

Implementasi *Fuzzy Neural Network* untuk Memperkirakan Jumlah Kunjungan Pasien Poli Bedah di Rumah Sakit Onkologi Surabaya

Ani Rahmadiani dan Wiwik Anggraeni

Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111

E-mail: wiwik@its-sby.edu

Abstrak—Perkiraan jumlah kunjungan pasien menjadi hal yang penting bagi rumah sakit, karena dapat digunakan untuk membantu pihak manajemen rumah sakit dalam melakukan perencanaan dan pengambilan keputusan strategis. Rumah Sakit Onkologi Surabaya (RSOS) telah melakukan perkiraan jumlah kunjungan pasien poli bedah pada unit rawat jalan yang merupakan pelayanan utama sekaligus menjadi sumber pendapatan terbesar RSOS. Sebelumnya perkiraan telah dilakukan dengan metode konvensional yaitu proyeksi dari jumlah kunjungan tahun sebelumnya menggunakan Microsoft Excel, serta menggunakan metode *Fuzzy Time Series*. Dan dalam penelitian ini *Fuzzy Neural Network (FNN)* yang merupakan kombinasi dari *Fuzzy Time Series* dan *Artificial Neural Network* dipilih untuk melakukan kembali peramalan jumlah kunjungan pasien poli bedah RSOS. Hasil yang didapatkan adalah *fuzzy neural network* memiliki akurasi yang sangat baik, dengan nilai MAPE di bawah 10%, yaitu sebesar 8,667%.

Kata Kunci—peramalan, *fuzzy neural network*, *fuzzy time series*, kunjungan pasien, *neural network*

I. PENDAHULUAN

Rumah sakit sebagai penyedia jasa layanan dalam bidang kesehatan, dituntut untuk memberikan pelayanan terbaik terhadap masyarakat. Peningkatan layanan ditunjukkan dengan adanya perbaikan manajemen rumah sakit, diantaranya dalam pengelolaan sumber daya manusia, sumber daya material, serta keuangan rumah sakit. Dalam kegiatan manajemen, perencanaan adalah hal yang tidak dapat dipisahkan. Perencanaan penting dalam kegiatan manajemen, melalui perencanaan dapat didefinisikan tujuan, strategi, dan arahan yang dibutuhkan dalam melaksanakan kegiatan manajemen.

Pihak manajemen rumah sakit seringkali mengalami kesulitan dalam melakukan perencanaan. Kunjungan pasien yang bersifat fluktuatif dan tidak dapat diperkirakan jumlah pastinya, menyebabkan perencanaan yang telah dibuat menjadi tidak efisien. Hal ini perlu diantisipasi dengan melakukan perkiraan atau peramalan jumlah kunjungan pasien. Meskipun pada kenyataannya, memang tidak ada peramalan yang memiliki tingkat kebenaran mencapai 100%. Tetapi tingkat kesalahan / eror dalam peramalan dapat diminimalkan, dengan mencari metode yang dapat menghasilkan peramalan dengan nilai akurasi tinggi. Setelah mengetahui perkiraan jumlah kunjungan pasien, rumah sakit dapat melakukan perencanaan yang lebih efektif dan efisien.

Departemen rawat jalan pada Rumah Sakit Onkologi Surabaya (RSOS) telah melakukan perkiraan jumlah pasien poli bedah untuk waktu yang akan datang, dengan melakukan proyeksi dari jumlah kunjungan pasien pada periode sebelumnya menggunakan Microsoft Excel. Dalam metode ini nilai alpha pada kurva jumlah kunjungan pasien terdahulu digunakan sebagai parameter variasi untuk jumlah kunjungan pasien yang diperkirakan. Metode ini dirasa belum menghasilkan perkiraan yang cukup akurat. Sehingga diperlukan metode lain yang lebih tepat untuk menyelesaikan permasalahan tersebut.

Seiring dengan perkembangan teknologi, semakin banyak bermunculan metode-metode yang dapat digunakan untuk melakukan perkiraan jumlah kunjungan pasien. Sebelumnya juga telah dilakukan penelitian untuk memperkirakan jumlah kunjungan pasien pada poli bedah RSOS dengan metode *fuzzy time series* [1].

Fuzzy neural network dalam penelitian ini merupakan kombinasi antara *fuzzy time series* yang memiliki nilai akurasi paling baik dari penelitian sebelumnya [2],[1] dan *multi layer perceptron neural network* [3]. Pada metode gabungan ini data jumlah kunjungan pasien poli bedah yang sebelumnya telah dimodelkan dengan fungsi *fuzzy* akan digunakan sebagai input pada model peramalan *multi layer perceptron neural network*. Pemilihan metode ini diharapkan dapat dapat memberikan hasil metode peramalan yang lebih efisien serta mempunyai akurasi lebih baik lagi. Agar dapat membantu RSOS dalam membuat perencanaan yang lebih efektif dan efisien.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Rumah Sakit Onkologi Surabaya

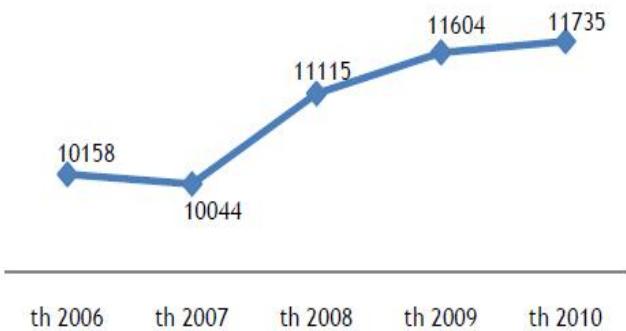
Rumah Sakit Onkologi Surabaya (RSOS) merupakan rumah sakit yang khusus menangani penyakit kanker terutama kanker payudara. Selain payudara, Rumah Sakit ini juga memberikan pelayanan pada kasus *thyroid*, *general oncology*, *gynecologic oncology*, dan *chemoterapy center*. RSOS memiliki komitmen Kendali Mutu dan Kendali Biaya. Kendali Mutu dilakukan dengan adanya kerja tim yang solid dan terukur. Sementara Kendali Biaya diwujudkan dengan sistem paket yang sesuai dengan diagnosa penyakit. Dengan demikian prinsip-prinsip efisiensi akan berjalan, dan pasien terhindar dari tindakan, pemeriksaan atau pemakaian obat-obatan yang berlebihan.

Ketepatan diagnosa, tindakan akurat, pemilihan teknologi

yang tepat dan pendekatan yang humanistik adalah hal yang penting dalam penanganan kanker. Akan tetapi, biaya tetap menjadi perhatian utama tim medik RSOS. Adanya transparansi dianggap dapat membuat mekanisme kontrol berjalan optimal. Hal ini menjadikan RSOS dikenal sebagai Rumah Sakit Onkologi dengan pelayanan onkologi sesuai dengan standar akademik dengan pembiayaan yang rasional.

RSOS memiliki departemen keperawatan yang membawahi unit rawat jalan, unit rawat inap, dan unit bedah. Departemen ini disebut juga *revenue center* karena menghasilkan pendapatan untuk rumah sakit. Pendapatan terbesar pada departemen ini didapatkan dari unit rawat jalan yang membawahi poli bedah, poli ginekologi, serta poli hematologi onkologi. Pelayanan pada poli bedah menjadi proses bisnis utama RSOS, karena selain menjadi inti pelayanan rumah sakit, poli bedah merupakan sumber pendapatan terbesar.

Hampir setiap tahun, jumlah kunjungan pasien poli bedah RSOS cenderung mengalami peningkatan. Peningkatan sejak tahun 2006 hingga tahun 2010 dapat dilihat pada Gambar 1. Dengan adanya trend peningkatan ini, mengetahui perkiraan jumlah kunjungan pasien poli bedah menjadi hal yang sangat penting. Perkiraan jumlah kunjungan pasien poli bedah pada unit rawat jalan dengan tingkat akurasi yang tinggi dapat membantu RSOS dalam membuat perencanaan strategis yang lebih efektif dan efisien. Sehingga RSOS dapat menyesuaikan jumlah perawat dan sumber daya lain dengan perkiraan jumlah kunjungan pasien. Sedangkan untuk unit rawat inap, perkiraan jumlah kunjungan pasien tidak terlalu penting untuk dilakukan karena pihak rumah sakit dapat menyesuaikan jadwal operasi pasien dengan jumlah kamar yang tersedia, sehingga tidak menimbulkan antrian ataupun kurangnya jumlah kamar pada unit rawat inap.



Gambar. 1. Jumlah kunjungan pasien poli bedah RSOS

B. Peramalan

Peramalan adalah proses untuk memperkirakan situasi di masa yang akan datang dengan harapan dapat mendekati data aktual. Peramalan dilakukan dengan mempelajari data historis untuk menemukan hubungan dan kecenderungan pola yang sistematis. Hubungan maupun pola yang telah diidentifikasi inilah yang kemudian diproyeksikan untuk mendapatkan peramalan.

Peramalan menjadi hal yang penting bagi organisasi untuk melakukan perencanaan. Karena dengan dilakukannya peramalan, perencanaan yang dibuat akan menjadi lebih efektif dan efisien. Peramalan merupakan bagian penting dari aktivitas pembuatan keputusan pada manajemen [4].

Menurut [5] teknik peramalan dibagi menjadi dua kategori, yaitu metode kuantitatif dan metode kualitatif. Metode kuantitatif dibagi menjadi dua kelas yaitu time series serta explanatory. Peramalan kuantitatif dapat diaplikasikan jika telah memenuhi dua kondisi berikut :

- tersedia informasi numerik tentang masa lalu,
- masuk akal untuk berasumsi bahwa beberapa aspek pola pada masa lalu akan terus berlanjut pada masa yang akan datang.

C. Fuzzy Neural Network

Fuzzy neural network telah banyak diaplikasikan pada beberapa penelitian untuk melakukan estimasi harga saham, kurs mata uang, beban listrik, dan hal lainnya. Pada penelitian tugas akhir ini *fuzzy neural network* yang diimplementasikan adalah *fuzzy time series* [2],[3] dengan pendekatan *multi layer perceptron neural network* [1]. Langkah-langkah dalam pengimplementasian metode ini dijabarkan sebagai berikut :

Langkah 1 : Mendefinisikan semesta pembicaraan dan membaginya ke dalam beberapa bagian dengan panjang interval yang sama.

Langkah 2 : Mendapatkan statistik distribusi dari data historikal dalam tiap interval. Kemudian membagi interval membaginya menjadi beberapa sub-interval dengan panjang yang sama sesuai urutan distribusi data.

Langkah 3 : Mendefinisikan tiap himpunan *fuzzy* A_i berdasarkan pada interval yang telah terbentuk pada langkah 2 dan fuzzify data historikal dimana himpunan *fuzzy* A_i menunjukkan sebuah nilai linguistik dari data historikal yang direpresentasikan oleh sebuah himpunan *fuzzy*, dan jangkauan i adalah sebanyak jumlah interval yang telah dibentuk. Nilai keanggotaan dari himpunan *fuzzy* A_i ditentukan agar bernilai 0, 0.5, atau 1. Kemudian fuzzify data historikal berdasarkan nilai linguistik A_i .

Langkah 4 : Menentukan relasi logika fuzzy berdasarkan pada data historikal yang telah di-fuzzify : $A_j \rightarrow A_q$, dimana relasi logika fuzzy " $A_j \rightarrow A_q$ " menunjukkan "apabila data yang telah di-fuzzify pada waktu $n-1$ adalah A_j , maka data yang telah di-fuzzify pada waktu n adalah A_q ".

Langkah 5 : Membentuk *multi layer perceptron neural network* dan melakukan pembelajaran berulang hingga iterasi maksimal yang ditetapkan.

Langkah 6 : Melakukan peramalan dengan *multi layer perceptron neural network* yang telah dibentuk untuk memperkirakan relasi logika *fuzzy* pada periode selanjutnya.

Langkah 7 : Membagi tiap interval yang berasal dari langkah 2 menjadi empat subinterval dengan panjang yang sama, dimana 0.25-point dan 0.75-point dari tiap interval digunakan sebagai titik peramalan keatas dan kebawah dari peramalan. Selanjutnya defuzzifikasi dengan menggunakan aturan-aturan untuk menetapkan apakah kecenderungan peramalan meningkat atau menurun dan untuk meramalkan hasilnya. Asumsikan bahwa relasi logika *fuzzy* adalah $A_i \rightarrow A_j$, dimana A_i menunjukkan data yang telah di-fuzzify pada waktu ke $n-1$ dan A_j menunjukkan data yang telah di-fuzzify pada waktu ke n , maka :

- Jika $j > i$ dan selisih perbedaan data antara waktu ke $n-1$ dan $n-2$ serta antara waktu $n-2$ dan $n-3$ positif, maka

kecenderungan peramalan meningkat, dan menggunakan Aturan 2 untuk meramalkan data.

- Jika $j > i$ dan selisih perbedaan data antara waktu ke $n-1$ dan $n-2$ serta antara waktu $n-2$ dan $n-3$ negatif, maka kecenderungan peramalan menurun, dan menggunakan Aturan 3 untuk meramalkan data.
- Jika $j < i$ dan selisih perbedaan data antara waktu ke $n-1$ dan $n-2$ serta antara waktu $n-2$ dan $n-3$ positif, maka kecenderungan peramalan meningkat, dan menggunakan Aturan 2 untuk meramalkan data.
- Jika $j < i$ dan selisih perbedaan data antara waktu ke $n-1$ dan $n-2$ serta antara waktu $n-2$ dan $n-3$ negatif, maka kecenderungan peramalan menurun, dan menggunakan Aturan 3 untuk meramalkan data.
- Jika $j = i$ dan selisih perbedaan data antara waktu ke $n-1$ dan $n-2$ serta antara waktu $n-2$ dan $n-3$ positif, maka kecenderungan peramalan meningkat, dan menggunakan Aturan 2 untuk meramalkan data.
- Jika $j = i$ dan selisih perbedaan data antara waktu ke $n-1$ dan $n-2$ serta antara waktu $n-2$ dan $n-3$ negatif, maka kecenderungan peramalan menurun, dan menggunakan Aturan 3 untuk meramalkan data.

Aturan 1, 2, dan 3 berisi ketentuan sebagai berikut :

Aturan 1 : Ketika meramalkan pada waktu ke- n , dimana n adalah waktu ketiga terawal, maka tidak ada data sebelum waktu ke $n-2$. Maka kita tidak dapat menghitung selisih dari data antara waktu ke $n-1$ dan $n-2$ serta antara waktu $n-2$ dan $n-3$. Oleh sebab itu, jika $(\text{selisih data antara waktu ke } n-1 \text{ dan } n-2)/2 > \text{setengah dari panjang interval yang berhubungan dengan data } A_j \text{ dengan nilai keanggotaan sama dengan } 1$, maka kecenderungan peramalan pada interval tersebut meningkat, dan peramalan data jatuh pada 0.75-point pada interval tersebut; jika $(\text{selisih data antara waktu ke } n-1 \text{ dan } n-2)/2 = \text{setengah dari panjang interval yang berhubungan dengan data } A_j \text{ dengan nilai keanggotaan sama dengan } 1$, maka peramalan data jatuh pada nilai tengah interval tersebut; jika $(\text{selisih data antara waktu ke } n-1 \text{ dan } n-2)/2 < \text{setengah dari panjang interval yang berhubungan dengan data } A_j \text{ dengan nilai keanggotaan sama dengan } 1$, maka kecenderungan peramalan pada interval tersebut menurun, dan peramalan data jatuh pada 0.25-point pada interval tersebut.

Aturan 2 : Jika $(\text{selisih data antara waktu ke } n-1 \text{ dan } n-2 \text{ serta antara waktu ke } n-2 \text{ dan } n-3) \times 2 + \text{data pada waktu } n-1$ atau $(\text{data pada waktu } n-1 - \text{selisih data antara waktu ke } n-1 \text{ dan } n-2 \text{ serta antara waktu ke } n-2 \text{ dan } n-3) \times 2$ jatuh pada interval yang berhubungan dengan data A_j dengan nilai keanggotaan sama dengan 1, maka kecenderungan peramalan pada interval tersebut meningkat, dan peramalan data jatuh pada 0.75-point pada interval yang berhubungan dengan data A_j dengan nilai keanggotaan sama dengan 1; jika $(\text{selisih data antara waktu ke } n-1 \text{ dan } n-2 \text{ serta antara waktu ke } n-2 \text{ dan } n-3) / 2 + \text{data pada waktu } n-1$ atau $(\text{data pada waktu } n-1 - \text{selisih data antara waktu ke } n-1 \text{ dan } n-2 \text{ serta antara waktu ke } n-2 \text{ dan } n-3) / 2$ jatuh pada interval yang berhubungan dengan data A_j dengan nilai keanggotaan sama dengan 1, maka kecenderungan peramalan pada interval tersebut menurun, dan peramalan data jatuh pada 0.25-point pada interval yang berhubungan dengan data A_j dengan nilai keanggotaan sama dengan 1; jika kasus

tidak sesuai dengan kedua kondisi tersebut, maka peramalan data menjadi nilai tengah dari interval yang berhubungan dengan data A_j dengan nilai keanggotaan sama dengan 1.

Aturan 3 : Jika $(\text{selisih data antara waktu ke } n-1 \text{ dan } n-2 \text{ serta antara waktu ke } n-2 \text{ dan } n-3) / 2 + \text{data pada waktu } n-1$ atau $(\text{data pada waktu } n-1 - \text{selisih data antara waktu ke } n-1 \text{ dan } n-2 \text{ serta antara waktu ke } n-2 \text{ dan } n-3) / 2$ jatuh pada interval yang berhubungan dengan data A_j dengan nilai keanggotaan sama dengan 1, maka kecenderungan peramalan pada interval tersebut menurun, dan peramalan data jatuh pada 0.25-point pada interval yang berhubungan dengan data A_j dengan nilai keanggotaan sama dengan 1; jika $(\text{selisih data antara waktu ke } n-1 \text{ dan } n-2 \text{ serta antara waktu ke } n-2 \text{ dan } n-3) \times 2 + \text{data pada waktu } n-1$ atau $(\text{data pada waktu } n-1 - \text{selisih data antara waktu ke } n-1 \text{ dan } n-2 \text{ serta antara waktu ke } n-2 \text{ dan } n-3) \times 2$ jatuh pada interval yang berhubungan dengan data A_j dengan nilai keanggotaan sama dengan 1, maka kecenderungan peramalan pada interval tersebut meningkat, dan peramalan data jatuh pada 0.75-point pada interval yang berhubungan dengan data A_j dengan nilai keanggotaan sama dengan 1; jika kasus tidak sesuai dengan kedua kondisi tersebut, maka peramalan data menjadi nilai tengah dari interval yang berhubungan dengan data A_j dengan nilai keanggotaan sama dengan 1.

Langkah 8 : Mengevaluasi kinerja dari model peramalan. Langkah ini merupakan langkah terakhir yang harus dilakukan. Evaluasi kinerja dilakukan dengan menghitung nilai MAPE.

D. Evaluasi Hasil Peramalan

Untuk mengevaluasi hasil dari peramalan pada penelitian ini digunakan MAPE. MAPE merupakan nilai error dari prosentase selisih data asli dengan hasil peramalan. Rumus perhitungan MAPE adalah sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100 |$$

dimana : n = jumlah sampel
 y_t = data asli
 \hat{y}_t = hasil peramalan

MAPE mengukur error mutlak sebagai persentase bukan dari tiap periodenya melainkan dari rata-rata error mutlak pada sejumlah periode data aktual. Hal tersebut dapat menghindari permasalahan dalam interpretasi pengukuran akurasi relatif terhadap besarnya nilai aktual dan nilai prediksi. Nilai yang dihasilkan melalui evaluasi ini, menunjukkan kemampuan peramalan seperti yang ditunjukkan dalam kriteria MAPE [6] pada Tabel 1. Dimana nilai MAPE di bawah 20% sudah dapat dikatakan baik, dan nilai MAPE kurang dari 10% dinyatakan sangat baik.

Tabel 1.
Kriteria MAPE

MAPE	Pengertian
<10%	Sangat Baik
10% - 20%	Baik
20% - 50%	Cukup
>50%	Buruk

III. IMPLEMENTASI PERAMALAN FUZZY NEURAL NETWORK

A. Skenario Uji Coba

Pada uji coba model peramalan *Fuzzy Neural Network* dilakukan uji coba dengan skenario perubahan parameter umum dan parameter khusus. Parameter umum adalah perubahan panjang interval, sedangkan parameter khusus berupa perubahan nilai pembagi interval. Nilai parameter yang digunakan pada uji coba dipaparkan pada Tabel 2.

Tabel 2
Skenario Parameter Uji Coba

Parameter Umum	Parameter Khusus
	Pembagi Interval
Panjang interval sebesar 100	4
	3
Panjang interval sebesar 50	4
	3
Panjang interval sebesar 25	4
	3

B. Uji Coba FNN dengan Pembagi Interval 4

Dari implementasi dan uji coba model peramalan *fuzzy neural network* kemudian dilakukan evaluasi kinerja dengan menghitung nilai MAPE. Nilai MAPE dari hasil uji coba peramalan dengan *fuzzy neural network* dengan pembagi interval bernilai 4 disajikan dalam Tabel 3.

Tabel 3

Nilai MAPE dari Uji Coba FNN dengan Pembagi Interval Bernilai 4

Periode	Interval 100		Interval 50		Interval 25	
	Error	MAPE (%)	Error	MAPE (%)	Error	MAPE (%)
Okt-09	25	2,500	6	0,600	3	0,300
Nov-09	4	1,453	4	0,503	-3	0,302
Des-09	5	1,134	-6	0,533	-3	0,300
Jan-10	59	2,450	59	2,000	59	1,825
Feb-10	50	3,026	50	2,666	56	2,654
Mar-10	-112	4,219	-112	3,918	-106	3,818
Apr-10	114	5,467	114	5,209	117	5,172
Mei-10	1	4,796	-10	4,681	-13	4,685
Jun-10	74	5,127	58	4,839	54	4,796
Jul-10	-92	5,451	-97	5,237	-91	5,143
Agu-10	30	5,230	14	4,889	16	4,822
Sep-10	275	7,849	269	7,470	266	7,376
Okt-10	110	8,170	107	7,795	107	7,708
Nov-10	-127	8,374	-130	8,044	-129	7,957
Des-10	-274	9,222	-268	8,883	-261	8,766

Berdasarkan nilai MAPE pada Tabel 3 diketahui bahwa nilai akurasi terbaik dihasilkan dari uji coba dengan panjang interval 25. Selain itu ditemukan bahwa semakin kecil panjang interval, hasil peramalan yang didapatkan semakin baik.

C. Uji Coba FNN dengan Pembagi Interval 3

Uji coba selanjutnya yang dilakukan adalah uji coba model peramalan *fuzzy neural network* dengan skenario pembagi interval 3, dan panjang interval sama seperti pada uji coba sebelumnya.

Hasil yang disajikan pada Tabel 4 menunjukkan bahwa nilai akurasi terbaik untuk peramalan *fuzzy neural network* dengan pembagi interval 3 didapatkan dari uji coba dengan panjang

interval 25.

Tabel 4

Nilai MAPE dari Uji Coba FNN dengan Pembagi Interval Bernilai 3

Periode	Interval 100		Interval 50		Interval 25	
	Error	MAPE (%)	Error	MAPE (%)	Error	MAPE (%)
Okt-09	38	3,800	8	0,800	4	0,400
Nov-09	-1	1,951	-9	0,857	4	0,403
Des-09	13	1,729	-4	0,703	1	0,302
Jan-10	53	2,734	41	1,639	59	1,826
Feb-10	45	3,146	25	1,844	50	2,527
Mar-10	-125	4,516	-137	3,613	-112	3,803
Apr-10	112	5,689	108	4,850	114	5,110
Mei-10	9	5,089	-8	4,342	-12	4,619
Jun-10	87	5,540	61	4,572	55	4,748
Jul-10	-87	5,777	-96	4,988	-98	5,164
Agu-10	43	5,644	17	4,690	20	4,878
Sep-10	288	8,374	262	7,210	265	7,416
Okt-10	123	8,764	110	7,580	106	7,736
Nov-10	-114	8,845	-123	7,801	-129	7,984
Des-10	-261	9,661	-270	8,667	-261	8,791

IV. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan, beberapa kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan hasil implementasi *fuzzy neural network* antara lain adalah :

- Kelebihan dari model peramalan *fuzzy neural network* adalah dapat menghasilkan peramalan yang tidak jauh berbeda dari data aslinya, sementara kekurangan model ini terletak pada kemampuannya yang hanya terbatas untuk melakukan peramalan sesuai jumlah periode data masukannya saja.
- Model peramalan *fuzzy neural network* dapat menghasilkan peramalan dengan akurasi yang sangat baik dengan nilai MAPE sebesar 8,667 %. Akurasi paling baik dihasilkan saat peramalan menggunakan panjang interval 50 dan pembagi interval 3.
- Untuk implementasi *fuzzy neural network* dengan pembagi interval 4 ditemukan bahwa semakin kecil panjang interval, hasil peramalan yang didapatkan semakin baik. Sementara untuk implementasi *fuzzy neural network* dengan pembagi interval 3 ketentuan tersebut tidak berlaku.
- Pada peramalan *fuzzy neural network*, jumlah neuron pada lapisan tersembunyi tidak memiliki pengaruh yang cukup kuat terhadap hasil peramalan. Ini dikarenakan pada proses defuzzifikasi relasi logika *fuzzy* yang dihasilkan oleh neural network hanya digunakan untuk membandingkan relasi yaitu nilai dari letak dua periode data pada interval. Apakah data n lebih besar dari data n+1 atau sebaliknya, dan tidak memperhatikan besar nilai relasinya.
- Proses defuzzifikasi pada peramalan *fuzzy neural network* perlu disesuaikan kembali agar dapat menghasilkan peramalan yang tidak hanya terbatas pada jumlah data masukannya.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Chang , P. C., Wang, Y. W., & Liu, C. H, "The development of a weighted evolving fuzzy neural. Expert Systems with Applications," (2007) 86–96.

- [2] Chen, S. M., & Hsu, C. C., "A New Method to Forecast Enrollments," *International Journal of Applied Science and Engineering* (2004) 234-244.
- [3] Hyndman, R. J., *Forecasting overview*, (2009).
- [4] Makridakis, S. G., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J., "Forecasting (Methods and Application)," Hoboken: John Willey & Sons, Inc. (1998).
- [5] Memmedli, M., & Ozdemir, O., An Empirical Study of Fuzzy Approach with Artificial Neural Network Models. *International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences*, (2012) 114-121.
- [6] Setiyoutami, A., *Prediksi Kunjungan Pasien Poli Bedah di Rumah Sakit Onkologi Surabaya Menggunakan Fuzzy Time Series*. Surabaya: Tugas Akhir Jurusan Sistem Informasi FTIf ITS Surabaya (2012).