JARINGAN SYARAF TIRUAN DAN *NAIVE BAYES* UNTUK MENDETEKSI PENYAKIT GAGAL GINJAL DI RSUD Dr. ADHYATMA TUGUREJO SEMARANG

Yudi Setyawan[1]*, Zulfikar Adi Nugroho[2]
[1,2] Prodi Statistika, Fakultas Sains Terapan, Institut Sains & Teknologi AKPRIND
Jl. Kalisahak No. 28, Balapan, Yogyakarta
Yudista2003@yahoo.com, zulfikaradi10@gmail.com

INTISARI

Penyakit gagal ginjal merupakan penyakit dengan gejala penurunan fungsi atau bahkan tidak berfungsinya.ginjal. Akan sangat bermanfaat jika penyakit gagal ginjal ini dapat dideteksi lebih dini. Salah satu analisis matematika yang dapat digunakan untuk mendeteksi penyakit adalah metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan Naive Bayes. Penelitian ini bertujuan menentukan metode yang lebih baik dalam melakukan deteksi penyakit gagal ginjal. Analisis dengan Jaringan Syaraf Tiruan diawali dengan melakukan standarisasi data, dilanjutkan menentukan minimal error, laju pembelajaran, maksimum epoch, bobot masukan, menghitung keluaran dan menghitung perubahan bobot sampai dipenuhi maksimum epoch atau minimal error. Metode Naive Bayes diawali dengan merubah data menjadi optional dan dilanjutkan dengan menghitung probabilitas masing-masing dari tiap variabel dan dilanjutkan menghitung probabilitas keseluruhan, kemudian membandingkan kedua probabilitas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa deteksi penyakit gagal ginjal dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan backpropagation lebih baik dan lebih stabil dari pada metode Naive Bayes yakni metode Jaringan Syaraf Tiruan memiliki tingkat akurasi 96.375% dan metode Naive Bayes memiliki tingkat akurasi 89.29%.

***Kata kunci**: Gagal Ginjal, Jaringan Syaraf Tiruan, Naive Bayes*

1. PENDAHULUAN

Ginjal merupakan organ dalam manusia yang berfungsi untuk mempertahankan komposisi atau menjaga keseimbangan kandungan zat kimia yang menunjang fungsi semua sel tubuh [Yaswir: 2012]. Apabila ginjal kehilangan kemampuan dalam menjalankan fungsinya seperti mengatur keseimbangan zat kimia dalam tubuh hingga akhirnya ginjal tidak dapat berfungsi sama sekali maka ginjal dikatakan mengalami gagal ginjal. Berdasarkan data PT ASKES, jumlah penderita penyakit gagal ginjal di Indonesia setiap tahun mengalami peningkatan. Gejala yang umumnya muncul pada penderita penyakit gagal ginjal diantaranya adalah menurunnya produksi urine, sering mual, sering muntah, sering muncul sakit kepala, hilang nafsu makan, dan tekanan darah tinggi. Gagal ginjal dapat diakibatkan oleh adanya riwayat penyakit diabetes, riwayat penyakit batu ginjal ataupun dikarenakan adanya kecelakaan [Hartono A : 2008].

Penelitian tentang hubungan antara fenomena-fenomena nyata merupakan tujuan utama dari sains. Seiring dengan perkembangan zaman banyak teknologi dan informasi yang mampu membantu meringankan beban manusia. Hal ini lah yang menyebabkan lahirnya teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelegence /AI). Salah satu metode AI adalah metode Jaringan Syaraf Tiruan. Jaringan Syaraf Tiruan atau disingkat dengan JST merupakan metode pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan syaraf biologi. Bagian terpenting dari Jaringan Syaraf Tiruan adalah kemampuannya dalam melakukan pembelajaran. Metode pembelajaran yang bekerja berdasarkan data training adalah metode Backpropagation [Kusumadewi dan Hartati : 2010].

Selain metode Jaringan Syaraf Tiruan yang dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan berdasarkan data training adalah metode Naive Bayes. Metode Naive Bayes merupakan metode pengolahan informasi yang memanfaatkan probabilitas bersyarat untuk mengambil keputusan [Basuki : 2006].

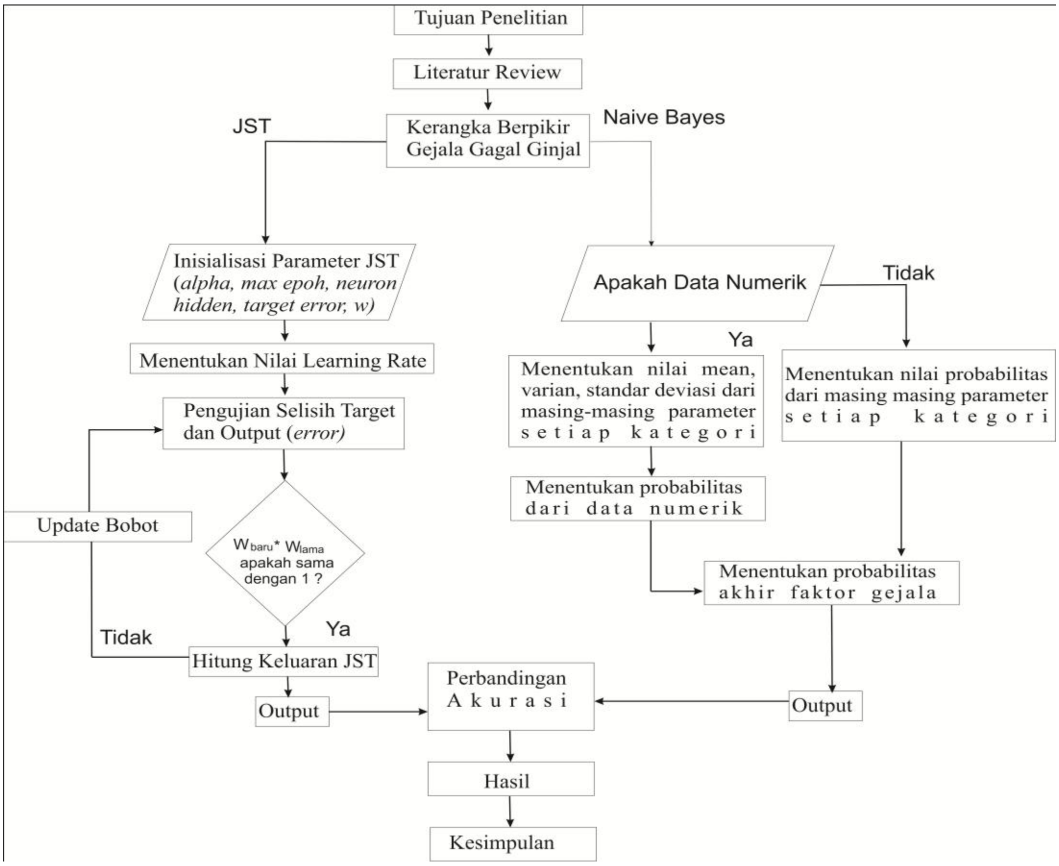
Akan sangat membantu jika penyakit gagal ginjal yang banyak terjadi di Indonesia dapat dideteksi lebih dini, oleh karena itu dalam penelitian ini diangkat permasalahan Bagaimana penerapan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dan Naive Bayes dalam mendeteksi seseorang terkena penyakit gagal ginjal atau tidak serta akan dibahas juga mengenai metode manakah yang memiliki tingkat akurasi lebih baik antara Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dan Naive Bayes dalam studi kasus untuk mendeteksi seseorang terkena penyakit gagal ginjal atau tidak. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data rekam medis gejala penderita penyakit gagal ginjal di Rumah Sakit Umum Daerah Dr. Adhyatma Tugurejo Semarang. Data gejala yang digunakan meliputi kelompok umur, tekanan darah, gejala rasa gatal, sakit kepala, batu ginjal, dan diabetes yang diambil dari Unit Hemodialisa dan Rekam Medis di Rumah Sakit Umum Daerah Dr. Adhyatma Tugurejo Semarang.

2. METODOLOGI

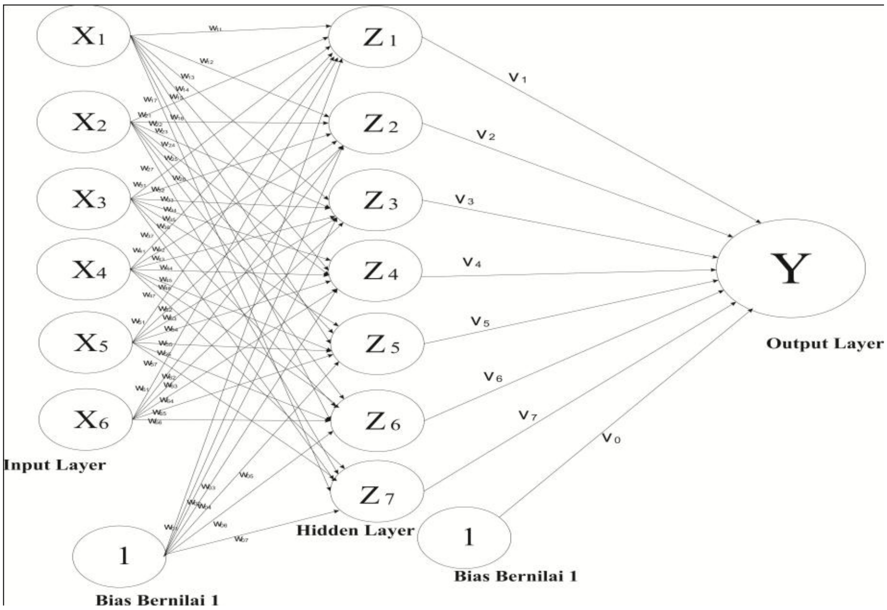
Metode yang digunakan dalam melakukan deteksi penyakit gagal ginjal dalam penelitian ini adalah menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dan Naive Bayes dengan bantuan program Matlab 7.0. Matlab adalah sebuah bahasa dengan kerja tinggi untuk menangani komputasi masalah teknik [Siang : 2009].

Populasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah pasien yang terindikasi mengalami gagal ginjal selama tahun 2015 di Rumah Sakit Umum Daerah Dr. Adhyatma Tugurejo Semarang, sebanyak 137 pasien yang diambil di Unit Hemodialisa dan Unit Rekam Medis. Selanjutnya dengan menggunakan metode Slovin dan nilai α sebesar 0,05 diperoleh sampel sebanyak 102. Sampel pasien diambil secara random sistematis.

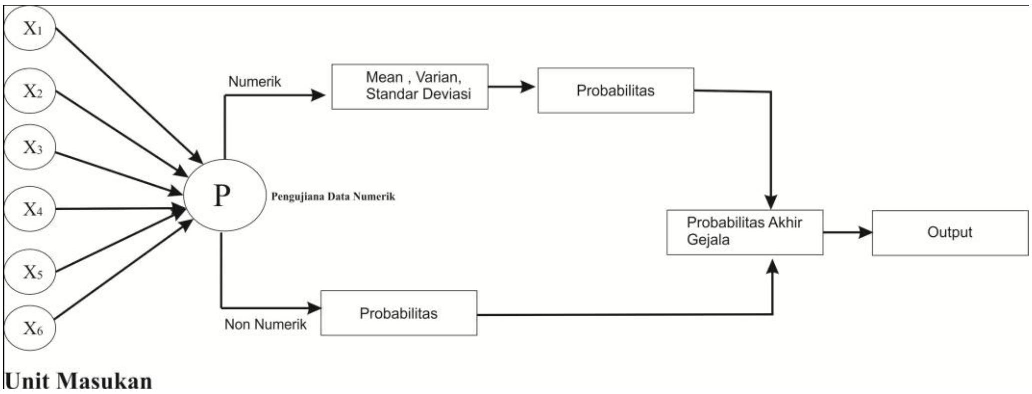
Kerangka penelitian yang digunakan dalam penelitian ini digambarkan dalam Gambar 1 sedangkan rancangan jaringan syaraf yang digunakan dalam analisis Jaringan Jaraf Tiruan dalam penelitian ini digambarkan dalam Gambar 2 dan Rancangan metode Naive Bayes ditampilkan dalam Gambar 3 dengan keterangan X_1 adalah kelompok umur, X_2 adalah tekanan darah, X_3 adalah rasa gatal, X_4 adalah sakit kepala, X_5 adalah batu ginjal, X_6 adalah diabetes, W_{0j} adalah bobot bias dari masukan menuju *hidden layer*, W_{ij} adalah bobot masukan menjadi *hidden layer* dari setiap masukan, Z_j adalah unit *hidden layer*, V_0 adalah bobot bias menjuju keluaran, V_k adalah bobot baru dari *hidden layer* menuju unit keluaran.



Gambar 1. Kerangka Penelitian



Gambar 2 Rancangan Jaringan Syaraf Tiruan



Gambar 3. Rancangan Naive Bayes

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pengambilan sampel dengan random sistematis untuk 102 pasien didapatkan 83 pasien *suspect* gagal ginjal dan 19 pasien tidak *suspect* gagal ginjal. Data yang diperoleh terdiri dari data numerik dan data opsional, untuk data opsional meliputi data kelompok umur yang dibedakan menjadi kelompok umur diatas 45 tahun yang dikodekan 1 dan kelompok umur dibawah 45 tahun yang dikodekan 0, data gejala sakit kepala yang dikodekan menjadi pasien dengan gejala sering sakit kepala diberikan kode 1 dan pasien jarang mengalami sakit kepala dikodekan 0, data gejala rasa gatal yang dikodekan dengan 1 untuk pasien yang memiliki gejala rasa gatal dan 0 untuk pasien yang tidak memiliki gejala rasa gatal, data riwayat batu ginjal yang dikodekan 1 untuk pasien yang memiliki riwayat batu ginjal dan dikodekan 0 untuk pasien yang tidak memiliki riwayat batu ginjal, serta data diabetes yang dikodekan 1 untuk pasien yang memiliki riwayat penyakit diabetes dan 0 untuk pasien yang tidak memiliki riwayat diabetes. Sedangkan untuk data numerik hanyalah variabel tekanan darah saja.

Dalam proses deteksi dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan diperlukan standarisasi terhadap data numerik agar memiliki skala nilai yang sama. Standarisasi yang digunakan dalam Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* adalah dengan cara membagi setiap nilai yang ada dengan nilai maksimum [Puspitaningrum : 2006]. Dalam variabel tekanan darah nilai maksimum yang dimiliki adalah 239 mmhg, sebagai contoh untuk data pasien dengan tekanan darah sebesar 110mmhg akan menjadi 0.39. Setelah dilakukan standarisasi maka selanjutnya akan masuk dalam proses analisis Jaringan Syaraf Tiruan. Terdapat 8 langkah utama dalam analisis Jaringan Syaraf Tiruan, langkah pertama yang dilakukan adalah dengan menentukan bobot awal atau dikenal dengan melakukan inisialisasi bobot awal, bobot ditentukan dengan melakukan random angka dengan sekala -0.5 sampai 0.5. Bobot disini terdiri dari bobot dari input masukan menuju *hidden layer* dan bobot dari *hidden layer* menuju *output*. Bobot dari unit masukan menuju *Hidden Layer* disajikan dalam Tabel 1 dan bobot dari *hidden layer* menuju output disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 1. Bobot (W_{ij}) dari Masukan X_i ke *Hidden Layer* Z_j serta Bias W_{1j}

	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6	Z_7
X_1	0.4	0.1	-0.1	0.1	0.1	0.1	-0.3
X_2	0.2	0.4	0.2	0.2	0.2	-0.4	0.3
X_3	0.1	-0.4	-0.2	-0.2	-0.5	-0.1	0.1
X_4	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.2	0.4
X_5	0.4	-0.4	0.3	-0.3	-0.2	-0.5	-0.3
X_6	-0.3	-0.1	0.4	0.4	0.3	-0.4	0.4
1	-0.4	0.1	0.4	-0.1	0.1	0.3	-0.1

Tabel 2. Bobot V_j dari *Hidden Layer*

Hidden Layer	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6	Z7	1
Y	0.2	-0.2	-0.1	0.4	0.2	-0.3	-0.1	0.2

Langkah selanjutnya atau kedua adalah tes kondisi berhenti, namun dikarenakan merupakan iterasi atau epoch yang pertama langkah ini langsung dilanjutkan ke langkah ke-3, pada langkah ke-3 ini dipilih secara acak menggunakan bantuan program MS-Excel dan didapatkan pasien ke-20 dengan nilai masukan X_1=1, X_2=0.54, X_3=0, X_4=1, X_5=0, X_6=1 dan target adalah 1. Langkah selanjutnya atau langkah yang ke-4 adalah menghitung keluaran *hidden layer* dengan menggunakan Persamaan 1.

$$Z\_net_j = W_{0j} + \sum_{i=1}^{7} x_i W_{ij}\,, \qquad (1)$$

yakni:

Z_net_1= -0,4+1(0,4)+0,54(0,2)+0(0,1)+1(0,3)+0(0,4)+1(-0,3)= 0.1087
Z_net_2= 0,1+1(0,1)+0,54(0,4)+0(-0,4)+1(0,3)+0(-0,4)+1(-0,1)= 0.6175
Z_net_3= 0,4+1(-0,1)+0,54(0,2)+0(-0,2)+1(0,3)+0(0,3)+1(0,4)= 1.1087
Z_net_4= -0,1+1(0,1)+0,54(0,2)+0(-0,2)+1(0,3)+0(-0,3)+1(0,4)=0.808787
Z_net_5= 0,1+1(0,1)+0,54(0,2)+0(-0,5)+1(0,3)+0(-0,2)+1(0,3)=0.908787
Z_net_6= 0,3+1(0,1)+0,54(-0,4)+0(-0,1)+1(0,2)+0(-0,5)+1(-0,4)= -0.01757
Z_net_7= -0,1+1(-0,3)+0,54(0,3)+0(0,1)+1(0,4)+0(-0,3)+1(0,4)= 0.56318

Selanjutnya untuk mendapatkan nilai pada Z_j maka nilai Z_net_j akan diaktivasi menggunakan fungsi sigmoid seperti pada Persamaan 2.

$$Z_j = f(Z\_net_j) = \frac{1}{1+e^{-Z\_net_j}} \qquad (2)$$

$Z_1=\frac{1}{1+e^{-(0.108)}}$ =0.52717
$Z_2=\frac{1}{1+e^{-(0.6175)}}$ =0.64966
$Z_3=\frac{1}{1+e^{-(1.108)}}$ =0,7519
$Z_4=\frac{1}{1+e^{-(0.8087)}}$ =0,6918
$Z_5=\frac{1}{1+e^{-(0,908)}}$ =0,7127
$Z_6=\frac{1}{1+e^{-(-0,0175)}}$ =0,4956
$Z_7=\frac{1}{1+e^{-(0.56318)}}$ =0,63718

Langkah selanjutnya adalah langkah yang ke-5 yaitu dengan menghitung semua keluaran di unit Y_k dengan menggunakan Persamaan 3.

$$Y\_net_k = V_{k0} + \sum_{k=1}^{7} Z_k V_k \qquad (3)$$

Dikarenakan jaringan hanya memiliki satu buah unit keluaran Y, maka berlaku Persamaan 4.

$$Y\_net_k = Y\_net = V_{10} + \sum_{k=1}^{7} Z_k V_k \qquad (4)$$

Y_net_k =0.2 + ((0.52717)(0.2) + ((0.64966)(-0.2)) + ((0.7519)(-0.1)) + ((0.691851)(0.4) + ((0.71274)(0.2) + ((0.4956)(-0.3)) + ((0.63718)(-0.1) =0.3072

Selanjutnya nilai Y_net akan diaktivasi untuk mendapatkan nilai Y menggunakan Persamaan 5.

$$y = f(y_{net}) = \frac{1}{1+e^{-y\_net}} \qquad (5)$$

$$SSE = (1-y)^2,$$

yakni:

$$y = \frac{1}{1+e^{-(0,3072)}} = 0,576202$$

SSE =(1 - 0,57602)^2 = 0,1796

Langkah selanjutnya sudah memasuki fase ke-2 atau yang dikenal dengan fase propagasi mundur. Langkah ini juga termasuk langkah yang ke-6 yaitu menghitung faktor δ unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran dengan Persamaan 6.

$$\delta_k = \delta = (t-y)y(1-y), \qquad (6)$$

yakni:

$$\delta_k = (0 - 0,576202)0,576202 \quad (1 - 0,576202) = 0.103489$$

Langkah selanjutnya adalah menghitung bobot V_{kj} (dengan laju perubahan α=0,2) dengan menggunakan Persamaan 7.

$$\Delta v_{kj} = \alpha\delta_k z_j = \alpha\delta z_j;\ j= 0,1,2,\ldots,7 \qquad (7)$$

$$\Delta v_{10} = 0,2(0,103489)(1) = 0.02069$$
$$\Delta v_{11} = 0,2(0.103489)(0,52717) = 0.010911$$
$$\Delta v_{12} = 0,2(0.103489)(0,64966) = 0.013447$$
$$\Delta v_{13} = 0,2(0.103489)(0,7519) = 0.01556$$
$$\Delta v_{14} = 0,2(0.103489)(0,691851) = 0.01432$$
$$\Delta v_{15} = 0,2(0.103489)(0,712752) = 0.014752$$
$$\Delta v_{16} = 0,2(0.103489)(0.495607) = 0.010258$$
$$\Delta v_{17} = 0,2(0.103489)(0,637188) = 0,013188$$

Langkah selanjutnya atau langkah ke-7 adalah menghitung jumlah kesalahan dari unit *hidden layer* δ dengan menggunakan Persamaan 8.

$$\delta\_net_j = \sum_{k=1}^{m} \delta v_{kj} \qquad (8)$$

Karena jaringan hanya memiliki satu *output* maka $\delta_{net_j} = \delta v_{1j} = \delta v_j$ sehingga didapatkan hasil sebagai berikut.

$\delta_{net_1} = (0,103489)(0,2)$ =0.020698

$\delta_{net_2} = (0,10348)(-0,2)$ =-0.0207

$\delta_{net_3} = (0,10348)(-0,1)$ =-0.01035

$\delta_{net_4} = (0,10348)(0,4)$ =0.041395

$\delta_{net_5} = (0,10348)(0,2)$ =0.020698

$\delta_{net_6} = (0,10348)(-0,3)$ =-0.03105

$\delta_{net_7} = (0{,}10348)(-0{,}1) =$-0.01035

Selanjutnya dihitung faktor kesalahan δ di unit *hidden layer* dengan menggunakan Persamaan 9.

$$\delta_j = \delta\_net_j . z_j(1 - z_j) \qquad (9)$$

δ_1 = 0.020698(0.52717)(1-0.52717) = 0.005159
δ_2 = -0.0207(0.649666)(1-(0.649666)) = -0.00471
δ_3 = -0.01035(0.751903)(1- (0.751903)) = -0.00193
δ_4 = 0.041395(0.691851)(1-0.691851) = 0.008825
δ_5 = 0.020698(0.712752)(1-0.712752) = 0.004238
δ_6 = -0.03105(0.495607)(1-(0.495607)) = -0.00776
δ_7 = -0.01035(0.637188)(1-(0.637188)) = -0.00239

Langkah selanjutnya adalah menghitung selisih perubahan bobot dengan menggunakan Perasamaan 10.

$$\Delta w_{ji} = \alpha \delta_j x_i \quad (j=1,2,3, \ldots, 7)\ (i=0,1,2, \ldots ,6) \qquad (10)$$

Δw_{11}=0,2(-0.005159)(1) = 0.001032
Δw_{12}=0,2(0.005159)(0,54) = 0.000561
Δw_{13}=0,2(0.005159)(0) = 0
Δw_{14}=0,2(0.005159)(1) = 0.001032
Δw_{14}=0,2(0.005159)(1) = 0.001032
Δw_{16}=0,2(0.005159)(1) = 0.001032
Δw_{10}=0,2(0.005159)(1) = 0.001032
Δw_{21}=0,2(-0.00471)(1) = -0.00094
Δw_{22}=0,2(-0.00471)(0,54) = -0.00051
Δw_{23}=0,2(-0.00471)(0) = 0
Δw_{24}=0,2(-0.00471)(1) = -0.00094
Δw_{25}=0,2(-0.00471)(0) = 0
Δw_{26}=0,2(-0.00471)(1) = -0.00094
Δw_{20}=0,2(-0.00471)(1) = -0.00094
Δw_{31}=0,2(-0.00193)(1) = -0.00039
Δw_{32}=0,2(-0.00193)(0,54) = -0.00021
Δw_{33}=0,2(-0.00193)(0) = 0
Δw_{34}=0,2(-0.00193)(1) =-0.00039
Δw_{35}=0,2(-0.00193)(0) = 0
Δw_{36}=0,2(-0.00193)(1) = -0.0039
Δw_{30}=0,2(-0.00193)(1) = -0.0039
Δw_{41}=0,2(0.008825)(1) = 0.001765
Δw_{42}=0,2((0.008825)(0,54) = 0.00096
Δw_{43}=0,2(0.008825)(0) = 0
Δw_{44}=0,2(0.008825)(1) = 0.001765
Δw_{45}=0,2(0.008825)(0) = 0
Δw_{46}=0,2(0.008825)(1) = 0.001765
Δw_{40}=0,2(0.008825)(1) = 0.001765
Δw_{51}=0,2(0.004238)(1) = 0.000848
Δw_{52}=0,2(0.004238)(0,54) = 0.000461
Δw_{53}=0,2(0.004238)(0) = 0
Δw_{54}=0,2(0.004238)(1) = 0.000848
Δw_{55}=0,2(0.004238)(0) = 0
Δw_{56}=0,2(0.004238)(1) = 0.000848
Δw_{50}=0,2(0.004238)(1) = 0.000848
Δw_{61}=0,2(-0.00776)(1) = -0.00155
Δw_{62}=0,2(-0.00776)(0,54) = -0.00084
Δw_{63}=0,2(-0.00776)(0) = 0
Δw_{64}=0,2(-0.00776)(1) = -0.00155
Δw_{65}=0,2(-0.00776)(0) = 0
Δw_{66}=0,2(-0.00776)(1) = -0.00155
Δw_{60}=0,2(-0.00776)(1) = -0.00155
Δw_{71}=0,2(-0.00239)(1) = -0.00048
Δw_{72}=0,2(-0.00239)(0,54) = -0.00026
Δw_{73}=0,2(-0.00239)(0) = 0
Δw_{74}=0,2(-0.00239)(1) = -0.00048
Δw_{75}=0,2(-0.00239)(0) = 0
Δw_{76}=0,2(-0.00239)(1) = -0.00048
Δw_{70}=0,2(-0.00239)(1) = -0.00048

Setelah didapat selisih perubahan bobot dari setiap bobot, maka langkah selanjutnya atau langkah ke-8 adalah menghitung bobot baru dengan menggunakan Persamaan 11.

$$v_{kj}(baru) = v_{kj}(lama) + \Delta v_{kj} \quad (k=1)(j=0,1,2, \ldots, 7) \qquad (11)$$

v_{11}(baru) = 0,2 + 0,010911 = 0.210911
v_{12}(baru)=-0,2+0.013447 = -0.18655
v_{13}(baru)=-0,1+0.015563 = -0.08444
v_{14}(baru)=0,4+0.01432 = 0.41432
v_{15}(baru)=0,2+0.014752 = 0.214752
v_{16}(baru)=-0,3+(-0.0310) = -0.28974
v_{17}(baru)=-0,1+(-0.0023) = -0.08681
v_{10}(baru)=0,2+0.02069 = 0.220698

Selanjutnya menghitung bobot masukan baru menuju *hidden layer* dengan menggunakan Persamaan 12 sehingga diperoleh bobot masukan baru seperti pada Tabel 3.

$$w_{ji}(\text{baru}) = w_{ji}(\text{lama}) + \Delta w_{ji} \quad (j=1,2,3,\ldots,7)\ (i=0,1,2,\ldots,6) \qquad (12)$$

Tabel 3. Bobot (W_{ij}) baru dari Masukan X_i ke *Hidden Layer* Z_j serta Bias W_{1j} baru

Input	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6	Z_7
X_1	0.401	0.099	-0.100	0.102	0.101	0.098	-0.300
X_2	0.201	0.399	0.200	0.201	0.200	-0.401	0.300
X_3	0.100	-0.400	-0.200	-0.200	-0.500	-0.100	0.100
X_4	0.301	0.299	0.300	0.302	0.301	0.198	0.400
X_5	0.400	-0.400	0.300	-0.300	-0.200	-0.500	-0.300
X_6	-0.299	-0.101	0.400	0.402	0.301	-0.402	0.400
1	-0.399	0.099	0.400	-0.098	0.101	0.298	-0.100

Sampai langkah ini *epoch* pertama telah selesai dilaksanakan, selanjutnya akan memasuki epoch yang ke-2 dengan bobot yang digunakan berdasarkan bobot baru yang didapatkan pada epoch yang pertama dan nilai masukan yang sama. Pada epoch yang ke-2 ini diawali dengan menghitung nilai keluaran baru dari *hidden layer* dengan menggunakan Persamaan 1 dan didapatkan hasil sebagai berikut.

Z_net_1 =-0.39897+1(0,401032)+0,54(0.200561)+0(0,1)+1(0.301032)+ 0(0,4) + 1(0,29897) = 0.113219

Z_net_2 = 0,099058 + 1(0.099058) + 0,54(0.399488) + 0(-0,4) + 1(0.299058) + 0(-0,4) + 1(-0,10094) = 0.613526

Z_net_3 = 0,399614+1(-0.10039) + 0,54(0.19979)+0(-0,2) + 1(0.299614) +0(0,3) + 1(0,399614) = 1.107128

Z_net_4 = -0,09823 + 1(0.101765) + 0,54(0.20096) + 0(-0,2) + 1(0.301765) + 0(-0,3) + 1(0,401765) =0.816369

Z_net_5 = 0.100848 + 1(0.100848) + 0,54(0.200461) + 0(-0,5) + 1(0.300848) + 0(-0,2) + 1(0.300848) =0.912427

Z_net_6 = 0,298448 + 1(0.098448) + 0,54(-0.40084) + 0(-0,1) + 1(0.198448) + 0(-0,5) + 1(-0,40155) = -0.02424

Z_net_7 = -0,10048 + 1(-0,30048) + 0,54(0.29974) + 0(0,1) + 1(0.399522) + 0(-0,3) + 1(0,399522) = 0.561124

Selanjutnya untuk mendapatkan nilai pada Z_j maka nilai Z_net_j akan diaktivasi menggunakan fungsi sigmoid seperti pada persamaan 2 sehingga hasilnya sebagai berikut.

$$Z_1 = \frac{1}{1+e^{-(0.113219)}} = 0{,}528275$$
$$Z_2 = \frac{1}{1+e^{-(0.613526)}} = 0.648745$$
$$Z_3 = \frac{1}{1+e^{-(1.107128)}} = 0.751593$$
$$Z_4 = \frac{1}{1+e^{-(0.816369)}} = 0.693465$$
$$Z_5 = \frac{1}{1+e^{-(0.912427)}} = 0.713497$$
$$Z_6 = \frac{1}{1+e^{-(-0.02424)}} = 0.49394$$
$$Z_7 = \frac{1}{1+e^{-(0.561124)}} = 0.636713$$

Langkah selanjutnya adalah menghitung semua keluaran di unit Y_k dengan menggunakan Persamaan 5 sehingga hasilnya sebagai berikut.

$$Y\_net = 0{,}220698 + \big((0{,}528275)(0{,}210911)\big) + \big((0{,}648745)(-0{,}18655)\big) + \big((0{,}751593)(-0{,}08444)\big) + \big((0.693465)(0{,}41432)\big) + \big((0{,}713497)(0{,}214752)\big)$$

$$+((0{,}49394)(-0{,}28974)) + ((0.636713)(-0{,}08681)) = 0.389781$$
$$y = \frac{1}{1+e^{-(0.389781)}} = 0{,}59623$$
$$SSE = (1 - 0{,}59623)^2 = 0{,}16303$$

Pada *Epoch* yang ke-2 didapatkan nilai *output* 0.59623 yang artinya lebih besar dari 0.5 sehingga dapat diartikan pasien no 20 untuk data yang digunakan *Suspect* menderita gagal ginjal. Sedangkan nilai *error* yang didapatkan adalah sebesar 0.16303, nilai *error* tersebut lebih besar dari nilai minimum *error* yang sudah ditetapkan sebelumnya yaitu sebesar 0.165.

Data penelitian percobaan sebanyak 102 data pasien, sehingga akan membutuhkan tenaga dan waktu yang lama jika menghitung semuanya secara manual. Terlebih apabila diinginkan nilai *error* yang lebih kecil maka akan diperlukan lebih banyak *epoch* yang nilainya bisa sampai 10000 epoch, terkait dengan hal tersebut maka dipergunakan bantuan menggunakan Program Matlab dengan maksimum epoch 10000, laju pembelajaran 0.2, jumlah *hidden layer* 7, dan minimal *error* adalah 0.1. Dengan menggunakan fungsi TrainBP pada Matlab didapatkan nilai *Sum Square Error* (SSE) sebesar 1.779, meski nilai minimum *error* yang diinginkan belum tercapai namun dikarenakan maksimum *epoch* 10000 sudah terpenuhi maka *epoch* dihentikan. Langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian dengan data uji. Data uji yang digunakan disusun menjadi 4 variasi data yang terdiri dari variasi I untuk 20 data uji, variasi II untuk 40 data uji, variasi III untuk 50 data uji dan variasi IV untuk 102 data uji. Dari analisis yang dilakukan diperoleh nilai akurasi sebesar 96.375%.

Sebagai pembanding sekaligus sebagai upaya untuk menemukan metode yang tepat untuk mendeteksi penyakit gagal ginjal maka selanjutnya dilakukan pengujian dengan menggunakan metode Naive Bayes. Langkah awal yang harus dilakukan dalam melakukan pengujian dengan Naive Bayes adalah data harus dikonversikan ke dalam bentuk opsional semuanya. Dari data yang ada hanya variabel tekanan darah yang perlu dilakukan konversi. Untuk tekanan darah di atas 140 mmhg dapat dikategorikan sebagai penderita hipertensi sehingga dikodekan menjadi 1, sedangkan untuk penderita dengan tekanan darah di bawah 140mmhg dikategorikan tidak menderita hypertensi dan dikodekan 0.

Langkah selanjutnya adalah mencari probabilitas dari gejala yang ada dalam menjadikan potensi terkena penyakit gagal ginjal.Tabel 4 adalah daftar probabilitas dari setiap variabel.

Tabel 4. Probabilitas Tiap Variabel

	X1		X2		X3		X4		X5		X6	
	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1
Tidak Suspect	0.316	0.684	0.684	0.316	0.579	0.421	0.421	0.579	1	0	0	1
Suspect	0.253	0.747	0.06	0.939	0.482	0.518	0.12	0.879	0.964	0.036	0.494	0.506

Langkah berikutnya adalah menghitung peluang bersyarat berdasarkan probabilitas yang sudah dimiliki. Selanjutnya dipilih secara acak dan didapatkan pasien no 5. Pasien ini memiliki usia di bawah 45 tahun, tekanan darah 90mmhg, tidak memiliki gejala rasa gatal, sering mengalami gejala sakit kepala, tidak memiliki riwayat batu ginjal, namun memiliki riwayat penyakit diabetes melitus. Selanjutnya adalah menghitung nilai probabilitas untuk setiap faktor gejala penyakit gagal ginjal dihitung dengan menggunakan Persamaan 16.

$$P(X|Tidak) = P(X_1|Tidak)\ P(X_2|Tidak)\ P(X_3|Tidak)\ P(X_4|Tidak)\ P(X_5|Tidak)\ P(X_6|Tidak)$$
$$P(X|Suspect) = P(X_1|Suspect)\ P(X_2|Suspect)\ P(X_3|Suspect)\ P(X_4|Suspect)\ P(X_5|Suspect)\ P(X_6|Suspect) \quad (16)$$

$$P(X|Suspect) = (0.253012)\ (0.060241)\ (0.481928)\ (0.879518)\ (0.963855)\ (0.506024) = 0.003150961$$
$$P(X|Tidak) = (0.31579)\ (0.684211)\ (0.57895)\ (0.57895)\ (1)\ (1) = 0.072422$$

Nilai Probabilitas akhir dapat dihitung dengan menggunakan persamaan 17.

$$P(Suspect|X)=\alpha P(X)\ P(X|Suspect) \quad (17)$$
$$P(Tidak|X)=\alpha\ P(X)\ P(X|Tidak)$$

$P(Suspect|X)= \alpha(0.805)\ (0.00315) = 0.0025365\alpha$
$P(Tidak|X)= \alpha\ (0.194)(\ 0.072422) = 0.01404986\alpha$
$\alpha = \frac{1}{p(X)}$ dengan ketentuan nilainya konstan sehingga tidak perlu diketahui karena terbesar dari dua kelas tersebut tidak dapat dipengaruhi p(x) [Sutojo : 2011]. Karena nilai probabilitas akhir terbesar berada di tidak *suspect* gagal ginjal dengan hasil 0.01404986α, maka uji pada data pasien tersebut dinyatakan pasien Tidak *Suspect* Gagal Ginjal. Dengan kata lain pendeteksian penyakit gagal ginjal dengan Naive Bayes yang dilakukan pada pasien ke-5 sesuai target.

Demi sebuah evisiensi waktu maka digunakan bantuan program untuk menghitung deteksi penyakit gagal ginjal dengan menggunakan metode Naive Bayes dan dilakukan denga 4 variasi uji seperti yang digunakan pada metode Jaringan Syaraf Tiruan. Didapatkan nilai akurasi sebesar 89.29%.

Setelah didapatkan nilai akurasi untuk tiap metode, langkah selanjutnya adalah melakukan perbandingan antara kedua metode seperti pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Perbandingan Jaringan Syaraf Tiruan dan Naive Bayes

banyak data uji	Jaringan Syaraf Tiruan			Naive Bayes		
	Persentase Akurasi	Sesuai	Tidak Sesuai	Persentase Akurasi	Sesuai	Tidak Sesuai
20	100	20	0	90	18	2
40	92,5	38	2	90	34	4
50	96	48	2	86	43	7
102	97	100	2	91,17	93	9
Rata-rata	**96.375**			**89.29**		

Berdasarkan Tabel 4 dapat dilihat mengenai perbandingan nilai akurasi antara Jaringan Syaraf Tiruan dan Metode Naive Bayes lebih tinggi metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan rata-rata tingkat akurasi mencapai 96.375% dan 89.29% untuk Metode Naive Bayes.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan sebelumnya terdapat beberapa kesimpulan yang dapat diambil sebagai berikut 1) Deteksi penyakit gagal ginjal menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dan Naive Bayes dilakukan dengan memanfaatkan data gejala umum pada penyakit gagal ginjal, data gejala tersebut digunakan sebagai data *training* dan data uji dalam kedua metode tersebut dengan nilai target adalah data *suspect* gagal ginjal atau tidak *suspect* gagal ginjal. 2) Berdasarkan hasil pengujian pada data uji yang telah dilakukan dengan 4 variasi data uji maka dapat diketahui bahwa Metode Jaringan Syaraf Tiruan memiliki nilai akurasi yang lebih baik dengan perolehan nilai akurasi atau keberhasilan sebesar 96.375%, sedangkan dalam metode Naive Bayes memperoleh nilai akurasi sebesar 89.29%. dalam berbagai variasi data uji yang digunakan, metode Jaringan Syaraf Tiruan juga memiliki tingkat akurasi yang lebih stabil jika dibandingkan dengan metode Naive Bayes

DAFTAR PUSTAKA

Basuki A, 2006, *Metode Bayes*, Surabaya, PERS_ITS.

Hartono A, 2008, *Rawat Ginjal, Cegah Cuci Darah*, Penerbit Kanisius, Yogyakarta.

Kusumadewi S dan Hartati S, 2010, *Neuro Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*, Ed 2, Graha Ilmu, Yogyakarta.

Puspitaningrum D, 2006, *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan*, Penerbit Andi, Yogyakarta.

Rahayu S, 2013, Sistem Pakar untuk Mendiagnosa Penyakit Gagal Ginjal dengan Menggunakan Metode Bayes, *http://pelita-informatika.com/berkas/jurnal/4314.pdf*, diakses tgl 6 Februari 2016.

Rohmana I, 2014, Perbandingan jaringan Syaraf Tiruan dan Naive Bayes dalam Deteksi Seseorang Terkena Penyakit Stroke, *Skripsi*, FMIPA, Univ. Negeri Semarang, Semarang

Siang J J, 2009, *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemprogramanya Menggunakan Matlab*, Penerbit Andi, Yogyakarta.

Sutojo Dkk, 2011, *Kecerdasan Buatan*, Penerbit Andi, Yogyakarta.

Yaswir R dan Maiyesi A, 2012, Pemeriksaan Laboratorium Cystatin C untuk Uji Fungsi Ginjal, *Jurnal Kesehatan Andalas*, No.1, Vol.1 : *http://jurnal.fk.unand.ac.id/ev/ pemeriksaan-lb.pdf*.