

# IMPLEMENTASI NEURAL NETWORK PADA PREDIKSI PENDAPATAN RUMAH TANGGA

**Evy Priyanti**

Program Studi Komputerisasi Akuntansi  
Akademik Manajemen Informatika dan Komputer Bina Sarana Informatika (AMIK BSI)  
Jl. Rs Fatmawati no 24 Jakarta  
[evy.evp@bsi.ac.id](mailto:evy.evp@bsi.ac.id)

## ABSTRAK

Pendapatan rumah tangga sangat penting dalam kehidupan sehari-hari, oleh karena itu, untuk memprediksi bagaimana pendapatan rumah tangga dapat ditingkatkan di sini, penulis menggunakan algoritma jaringan syaraf tiruan untuk memprediksi faktor-faktor yang dapat mempengaruhi pendapatan rumah tangga. Algoritma jaringan syaraf tiruan merupakan teknik peramalan yang paling umum digunakan, karena algoritma Neural Network dapat cepat dan akurat, banyak peneliti menggunakan jaringan syaraf tiruan untuk memecahkan masalah peramalan. Jaringan Syaraf Tiruan memiliki keunggulan bahwa jaringan syaraf tiruan dapat mengatasi masalah nonlinier, memiliki toleransi yang tinggi terhadap data yang mengandung noise dan mampu menangkap hubungan yang sangat kompleks antara variabel prediktor dan keluaran. Pada data pendapatan rumah tangga ini algoritma jaringan syaraf tiruan dapat memprediksi jumlah pendapatan dengan akurasi sebesar 83,62%. Nilai akurasi yang didapat sangat tinggi dan dapat membantu dalam menata keuangan di setiap rumah tangga, sehingga jaringan syaraf tiruan dapat memecahkan masalah dalam memprediksi pendapatan rumah tangga di berbagai negara di dunia sesuai dengan data dari UCI dataset dibandingkan menggunakan algoritma KNN yang nilai akurasinya sebesar 79.18%.

**Kata Kunci :** Data Mining, Neural Network, Rumah Tangga

## ABSTRACT

*Household income is very important in everyday life, therefore, to predict how household incomes can be improved here, the authors use artificial neural network algorithms to predict factors that may affect household incomes. Artificial neural network algorithms are the most commonly used forecasting techniques, because the Neural Network algorithm can be fast and accurate, many researchers using artificial neural networks to solve forecasting problems. Artificial Neural Networks have the advantage that artificial neural networks can overcome nonlinear problems, have high tolerance to noise-containing data and be able to capture the very complex relationship between predictor and output variables. In this household income data artificial neural network algorithm can predict the amount of income with an accuracy of 83.62%. The accuracy of the value obtained is very high and can help in managing the finances in every household, so that neural networks can solve the problem in predicting household income in various countries in the world according to data from UCI dataset than using KNN algorithm whose accuracy value is 79.18%.*

**Keyword :** Data Mining, Household, Neural Network

### 1. Pendahuluan

Data sensus pendapatan yang dilakukan oleh Ronny Kohavi and Barry Becker pada

sensus Beureu didapatkan beberapa variabel yang menghasilkan data pendapatan untuk beberapa Negara didunia dengan besaran pendapatan rumah tangga yang lebih besar

dari \$50.000/tahun, lebih besar sama dengan \$50.000/tahun dan kurang sama dengan dari \$50.000/tahun.

Data yang didapat terdiri dari beberapa atribut yaitu *age, workclass, state-gov, fnlwt, education, education-num, marital-status, occupation, relationship, race, sex, capital-gain, capital-loss, hours-per-week, native-country*.

Beberapa kriteria yang mengungkapkan bahwa secara umum pendapatan rumah tangga yang lebih dari \$50.000/tahun didapatkan dengan beberapa kriteria dibawah ini

Jenis keluarga, bahwasannya keluarga yang utuh yang minimal terdiri dari suami dan istri dalam satu atap memiliki peluang mendapatkan pendapatan rumah tangga yang lebih besar dibandingkan dengan jenis keluarga yang tidak utuh.

Pendidikan, seseorang yang memiliki pendidikan yang lebih tinggi memiliki peluang untuk mendapatkan penghasilan yang lebih tinggi.

Lama bekerja, semakin lama seorang pekerja semakin besar pula penghasilan yang didapaknya dan ini membuktikan bahwa seseorang dengan pengalaman yang lebih banyak dapat menghasilkan pendapatan yang lebih banyak pula.

Menurut Liao dan Triantaphyllou (2007:126) Neural Network (NN) adalah teknik peramalan yang paling umum digunakan, karena Neural Network bisa cepat dan akurat, banyak peneliti menggunakan Neural network untuk memecahkan masalah peramalan. Neural Network mempunyai kelebihan yaitu jaringan syaraf mampu menyelesaikan problem nonlinear, mempunyai toleransi yang cukup tinggi terhadap data yang mengandung noise dan mampu menangkap hubungan yang sangat kompleks antara variabel-variabel predictor dan outputnya.

Pada penelitian sebelumnya Valentin Mihov dalam penelitiannya yang berjudul *Adult Income Dataset Analysis with IPython* menggunakan *Learning Model Logistic regression* pada tahun 2015 yang hanya memisahkan antara data yang berhubungan dengan data yang tidak berhubungan. Fitur yang bertanda negatif terdiri dari Never married, Own child, priv-house-serv dan

divorce sedangkan fitur yang bernilai positif terdiri dari capital gain, married-civ-spouse, age, hours per week, dan exec-managerial, selanjutnya fitur yang bernilai negatif akan dipisahkan supaya proses analisis dapat berjalan lebih baik. Penelitian juga dilakukan oleh Topiwalla dalam penelitiannya yang berjudul *Machine Learning on UCI Adult data set using various classifier algorithms and scaling up the accuracy using extreme gradient boosting* pada tahun 2013, Topiwalla meneliti data *Adult* dengan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dengan nilai akurasi sebesar 79.18%.

Pada penelitian kali ini akan diteliti bagaimana neural network dapat meningkatkan akurasi dalam penilaian pendapatan rumah tangga disetiap Negara dengan berbagai atribut yang ada pada Adult UCI Dataset.

## 2. Metode Penelitian

Dataset yang digunakan oleh peneliti adalah dataset dari UCI mengenai pendapatan rumah tangga di tiap Negara. Dengan atribut-atribut sebagai berikut:

age: continuous.

workclass: Private, Self-emp-not-inc, Self-emp-inc, Federal-gov, Local-gov, State-gov, Without-pay, Never-worked.

fnlwt: continuous.

education: Bachelors, Some-college, 11th, HS-grad, Prof-school, Assoc-acdm, Assoc-voc, 9th, 7th-8th, 12th, Masters, 1st-4th, 10th, Doctorate, 5th-6th, Preschool.

education-num: continuous.

marital-status: Married-civ-spouse, Divorced, Never-married, Separated, Widowed, Married-spouse-absent, Married-AF-spouse.

occupation: Tech-support, Craft-repair, Other-service, Sales, Exec-managerial, Prof-specialty, Handlers-cleaners, Machine-op-ops, Adm-clerical, Farming-fishing, Transport-moving, Priv-house-serv, Protective-serv, Armed-Forces.

relationship: Wife, Own-child, Husband, Not-in-family, Other-relative, Unmarried.

race: White, Asian-Pac-Islander, Amer-Indian-Eskimo, Other, Black.

sex: Female, Male.

capital-gain: continuous.

capital-loss: continuous.

hours-per-week: continuous.

native-country: United-States, Cambodia, England, Puerto-Rico, Canada, Germany, Outlying-US(Guam-USVI-etc), India, Japan, Greece, South, China, Cuba, Iran, Honduras, Philippines, Italy, Poland, Jamaica, Vietnam, Mexico, Portugal, Ireland, France, Dominican-Republic, Laos, Ecuador, Taiwan, Haiti, Columbia, Hungary, Guatemala, Nicaragua, Scotland, Thailand, Yugoslavia, El-Salvador, Trinidad&Tobago, Peru, Hong, Holand-Netherlands.

Berikut penjelasannya:

Usia terdiri dari usia 17-90 tahun.

Kelas pekerja terdiri dari= pegawai swasta, wiraswasta yang bukan dari perusahaan, pemerintah federal, pemerintah local, pemerintah pusat, pekerja tanpa bayaran, dan tidak pernah bekerja.

Sample=nomor sample

Pendidikan= Sarjana, Beberapa perguruan tinggi, kelas 11, HS-grad, Prof-school, Assoc-acdm, Assoc-voc, 9th, 7th-8th, 12th, Masters, 1st-4th, 10th, Doctorate, 5th-6th, Prasekolah

Nomor pendidikan= terdiri dari 1 sampai dengan 16.

Status pernikahan= Married-civ-spouse=menikah dengan warga sipil, Divorced= bercerai, Never-married= memiliki pasangan tetapi tidak menikah secara resmi, Separated= terpisah, Widowed= janda atau duda yang belum menikah lagi, Married-spouse-absent= pasangan yang menikah akan tetap tidak satu rumah tangga bisa jadi karena dipisahkan atau belum resmi bercerai akan tetapi sudah tidak 1 rumah, Married-AF-spouse= menikah dengan angkatan

Jenis keluarga juga terdiri dari dua bagian yaitu keluarga lengkap dan keluarga tidak

lengkap. Yang terdiri dari keluarga tidak lengkap adalah divorce, never-married, separated, married –spouse-absen

Keluarga lengkap terdiri dari married-civ-spouse dan married-AF-spouse.

Pekerjaan: Tech-support, Craft-repair, Other-service, Sales, Exec-managerial, Prof-specialty, Handlers-cleaners, Machine-op- inspct, Adm-clerical, Farming-fishing, Transport-moving, Priv-house-serv, Protective-serv, Armed-Forces.

hubungan: istri, anak kandung, suami, bukan bagian dari keluarga inti, relasi lainnya, tidak menikah.

ras: White, Asian-Pac-Islander, Amer-Indian-Eskimo, Other, Black.

jenis kelamin: wanita, pria.

keuntungan dalam bentuk uang: bernilai antara 1 sampai dengan 99.999  
kehilangan modal: bernilai antara 1 sampai dengan 3.004.

jam per minggu: bernilai antara 1 sampai dengan 99.

Negara asal: United-States, Cambodia, England, Puerto-Rico, Canada, Germany, Outlying-US(Guam-USVI-etc), India, Japan, Greece, South, China, Cuba, Iran, Honduras, Philippines, Italy, Poland, Jamaica, Vietnam, Mexico, Portugal, Ireland, France, Dominican-Republic, Laos, Ecuador, Taiwan, Haiti, Columbia, Hungary, Guatemala, Nicaragua, Scotland, Thailand, Yugoslavia, El-Salvador, Trinidad&Tobago, Peru, Hong, Holand-Netherlands.

Berikut adalah data pendapatan rumah tangga di beberapa Negara berdasarkan Adult UCI dataset pada Tabel 3.1. Data Pendapatan Rumah Tangga:

**Tabel 3.1 Data Pendapatan Rumah Tangga**

age	workclass	fnlwgt	education	education-num	marital-status	occupation	relationship	race	sex	capital-gain	capital-loss	hours-per-week	native-country	income
39	1	77516	1	13	1	1	1	1	1	2174	0	40	1	1=50K
50	2	83311	1	13	2	2	2	1	1	0	0	13	1	1=50K

3		215												1=5
8	3	646	2	9	3	3	1	1	1	0	0	40	1	OK
5		234												1=5
3	3	721	3	7	2	3	2	2	1	0	0	40	1	OK
2		338												1=5
8	3	409	1	13	2	4	3	2	2	0	0	40	2	OK
3		284												1=5
7	3	582	4	14	2	2	3	1	2	0	0	40	1	OK
4		160												1=5
9	3	187	5	5	4	5	1	2	2	0	0	16	3	OK
5		209												150
2	2	642	2	9	2	2	2	1	1	0	0	45	1	K
3		457								140				150
1	3	81	4	14	1	4	1	1	2	84	0	50	1	K
4		159								517				150
2	3	449	1	13	2	2	2	1	1	8	0	40	1	K
3		280												150
7	3	464	6	10	2	2	2	2	1	0	0	80	1	K
3		141												150
0	1	297	1	13	2	4	2	3	1	0	0	40	4	K
2		122												1=5
3	3	272	1	13	1	1	4	1	2	0	0	30	1	OK
3		205												1=5
2	3	019	7	12	1	6	1	2	1	0	0	50	1	OK
4		121												150
0	3	772	8	11	2	7	2	3	1	0	0	40	1	K
3		245												1=5
4	3	487	9	4	2	8	2	4	1	0	0	45	5	OK
2		176												1=5
5	2	756	2	9	1	9	4	1	1	0	0	35	1	OK
3		186												1=5
2	3	824	2	9	1	10	5	1	1	0	0	40	1	OK
3		288												1=5
8	3	87	3	7	2	6	2	1	1	0	0	50	1	OK
4		292												150
3	2	175	4	14	3	2	5	1	2	0	0	45	1	K
4		193												150
0	3	524	10	16	2	4	2	1	1	0	0	60	1	K

Sumber : Uci dataset (1996)

Dikarenakan fungsi aktivasi yang dipakai fungsi aktivasi sigmoid (biner), data harus ditransformasikan dulu karena batasan keluaran fungsi aktivasi sigmoid adalah [0,1], tapi akan lebih baik jika ditransformasikan ke interval yang lebih kecil, misal pada interval [0.1,0.9] (Siang ,2009:p25). Maka, pada data pendapatan rumah

tangga yang ada dilakukan transform data dengan interval [0.1,0.9], dengan rumus sebagai berikut:

$$x' = \frac{0.8(x-a)}{b-a} + 0.1$$

Berikut perhitungan transform dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid:

Berdasarkan data pendapatan rumah tangga dengan atribut *age* diketahui

nilai minimum (a) = 17

nilai maximum (b) = 90

pendapatan rumah tangga yang akan di

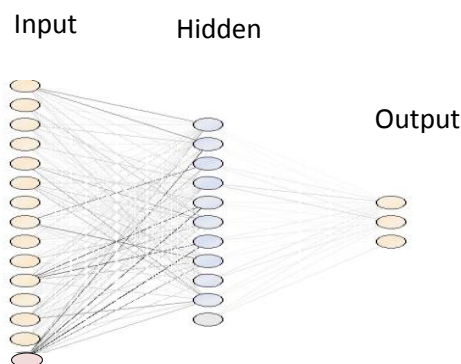
transform  $(x) = x^I = \frac{0.8(39-17)}{90-17} + 0.1$

$$x^I = \frac{0.8(22)}{73} + 0.1$$

$$x^I = 0.889$$

Selanjutnya akan di uji dan dilatih apakah dengan nilai transform pendapatan rumah tangga dengan nilai atribut 39 dan nilai

Nilai uji dataset menggunakan algoritma neural network didapatkan data akurasi yang terlihat pada gambar 3.1. sebagai berikut:



**Gambar 3.1. Arsitektur Jaringan yang didapat dari Hasil Eksperimen Neural Network**

Pada gambar 3.1. terlihat 10 buah hidden layer dan 1 buah Threshold untuk mendapatkan nilai akurasi sebesar 83.62% pada algoritma Neural Network dengan 3 buah output yang akan dihasilkan dan 14 buah input yang didapat dari fitur *age*, *workclass*, *fnlwgt*, *education*, *education-num*, *marital-status*, *occupation*, *relationship*, *race*, *sex*, *capital-gain*, *capital-loss*, *hours-per-week*, *native-country* dan 1 buah Threshold. Untuk nilai dari setiap Node sebagai berikut:

Hidden 1  
 =====  
 Node 1 (Sigmoid)  
 -----  
 age: 22.222

transform 0.889 memiliki nilai akurasi yang tinggi.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Eksperimen yang dilakukan dengan penentuan beberapa parameter penunjang seperti training cycle, learning rate, momentum dan hidden layer perlu dilakukan untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat.

Setelah itu akan muncul nilai akurasi, precision, recall, AUC (Optimistic), AUC, AUC (Pessimistic) yang didapat dari hasil eksperimen yang telah dilakukan.

workclass: 3.716  
 fnlwgt: 4.580  
 education: -0.895  
 education-num: 0.222  
 marital-status: -3.815  
 occupation: 4.936  
 relationship: -5.273  
 race: -7.233  
 sex: -0.695  
 capital-gain: 5.477  
 capital-loss: 4.185  
 hours-per-week: 4.704  
 native-country: -4.146  
 Bias: -11.066

Node 2 (Sigmoid)  
 -----  
 age: -24.146  
 workclass: 2.636  
 fnlwgt: -10.123  
 education: 3.777  
 education-num: 0.179  
 marital-status: 5.624  
 occupation: 1.646  
 relationship: -2.425  
 race: 1.115  
 sex: 1.947  
 capital-gain: -8.324  
 capital-loss: 2.471  
 hours-per-week: -2.963  
 native-country: -1.042  
 Bias: -23.870

Node 3 (Sigmoid)  
 -----  
 age: -5.430  
 workclass: 1.000  
 fnlwgt: -0.433  
 education: 0.356

education-num: -1.337  
 marital-status: -0.737  
 occupation: -0.611  
 relationship: 28.700  
 race: -3.215  
 sex: 0.132  
 capital-gain: 1.829  
 capital-loss: -1.070  
 hours-per-week: 11.174  
 native-country: -2.435  
 Bias: -3.891

Node 4 (Sigmoid)

-----

age: 5.685  
 workclass: -0.244  
 fnlwgt: 8.074  
 education: -10.888  
 education-num: 1.145  
 marital-status: 8.611  
 occupation: 3.348  
 relationship: 7.177  
 race: 2.783  
 sex: 8.539  
 capital-gain: -6.487  
 capital-loss: 4.542  
 hours-per-week: -7.812  
 native-country: 5.342  
 Bias: -8.231

Node 5 (Sigmoid)

-----

age: -0.271  
 workclass: -1.423  
 fnlwgt: 3.078  
 education: -1.513  
 education-num: -9.966  
 marital-status: -3.185  
 occupation: 1.139  
 relationship: -4.481  
 race: 5.265  
 sex: -3.238  
 capital-gain: -39.843  
 capital-loss: -3.972  
 hours-per-week: 0.392  
 native-country: 3.199  
 Bias: -31.051

Node 6 (Sigmoid)

-----

age: -7.201  
 workclass: -11.109  
 fnlwgt: -2.026  
 education: 3.933

education-num: -18.864  
 marital-status: -10.307  
 occupation: 3.983  
 relationship: -1.328  
 race: 6.007  
 sex: 12.413  
 capital-gain: -20.721  
 capital-loss: -5.367  
 hours-per-week: -7.670  
 native-country: 2.496  
 Bias: -11.718

Node 7 (Sigmoid)

-----

age: 0.960  
 workclass: -3.315  
 fnlwgt: 2.722  
 education: -0.272  
 education-num: -0.826  
 marital-status: 5.061  
 occupation: 0.643  
 relationship: 3.900  
 race: 1.692  
 sex: -0.352  
 capital-gain: 34.186  
 capital-loss: 2.727  
 hours-per-week: -2.107  
 native-country: 0.974  
 Bias: 39.299

Node 8 (Sigmoid)

-----

age: -4.320  
 workclass: 0.551  
 fnlwgt: 5.374  
 education: -2.605  
 education-num: -4.247  
 marital-status: 12.725  
 occupation: -0.557  
 relationship: -27.932  
 race: 3.602  
 sex: 1.311  
 capital-gain: -15.310  
 capital-loss: 0.573  
 hours-per-week: -10.066  
 native-country: 1.295  
 Bias: -22.935

Node 9 (Sigmoid)

-----

age: 4.394  
 workclass: 2.226  
 fnlwgt: -4.166  
 education: 6.004

education-num: -4.086  
 marital-status: 6.388  
 occupation: 0.076  
 relationship: 7.346  
 race: -2.660  
 sex: 6.604  
 capital-gain: -0.243  
 capital-loss: 1.737  
 hours-per-week: -2.883  
 native-country: -1.398  
 Bias: -10.478

Node 10 (Sigmoid)

-----  
 age: -0.597  
 workclass: -6.270  
 fnlwgt: 2.102  
 education: -2.025  
 education-num: -13.238  
 marital-status: 12.106  
 occupation: -1.736  
 relationship: 6.464  
 race: 0.073  
 sex: -2.625  
 capital-gain: -9.128  
 capital-loss: 0.803  
 hours-per-week: -20.981  
 native-country: -8.192  
 Bias: -16.149

Output

=====

Class '<=50K' (Sigmoid)

-----  
 Node 1: 2.202  
 Node 2: 1.918  
 Node 3: 5.125  
 Node 4: 8.848  
 Node 5: 3.301  
 Node 6: 1.703  
 Node 7: -4.852  
 Node 8: 2.791  
 Node 9: 5.925  
 Node 10: 3.626  
 Threshold: -3.293

Class '>50K' (Sigmoid)

-----  
 Node 1: -2.202  
 Node 2: -1.918  
 Node 3: -5.126  
 Node 4: -8.849  
 Node 5: -3.301  
 Node 6: -1.703

Node 7: 4.853  
 Node 8: -2.791  
 Node 9: -5.925  
 Node 10: -3.626  
 Threshold: 3.293

Class '>=50' (Sigmoid)

-----  
 Node 1: -0.929  
 Node 2: -1.012  
 Node 3: -0.978  
 Node 4: -0.935  
 Node 5: -1.827  
 Node 6: -1.184  
 Node 7: -1.146  
 Node 8: -1.013  
 Node 9: -0.962  
 Node 10: -0.899  
 Threshold: -5.399

	true <=50K	true >50K	true >=50	class precision
pred. <=50K	4470	679	1	86.80%
pred. >50K	376	922	0	71.03%
pred. >=50	0	0	0	0.00%
class recall	92.24%	57.50%	0.00%	

**Gambar 4.1 Hasil Akurasi Neural Network**

Nilai akurasi yang didapatkan dari hasil prediksi perhitungan menggunakan algoritma Neural Network terhadap data pendapatan rumah tangga sesuai dengan gambar 4.1. Dengan perhitungan akurasi sebagai berikut:

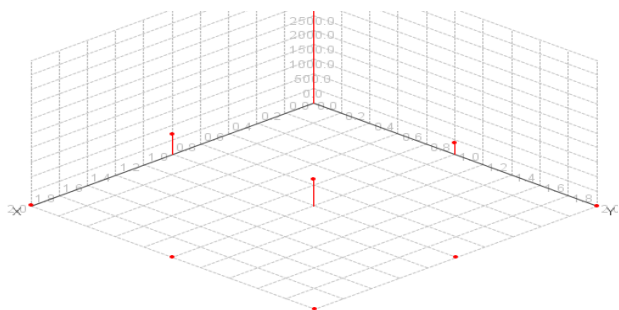
$$Accuracy = \frac{4470 + 922}{4470 + 679 + 376 + 922} = 0.83$$

$$Precision = \frac{922}{376 + 922} = 0.71$$

$$Recall = \frac{922}{679 + 922} = 0.57$$

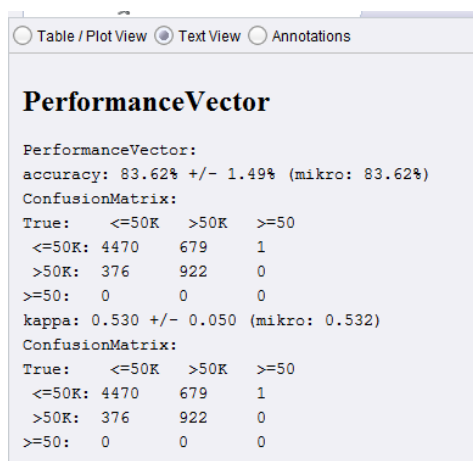
$$F - Measure = \frac{2 * 0.57 * 0.71}{0.57 + 0.71} = 0.63$$

Selanjutnya akan didapatkan hasil dari confusion matriks yaitu pada gambar 4.2. sebagai berikut :



**Gambar 4.2 Hasil Confusion matrix pada akurasi 83.62% dengan Rapid Miner**

Hasil Confusion Matrix pada gambar 4.2 dari nilai akurasi Neural network sebesar 83.62% menunjukkan bahwa nilai output berupa nilai threshold untuk pendapatan kurang dari sama dengan \$50.000 sebesar -3.293, dan untuk output pendapatan yang lebih besar dari \$50.000 nilai threshold sebesar 3.293 sedangkan untuk output pendapatan yang lebih besar sama dengan \$50.000 nilai threshold sebesar -5.399.



**Gambar 4.3. hasil Performance Vector Neural Network pada data pendapatan rumah tangga dengan Rapid Miner**

Gambar 4.3. menunjukkan *performance vector* dari data pendapatan rumah tangga menggunakan algoritma neural network yang menunjukkan nilai akurasi sebesar 83.62% serta penjabaran nilai untuk confusion matrix.

#### 4. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini dilakukan pengujian model dengan menggunakan neural network yang akan menghasilkan nilai akurasi pada data pendapatan rumah tangga di beberapa Negara di dunia sebesar 83.62%, dengan demikian dapat dipastikan neural network dapat memprediksi data pada pengolahan dataset pendapatan rumah tangga yang diambil dari UCI dataset pada Data sensus pendapatan yang dilakukan oleh Ronny Kohavi and Barry Becker pada sensu Beureu. Akan tetapi dikarenakan neural network masih memiliki kekurangan yaitu terjadinya overgeneralisasi pada saat penginputan data dalam jumlah yang besar maka penulis menyarankan untuk meningkatkan nilai akurasi yang ada dengan algoritma yang dapat mendukung peningkatan akurasi yang ada di Neural Network seperti menggunakan Genetik Algoritma, Feature selection atau algoritma lainnya yang dapat mendukung algoritma dari Neural Network itu sendiri.

#### Referensi

- Gorunescu, Florin. (2011). *Data Mining: Concepts, Models and Techniques*. Verlag Berlin Heidelberg, Springer. Jerman.
- Guillet, Fabrice. Hamilton, Howard J. (2007). *Quality Measures in Data Mining*. Verlag Berlin Heidelberg, Springer. Jerman.
- Han, J & Kamber, Micheline. (2007). *Data Mining Concepts, Models and Techniques*. Second Edition, Morgan Kaufmann Publisher. Elsevier.
- Heaton, Jeff. (2010). *Programming Neural Networks With Encog 2 In Java*. Heaton Research. Inc, USA.
- Larose, D. (2005). *Discovering Knowledge in Data*. New Jersey, John Wiley & Sons. Inc.
- Liao, Warren. T. & Triantaphyllou. Evangelos. (2007). *Recent Advances in Data Mining of Enterprise Data: Algorithms and Applications*. Series: Computer and Operation Research. 6. 190.
- Lim TS, Loh WY, Shih YS. (1999). *A comparison of prediction accuracy, complexity, and training time of thirty-three old and new classification algorithms*. Kluwer Academic Publishers: Boston.



- Maimon, Oded & Rokach, Lior. (2010). Data Mining and Knowledge Discovery Handbook, Springer, New York.
- Mihov, Valentin. (2015). Adult Income Data Set Analysis with IPython. Sofia University, Bulgaria.
- Min, Hui Tsai, et al. (2010). Profiling U.S. Household Income. [https://faculty.biu.ac.il/~yahavi1/Projects/CP2010T1\\_rep.pdf](https://faculty.biu.ac.il/~yahavi1/Projects/CP2010T1_rep.pdf).
- Myatt, Glenn J. (2007). Making sense of data : A Practical Guide to Exploratory data analysis and Data Mining. John Wiley & Sons Inc, New Jersey.
- Shukla, Anupam. Tiwari, Ritu. & Kala, Rahul. (2010). Real Life Application of Soft Computing. New York: Taylor and Francis Groups, LLC.
- Siang, Jong Jek (2009). Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya menggunakan MATLAB. Penerbit Andi. Yogyakarta.
- Topiwalla, Mohammed. (2013). Machine Learning on UCI Adult data set using various classifier algorithms and scaling up the accuracy using extreme gradient boosting. University of SP Jain School of Global Management.
- Vercellis, C. (2009). Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making. Wiley.
- Witten, I. Frank, E., & Hall. (2011). Data Mining: Practical Machine Learning and tools. Morgan Kaufmann Publisher, Burlington.