

# MODEL PREDIKSI PENYAKIT GINJAL KRONIK MENGGUNAKAN *RADIAL BASIS FUNCTION*

Stefanus Santosa<sup>1</sup>, Agus Widjanarko<sup>2</sup>, Catur Supriyanto<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Politeknik Negeri Semarang

<sup>23</sup>Pascasarjana Teknik Informatika Universitas Dian Nuswantoro  
Semarang

<sup>1</sup>stefanus.st@gmail.com

<sup>2</sup>agus.widjanarko@gmail.com

<sup>3</sup>catur.dinus@gmail.com

*Abstrak:* Penyakit ginjal kronik adalah suatu sindrom klinis. Penyakit ini disebabkan oleh penurunan fungsi ginjal yang bersifat menahun, progresif, bersifat persisten, dan irreversibel. Diagnosa dini diperlukan agar penderitanya tidak mengalami infark ginjal atau kematian mendadak. Pencegahan dapat dilakukan melalui prediksi yang tepat. Penelitian Prediksi Penyakit Ginjal Kronik pada saat ini telah dilakukan oleh beberapa peneliti. Namun peningkatan akurasi diperlukan untuk menunjang tugas dan fungsi tenaga medis dalam menegakkan diagnosa. Saat ini tingkat akurasi model penelitian sebelumnya baru mencapai 91.71 %. Guna meningkatkan akurasi tersebut penelitian ini menggunakan pendekatan Radial Basis Function. Eksperimen dilakukan dengan parameter uji iterasi 500 - 10000 dan konstanta pembelajaran antara 0.15- 0.3. Dari uji coba tersebut didapatkan hasil yang lebih baik daripada penelitian sebelumnya, yakni sebesar 93.75% pada konstanta pembelajaran 0.2 dan iterasi 2000.

*Kata Kunci:* Chronic Kidney Disease Prediction; Radial Basis Function

*Abstract: Chronic kidney disease is a clinical syndrome. The disease is caused by a decrease in kidney function that a chronic, progressive, persistent, and irreversible. Early diagnosis is necessary so that the sufferer does not undergo renal infarction or sudden death. Prevention can be done through a correct prediction. Research of Chronic Kidney Disease Prediction at this time has been done by several researchers, but accuracy improvement is still needed. Improved accuracy is required in order to support the tasks and functions of medical personnel diagnosis. Current level of accuracy of the models previous research has only reached 91.71%. To improve accuracy, this study uses Radial Basis Function approach. Experiments performed by epoch parameters iteration 500-10000 and learning rate between 0.15- 0.3. This experiment showed better results from previous studies, which amounted to 93.75% on a learning rate 0.2 and epoch 2000.*

*Keywords:* Chronic Kidney Disease Prediction; Radial Basis Function

## I. PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Ginjal merupakan organ penting dalam tubuh manusia yang mengatur fungsi kesejahteraan dan keselamatan untuk mempertahankan volume, komposisi, dan distribusi cairan tubuh [1]. Fungsi ginjal secara umum mengatur pH tubuh manusia, konsentrasi ion mineral, dan komposisi air dalam darah, mempertahankan pH plasma darah pada kisaran 7,4 melalui pertukaran ion hidronium dan hidroksil. Akibatnya, urine yang dihasilkan dapat bersifat asam pada pH 5 atau alkalis pada pH 8 [2]. Penyakit ginjal kronik disebabkan antara lain kondisi kekebalan seseorang, inflammation, obat-obatan, dan racun [3].

Data tahun 1995-1999 di Amerika Serikat insidensi penyakit ginjal kronik diperkirakan 100

juta kasus persatu juta penduduk, sedangkan di Indonesia insidensi penyakit ginjal kronik diperkirakan 100-150 kasus persatu juta penduduk pertahunnya [4]. Dalam laporan tahunan Indonesian Renal Registry (IRR) pada tahun 2011 terdapat kenaikan dalam tindakan medis hemodialisis, peritoneal dialisis [5].

Langkah pertama dalam pengelolaan penyakit ginjal adalah penetapan diagnosis yang pasti. Diagnosis yang tepat sangat penting terutama bila diagnosis penyakit ginjal yang telah dibuat di dalamnya mengandung pengertian bahwa penderitanya mempunyai kemungkinan akan dapat mengalami infrak ginjal atau kematian mendadak. Diagnosis yang salah selalu mempunyai konsekuensi buruk terhadap kualitas hidup penderita [5].

Berdasarkan data dari pemerintah Taiwan 35 persen anggaran kesehatan, banyak terserap untuk mengobati penyakit ginjal kronik. Hal ini menjadi latar belakang penelitian yang dilakukan oleh Ruey Kei Chiu dan Renee Y. Chen [6]. Dalam penelitiannya Ruey mengajukan komparasi metode *Back Propagation Neural Network* (BPNN), *Generalized Feedforward Neural Network* (GFNN) dan *Modular Neural Network* (MNN) yang dikombinasikan dengan *Genetic Algorithm* (GA). Dari hasil komparasi tersebut akurasi tertinggi 91.71% dicapai oleh BPNN, GFNN mendapatkan akurasi 91.08% dan akurasi terendah diperoleh MNN 88.62%.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, dapat dirumuskan bahwa: model prediksi penyakit ginjal kronik berbasis *Back Propagation Neural Network* pada penelitian sebelumnya masih kurang akurat sehingga perlu ditingkatkan akurasinya melalui pendekatan lain.

Guna mengatasi masalah tersebut, maka

penelitian ini mengajukan pendekatan *Artificial Neural Network* dengan Arsitektur *Radial Basis Function*. Penggunaan *Artificial Neural Network* dengan mempergunakan arsitektur *Radial Basis Function* telah banyak dilakukan. Diantaranya adalah penelitian yang dilakukan oleh Loukeris Nikolas [7] yang menyebutkan *Radial Basis Function* lebih cepat dalam pemrosesan dibandingkan dengan *Multilayer Perceptron*.

Hasil penelitian yang diusulkan adalah berupa Model Prediksi Penyakit Ginjal Kronik berbasis *Radial Basis Function* dengan akurasi yang lebih tinggi dibanding model sebelumnya sebagai kontribusi bagi dunia iptek.

Bagi masyarakat penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi upaya pengembangan aplikasi yang dapat membantu masyarakat medis utamanya dokter dan rumah sakit dalam mendiagnosis penyakit ginjal kronik dengan tingkat akurasi yang baik sehingga tindakan pencegahan terjadinya penyakit ginjal kronik dapat dilakukan.

## II. MODEL PREDIKSI PENYAKIT GINJAL KRONIK MENGGUNAKAN RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK

### 2.1. Penyakit Ginjal

Gagal ginjal kronis (*chronic renal failure*) adalah kerusakan ginjal progresif yang berakibat fatal dan ditandai dengan uremia (urea dan limbah nitrogen lainnya) yang beredar dalam darah serta komplikasinya. Jika tidak dilakukan dialisis atau transplantasi ginjal bisa mengakibatkan kematian.

Gagal ginjal kronis (GGK) atau penyakit ginjal tahap akhir merupakan gangguan fungsi ginjal yang progresif dan *ireversibel*. Kemampuan tubuh gagal untuk mempertahankan metabolisme

dan keseimbangan cairan dan elektrolit sehingga menyebabkan timbulnya uremia.

Penyakit ginjal kronik dapat diklasifikasikan menjadi 2(dua) yaitu menurut diagnosa etiologi dan derajat penyakit. Menurut diagnosa etiologi, penyakit ginjal kronik diklasifikasikan sebagai berikut [4].

Tabel 1. Penyebab Penyakit Ginjal Kronik [4]

Penyakit	Tipe Mayor
Penyakit Ginjal Diabetes	Diabetes tipe 1 dan 2
Penyakit Ginjal non Diabetes	Penyakit Glomerular (penyakit autoimun, infeksi sistemik, obat, neoplasia) Penyakit vascular (penyakit pembuluh darah besar, hipertensi, mikroangiopati) Penyakit tubulointerstisial (pielonefritis kronik, obstruksi, keracunan obat) Penyakit kistik (ginjal polikistik)
Penyakit pada transplantasi	Rejeksi kronik keracunan obat penyakit recurrent

Klasifikasi PGK menurut derajat penyakit dikelompokkan menjadi 5 derajat, berdasarkan atas penurunan faal ginjal berdasarkan LFG, yaitu [4] :

Tabel 2. Derajat Penurunan Faal Ginjal [4]

Derajat	LFG (mL/meit/1,73 m)
G1	=90
G2	60-89
G3a	45-59
G3b	30-44
G4	15-29
G5	<15

Pendataan pasien ginjal biasanya meliputi 25 atribut diantaranya 11 atribut dengan data numerik (Age, Blood Pressure, Blood Glucose Random, Blood Urea, Serum Creatinine, Sodium, Potassium, Hemoglobin, Packaged Cell Volume, WBC count, RBC count) dan 14 atribut dengan data nominal yaitu (Specific Gravity, Albumin, Sugar, RBC, Pus cell, Pus cell clumps, Bacteria, Hypertension, Diabetes Mellitus, Coronary Artery Disease, Appetite, Padal Edema, Anemia, and Class).

Berdasarkan data yang terkandung pada setiap atribut tersebut yang terkumpul dari pasien-pasien ginjal kronik, maka dapat dilakukan pengolahan agar terbentuk suatu model yang dapat digunakan untuk memprediksi seseorang memiliki kecenderungan berpenyakit ginjal kronik ataukah tidak. Pemodelan prediksi penyakit ginjal kronik dapat dilakukan melalui teknik komputasi cerdas.

## 2.2. Konsep dari Model Prediksi Penyakit Ginjal

Penelitian ini mengajukan pendekatan *Artificial Neural Network* dengan Arsitektur *Radial Basis Function* untuk meningkatkan akurasi dan waktu dari penelitian yang telah dilakukan sebelumnya. Beberapa penelitian telah mempunyai akurasi yang cukup baik, namun masih perlu ditingkatkan agar performanya dapat menghasilkan akurasi tinggi, sehingga prediksi lebih akurat.

Hal yang bersifat khusus pada jaringan syaraf tiruan *RBF* ialah sebagai berikut [8] :

- Pemrosesan sinyal dari *input layer* ke *hidden*, sifatnya nonlinier, sedangkan dari *hidden layer* ke *output layer* sifatnya linier.
- Pada *hidden layer* digunakan sebuah fungsi aktivasi berbasis radial, misalnya fungsi *Gaussian*.

- c. Pada *output unit*, sinyal dijumlahkan dengan metode *ordinary least square*.
- d. Sifat jaringannya ialah satu arah, tidak seperti pada jaringan *feed foward neural network* (FFNN) yang bersifat bolak-balik. [8]

Pembentukan struktur jaringan pada *RBF* ditentukan oleh 3 buah parameter yang dapat disesuaikan yaitu titik pusat dan lebar jarak antara *hidden layer* dan bobot koneksi dari *hidden layer* ke *output layer*. Pembangunan struktur *Radial Basis Function* menganut aturan secara umum yaitu :

a. *Basis Function Centers*

Pada tahapan ini dilakukan proses pemilihan basis *function center*, distribusi *training sample*, dan memilih *s* sebagai titik pusat menggunakan fungsi *Gaussian* :

$$\sigma = \frac{d}{\sqrt{2s}} \quad (1)$$

b. *Basis Function*

Pada tahapan ini penentuan *clustering* dimaksudkan sebagai dasar untuk memilih *basis function*. Metode yang dipergunakan adalah algoritma *K-Means*, dan dilakukan *iterative formula* untuk memodifikasi *training error*. Untuk mengoptimalkan struktur jaringan *RBF* digunakan rumus:

$$e = \sum_{k=1}^n (t_k - y_k)^2 \quad (2)$$

Keterangan:

*e* adalah *error*

*t* merupakan target, dan

*y* adalah *output*.

*Radial Basis Function* memiliki kelebihan lebih cepat dalam melakukan *training data*, dan ketepatan dalam estimasi. Kecepatan dan ketepatan dalam estimasi dipengaruhi oleh parameter bobot koneksi dari *Radial Basis Function* ke *output layer* dan panjang dari pusat yang ada pada *Radial Basis Function*.

2.3. *Proposed Model*

Hasil penelitian berupa Model tentang prediksi penyakit ginjal kronik yang dimodelkan dengan arsitektur *RBF* dengan parameter utama yaitu *hidden layer*, fungsi aktivasi, dan *neuron size*. Dalam menentukan *hidden layer* dipergunakan metode penentuan center menggunakan Algoritma *K-Means* dan *Pseudo Invers* [9]. Sedangkan penentuan fungsi aktivasi menggunakan *Gaussian Function*.

Penelitian ini menggunakan *adaptive system*, yakni proses *adjustment* struktur jaringan dan bobot koneksi dilakukan tanpa intervensi dari manusia,

III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dalam memprediksi penyakit ginjal kronik menggunakan algoritma *Radial Basis Function Neural Network* untuk menganalisis data penderita penyakit ginjal kronik.

3.1. Pengumpulan Data

Data yang di pergunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang di dapatkan dari [https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Chronic\\_Kidney\\_Disease](https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Chronic_Kidney_Disease). Data ini disusun oleh L.Jerlin Rubini (Research Scholar) Alagappa University dan Dr. P.Soundarapandian. M.D.,D.M (Senior Consultant Nephrologist), Apollo Hospitals, Managiri, Madurai Main Road, Karaikudi, Tamilnadu, India.

*Dataset* ini tersusun atas 25 *attributes*, 400 *instances*, serta 2 kelas yaitu CKD dan NOTCKD dengan distribusi masing – masing sebesar 63 % untuk CKD dan 37% untuk NOTCKD. *Dataset* ini mempunyai 2 atribut tipe data yaitu *Numerical* dan

*Nominal*. Data numerik terdiri dari 11 atribut antara lain: *Age, Blood Pressure, Blood Glucose Random, Blood Urea, Serum Creatinine, Sodium, Potassium, Hemoglobin, Packaged Cell Volume, WBC count, RBC count*. Data nominal terdiri dari 14 atribut antara lain: *Specific Gravity, Albumin, Sugar, RBC, Pus cell, Pus cell clumps, Bacteria, Hypertension, Diabetes Mellitus, Coronary Artery Disease, Appetite, Padal Edema, Anemia, dan Class*.

### 3.2. Mendefinisikan Jaringan dan Struktur Algoritma Pelatihan

Pada tahap ini dilakukan pembangunan struktur jaringan awal dari *Radial Basis Function*. Tahapan dalam membangun jaringan *RBF* adalah sebagai berikut [10] [9] [11] [12].

#### a. Penentuan *Basis Function*

Dalam membangun jaringan *RBF* fungsi aktivasi pada *hidden layer* ditentukan berdasarkan fungsi berbasis radial, dalam penelitian ini adalah fungsi *Gaussian*. Fungsi *Gaussian* dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$\phi_j = \exp\left(-\frac{(x-c_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (3)$$

#### b. Penentuan *Center*

Di dalam *RBF Neural Network* salah satu metode yang dipergunakan dalam penentuan center adalah dengan menggunakan algoritma *K-Means*. *Pseudo code* algoritma *K-Means* sebagai berikut.

Algoritma *K-Means Clustering*

*Input* : Koleksi Dokumen  $D = \{d1, d2, d3, \dots, dn\}$ ;  
Jumlah *cluster* ( $k$ ) yang akan dibentuk;

*Output* :  $k$  *cluster*;

Memilih  $k$  dokumen untuk dijadikan *centroid* (titik pusat *cluster*) awal secara random;

#### c. Perhitungan Jarak

Perhitungan jarak setiap dokumen ke masing-masing *centroid* menggunakan persamaan *cosines similarity* (persamaan 3), kemudian dijadikan satu *cluster* untuk tiap-tiap dokumen yang memiliki jarak terdekat dengan *centroid*;

$$Dist_{XY} = \sqrt{\sum_{k=1}^m (X_{ik} - X_{jk})^2} \quad (4)$$

#### d. Penentuan *Centroid* Baru

*Centroid* baru ditentukan dengan cara menghitung nilai rata-rata dari data yang ada pada *centroid* yang sama. Jika posisi *centroid* baru dan *centroid* lama tidak sama maka proses akan kembali ke langkah 2

#### e. Penyusunan arsitektur jaringan *RBF*

Dari perhitungan dengan menggunakan algoritma *K-Means* didapatkan nilai *center*, yang menentukan jumlah neuron pada *hidden layer*. Pada penelitian ini *input* data untuk jaringan *RBF* adalah 24 atribut penyebab penyakit ginjal kronik. Sedangkan *output* akhir jaringan *RBF* prediksi seseorang terkena penyakit ginjal kronik.

### 3.3. Pembaharuan Bobot

Algoritma pelatihan *RBF* adalah sebagai berikut [13][14]. Sebelum pembaharuan bobot ditetapkan, perlu ditentukan dulu parameter – parameter sebagai berikut :

- Inisialisasi iterasi maksimal (*epoch*)
- Learning Rate*  $\alpha$
- Nilai *Spread* yang di tetapkan sebesar  $= \frac{d_{max}}{\sqrt{n}}$

Langkah – langkah dalam melakukan pembaharuan bobot dapat dijelaskan sebagai berikut :

- a. Meneruskan sinyal ke *hidden layer* dan menghitung nilai tugas aktivasi dengan fungsi *Gaussian*

$$\phi_j = \exp\left(-\frac{(x-c_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (5)$$

$$\phi_j = \exp\left(-\frac{(x-c_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (6)$$

- a. Membentuk Matriks *Gaussian* :
- b. Menghitung *Pseudoinverse* dari Matriks *Gaussian*
- c. Menghitung hasil *pseudoinverse* dikalikan dengan target
- d. Mendapatkan nilai awal bobot dan bias.
- e. Menghitung *Output* dari Jaringan *RBF* :

$$Y_1 = W_1 * \phi_1 + W_2 * \phi_2 + B \quad (7)$$

- f. Mengubah Bobot dengan LMS ( *Least Mean Square*)

$$w(k + 1) = w(k) + \alpha \cdot [d(k) - y(k)] \cdot x(k) \quad (8)$$

- w(k+1) : Bobot pada cacah ke k+1  
 w(k) : Bobot pada cacah ke k;  
 $\alpha$  : Laju konvergensi (  $0 < \alpha < 1$  )  
 x(k) : Masukan yang diboboti  
 d(k) : Keluaran yang diinginkan  
 y(k) : Keluaran aktual;  
 d(k) – y(k) : Sinyal *error* yang merupakan data latih

### 3.4. Validasi

Proses validasi dilakukan dengan mengamati hasil prediksi dengan menggunakan metode *10-fold cross-validation*. *Cross-validation* membagi data menjadi 2 (dua) yaitu data *training sample* yang dipergunakan oleh setiap algoritma dan data *validation sample* yang dipergunakan *Cross-*

*validation* untuk mengestimasi risiko terkecil dari suatu algoritma. Pengukuran kinerja diperlukan untuk mengetahui akurasi dari model yang diusulkan dalam prediksi penyakit ginjal kronik [15] [16] [17].

Tahapan *cross-validation* dilakukan dengan membagi data menjadi k subset yg berukuran sama dan menggunakan setiap subset untuk data testing dan sisanya untuk data *training* yang dimulai dari subset pertama dan seterusnya.

### 3.5. Evaluasi Hasil

Tahap evaluasi dilakukan dengan mengamati hasil akurasi *prediksi* menggunakan *Confusion Matrix*. Validasi dilakukan dengan mengukur hasil akurasi model yang digunakan untuk prediksi dengan data acuan [10]. Pengukuran kinerja dilakukan dengan menerapkan model sehingga dapat diketahui akurasi model tersebut.

## IV. ANALISIS HASIL UJI COBA PEMODELAN *RBF*

Dari hasil pengumpulan data yang diperoleh ditemukan sebanyak 70 persen *instance* yang mempunyai atribut kosong dengan rincian 280 baris data yang mempunyai atribut kosong dari 400 *instance* yang ada, sehingga diperlukan pengisian nilai yang kosong. Untuk mengatasi nilai atribut yang kosong dilakukan dengan metode *Mean Imputation*. *Mean Imputation* merupakan metode yang mengganti *missing value* pada atribut dengan nilai rata rata yang diperoleh dari seluruh atribut yang diketahui nilainya [18].

Eksperimen yang dilakukan dalam penelitian ini yang meliputi pengenalan data pelatihan dan pengujian dengan menggunakan jaringan *Radial Basis Function* baik dilihat dari waktu komputasi

pelatihan dan pengujian, pengaruh *epoch* dalam proses pelatihan, serta konstanta pembelajaran yang dapat dipergunakan, dimaksudkan agar tingkat pelatihan dan pengujian mendapatkan akurasi yang terbaik.

Pengujian dilakukan dengan bahasa pemrograman Java dengan menggunakan *library Neuroph*. Pengujian dilakukan dengan terlebih dahulu menentukan laju pembelajaran dan iterasi

terbaik untuk memprediksi penyakit ginjal kronik pada arsitektur jaringan *Radial Basis Function* dengan menentukan nilai *Learning Rate* 0.05 sampai dengan 0.3, dan nilai *epoch* 500 sampai dengan 10.000. Arsitektur jaringan *Radial Basis Function* tersusun dengan *Input layer* sebanyak 24 Neuron, 1 *Hidden layer* dengan 2 Neuron, dan 2 *Output Layer* dengan 2 Neuron. Hasil perhitungan tercantum pada tabel 2 berikut.

Tabel 3. Hasil Ujicoba *Radial Basis Function*

Learning Rate	0.05			0.1			0.15			0.2			0.25			0.3		
	Aku rasi	Wak tu	Total Error	Aku rasi	Wak tu	Total Error	Aku rasi	Wak tu	Total Error	Aku rasi	Wak tu	Total Error	Aku rasi	Waktu	Total Error	Aku rasi	Waktu	Total Error
500	43.75	1.00	0.2599	38.75	1.00	0.2515	41.25	21.00	0.2338	51.25	2.00	0.2760	35.00	2.00	0.2604	45.00	2.00	0.2532
1000	45.00	3.00	0.2484	40.00	3.00	0.2071	78.75	8.00	0.0698	75.00	4.00	0.0843	50.00	4.00	0.2475	77.50	6.00	0.0971
2000	33.75	4.00	0.3201	53.75	5.00	0.2464	65.00	6.00	0.1406	93.75	7.00	0.0788	46.25	6.00	0.1949	90.00	6.00	0.0861
3000	40.00	6.00	0.2303	56.25	6.00	0.2029	87.50	7.00	0.0680	93.75	10.00	0.0774	77.50	10.00	0.0910	27.50	7.00	0.2519
4000	52.50	8.00	0.2465	55.00	7.00	0.2187	40.00	11.00	0.2893	58.75	12.00	0.2143	83.75	13.00	0.0837	66.25	8.00	0.1465
5000	76.25	8.00	0.0881	47.50	8.00	0.2758	87.50	12.00	0.0661	43.75	15.00	0.2609	42.50	16.00	0.2580	53.75	11.00	0.2323
6000	42.50	11.00	0.2476	45.00	11.00	0.2366	60.00	12.00	0.2199	30.00	11.00	0.3258	48.75	18.00	0.2549	38.75	17.00	0.2323
7000	57.50	12.00	0.2140	51.25	13.00	0.2438	70.00	14.00	0.0864	46.25	13.00	0.1737	41.25	15.00	0.3404	53.75	20.00	0.2232
8000	30.00	14.00	0.3182	82.50	15.00	0.0741	48.75	16.00	0.2572	50.00	16.00	0.2342	72.50	16.00	0.2056	51.25	23.00	0.2484
9000	88.75	16.00	0.0814	57.50	16.00	0.2394	80.00	20.00	0.0872	61.25	17.00	0.1492	37.50	16.00	0.2550	66.25	25.00	0.1272
10000	68.75	18.00	0.2410	43.75	17.00	0.2310	42.50	27.00	0.2400	51.25	24.00	0.2811	55.00	22.00	0.2425	90.00	28.00	0.0748

Dari tabel tersebut tampak bahwa akurasi terbaik tercapai pada angka 93.75%. Angka ini dicapai pada konstanta pembelajaran sebesar 0.2 dengan iterasi 2000. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa akurasi terbaik model prediksi *Radial Basis Function* dicapai pada *Learning Rate* 0.2 dengan iterasi 2000 sebesar 93.75%.

Merujuk pada penelitian Ruey Kei Chiu dalam *Research Article Intelligent Systems Developed for the Early Detection of Chronic Kidney Disease* [6], terhadap prediksi penyakit ginjal menggunakan metode *Back Propagation Neural Network*, didapatkan akurasi sebesar 91.71 % dengan parameter model sebagai berikut: fungsi aktivasi Tanh, jumlah *hidden layer* sebanyak 2, jumlah

neuron pada *hidden layer* sebanyak 5, dengan *epoch max* 3000. Model prediksi penyakit ginjal kronik dengan *Radial Basis Function* yang diusulkan penulis terbukti lebih baik daripada model penelitian sebelumnya dengan akurasi yang mencapai 93.75%.

V. PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Dalam penelitian ini dilakukan pemodelan untuk mendapatkan arsitektur dan algortima pembelajaran terbaik untuk memprediksi penyakit ginjal kronik sehingga didapatkan pemodelan yang mempunyai akurasi tinggi yang lebih baik dari penelitian sebelumnya. Dengan arsitektur *Artificial Neural Network* pada *layer input* yang terdiri 24 *node*,

dengan 2 *Neuron* pada *hidden layer*, dan 2 kelas pada *layer* output, dilakukan uji coba dengan perubahan pada nilai *Learning Rate* 0.05; 0.1 ; 0.15 ; 0.2 ; 0.25 ; dan 0.3, Sedangkan parameter *epoch* yang diujikan 500, 1000, 2000, 3000, 4000, 5000, 6000,7000, 8000, 9000, 10000. Dari hasil pengujian tersebut didapatkan akurasi terbaik 93.75%. pada parameter *Learning Rate* 0.2 dan *epoch* sebesar 2000. Dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan *Back Propagation Neural Network*, *proposed model* prediksi penyakit ginjal kronik dengan *Radial Basis Function* yang dipersembahkan penulis terbukti lebih baik daripada model penelitian sebelumnya yang memiliki 91.71 %.

#### 5.2. Saran

Penentuan bobot pada RBF kurang optimal. Oleh sebab itu diperlukan optimasi dalam pembobotan guna membentuk jaringan RBF. Salah satunya dapat menggunakan *Genetic Algorithm*. Dengan

*Genetic Algorithm* akan diperoleh gen yang berisi nilai real yang mewakili bobot basis di *hidden layer* pada jaringan RBF sehingga diharapkan jaringan RBF akan bekerja optimal.

#### REFERENCES

- [1] V. M. Nurani1 and S. Mariyanti, "Gambaran Makna Hidup Pasien Gagal Ginjal Kronik yang Menjalani Hemodialisa," Fakultas Psikologi Universitas Esa Unggul, 2011.
- [2] "Wikipedia," 20 Februari 2015. [Online]. Available: <https://id.wikipedia.org/wiki/Ginjal>. [Använd 28 Agustus 2015].
- [3] M. Lisa B. Bernstein, "Web MD," National Institute of Diabetes and Digestive and Kidney Disease, 02 08 2015. [Online]. Available: <http://www.webmd.com/a-to-z-guides/understanding-kidney-disease-basic-information>. [Använd 02 08 2015].
- [4] P. B. Pranata, "Hubungan Kadar Asam Urat Dalam Darah Pada Penderita Penyakit Ginjal Kronik Dengan Kejadian Artitis Gout di RSUD R> Moewardi," Universitas Muhammadiyah Surakarta, Surakarta, 2013.
- [5] I. R. R. (IRR), "4 th Report Of Indonesian Registry," Jakarta, 2011.
- [6] R. K. Chiu och R. Y. Chen, "Intelligent Systems Developed for the Early Detection of Chronic Kidney Disease," Advances in Artificial Neural Systems, p. 7, 2013.