.008967	0.01092	0.01281	0.01747	0.02251	0.0244	0.02651	5000	8557
p[11]	0.01851	0.004476	4.90E-05	0.0116	0.01269	0.01387	0.01804	0.02343	0.02576	0.02874	5000	8557
p[12]	0.01748	0.004296	5.19E-05	0.009074	0.01087	0.01266	0.01736	0.02224	0.02402	0.02606	5000	8557
p[13]	0.01944	0.005269	5.98E-05	0.01243	0.0134	0.01437	0.0185	0.02521	0.02902	0.03316	5000	8557
p[14]	0.01879	0.004972	5.24E-05	0.01157	0.01269	0.01396	0.01812	0.02393	0.02699	0.03086	5000	8557
p[15]	0.01864	0.005735	6.24E-05	0.0108	0.01218	0.0136	0.01798	0.02362	0.02648	0.03006	5000	8557
p[16]	0.01776	0.004531	5.19E-05	0.009483	0.01135	0.01298	0.01748	0.02264	0.02454	0.02693	5000	8557
p[17]	0.01798	0.004369	4.67E-05	0.01044	0.0118	0.01334	0.01767	0.02281	0.02482	0.02742	5000	8557
p[18]	0.01847	0.004468	5.09E-05	0.01138	0.01259	0.01379	0.01798	0.02348	0.02601	0.02898	5000	8557
p[19]	0.01757	0.004301	5.01E-05	0.009042	0.01091	0.01271	0.01742	0.02238	0.02435	0.02653	5000	8557
p[20]	0.0183	0.004874	5.27E-05	0.01065	0.01209	0.01346	0.01789	0.02327	0.02558	0.02905	5000	8557
p[21]	0.01744	0.004297	5.13E-05	0.008791	0.0108	0.01255	0.01734	0.02227	0.02403	0.02603	5000	8557
p[22]	0.01723	0.004057	5.02E-05	0.008902	0.0105	0.01241	0.01724	0.02197	0.02358	0.02533	5000	8557
p[23]	0.01819	0.004724	5.48E-05	0.01059	0.012	0.01337	0.01777	0.02321	0.02551	0.02861	5000	8557
p[24]	0.01794	0.0049	5.74E-05	0.009821	0.01143	0.01305	0.01758	0.02285	0.02476	0.02747	5000	8557
p[25]	0.01845	0.004653	5.63E-05	0.01116	0.01244	0.01367	0.01795	0.02346	0.02589	0.02902	5000	8557
p[26]	0.01866	0.004533	5.03E-05	0.01168	0.01274	0.014	0.01812	0.02365	0.02614	0.02927	5000	8557
p[27]	0.01699	0.003896	4.67E-05	0.008649	0.01026	0.01219	0.01706	0.02157	0.02307	0.02448	5000	8557
p[28]	0.01739	0.00397	4.75E-05	0.009375	0.01108	0.01269	0.01736	0.02207	0.02376	0.0254	5000	8557
p[29]	0.01731	0.003958	4.84E-05	0.009215	0.01087	0.0126	0.01728	0.02189	0.02365	0.02521	5000	8557
p[30]	0.01732	0.004206	4.66E-05	0.008404	0.01039	0.01237	0.01731	0.02218	0.02387	0.02563	5000	8557
p[31]	0.01761	0.004359	4.61E-05	0.009323	0.01098	0.01268	0.01747	0.0226	0.0244	0.02652	5000	8557
p[32]	0.01797	0.004648	5.41E-05	0.009156	0.01107	0.01288	0.01772	0.02313	0.02534	0.02791	5000	8557
p[33]	0.01712	0.003949	4.50E-05	0.008776	0.01044	0.01228	0.01715	0.02183	0.02335	0.02456	5000	8557
p[34]	0.01761	0.004308	5.10E-05	0.008947	0.01087	0.01273	0.01751	0.02249	0.02427	0.02636	5000	8557
p[35]	0.01799	0.00469	5.78E-05	0.009577	0.01145	0.01309	0.01775	0.02229	0.02492	0.02756	5000	8557
p[36]	0.01801	0.004622	5.25E-05	0.009137	0.01131	0.01301	0.01775	0.02321	0.02542	0.02812	5000	8557
p[37]	0.01871	0.004934	5.42E-05	0.01116	0.01251	0.01383	0.01815	0.02386	0.02653	0.02973	5000	8557
p[38]	0.01806	0.004736	5.22E-05	0.009334	0.01118	0.01293	0.01776	0.02329	0.02563	0.02838	5000	8557
sigma	0.1413	0.155	0.001833	0.009603	0.0121	0.0163	0.07975	0.3543	0.4719	0.5778	5000	8557

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	89.418	86.883	2.535	91.953
total	89.418	86.883	2.535	91.953

Lampiran 34. Syntax Metode HBNN Tanpa Bias Model B

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(betahid11*x2[i])))
}

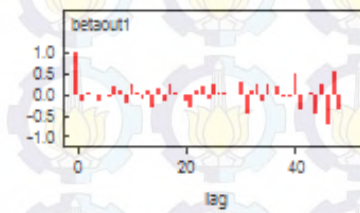
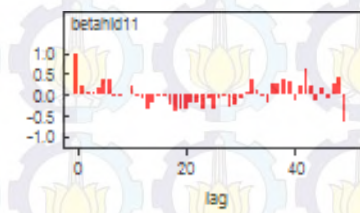
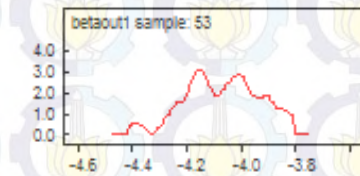
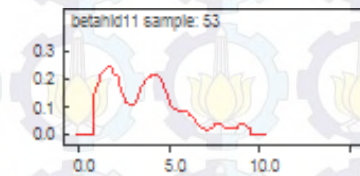
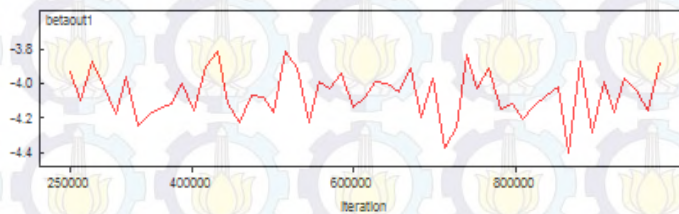
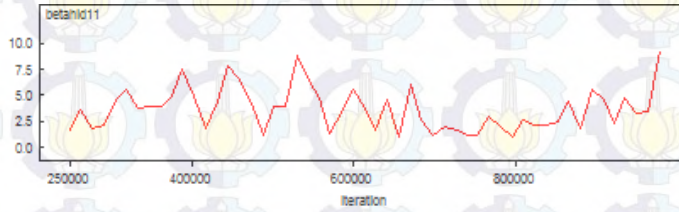
#Prior
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid11~dnorm(0,0.1)
tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x2=c(8.63,8.06,6.26,4.54,6.34,6.05,7.91,12.45,12.26,6.9,16.26,17.57,15.26,6.31,1.51,4.92,4.46,8.55,10.42,6.32,11.34,12.6
3,12.67,9.01,3.19,15.78,22.27,13.64,19.54,1.78,2.66,2.28,4.93,2.93,2.16,1.49,2.13,4.12), m=38)

# INITS
list(betaout1=0,betahid11=0,tau=1)
```


Lampiran 35. Metode HBNN Tanpa Bias Model B

Burn-in : 250.000
Iterasi : 6.000.000
Thin : 14.000



Lampiran 36. Syntax Metode HBNN Tanpa Bias Model C

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(betahid11*x3[i])))
}

#Prior
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid11~dnorm(0,0.1)
tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x3=c(20,25,25,24,21,26,28,32,23,25,25,23,25,25,20,27,26,26,25,19,22,23,27,19,26,32,25,22,19,45,38,31,42,39,54,42,32,4
5), m=38)

# INITS
list(betaout1=0,betahid11=0,tau=1)
```


Lampiran 37. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Tanpa Bias Model C

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
betahid11	2.492	1.915	0.02865	0.0885	0.1624	0.3473	2.094	5.146	6.297	7.199	10000	3705
betaout1	-4.064	0.2267	0.004833	-4.554	-4.388	-4.289	-4.036	-3.833	-3.78	-3.725	10000	3705
p[1]	0.01832	0.00476	8.34E-05	0.01038	0.0121	0.01346	0.01788	0.02336	0.02586	0.02904	10000	3705
p[2]	0.01748	0.004229	6.87E-05	0.009005	0.01081	0.01264	0.01735	0.02241	0.02428	0.02595	10000	3705
p[3]	0.01867	0.005073	7.91E-05	0.01135	0.01252	0.01383	0.01806	0.02363	0.02646	0.03061	10000	3705
p[4]	0.01724	0.004032	6.55E-05	0.00876	0.01072	0.01244	0.01724	0.02191	0.02362	0.025	10000	3705
p[5]	0.01905	0.005589	1.15E-04	0.01129	0.01259	0.01399	0.01817	0.02428	0.02803	0.03192	10000	3705
p[6]	0.01804	0.004279	8.33E-05	0.0107	0.01209	0.01337	0.01767	0.02281	0.02504	0.0282	10000	3705
p[7]	0.01746	0.00426	7.07E-05	0.008983	0.01103	0.01267	0.01732	0.02236	0.02413	0.02625	10000	3705
p[8]	0.01883	0.005607	9.82E-05	0.01162	0.01254	0.01372	0.018	0.02408	0.02749	0.0321	10000	3705
p[9]	0.01843	0.00463	7.46E-05	0.01116	0.0124	0.01368	0.01787	0.02353	0.02597	0.02882	10000	3705
p[10]	0.01766	0.00446	5.82E-05	0.009137	0.01108	0.0129	0.01744	0.02249	0.02433	0.02661	10000	3705
p[11]	0.0185	0.004476	7.06E-05	0.01148	0.01267	0.01381	0.01798	0.02355	0.02606	0.02956	10000	3705
p[12]	0.01754	0.004355	7.00E-05	0.009275	0.01088	0.01261	0.01742	0.02258	0.02432	0.02653	10000	3705
p[13]	0.01933	0.005071	8.47E-05	0.01249	0.0134	0.01446	0.01846	0.02479	0.02829	0.03282	10000	3705
p[14]	0.01881	0.005031	8.30E-05	0.01178	0.0127	0.01397	0.0181	0.02388	0.02716	0.03118	10000	3705
p[15]	0.01875	0.005271	9.57E-05	0.01098	0.01237	0.01379	0.01811	0.02398	0.02692	0.03053	10000	3705
p[16]	0.01766	0.004419	7.01E-05	0.009703	0.01123	0.01296	0.01745	0.02242	0.02453	0.02684	10000	3705
p[17]	0.01791	0.004395	7.47E-05	0.009932	0.01171	0.0132	0.01761	0.02274	0.02485	0.02759	10000	3705
p[18]	0.01846	0.004533	7.51E-05	0.01146	0.01247	0.01377	0.01795	0.02351	0.02599	0.02898	10000	3705
p[19]	0.0176	0.004304	7.16E-05	0.009359	0.01106	0.01277	0.0174	0.02249	0.02442	0.02662	10000	3705
p[20]	0.01853	0.004906	7.76E-05	0.01059	0.01189	0.01357	0.01794	0.02389	0.02697	0.02998	10000	3705
p[21]	0.0177	0.004414	6.92E-05	0.009196	0.01111	0.01287	0.01754	0.02272	0.02459	0.02696	10000	3705
p[22]	0.0173	0.004166	7.43E-05	0.008669	0.01072	0.01252	0.01735	0.02212	0.02378	0.02535	10000	3705
p[23]	0.01802	0.004441	7.57E-05	0.01041	0.0119	0.01328	0.01768	0.02274	0.02474	0.02787	10000	3705
p[24]	0.01806	0.00463	8.37E-05	0.009486	0.01153	0.01318	0.0177	0.02326	0.0253	0.0286	10000	3705
p[25]	0.01845	0.004705	7.73E-05	0.01113	0.01217	0.01362	0.01791	0.02358	0.02607	0.02987	10000	3705
p[26]	0.01849	0.004442	7.68E-05	0.01161	0.01275	0.01377	0.01795	0.02367	0.02583	0.02921	10000	3705
p[27]	0.01703	0.003913	6.15E-05	0.008688	0.01033	0.01227	0.01716	0.02168	0.02305	0.0243	10000	3705
p[28]	0.01745	0.004081	6.09E-05	0.009292	0.01099	0.01269	0.01741	0.02235	0.02394	0.02575	10000	3705
p[29]	0.01754	0.004238	7.15E-05	0.00895	0.01099	0.01261	0.01737	0.02262	0.02441	0.02674	10000	3705
p[30]	0.01707	0.004286	7.60E-05	0.008223	0.01001	0.01205	0.01704	0.02186	0.02364	0.02539	10000	3705
p[31]	0.01736	0.004488	8.61E-05	0.00899	0.01034	0.01236	0.01716	0.02228	0.02439	0.02663	10000	3705
p[32]	0.01734	0.004246	6.93E-05	0.008695	0.01069	0.01251	0.01729	0.02215	0.02391	0.02596	10000	3705
p[33]	0.01675	0.003932	6.24E-05	0.008247	0.009838	0.01166	0.01688	0.02154	0.02307	0.02433	10000	3705
p[34]	0.01724	0.004288	7.03E-05	0.008634	0.01058	0.01238	0.01711	0.02222	0.02396	0.02584	10000	3705
p[35]	0.01742	0.004511	6.29E-05	0.008089	0.00993	0.01244	0.0173	0.02261	0.02449	0.0261	10000	3705
p[36]	0.01737	0.004473	7.12E-05	0.008818	0.0106	0.01246	0.01722	0.02224	0.02407	0.02626	10000	3705
p[37]	0.01832	0.004672	7.34E-05	0.01092	0.01217	0.01348	0.01786	0.02323	0.02584	0.02915	10000	3705
p[38]	0.01726	0.004555	8.73E-05	0.008032	0.01006	0.0121	0.01722	0.0223	0.02428	0.02626	10000	3705
sigma	0.1428	0.1551	2.72E-03	0.009327	0.01183	0.01648	0.07985	0.3665	0.469	0.5737	10000	3705

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	89.332	87.232	2.100	91.432
total	89.332	87.232	2.100	91.432

Lampiran 38. Syntax Metode HBNN Tanpa Bias Model D

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- bout0 + betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(bhid1 + betahid11*x1[i] + betahid12*x2[i])))
}
}

#Prior
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid11~dnorm(0,0.1)
betahid12~dnorm(0,0.1)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x1=c(16.66,11.87,13.5,9.03,10.53,13.17,11.44,12.09,11.63,9.57,15.23,13.59,21.12,11.22,6.69,10.94,11.12,13.55,12.4,12.1
4,15.38,15.95,17.16,16.12,13.89,23.14,26.97,18.45,21.13,8.2,7.39,4.85,17.35,7.57,6.63,5,5.97,4.75),
x2=c(8.63,8.06,6.26,4.54,6.34,6.05,7.91,12.45,12.26,6.9,16.26,17.57,15.26,6.31,1.51,4.92,4.46,8.55,10.42,6.32,11.34,12.6
3,12.67,9.01,3.19,15.78,22.27,13.64,19.54,1.78,2.66,2.28,4.93,2.93,2.16,1.49,2.13,4.12), m=38)

# INITS
list(bout0=0,bhid1=0,betaout1=0,betahid11=0,betahid12=0,tau=1)
```


Lampiran 39. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Tanpa Bias Model D

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
betahid11	2.719	2.076	0.02079	-0.3802	-0.0789	0.3044	2.422	5.597	6.554	7.386	5000	9983
betahid12	1.653	2.525	0.02809	-2.819	-2.175	-1.402	1.471	5.028	6.117	7.07	5000	9983
betaout1	-4.036	0.1713	0.001808	-4.396	-4.328	-4.259	-4.027	-3.826	-3.766	-3.721	5000	9983
p[1]	0.01815	0.004876	5.23E-05	0.01019	0.01188	0.01328	0.01777	0.02305	0.02519	0.02826	5000	9983
p[2]	0.01741	0.00424	4.56E-05	0.008783	0.01087	0.01261	0.01733	0.02218	0.02404	0.02599	5000	9983
p[3]	0.01861	0.005093	5.20E-05	0.01134	0.01244	0.01366	0.01802	0.02361	0.02632	0.03028	5000	9983
p[4]	0.01721	0.004155	4.26E-05	0.008633	0.01046	0.01236	0.01719	0.02205	0.02368	0.02533	5000	9983
p[5]	0.01886	0.005434	5.43E-05	0.01161	0.01261	0.01379	0.01808	0.02413	0.0273	0.03264	5000	9983
p[6]	0.01809	0.004644	4.33E-05	0.0105	0.01182	0.01326	0.01773	0.02299	0.02536	0.02845	5000	9983
p[7]	0.01753	0.004246	4.86E-05	0.009023	0.01094	0.0128	0.0174	0.02239	0.02426	0.02634	5000	9983
p[8]	0.0189	0.005506	5.25E-05	0.01142	0.01262	0.01381	0.01817	0.02414	0.02746	0.03229	5000	9983
p[9]	0.01833	0.004634	4.74E-05	0.01109	0.01234	0.01358	0.01789	0.02329	0.02572	0.02869	5000	9983
p[10]	0.01762	0.004441	5.10E-05	0.009086	0.01109	0.01276	0.01751	0.02241	0.02426	0.0264	5000	9983
p[11]	0.01847	0.004535	4.56E-05	0.01149	0.01251	0.01377	0.01798	0.02337	0.02568	0.02902	5000	9983
p[12]	0.01755	0.004714	4.99E-05	0.008995	0.01072	0.01265	0.01742	0.02236	0.02415	0.02633	5000	9983
p[13]	0.0193	0.005173	5.12E-05	0.01237	0.0133	0.01433	0.01848	0.02486	0.02828	0.03256	5000	9983
p[14]	0.01869	0.004818	4.52E-05	0.01155	0.0127	0.01381	0.01812	0.02382	0.0266	0.03005	5000	9983
p[15]	0.01887	0.00581	5.79E-05	0.0108	0.01232	0.01367	0.01809	0.0242	0.02762	0.03251	5000	9983
p[16]	0.01773	0.004554	5.05E-05	0.009472	0.01112	0.01281	0.01755	0.02256	0.02446	0.02693	5000	9983
p[17]	0.01798	0.004454	4.05E-05	0.01032	0.01179	0.01315	0.01768	0.02296	0.0251	0.02766	5000	9983
p[18]	0.01844	0.004471	4.37E-05	0.01143	0.01257	0.01372	0.01796	0.0234	0.02592	0.02883	5000	9983
p[19]	0.01765	0.004376	4.38E-05	0.009312	0.01119	0.01281	0.01753	0.02247	0.02429	0.02672	5000	9983
p[20]	0.01821	0.004967	4.93E-05	0.0104	0.01179	0.01325	0.01778	0.02308	0.02557	0.02875	5000	9983
p[21]	0.01745	0.004297	3.98E-05	0.008961	0.01079	0.01262	0.01737	0.02233	0.02416	0.02606	5000	9983
p[22]	0.01718	0.004144	4.47E-05	0.008487	0.01051	0.01241	0.01719	0.02191	0.02368	0.02536	5000	9983
p[23]	0.01818	0.004822	4.68E-05	0.01058	0.01189	0.01328	0.01779	0.0231	0.02542	0.02828	5000	9983
p[24]	0.01782	0.004649	4.48E-05	0.009593	0.01142	0.01302	0.0176	0.02268	0.0248	0.02719	5000	9983
p[25]	0.01845	0.004735	4.47E-05	0.01119	0.0125	0.01366	0.01795	0.02351	0.02599	0.02925	5000	9983
p[26]	0.0186	0.004386	4.84E-05	0.01167	0.01278	0.01387	0.01811	0.02364	0.02604	0.02902	5000	9983
p[27]	0.01699	0.003897	4.19E-05	0.008837	0.01037	0.01218	0.01707	0.02165	0.02324	0.02466	5000	9983
p[28]	0.01738	0.004076	4.30E-05	0.009163	0.01084	0.01259	0.0173	0.02215	0.02381	0.02554	5000	9983
p[29]	0.0174	0.004019	4.35E-05	0.009312	0.01091	0.01271	0.01735	0.02213	0.02386	0.02551	5000	9983
p[30]	0.01746	0.004489	4.45E-05	0.00856	0.01043	0.01249	0.01738	0.02238	0.02423	0.02649	5000	9983
p[31]	0.01755	0.004222	4.41E-05	0.009221	0.01103	0.01278	0.01746	0.02243	0.02433	0.0261	5000	9983
p[32]	0.01763	0.004425	4.49E-05	0.009144	0.01091	0.01269	0.0175	0.02257	0.02446	0.02625	5000	9983
p[33]	0.01707	0.003911	4.37E-05	0.008756	0.01049	0.01237	0.01712	0.02173	0.02319	0.02478	5000	9983
p[34]	0.01755	0.004257	4.09E-05	0.009014	0.01095	0.01274	0.01744	0.02248	0.02434	0.02634	5000	9983
p[35]	0.01786	0.004528	4.72E-05	0.009421	0.01126	0.01302	0.01768	0.02271	0.025	0.02737	5000	9983
p[36]	0.01787	0.004583	4.62E-05	0.009291	0.01114	0.01288	0.01766	0.02289	0.02505	0.02761	5000	9983
p[37]	0.01849	0.004717	4.55E-05	0.01123	0.01238	0.01362	0.01802	0.02354	0.0261	0.02911	5000	9983
p[38]	0.01767	0.004407	4.35E-05	0.009147	0.01101	0.01274	0.0175	0.02264	0.02452	0.02676	5000	9983
sigma	0.1409	0.1536	1.48E-03	0.009382	0.01176	0.01597	0.08126	0.3583	0.4653	0.5704	5000	9983

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	89.354	86.815	2.539	91.893
total	89.354	86.815	2.539	91.893

Lampiran 40. Syntax Metode HBNN Tanpa Bias Model E

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- bout0 + betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(bhid1 + betahid11*x1[i] + betahid12*x3[i])))
}

#Prior
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid11~dnorm(0,0.1)
betahid12~dnorm(0,0.1)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x1=c(16.66,11.87,13.5,9.03,10.53,13.17,11.44,12.09,11.63,9.57,15.23,13.59,21.12,11.22,6.69,10.94,11.12,13.55,12.4,12.1
4,15.38,15.95,17.16,16.12,13.89,23.14,26.97,18.45,21.13,8.2,7.39,4.85,17.35,7.57,6.63,5,5.97,4.75),
x3=c(20,25,25,24,21,26,28,32,23,25,25,23,25,25,20,27,26,26,25,19,22,23,27,19,26,32,25,22,19,45,38,31,42,39,54,42,32,4
5), m=38)

# INITS
list(bout0=0,bhid1=0,betaout1=0,betahid11=0,betahid12=0,tau=1)
```


Lampiran 41. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Tanpa Bias Model E

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
betahid11	1.457	2.546	0.02508	-3.094	-2.443	-1.648	1.277	4.867	5.979	6.838	5000	10816
betahid12	2.777	2.037	0.02111	-0.1207	0.06391	0.3648	2.49	5.56	6.586	7.449	5000	10816
betaout1	-4.032	0.1712	0.001634	-4.392	-4.324	-4.252	-4.025	-3.819	-3.765	-3.714	5000	10816
p[1]	0.01821	0.004739	4.38E-05	0.01038	0.01191	0.01335	0.01782	0.02317	0.02546	0.02848	5000	10816
p[2]	0.01746	0.004303	3.95E-05	0.00887	0.01059	0.01255	0.01743	0.02235	0.02423	0.02607	5000	10816
p[3]	0.01876	0.005197	5.31E-05	0.01145	0.01253	0.0138	0.01808	0.02386	0.02668	0.03083	5000	10816
p[4]	0.0173	0.004141	3.84E-05	0.008774	0.01059	0.01237	0.01731	0.02204	0.02385	0.0257	5000	10816
p[5]	0.01897	0.005622	5.25E-05	0.01152	0.01266	0.01389	0.01818	0.02422	0.0277	0.03244	5000	10816
p[6]	0.01816	0.004629	4.21E-05	0.01035	0.01182	0.01327	0.0178	0.02307	0.02536	0.02823	5000	10816
p[7]	0.0176	0.004343	4.21E-05	0.008957	0.01089	0.01274	0.01751	0.02243	0.02426	0.02629	5000	10816
p[8]	0.01891	0.005505	5.71E-05	0.01118	0.01249	0.01384	0.01817	0.02412	0.02756	0.03231	5000	10816
p[9]	0.01837	0.004674	4.39E-05	0.01085	0.01227	0.01359	0.01789	0.02327	0.02576	0.02875	5000	10816
p[10]	0.01763	0.004318	4.07E-05	0.009156	0.01099	0.01273	0.01749	0.02255	0.02439	0.02645	5000	10816
p[11]	0.01852	0.004522	4.22E-05	0.01139	0.0125	0.01374	0.01807	0.02347	0.0259	0.02903	5000	10816
p[12]	0.01751	0.004293	4.30E-05	0.008916	0.01081	0.01265	0.0174	0.02237	0.02423	0.0262	5000	10816
p[13]	0.01939	0.005171	4.47E-05	0.01236	0.01328	0.01437	0.01856	0.02494	0.02874	0.03276	5000	10816
p[14]	0.01882	0.005017	5.04E-05	0.01163	0.01279	0.01395	0.0182	0.02385	0.02667	0.03112	5000	10816
p[15]	0.01862	0.005423	4.73E-05	0.01097	0.01225	0.01368	0.01797	0.02365	0.0267	0.03057	5000	10816
p[16]	0.01782	0.004435	3.93E-05	0.009704	0.01142	0.01303	0.01757	0.02279	0.02486	0.02726	5000	10816
p[17]	0.01802	0.004575	4.58E-05	0.01003	0.01157	0.0132	0.01771	0.02292	0.02509	0.02784	5000	10816
p[18]	0.01857	0.004542	4.41E-05	0.01145	0.01259	0.01385	0.01803	0.02362	0.02602	0.0292	5000	10816
p[19]	0.0177	0.004469	4.50E-05	0.009343	0.01112	0.01281	0.01751	0.02264	0.02461	0.02651	5000	10816
p[20]	0.01835	0.005159	4.49E-05	0.01048	0.01197	0.01346	0.01788	0.02338	0.02579	0.02899	5000	10816
p[21]	0.01748	0.00428	4.66E-05	0.008755	0.01081	0.01259	0.01739	0.02241	0.02429	0.02615	5000	10816
p[22]	0.01727	0.004259	4.44E-05	0.008536	0.01027	0.01229	0.01729	0.02218	0.02397	0.02574	5000	10816
p[23]	0.01824	0.004711	4.28E-05	0.0106	0.01194	0.0134	0.01779	0.02331	0.02579	0.02839	5000	10816
p[24]	0.01794	0.004732	4.32E-05	0.00963	0.01143	0.01299	0.01765	0.02296	0.02515	0.02782	5000	10816
p[25]	0.01848	0.004723	4.19E-05	0.01097	0.01236	0.0137	0.01797	0.02353	0.0261	0.02949	5000	10816
p[26]	0.01863	0.004457	4.05E-05	0.01163	0.01272	0.01392	0.01811	0.02365	0.02629	0.02939	5000	10816
p[27]	0.01708	0.004019	3.81E-05	0.008622	0.01025	0.01218	0.01715	0.02188	0.02354	0.02498	5000	10816
p[28]	0.01746	0.004088	3.77E-05	0.009342	0.01101	0.01275	0.01736	0.02222	0.024	0.02564	5000	10816
p[29]	0.01748	0.004118	3.89E-05	0.009385	0.01105	0.01272	0.01741	0.02231	0.02399	0.02586	5000	10816
p[30]	0.01729	0.004215	4.12E-05	0.00847	0.01055	0.01235	0.01725	0.02221	0.02382	0.02552	5000	10816
p[31]	0.01753	0.004315	4.67E-05	0.008913	0.01079	0.01262	0.01742	0.02246	0.02424	0.02627	5000	10816
p[32]	0.01757	0.004339	3.94E-05	0.009042	0.01085	0.0127	0.01743	0.0225	0.02433	0.02618	5000	10816
p[33]	0.01712	0.003988	3.93E-05	0.008605	0.01034	0.01231	0.01717	0.02185	0.02343	0.02495	5000	10816
p[34]	0.01762	0.004353	3.86E-05	0.009134	0.01098	0.01272	0.01749	0.02257	0.02445	0.02652	5000	10816
p[35]	0.01783	0.004688	4.20E-05	0.009402	0.01121	0.01289	0.01758	0.02277	0.0249	0.02736	5000	10816
p[36]	0.01765	0.004474	4.04E-05	0.009081	0.01107	0.01272	0.01747	0.02249	0.02444	0.02661	5000	10816
p[37]	0.01846	0.004647	4.71E-05	0.01103	0.01234	0.01363	0.01796	0.02353	0.02613	0.0293	5000	10816
p[38]	0.01772	0.004834	4.50E-05	0.009206	0.01089	0.01276	0.01749	0.02265	0.02472	0.02702	5000	10816
sigma	0.1427	0.1577	1.60E-03	0.009514	0.01193	0.01607	0.08022	0.3659	0.4756	0.5697	5000	10816

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	89.323	86.845	2.477	91.800
total	89.323	86.845	2.477	91.800

Lampiran 42. Syntax Metode HBNN Tanpa Bias Model F

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- bout0 + betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(bhid1 + betahid11*x2[i] + betahid12*x3[i])))
}
}

#Prior
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid11~dnorm(0,0.1)
betahid12~dnorm(0,0.1)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x2=c(8.63,8.06,6.26,4.54,6.34,6.05,7.91,12.45,12.26,6.9,16.26,17.57,15.26,6.31,1.51,4.92,4.46,8.55,10.42,6.32,11.34,12.6
3,12.67,9.01,3.19,15.78,22.27,13.64,19.54,1.78,2.66,2.28,4.93,2.93,2.16,1.49,2.13,4.12),
x3=c(20,25,25,24,21,26,28,32,23,25,25,23,25,25,20,27,26,26,25,19,22,23,27,19,26,32,25,22,19,45,38,31,42,39,54,42,32,4
5), m=38)

# INITS
list(bout0=0,bhid1=0,betaout1=0,betahid11=0,betahid12=0,tau=1)
```


Lampiran 43. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Tanpa Bias Model F

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
betahid11	1.272	2.544	0.02292	-3.346	-2.619	-1.809	1.085	4.64	5.728	6.679	5000	10816
betahid12	2.858	1.984	0.01916	0.09514	0.2357	0.5308	2.531	5.618	6.646	7.484	5000	10816
betaout1	-4.034	0.1682	0.001605	-4.386	-4.321	-4.251	-4.027	-3.824	-3.77	-3.723	5000	10816
p[1]	0.01819	0.004819	4.35E-05	0.01054	0.01193	0.01335	0.01772	0.02322	0.02553	0.02847	5000	10816
p[2]	0.01745	0.004364	4.45E-05	0.009051	0.01082	0.01262	0.01736	0.02219	0.02408	0.02629	5000	10816
p[3]	0.01872	0.005197	5.05E-05	0.01151	0.01265	0.01381	0.01804	0.02378	0.02678	0.0309	5000	10816
p[4]	0.01726	0.004154	4.33E-05	0.008673	0.01052	0.01237	0.01724	0.02208	0.0237	0.02556	5000	10816
p[5]	0.01885	0.005357	5.23E-05	0.01145	0.01262	0.01382	0.01809	0.02412	0.0277	0.03221	5000	10816
p[6]	0.0181	0.004508	4.03E-05	0.01059	0.01194	0.01338	0.01773	0.02294	0.02539	0.02815	5000	10816
p[7]	0.01752	0.004391	4.28E-05	0.008827	0.01084	0.01261	0.01742	0.02242	0.02437	0.02651	5000	10816
p[8]	0.01894	0.00564	5.99E-05	0.01151	0.01256	0.01384	0.01812	0.0243	0.02783	0.03234	5000	10816
p[9]	0.01839	0.004717	4.63E-05	0.01099	0.01231	0.01361	0.01789	0.02343	0.02598	0.02927	5000	10816
p[10]	0.01764	0.004458	4.43E-05	0.009183	0.01112	0.01284	0.01746	0.0225	0.02438	0.0265	5000	10816
p[11]	0.01848	0.004566	4.14E-05	0.01133	0.01256	0.01375	0.01795	0.02343	0.02611	0.02947	5000	10816
p[12]	0.01743	0.004274	4.17E-05	0.009043	0.01075	0.01259	0.01734	0.02228	0.02403	0.02593	5000	10816
p[13]	0.01935	0.005169	4.75E-05	0.01241	0.01328	0.01438	0.01846	0.02502	0.02851	0.03287	5000	10816
p[14]	0.01878	0.004973	4.70E-05	0.01166	0.01268	0.01389	0.0181	0.02394	0.02673	0.03067	5000	10816
p[15]	0.01856	0.005287	4.82E-05	0.01095	0.01223	0.01362	0.01796	0.02366	0.02654	0.03003	5000	10816
p[16]	0.01779	0.004619	4.72E-05	0.00971	0.01136	0.01294	0.01751	0.02265	0.02493	0.0276	5000	10816
p[17]	0.01796	0.004403	4.83E-05	0.01043	0.01182	0.01323	0.01764	0.02281	0.02496	0.02768	5000	10816
p[18]	0.01849	0.004498	4.23E-05	0.01159	0.01266	0.01381	0.01795	0.02338	0.02592	0.02943	5000	10816
p[19]	0.01758	0.004425	4.29E-05	0.009416	0.01107	0.01273	0.0174	0.02247	0.02427	0.02665	5000	10816
p[20]	0.01835	0.004956	4.38E-05	0.01077	0.01214	0.01343	0.01784	0.02331	0.0262	0.02947	5000	10816
p[21]	0.01746	0.004297	4.02E-05	0.008801	0.01078	0.01264	0.0174	0.02227	0.024	0.02582	5000	10816
p[22]	0.0172	0.00417	4.10E-05	0.008455	0.01036	0.01237	0.0172	0.02202	0.02364	0.02533	5000	10816
p[23]	0.01818	0.004739	4.85E-05	0.01039	0.01196	0.01337	0.01778	0.02306	0.02543	0.02816	5000	10816
p[24]	0.0179	0.004706	4.85E-05	0.009822	0.01155	0.01308	0.01755	0.0228	0.02505	0.02776	5000	10816
p[25]	0.01847	0.004775	4.28E-05	0.01126	0.01244	0.01361	0.0179	0.02349	0.02617	0.02966	5000	10816
p[26]	0.01855	0.004413	3.88E-05	0.01173	0.01277	0.01391	0.01804	0.02346	0.02605	0.02918	5000	10816
p[27]	0.01699	0.003933	3.85E-05	0.008529	0.01034	0.01217	0.01706	0.02161	0.02316	0.0246	5000	10816
p[28]	0.01747	0.004091	3.76E-05	0.009492	0.01105	0.01277	0.01737	0.02219	0.02406	0.02582	5000	10816
p[29]	0.01746	0.004116	3.89E-05	0.009322	0.01101	0.01268	0.01735	0.02227	0.0241	0.02604	5000	10816
p[30]	0.01729	0.004141	4.45E-05	0.008744	0.01055	0.01245	0.01725	0.02204	0.0238	0.02558	5000	10816
p[31]	0.01746	0.0042	4.06E-05	0.00891	0.01087	0.01271	0.01741	0.02232	0.02413	0.02633	5000	10816
p[32]	0.01756	0.004434	4.41E-05	0.009058	0.01084	0.01272	0.01744	0.02239	0.02417	0.02623	5000	10816
p[33]	0.01712	0.00398	3.85E-05	0.00882	0.01057	0.01232	0.01712	0.02178	0.02335	0.02509	5000	10816
p[34]	0.01753	0.004253	4.52E-05	0.00918	0.01097	0.01279	0.01744	0.02234	0.0241	0.02609	5000	10816
p[35]	0.01784	0.004671	4.60E-05	0.009397	0.01124	0.01294	0.01757	0.02272	0.02488	0.02778	5000	10816
p[36]	0.01762	0.004512	4.32E-05	0.008989	0.01095	0.01276	0.01745	0.02252	0.02441	0.02684	5000	10816
p[37]	0.01842	0.004714	4.50E-05	0.01111	0.01239	0.01361	0.0179	0.02344	0.02591	0.02929	5000	10816
p[38]	0.01753	0.004325	4.14E-05	0.009089	0.01078	0.0127	0.01741	0.02242	0.02418	0.0262	5000	10816
sigma	0.1429	0.1581	1.72E-03	0.009559	0.01199	0.0162	0.07957	0.3675	0.4772	0.5712	5000	10816

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	89.315	86.835	2.480	91.795
total	89.315	86.835	2.480	91.795

Lampiran 44. Syntax Metode HBNN Tanpa Bias Model G

```
#MODEL
{
for(i in 1:m) {
y[i]~dbin(p[i],n[i])
v[i]~dnorm(0,tau)

logit(p[i]) <- betaout1*z1[i] + v[i]
z1[i] <- 1/(1 + exp(-(betahid11*x1[i] + betahid12*x2[i] + betahid13*x3[i])))
}

#Prior
betaout1~dnorm(0,0.1)
betahid11~dnorm(0,0.1)
betahid12~dnorm(0,0.1)
betahid13~dnorm(0,0.1)

tau~dgamma(0.0001,0.0001)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

# DATA
list(y=c(1,0,2,0,2,1,0,2,2,0,3,0,5,3,1,0,1,3,0,1,0,0,1,0,2,4,1,1,1,0,0,0,1,0,0,0,2,0),
n=c(36,39,47,64,39,44,34,38,73,26,108,43,132,86,18,14,51,110,27,27,40,66,36,7,66,147,160,107,110,62,41,34,144,35,11,
29,65,32),
x1=c(16.66,11.87,13.5,9.03,10.53,13.17,11.44,12.09,11.63,9.57,15.23,13.59,21.12,11.22,6.69,10.94,11.12,13.55,12.4,12.1
4,15.38,15.95,17.16,16.12,13.89,23.14,26.97,18.45,21.13,8.2,7.39,4.85,17.35,7.57,6.63,5,5.97,4.75),
x2=c(8.63,8.06,6.26,4.54,6.34,6.05,7.91,12.45,12.26,6.9,16.26,17.57,15.26,6.31,1.51,4.92,4.46,8.55,10.42,6.32,11.34,12.6
3,12.67,9.01,3.19,15.78,22.27,13.64,19.54,1.78,2.66,2.28,4.93,2.93,2.16,1.49,2.13,4.12),
x3=c(20,25,25,24,21,26,28,32,23,25,25,23,25,25,20,27,26,26,25,19,22,23,27,19,26,32,25,22,19,45,38,31,42,39,54,42,32,4
5), m=38)

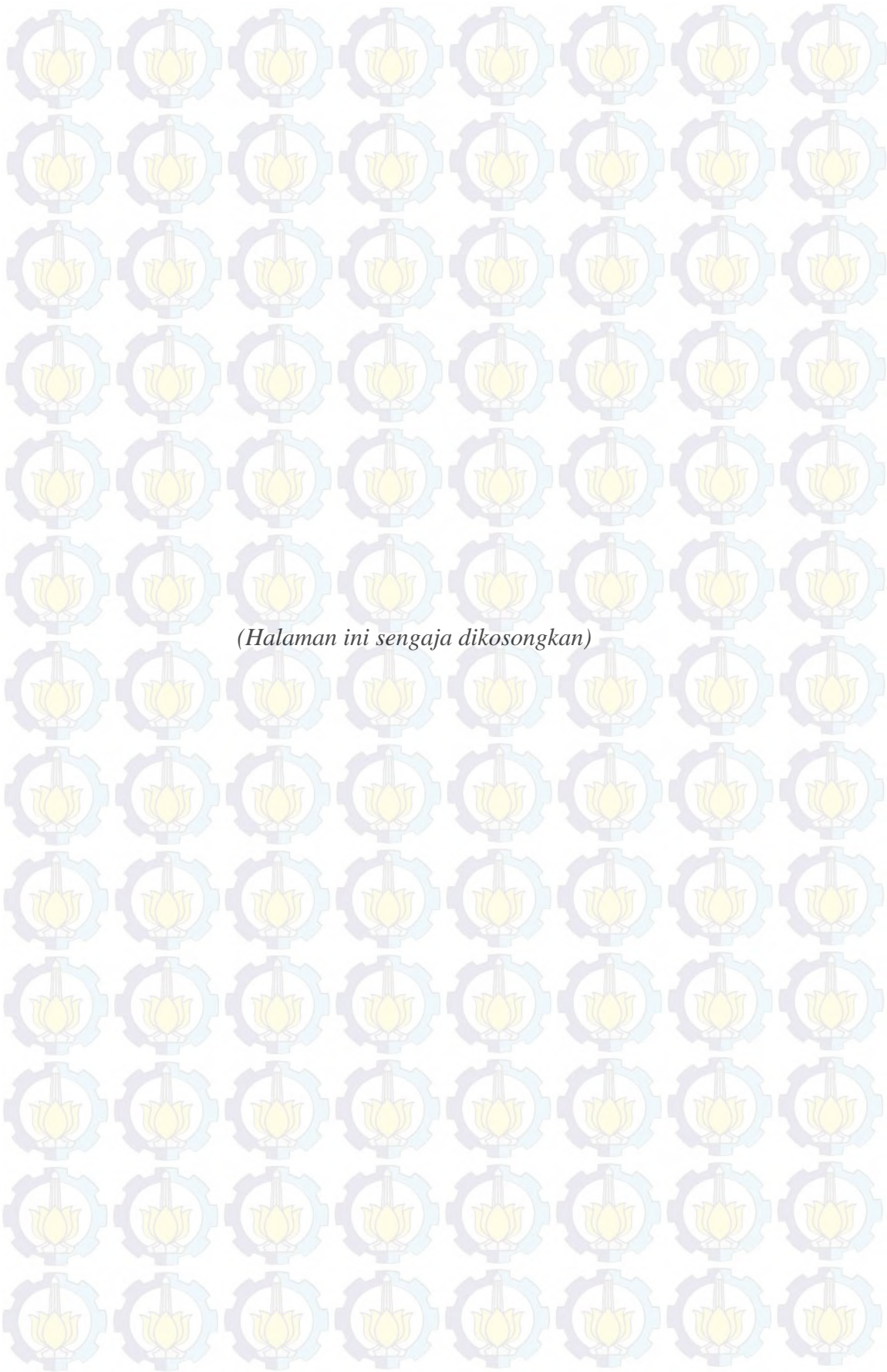
# INITS
list(betaout1=0,betahid11=0,betahid12=0,betahid13=0,tau=1)
```


Lampiran 45. Hasil Estimasi Parameter dan Penghitungan DIC dengan Metode HBNN Tanpa Bias Model G

node	mean	sd	MC error	2.50%	5.00%	10.00%	median	90.00%	95.00%	97.50%	start	sample
betahid11	1.401	2.747	0.02953	-3.714	-2.881	-2.011	1.318	4.985	6.056	7.077	5000	7487
betahid12	1.061	2.791	0.03275	-4.238	-3.405	-2.49	0.9718	4.684	5.827	6.755	5000	7487
betahid13	2.786	2.023	0.02669	-0.1411	0.07674	0.3966	2.459	5.587	6.621	7.45	5000	7487
betaout1	-4.034	0.1692	0.002079	-4.384	-4.323	-4.256	-4.026	-3.824	-3.77	-3.728	5000	7487
p[1]	0.0182	0.004806	5.64E-05	0.01068	0.01209	0.01346	0.01771	0.02298	0.02537	0.02845	5000	7487
p[2]	0.01745	0.004154	5.31E-05	0.009161	0.01099	0.01277	0.01739	0.02218	0.02385	0.0259	5000	7487
p[3]	0.01866	0.004945	5.23E-05	0.01147	0.01256	0.01381	0.01802	0.02383	0.02641	0.0307	5000	7487
p[4]	0.01727	0.004116	5.20E-05	0.008557	0.01066	0.01255	0.01728	0.02203	0.02354	0.0255	5000	7487
p[5]	0.01879	0.005282	5.56E-05	0.01158	0.01263	0.01381	0.01803	0.02381	0.02705	0.0314	5000	7487
p[6]	0.018	0.004483	4.83E-05	0.01021	0.0118	0.01325	0.01769	0.02285	0.02491	0.02742	5000	7487
p[7]	0.01755	0.004244	4.85E-05	0.009445	0.01109	0.01278	0.01738	0.02235	0.02413	0.02655	5000	7487
p[8]	0.01886	0.005313	6.06E-05	0.01166	0.01259	0.01388	0.01812	0.02396	0.02726	0.03165	5000	7487
p[9]	0.01834	0.004683	5.66E-05	0.01108	0.0123	0.01354	0.01788	0.02316	0.02555	0.02905	5000	7487
p[10]	0.01758	0.004256	5.19E-05	0.009214	0.01104	0.01277	0.01742	0.02242	0.02434	0.02652	5000	7487
p[11]	0.01845	0.004384	5.65E-05	0.01153	0.01271	0.01383	0.01796	0.02324	0.02557	0.02879	5000	7487
p[12]	0.0175	0.004291	4.59E-05	0.008982	0.01089	0.01274	0.01737	0.02215	0.02388	0.02605	5000	7487
p[13]	0.01934	0.005121	5.89E-05	0.01237	0.01332	0.01435	0.01846	0.02496	0.0283	0.0328	5000	7487
p[14]	0.01879	0.004913	5.61E-05	0.0119	0.01281	0.01396	0.01811	0.02387	0.02672	0.03091	5000	7487
p[15]	0.01846	0.005327	6.19E-05	0.0108	0.01214	0.01349	0.01785	0.02342	0.02614	0.03019	5000	7487
p[16]	0.01774	0.004619	5.85E-05	0.009542	0.01119	0.01296	0.01747	0.02251	0.0244	0.02672	5000	7487
p[17]	0.01798	0.004379	4.72E-05	0.01027	0.01181	0.01326	0.01763	0.02269	0.02499	0.02762	5000	7487
p[18]	0.01844	0.004455	5.11E-05	0.01159	0.01268	0.01376	0.01793	0.02338	0.02589	0.02857	5000	7487
p[19]	0.01764	0.004318	5.33E-05	0.009344	0.01135	0.01288	0.01746	0.02249	0.02441	0.0265	5000	7487
p[20]	0.01826	0.004792	5.17E-05	0.01055	0.01201	0.0134	0.0178	0.02314	0.02542	0.02867	5000	7487
p[21]	0.01752	0.004207	4.79E-05	0.009143	0.01104	0.01277	0.01742	0.02225	0.02402	0.02596	5000	7487
p[22]	0.01727	0.004138	4.80E-05	0.008418	0.01051	0.01244	0.0173	0.02206	0.02356	0.02514	5000	7487
p[23]	0.01818	0.004689	5.16E-05	0.01051	0.01201	0.01344	0.01777	0.023	0.02514	0.0284	5000	7487
p[24]	0.01795	0.004857	5.43E-05	0.009918	0.01156	0.0131	0.01756	0.02283	0.02499	0.02779	5000	7487
p[25]	0.01844	0.00469	5.94E-05	0.01093	0.01239	0.01369	0.01792	0.02342	0.02602	0.02929	5000	7487
p[26]	0.01856	0.004313	4.55E-05	0.01177	0.01275	0.01393	0.01804	0.02353	0.02603	0.02915	5000	7487
p[27]	0.01694	0.003885	4.44E-05	0.00848	0.01038	0.0122	0.01701	0.02161	0.02309	0.02432	5000	7487
p[28]	0.01745	0.004031	4.58E-05	0.009269	0.01113	0.01285	0.01733	0.0221	0.02375	0.0257	5000	7487
p[29]	0.01742	0.004049	5.05E-05	0.009058	0.01088	0.01277	0.01732	0.02213	0.02374	0.02537	5000	7487
p[30]	0.01728	0.004097	4.91E-05	0.008729	0.01058	0.01247	0.01731	0.02204	0.02355	0.02507	5000	7487
p[31]	0.01744	0.004286	5.49E-05	0.008784	0.01053	0.01255	0.01738	0.02226	0.02408	0.02619	5000	7487
p[32]	0.01755	0.00427	5.54E-05	0.00898	0.01095	0.01274	0.0174	0.02241	0.02405	0.02617	5000	7487
p[33]	0.01711	0.003972	4.27E-05	0.008796	0.0105	0.01236	0.0171	0.02182	0.02335	0.02486	5000	7487
p[34]	0.01754	0.004235	4.72E-05	0.009229	0.01115	0.0128	0.01738	0.02238	0.02404	0.02613	5000	7487
p[35]	0.01784	0.004559	5.95E-05	0.009814	0.0114	0.01303	0.01759	0.02267	0.02473	0.02699	5000	7487
p[36]	0.01763	0.004552	5.43E-05	0.009164	0.01083	0.01274	0.0174	0.02246	0.02459	0.02689	5000	7487
p[37]	0.01838	0.004847	5.63E-05	0.01096	0.01228	0.0136	0.01789	0.0232	0.02579	0.02917	5000	7487
p[38]	0.01761	0.004409	5.85E-05	0.00902	0.01097	0.01274	0.01744	0.02247	0.02446	0.02661	5000	7487
sigma	0.14	0.1565	1.50E-03	0.009535	0.01195	0.01577	0.07885	0.3587	0.4679	0.5748	5000	7487

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
y	89.329	86.866	2.464	91.793
total	89.329	86.866	2.464	91.793



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR PUSTAKA

Arrosid, A. (2014), *Penerapan Metode Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction Pada Small Area Estimation Untuk Estimasi Angka Pengangguran Tingkat Kecamatan di Provinsi Sulawesi Utara*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

Astari, G.A.R, Srinadi, I.G.A.M., dan Susilawati, M. (2013), “Pemodelan Jumlah Anak Putus Sekolah di Provinsi Bali dengan Pendekatan *Semi-Parametric Geographically Weighted Poisson Regression*”, *E-Jurnal Matematika*, Vol. 2, hal. 29-34.

Badan Pusat Statistik (1982), *Analisa Pendidikan Putus Sekolah di SD dan SMTP*, BPS, Jakarta.

Badan Pusat Statistik dan *World Bank Institute* (2002), *Dasar-Dasar Analisis Kemiskinan*, Badan Pusat Statistik, Jakarta.

Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur (2014), *Jawa Timur Dalam Angka 2014*, BPS Provinsi Jawa Timur, Surabaya.

Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur (2014), *Laporan Eksekutif Statistik Pendidikan Provinsi Jawa Timur 2014*, BPS Provinsi Jawa Timur, Surabaya.

Bansal, R. C. (2006), “Overview and Literature Survey of Artificial Neural Networks Applications to Power Systems (1992-2004)”, *Journal of the Institution of Engineers*, Vol. 86, hal. 282-296.

Box, G.E. dan Tiao, G.C. (1973), *Bayesian Inference in Statistical Analysis*. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., Boston.

Bukhari, A.S. (2015), *Pendugaan Area Kecil Komponen Indeks Pendidikan Dalam IPM di Kabupaten Indramayu Dengan Metode Hierarchical Bayes Berbasis Spasial*, Tesis, Universitas Padjajaran, Bandung.

Dase, R.K. dan Pawar, D.D. (2010), “Application of Artificial Neural Network for Stock Market Predictions: A Review of Literature”, *International Journal of Machine Intelligence*, Vol. 2, hal. 14-17.

- Datta, G.S., Day, B., dan Basawa, I. (1999), "Empirical Best Linear Unbiased and Empirical Bayes Prediction in Multivariate Small Area Estimation", *Journal of Statistical Planning and Inference*, Vol. 75, hal. 269-279.
- Datta, G.S., Lahiri, P., dan Maiti, T. (2002), "Empirical Bayes Estimation of Median Income of Four Person Families by State Using Time Series and Cross-Sectional Data", *Journal of Statistical Planning and Inference*, Vol. 102, hal. 83-97.
- Dinas Pendidikan (2014), *Statistik Pendidikan Formal Tahun Pelajaran 2012/2013*, Dinas Pendidikan Provinsi Jawa Timur, Surabaya.
- Doan, C.D. dan Liang, S.Y. (2004), "Generalization For Multilayer Neural Network Bayesian Regularization or Early Stopping", *Asia Pasific Association of Hydrology and Water Resources: The 2nd APHW Conference*.
- Egmont-Petersen, M., de Ridder, D., dan Handels, H. (2002), "Image Processing with Neural Networks – A Review", *Pattern Recognition*, Vol. 35. hal. 2279-2301.
- Fausett, L. V. (1994), *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*, Prentice-Hall, New Jersey.
- Fay, R.E. dan Herriot, R.A. (1979), "Estimates of Income for Small Places: An Application of James-Stein Procedures to Census Data", *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 74, hal. 269-277.
- Ghosh, M. dan Rao, J.N.K. (1994), "Small Area Estimation: An Appraisal", *Statistical Science*, Vol. 9, hal. 55-76.
- Hajarisman, N. (2013), *Pemodelan Area Kecil untuk Menduga Angka Kematian Bayi Melalui Pendekatan Model Regresi Poisson Bayes Berhierarchy Dua-Level*, Disertasi, Institut Pertanian Bogor, Bogor.
- Hidiroglou, M. (2007). "Small-Area Estimation: Theory and Practice". *Journal Survey Methodology*, hal. 3445 – 3456.
- Hiliry, M.D. (1995). *Wanita Usia 7-12 Tahun yang Tidak bersekolah dan Faktor Penyebabnya di Daerah Istimewa Aceh dalam Laporan Akhir: Anak Perempuan Usia 7-12 Tahun yang Tidak Sekolah dan Putus Sekolah di Sumatera*. United Nations Fund for Population Activities (UNFPA)

dengan Pusat Studi Kependudukan Universitas Andalas, Padang.

Hornik, K., Stinchcombe, M., dan White, H. (1989), "Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators", *Neural Networks*, Vo. 2, hal. 359-366.

Krieg, S., Blaess, V., dan Smeets, M. (2012), *Small Area Estimation of Turnover of The Structural Business Survey*, Discussion Paper, Statistics Netherlands, The Hague.

Leclerc, G., Nelson, A., dan Knapp, E.B. (2000), "The Use of Unit-level Census Data for Research on Poverty: A Multiscale Approach", *International Center for Tropical Agriculture (CIAT) Hillside Project Report*.

Nuraeni, A. (2009), *Feed-Forward Neural Network Untuk Small Area Estimation Pada Kasus Kemiskinan*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

Ntzoufras, I. (2009), *Bayesian Modeling Using WinBugs*. John Wiley and Sons, Inc., New York.

Ohno-Machado, L. (1996) *Medical Applications of Artificial Neural Networks: Connectionist Models of Survival*, Disertasi, Stanford University

Orme, B. (2000), *Hierarchical Bayes: Why All the Attention?*. Sawtooth Software Inc., Washington.

Rao, J.N.K. (2003), *Small Area Estimation*, John Wiley and Sons, Inc., New York.

Sarle, W.S. (1994), "Neural Networks and Statistical Models", *Proceedings of the Nineteenth Annual SAS Users Group International Conference*, SAS Institute Inc., North Carolina, hal. 1-13.

Shrivastava, G., Karmakar, S. Kowar, M.K., dan Guhathakurta, P. (2012), "Applicaton of Artificial Neural Networks in Weather Forecasting: A Comprehensive Literature Review", *International Journal of Computer Applications*, Vol. 51, hal. 17-29.

Sikhan, S. (2013), *Low-Income Students Six Times More Likely to Drop Out of High School*, Diakses dari <https://www.wsws.org/en/articles/2013/04/10/hdsdo-a10.html>.

- Song, S. (2011), "Small Area Estimation of Unemployment: From Feasibility to Implementation". *Paper presented at the New Zealand Association of Economists Conference*, Wellington.
- Suhartono (2007), *Feedforward Neural Networks Untuk Pemodelan Runtun Waktu*, Disertasi, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.
- Suhartono (2008), *Analisis Data Statistik dengan R*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya.
- Sulistyoningrum, Y. (2015), *UNICEF: 2,5 Juta Anak Indonesia Putus Sekolah*, diakses dari <http://kabar24.bisnis.com/read/20150623/255/446327/unicef-25-juta-anak-indonesia-putus-sekolah->.
- Ubaidillah, A., Iriawan, N., Ulama, B.S., dan Fithriasari, K. (2013), "Pemodelan Kemiskinan dengan Menggunakan Metode Hierarchical Bayesian Neural Network (Studi Kasus Pada Sampel Rumah Tangga Survei Sosial Ekonomi Nasional Tahun 2011 di Kota Jambi)", *Proceedings of the Jenderal Soedirman University National Conference*, Universitas Jenderal Soedirman, Purwokerto.
- UNICEF (2012), *Indonesia: Laporan Tahunan 2012*, UNICEF, Jakarta.
- Wambungu, A. (2001). *The Effect of Socio-Economic Background on Schooling Attainment and Earning*, Draft Paper. Departement of Economics, University of Goth Eborg.
- Wong, B.K., Bodnovich, T.A., dan Selvi, Y. (1997), "Neural Network Applications in Business: A Review and Analysis of The Literature (1988-95)", *Decision Support Systems*, Vol. 19, hal. 301-320.
- Wong, B.K., Lai, V.S., dan Lam, J. (2000), "A Bibliography of Neural Network Business Applications Research: 1994-1998", *Computers & Operations Research*, Vol. 27, hal. 1045-1076.
- Zhang, G., Patuwo, B.E., dan Hu, M.Y. (1998), "Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of The Art", *International Journal of Forecasting*, Vol. 14, hal. 35-62.

BIOGRAFI PENULIS



Penulis dilahirkan di Jakarta pada tanggal 20 Nopember 1986 dan merupakan putri kedua dari dua bersaudara, buah cinta dari pasangan Bapak Kusno Hadi dan Ibu Irmawati. Penulis telah menempuh pendidikan di TK PGRI Handayani (1991-1992), SDN Cibuluh 1 Kota Bogor (1992-1998), SLTP Negeri 1 Kota Bogor (1998-2001), dan SMA Negeri 1 Kota Bogor (2001-2004). Kemudian penulis melanjutkan pendidikan ke jenjang sarjana di Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) Jakarta (2004-2008) jurusan Statistik Ekonomi. Setelah menyelesaikan pendidikan DIV di STIS, penulis ditugaskan bekerja di BPS Kabupaten Buru, Provinsi Maluku. Setelah mengabdikan selama empat tahun, penulis dipercaya menjabat sebagai Kepala Seksi Statistik Sosial di BPS Kabupaten Buru. Pada tahun 2014 penulis memperoleh kesempatan untuk mendapatkan beasiswa dari BPS untuk melanjutkan jenjang pendidikan S2 di Jurusan Statistika Fakultas MIPA Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Pembaca yang ingin memberikan kritik, saran dan pertanyaan mengenai penelitian ini, dapat menghubungi penulis melalui email amalianoviani@bps.go.id.

