IMPLEMENTASI ANFIS UNTUK PENDIAGNOSAAN AWAL PADA PENYAKIT PARU DI UNIT PENDAFTARAN RSP DR. M. GOENAWAN PARTOWIDIGDO CISARUA BOGOR

Muhammad Faisal Hadi Putra[1], Nelly Indriani W., S.Si, M.T.[2]

Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Komputer Indonesia
Jl. Dipati Ukur No. 112-116 Bandung
E-mail : mfaisal.hadip@gmail.com[1], indiwidi@gmail.com[2]

ABSTRAK

Diagnosa awal adalah proses yang berguna bagi dokter khususnya dokter spesialis paru sebagai bahan informasi untuk memberikan tindakan lebih lanjut, yang disertai dengan pemeriksaan penunjang lainnya seperti laboratorium, radiologi dan mantoux. Berdasarkan hasil wawancara dan observasi, terlihat permasalahan yang muncul yaitu tidak adanya proses diagnosa awal pada pasien serta pencatatan diagnosa tersebut saat pendaftaran dilakukan, padahal diagnosa awal tersebut diperlukan oleh dokter sebagai bahan informasi untuk pemeriksaan ataupun tindakan yang lebih lanjut. Untuk mengatasi masalah tersebut, akan dilakukan pembangunan sistem pendiagnosaan awal pada penyakit paru di Unit pendaftaran RSP Dr. M. Goenawan Partowidigdo Cisarua Bogor menggunakan metode ANFIS.

Dalam melakukan proses analisis, terdapat dua variabel yang menentukan hasil dari pendiagnosaan awal pada penyakit paru ini, yaitu variabel gejala dan variabel merokok. Variabel gejala terdiri dari 13 gejala yaitu, badan lemah, batuk berdarah, demam, batuk berdahak, nyeri dada, sakit tenggorokan, sesak napas, batuk kering, mual, nafsu makan kurang, hidung mampat, sakit kepala, dan nyeri perut. Sedangkan pada variabel merokok terdapat 3 kategori yaitu tidak merokok, jarang merokok, dan sering merokok.

Berdasarkan hasil pengujian kasus 1 dan kasus 2 menggunakan metode *confusion matrix*, maka diperoleh kesimpulan bahwa metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* dapat menghasilkan hasil diagnosa awal dengan akurasi terbesar yaitu 93,33%.
Kata kunci : diagnosa awal, dokter, ANFIS, gejala, penyakit paru, merokok

1. PENDAHULUAN

Diagnosa awal pada penyakit adalah suatu langkah pemeriksaan yang didapatkan atau ditegakkan saat awal pasien masuk. Langkah ini berguna bagi dokter sebagai bahan informasi untuk memberikan tindakan lebih lanjut, yang disertai dengan pemeriksaan penunjang lainnya seperti laboratorium, radiologi dan mantoux.

Berdasarkan hasil wawancara di bagian rekam medis dan juga observasi di unit pendaftaran RSP dr. M. Goenawan Partowidigdo Cisarua Bogor, terlihat permasalahan yang muncul yaitu tidak adanya proses diagnosa awal pasien serta pencatatan diagnosa tersebut saat pendaftaran dilakukan, padahal diagnosa awal tersebut diperlukan oleh dokter khususnya dokter paru sebagai bahan informasi untuk pemeriksaan ataupun tindakan yang lebih lanjut. Dengan masalah tersebut, maka dokter pun kurang mendapat informasi untuk pemeriksaan lebih lanjut.

Dengan kemajuan ilmu pengetahuan dalam bidang kecerdasan buatan, masalah proses diagnosa awal diatas dapat dibuat sehingga dapat memberikan hasil yang akurat sesuai dengan batasan dan syarat yang sudah ditentukan. Salah satu metode untuk masalah ini adalah metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). Metode ANFIS merupakan metode yang menggunakan jaringan syaraf tiruan untuk mengimplementasikan sistem inferensi fuzzy [1]. Metode ANFIS memiliki semua kelebihan yang dimiliki oleh sistem inferensi fuzzy dan sistem jaringan syaraf tiruan.

Untuk mengatasi masalah tersebut, akan dilakukan pembangunan sistem pendiagnosaan awal pada penyakit paru di Unit pendaftaran RSP dr. M. Goenawan Partowidigdo Cisarua Bogor dengan menggunakan metode ANFIS (Artificial Neuro Fuzzy Inference System).

2. LANDASAN TEORI

2.1 Kecerdasan Buatan

Kecerdasan buatan (artificial intelligence) merupakan salah satu bagian dari ilmu komputer yang mempelajari bagaimana membuat mesin (komputer) yang dapat melakukan pekerjaan seperti dan sebaik yang dilakukan oleh manusia bahkan bisa lebih baik daripada yang dilakukan oleh manusia [2].

Menurut John McCarthy pada tahun 1956, kecerdasan buatan adalah untuk mengetahui dan memodelkan proses – proses berpikir manusia dan mendesain mesin agar dapat menirukan perilaku

manusia. Cerdas, berarti memiliki pengetahuan ditambah pengalaman, penalaran, dan moral yang baik. Manusia cerdas dalam menyelesaikan permasalahan karena manusia mempunyai pengetahuan dan pengalaman. Pengetahuan diperoleh dari belajar sehingga semakin banyak bekal pengetahuan yang dimiliki, tentu akan lebih mampu menyelesaikan permasalahan. Tentunya, dengan adanya pengetahuan saja itu belum cukup karena manusia diberi akal untuk melakukan penalaran serta mengambil keputusan / kesimpulan berdasarkan pengetahuan dan pengalaman yang dimiliki.

Demikian juga agar mesin bisa cerdas, maka harus diberi bekal pengetahuan, sehingga mempunyai kemampuan untuk menalar. Untuk membuat aplikasi kecerdasan buatan, terdapat 2 bagian utama yang penting, yaitu :

a. Basis pengetahuan (Knowledge Base), bersifat fakta – fakta, teori, pemikiran dan hubungan antar satu dengan yang lainnya.
b. Motor inferensi (Inference Engine), kemampuan menarik kesimpulan berdasarkan pengetahuan dan pengalaman.

Penerapan konsep kecerdasan buatan pada komputer adalah sebagai berikut :



Gambar 2.1 Konsep Kecerdasan Buatan

2.2 Neuro Fuzzy Inference System

Neuro fuzzy inference system merupakan sekumpulan aturan dan suatu metode inferensi yang dikombinasikan dalam suatu struktur terhubung kemudian dilakukan pelatihan dan adaptasi (Kasabov, 2002). Salah satu model yang merupakan bentuk jaringan adaptif yang berfungsi seperti halnya sistem inferensi fuzzy adalah Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) (Jang, 1997), dan Dynamic Evolving Neuro Fuzzy Inference System (DENFIS) (Song, 2003)(Kasabov, 2002) [3].

Pada kebanyakan sistem neuro-fuzzy¬, digunakan algoritma pembelajaran backpropagation untuk membangkitkan aturan – aturan fuzzy dengan fungsi keanggotaan menggunakan model Gauss yang diberikan secara terpisah. Hal ini mengakibatkan, jika jumlah variabel input ditambah, maka bertambah pula parameter – parameter yang harus dibangkitkan. Mizumoto (1997) memperkenalkan algoritma pembelajaran pada neuro-fuzzy tanpa harus mengubah bentuk aturan dari fuzzy. Metode ini sangat efisien terutama jika digunakan untuk identifikasi fungsi – fungsi non-linier [4].

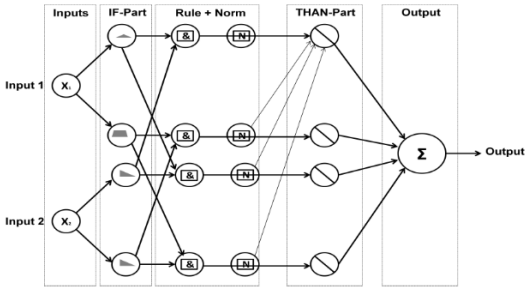
Sulzberger (1993), mengembangkan metode untuk mengoptimasi aturan – aturan fuzzy dengan menggunakan jaringan syaraf. Pada riset ini juga dikembangkan suatu model jaringan syaraf baru yang mengakomodasi adanya translasi aturan fuzzy dan fungsi keanggotaan ke dalam bentuk jaringan. Mengembangkan neuro¬-fuzzy melalui pembelajaran secara ¬self-organization pada data – data yang dilatih untuk mendapatkan jumlah aturan fuzzy yang optimal dan untuk membangkitkan pusat fungsi keanggotaan (Osowski, 2005) [4].

2.3 Metode ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System)

ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System atau Adaptive-based Fuzzy Inference System) adalah arsitektur yang secara fungsional sama dengan fuzzy rule base model Sugeno. Arsitektur ANFIS juga sama dengan jaringan syaraf dengan fungsi radial dengan sedikit batasan tertentu. Bisa dikatakan bahwa ANFIS adalah suatu metode yang mana dalam melakukan penyetelan aturan digunakan algoritma pembelajaran terhadap sekumpulan data. Pada ANFIS juga memungkinkan aturan – aturan untuk beradaptasi [1].

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) merupakan suatu teknik optimasi yang menggabungkan konsep neural network dengan fuzzy logic. Neural network mengenal pola – pola dan menyesuaikan pola terhadap perubahan lingkungan. Sedangkan fuzzy logic menggabungkan pengetahuan manusia dan mencari kesimpulan untuk membuat suatu keputusan [5]. Untuk sistem yang berbasis aturan linguistik, teknik jaringan syaraf tiruan akan memberikan kemampuan pembelajaran dan adaptasi untuk mengekstrasi parameter – parameter (premis dan konsekuen) aturan fuzzy dari sekumpulan data numerik. Secara khusus, jaringan neuro-fuzzy menghilangkan kekurangan dalam desain sistem fuzzy konfensional di mana perancang harus menalar dengan trial-error fungsi keanggotaan dari himpunan fuzzy yang didefinisikan pada masukan dan keluaran dari semesta pembicaraan. ANFIS adalah sistem inferensi dari fuzzy yang diimplementasikan dalam jaringan adaptif. Pada ANFIS, parameter adalah fungsi keanggotaan premis dan konsekuensi. Pembelajaran ANFIS adalah pengubahan parameter fungsi keanggotaan masukan dan keluaran [6].

2.2 Arsitektur ANFIS



Gambar 2.2 Arsitektur ANFIS

Jaringan ANFIS terdiri dari lapisan – lapisan sebagai berikut [4]:

1. Tiap – tiap neuron i pada lapisan pertama adaptif terhadap parameter suatu fungsi aktivasi. Output dari tiap neuron berupa derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan input, yaitu : $_{\alpha A1}(x1)$, $_{\alpha B1}(x2)$, $_{\alpha A2}(x1)$ atau $_{\alpha B2}(x2)$. Sebagai contoh, misalkan fungsi keanggotaan diberikan sebagai berikut :

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}} \quad \textbf{... 2.1}$$

dimana {a, b, c} adalah parameter – parameter, biasanya b = 1. Jika nilai parameter – parameter ini berubah, maka bentuk kurva yang terjadi pun akan ikut berubah. Parameter – parameter pada lapisan itu biasanya dikenal dengan nama *premise parameters*.

2. Tiap – tiap neuron pada lapisan ke dua berupa neuron tetap yang outputnya adalah hasil dari masukan. Biasanya digunakan operator AND. Tiap – tiap node merepresentasikan α predikat dari aturan ke-i. Semua simpul pada lapisan ini adalah nonadaptif (parameter tetap). Fungsi simpul ini adalah mengalikan setiap sinyal masukan yang dating. Fungsi simpul adalah sebagai berikut :

$$O_{2.i} = w_i = \mu_{A_i}(x).\mu_{B_i}(y), untuk\ i = 1,2 \quad \textbf{... 2.2}$$

3. Tiap – tiap neuron pada lapisan ke tiga berupa node tetap yang merupakan hasil penghitungan rasio dari α predikat (w), dari aturan ke-i terhadap jumlah dari keseluruhan α predikat.

$$\overline{w}_i = \frac{wi}{w1+\cdots+wn}, \textbf{ dengan i = 1,2.} \quad \textbf{... 2.3}$$

4. Tiap – tiap neuron pada lapisan ke empat merupakan node adaptif terhadap suatu output.

$$\overline{w}_i yi = \overline{w}_i(c_{i1}X_1 + C_{i2}x_2 + c_{i0}); \quad \textbf{... 2.4}$$

dengan i = 1,2

dengan $\overline{w}_i$ adalah normalised firing strength pada lapisan ke tiga dan {ci1, ci2, ci0} adalah parameter – parameter pada neuron tersebut. Parameter – parameter pada lapisan tersebut disebut dengan nama *consequent parameters*, dengan persamaan sebagai berikut :

$$\Theta = \text{inv}(A^T A)A^T.y \quad \textbf{... 2.5}$$

Dengan y adalah nilai keluaran atau target output yang telah ditentukan sebelumnya. Dalam mencari parameter konsekuen, dicari matriks A terlebih dahulu yang didapat berdasarkan hasil normalisasi dari lapisan 3, dengan persamaan sebagai berikut :

$$A = \begin{bmatrix} G1_I(\overline{W}_i) & \ldots & Sering_I(\overline{W}_i & \ldots & \overline{W}_i \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ G1_{10}(\overline{W}_i) & \ldots & Sering_{10}(\overline{W}_i & \ldots & \overline{W}_i \end{bmatrix} \quad \textbf{... 2.6}$$

5. Tiap – tiap neuron pada lapisan ke lima adalah node tetap yang merupakan hasil jumlah dari semua masukan.

$$\sum_i \overline{w}_i yi = \frac{\sum_i w_i f_i}{w_i} \quad \textbf{... 2.7}$$

2.3 Penyakit Paru – paru

Paru – paru adalah organ tubuh manusia yang terdapat di dalam dada. Paru - paru mempunyai fungsi memasukkan oksigen dan mengeluarkan karbondioksida . Setelah membebaskan oksigen, sel – sel darah merah akan menangkap karbondioksida sebagai hasil metabolisme tubuh yang akan dibawa ke paru – paru. Di paru – paru, karbondioksida dan uap air dilepaskan dan dikeluarkan dari paru – paru melalui hidung. Paru – paru terletak di dalam rongga dada (thoracic cavity), dilindungi oleh struktur tulang selangka dan diliputi dua dinding yang dikenal sebagai pleura. Kedua lapisan ini dipisahkan oleh lapisan udara yang dikenal sebagai rongga pleural yang berisi cairan pleural.

Pada tabel 2.1, terdapat kelainan – kelainan atau penyakit yang dapat mengganggu fungsi dari paru – paru serta gejala umumnya.

Tabel 2.1 Penyakit Paru - paru dan Gejala Umumnya

No.	Keterangan	
	Nama Penyakit	**Gejala**
1.	TB Paru	Badan lemah, batuk berdarah, demam, batuk berdahak, nyeri pada dada.
2.	Pharyngitis	Batuk, sakit tenggorokan, kebiasaan merokok, demam.
3.	Pneumonia	Demam, sesak napas, nyeri pada dada, batuk berdahak atau batuk kering, mual.
4.	Effusi Pleura	Nyeri pada dada, sesak napas, batuk, demam.
5.	Flek Paru	Batuk, demam, sesak napas, nyeri pada dada, nafsu makan kurang.
6.	Asma	Batuk, hidung mampat, sakit tenggorokan, sesak napas.
7.	Bronchitis	batuk dahak, sesak napas, demam, nyeri pada dada, riwayat penyakit lain, sakit kepala.
8.	Tumor Paru	Sesak napas, batuk, nyeri pada dada, nafsu makan kurang, riwayat penyakit lain, sakit pada tenggorokan.
9.	PPOK	Sesak napas, nyeri pada dada, batuk, nafsu makan kurang, sakit kepala, nyeri pada perut, riwayat penyakit lain.
10.	Pneumothorax	Batuk kering, nyeri pada dada, sesak napas, riwayat penyakit lain.

3. ANALISIS

3.1 Analisis Metode

Analisis algoritma yang dilakukan dalam penelitian ini adalah meneliti bagaimana cara kerja algoritma ANFIS dalam sistem pendiagnosaan awal pada penyakit paru. Algoritma ANFIS ini memiliki 2 variabel yaitu variabel gejala dan variabel kebiasaan merokok. Berikut adalah sampel data yang akan dikaji pada system yang akan dibangun.

Lapisan Pertama

Pada lapisan pertama terjadi proses fuzifikasi. Proses ini adalah untuk memetakan inputan data kedalam himpunan fuzzy. Dalam proses ini akan dilakukan perhitungan fungsi keanggotaan fuzzy untuk mentransformasi masukan himpunan klasik ke derajat tertentu. Fungsi Keanggotaan yang digunakan adalah jenis Generalized-Bell. Perhitungan pada lapisan ini menggunakan persamaan (2.1).

1. Gejala

Variabel gejala merupakan gejala yang dialami oleh tiap pasien. Terdiri dari badan lemah, batuk berdarah, demam, batuk berdahak, nyeri dada, sakit tenggorokan, sesak napas, batuk kering, mual, nafsu makan kurang, hidung mampat, sakit kepala dan nyeri perut. Fungsi keanggotaannya adalah sebagai berikut :

Tabel 3.1 Output Lapisan Pertama Badan Lemah (Gejala)

No	G1			DK
	<2minggu	2minggu – 1bulan	>1bulan	
1	0.75384615	0.85663717	0.83160083	0.85663717
2	0.70758123	0.82876712	0.81591025	0.82876712
3	0.70758123	0.82876712	0.81591025	0.82876712
4	0.70758123	0.82876712	0.81591025	0.82876712
5	0.70758123	0.82876712	0.81591025	0.82876712
6	0.70758123	0.82876712	0.81591025	0.82876712
7	0.70758123	0.82876712	0.81591025	0.82876712
8	0.70758123	0.82876712	0.81591025	0.82876712
9	0.70758123	0.82876712	0.81591025	0.82876712
10	0.70758123	0.82876712	0.81591025	0.82876712

Tabel 3.2 Output Lapisan Pertama (Kebiasaan Merokok)

No	Tidak	Jarang	Sering
1	0.9245283	0.06758621	0.00723461
2	0.98	0.06758621	0.00723461
3	0.98	0.06758621	0.00723461
4	0.98	0.06758621	0.00723461
5	0.9245283	0.06298201	0.00706255
6	0.9245283	0.06758621	0.00723461
7	0.98	0.06758621	0.00723461
8	0.98	0.06758621	0.00723461
9	0.98	0.06758621	0.00723461
10	0.98	0.06758621	0.00723461

Dalam tabel 3.2, terdapat hasil fungsi keanggotaan fuzzy dari kebiasaan merokok (tidak), kebiasaan merokok (jarang) dan kebiasaan merokok (sering), sedangkan pada tabel 3.1 adalah hasil fungsi keanggotaan fuzzy dari gejala (badan lemah), gejala (batuk berdarah), gejala (demam), gejala (batuk berdahak), gejala (nyeri dada), gejala (sakit tenggorokan), gejala (sesak napas), gejala (batuk kering), gejala (mual), gejala (nafsu makan kurang), gejala (hidung mampat), gejala (sakit kepala), gejala (nyeri perut. Hasil fungsi keanggotaan fuzzy ini, akan digunakan untuk mencari nilai Wi.

Lapisan Kedua

Output dari lapisan 2 adalah hasil perkalian dari semua sinyal yang masuk. Masing-masing keluaran simpul menyatakan derajat pengaktifan dari aturan fuzzy. Perhitungan output lapisan 2 menggunakan persamaan (2.2).

Pada lapisan ini, nilai Wi akan dihitung dari tiap derajat keanggotaan dari gejala.

Tabel 3.3 Output Lapisan Kedua

No	W_1	W_2	W_3
1	6.9154E-06	1.06227E-05	3.53108E-05
2	6.88045E-06	1.094E-05	3.67232E-05
3	7.80961E-06	1.1887E-05	3.81492E-05
4	7.33032E-06	1.15003E-05	3.74294E-05
5	6.70238E-06	1.0245E-05	3.27405E-05
6	6.9154E-06	1.06878E-05	3.53108E-05
7	6.88045E-06	1.10093E-05	3.67232E-05
8	7.80961E-06	1.18845E-05	3.81492E-05
9	8.32024E-06	1.22322E-05	3.88828E-05
10	6.45818E-06	1.05521E-05	3.60303E-05

Lapisan Ketiga

Tiap – tiap neuron pada lapisan ketiga berupa node tetap yang merupakan hasil perhitungan rasio dari α predikat (w), dari aturan ke-i terhadap jumlah dari keseluruhan α predikat. Penghitungan pada lapisan 3, menggunakan persamaan (2.3). Hasil ini dikenal dengan nama normalised firing strength.

$$\overline{W_1} = \frac{W_1}{W_1+\cdots W_3} = \frac{6.9154E-06}{5.28489E-05} = 0.949421811$$

$$\overline{W_2} = \frac{W_2}{W_1+\cdots W_3} = \frac{0.00000000029}{5.28489E-05} = 0.003763633$$

$$\overline{W_3} = \frac{W_3}{W_1+\cdots W_3} = \frac{0.00000000031}{5.28489E-05} = 0.004067667$$

Normalisasi dilakukan pada semua data masukan yaitu 10 data, hasilnya dapat dilihat pada tabel berikut ini :

Tabel 3.4 Output Lapisan Ketiga

No	$\overline{W_1}$	$\overline{W_2}$	$\overline{W_3}$
1	0.1308523	0.201002	0.6681456
2	0.1261458	0.2005735	0.6732808
3	0.1350074	0.205495	0.6594977
4	0.1302937	0.2044133	0.6652931
5	0.1348897	0.2061875	0.6589228
6	0.1306915	0.2019839	0.6673246
7	0.1259856	0.2015883	0.6724261

8	0.1350133	0.2054599	0.6595267
9	0.1399883	0.2058071	0.6542046
10	0.1217592	0.1989442	0.6792965

Lapisan Keempat

Nilai derajat pengaktifan firing strength dari lapisan 3 akan digunakan sebagai nilai masukan untuk menentukan parameter konsekuen Ɵ (teta) dengan menggunakan Least Square Estimate (LSE), berikut langkah penentuan parameter konsekuen:

a. Hasil normalisasi dari lapisan 3 akan dibentuk dalam sebuah matriks A. Jumlah baris pada matriks A sebanyak 10 dengan menggunakan persamaan (2.6).
b. Dari matriks tersebut akan dicari nilai parameter konsekuen ai, bi, ci, di, ei, fi, gi, hi, ii, ji, ki, li, mi, ni, oi, pi, ri menggunakan LSE dengan menggunakan persamaan (2.5).

Tabel 3.5 Parameter Konsekuen

Ɵ					
-0.836380309	**a1**	-0.068228152	**a2**	-0.95254025	**a3**
-0.836380309	**b1**	0.549783241	**b2**	2.923686764	**b3**
-0.560285622	**c1**	0.757419308	**c2**	0.83848892	**c3**
-2.130629515	**d1**	-1.666279726	**f2**	2.431617029	**d3**
-0.500052158	**e1**	-0.65553669	**e2**	2.431617029	**e3**
0.057304255	**f1**	0.557013011	**f2**	3.201380672	**f3**
0.040277036	**g1**	-0.076396596	**g2**	-0.255536283	**g3**
-1.466287132	**h1**	0.396635783	**h2**	-0.710187922	**h3**
-0.68365217	**i1**	0.396635783	**i2**	-0.710187922	**i3**
0.102724026	**j1**	0.638795334	**j2**	0.166705953	**j3**
-0.296051116	**k1**	-1.920488106	**k2**	-0.022024723	**k3**
0.001991228	**l1**	-1.920488106	**l2**	-0.317619033	**l3**
0.001991228	**m1**	0.394307341	**m2**	-0.317619033	**m3**
0.166705953	**n1**	-7.344173252	**n2**	0.638795334	**n3**
-0.902044055	**o1**	1.847282215	**o2**	0.814513832	**o3**
-0.902044055	**p1**	3.151036675	**p2**	1.304868069	**p3**
-0.356253683	**q1**	4.606259242	**q2**	1.304868069	**q3**
-2.748443879	**r1**	-3.434761465	**r2**	3.201380672	**r3**

Selanjutnya nilai $a_i…a_n$, $b_i…b_n$, $c_i…c_n$, $d_i…d_n$, $e_i…e_n$, $f_i…f_n$, $g_i…g_n$, $h_i…h_n$, $i_i…i_n$, $j_i…j_n$, $k_i…k_n$, $l_i…l_n$, $m_i…m_n$, $n_i…n_n$, $o_i…o_n$, $p_i…p_n$, $q_i…q_n$, $r_i…r_n$ digunakan untuk perhitungan pada lapisan ke 4. Proses penghitungan pada lapisan ini, menggunakan persamaan (2.4). Hasil dari perhitungan tersebut adalah sebagai berikut :

Tabel 3.6 Output Lapisan Keempat

Data Ke-	$\overline{W_1}f_1$	$\overline{W_2}f_2$	$\overline{W_3}f_3$
1	-2.469390318	-3.793226	-12.60896
2	0.505958041	0.8044802	2.7004619
3	3.052213565	4.6457799	14.909761
4	-2.309166882	-3.622772	-11.79085
5	-0.343869517	-0.525627	-1.679769
6	3.142047448	4.8560376	16.043621
7	-2.048085063	-3.27712	-10.93129
8	0.42668841	0.6493239	2.0843306
9	3.081271358	4.5300039	14.399646
10	-1.830269204	-2.990504	-10.2111

Lapisan Kelima

Setelah didapatkan hasil dari lapisan 4, langkah selanjutnya adalah defuzzifikasi dengan melakukan penjumlahan. Proses penghitungan pada lapisan ini, menggunakan persamaan (2.7). Berikut hasil dari hasil defuzzifikasi dari 10 data yang dimasukan :

Tabel 3.7 Output Lapisan Kelima

$\sum \bar{w}_i f_i$
-18.87157998
4.010900135
22.60775417
-17.72278541
-2.549264529
24.04170592
-16.25649827
3.160342876
22.01092105
-15.03187027

Hasil dari lapisan kelima ini merupakan hasil keluaran dalam melakukan analisis menggunakan metode ANFIS pada satu kali iterasi.

RMSE (Root Mean Squared Error)

RMSE merupakan metode alternative untuk mengevaluasi teknik peramalan. RMSE adalah rata-rata kuadrat dari perbedaan nilai estimasi dengan nilai observasi suatu variabel. Jika nilai RMSE semakin kecil maka estimasi model atau variabel tersebut

semakin valid. Berikut perhitungan RMSE pada tahap pertama dari 10 data yang dimasukan.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - (\sum \overline{w_i} f_i)\right)^2}{n}} \quad \text{... 3.1}$$

$$= \sqrt{\frac{(1-(-18.87157998))^2+\cdots+(10-(-15.03187027))^2}{10}} = 17.314$$

52

dengan :
Y = nilai keluaran aktual
$\overline{w_i} f_i$ = nilai keluaran peramalan
N = jumlah data (10)

4. IMPLEMENTASI & PENGUJIAN

4.1 Implementasi Perangkat Keras

Tabel 4.1 Implementasi Perangkat Keras

Processor	Intel Pentium IV 2.7 GHz
VGA	On-Board
Memory	1GB DDR3
Input	*Keyboard* & *Mouse*
Monitor	*Monitor* 17" dengan resolusi 1366 x 768

4.2 Implementasi Perangkat Lunak

Perangkat lunak (software) yang digunakan dalam sistem adalah sebagai berikut :

Tabel 4.2 Implementasi Perangkat Lunak

Sistem Operasi	Windows 7
Bahasa Pemrograman	C#
Web Server	XAMPP versi 3.2.1

4.3 Implementasi Antarmuka

Berikut adalah implementasi antarmuka dalam implementasi ANFIS untuk Pendiagnosaan Awal Pada Penyakit Paru di Unit Pendaftaran RSP Dr. M. Goenawan Partowidigdo Cisarua Bogor.

Antarmuka Login

Digunakan sebagai akses masuk ke dalam implementasi ANFIS untuk diagnosa awal pada penyakit paru.



Gambar 4.1 Antarmuka Login

Antarmuka Halaman Utama

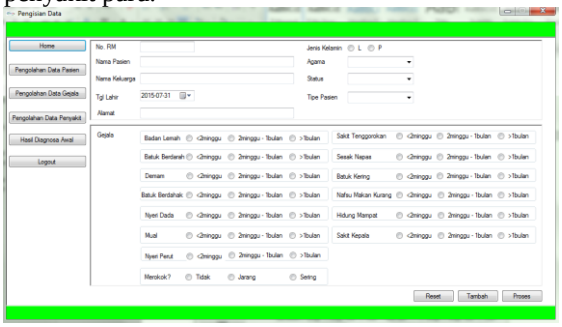
Digunakan sebagai tampilan utama antarmuka dari implementasi ANFIS untuk diagnosa awal pada penyakit paru.



Gambar 4.2 Antarmuka Halaman Utama

Antarmuka Pengisian Data

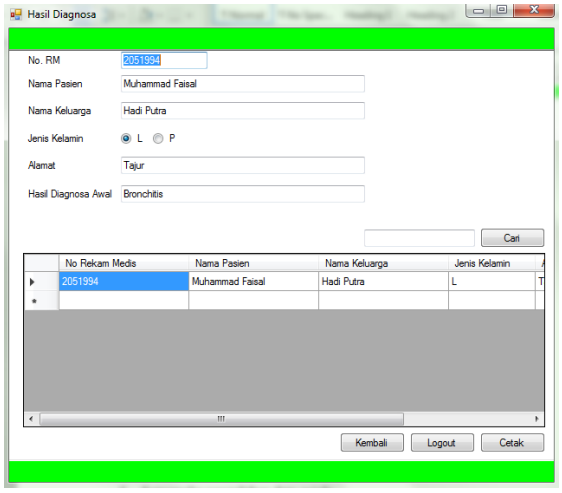
Digunakan untuk melakukan pengisian data yang nantinya akan menghasilkan diagnosa awal pada penyakit paru.



Gambar 4.3 Antarmuka Pengisian Data

Antarmuka Hasil Diagnosa Awal

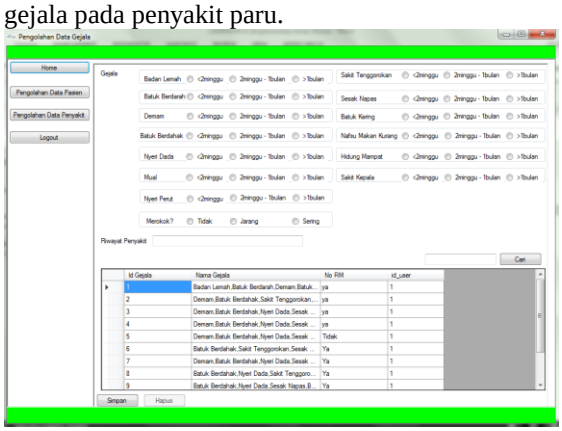
Digunakan untuk melihat dan mencetak hasil diagnosa awal pada penyakit paru yang dialami oleh pasien.



Gambar 4.4 Antarmuka Hasil Diagnosa Awal

Antarmuka Pengolahan Data Gejala

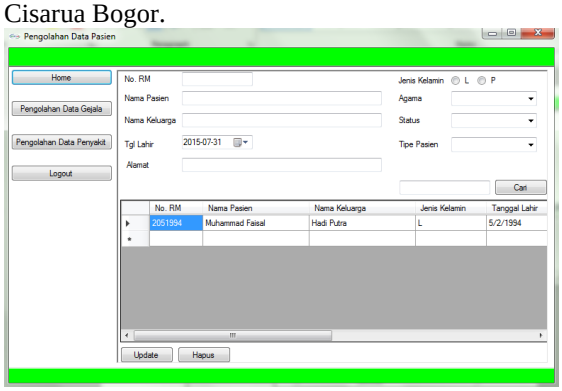
Digunakan untuk melakukan pengolahan data gejala pada penyakit paru.



Gambar 4.5 Antarmuka Pengolahan Data Gejala

Antarmuka Pengolahan Data Pasien

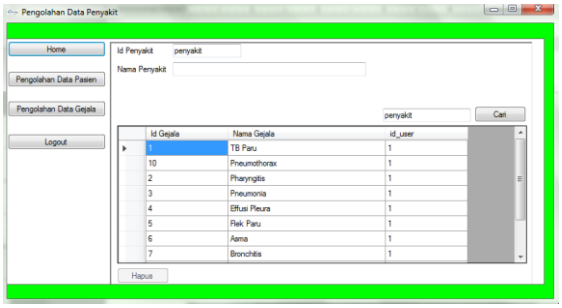
Digunakan untuk melakukan pengolahan data pasien paru di RSP Dr. M. Goenawan Partowidigdo Cisarua Bogor.



Gambar 4.6 Antarmuka Pengolahan Data Pasien

Antarmuka Pengolahan Data Penyakit

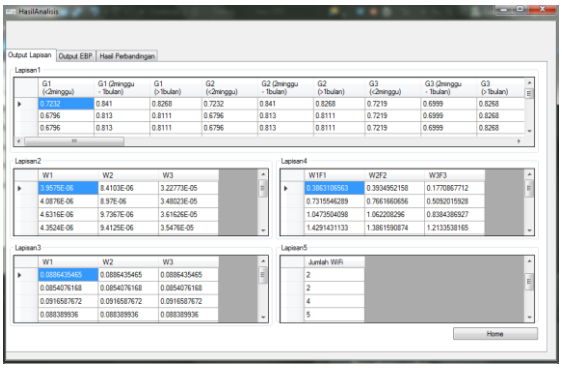
Digunakan untuk melakukan pengolahan data penyakit paru.



Gambar 4.7 Antarmuka Pengolahan Data Penyakit

Antarmuka Hasil Analisis (Output Lapisan)

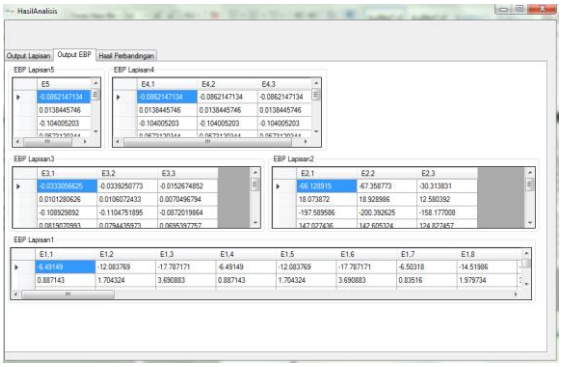
Digunakan untuk melihat hasil output lapisan dari analisis metode ANFIS.



Gambar 4.8 Antarmuka Hasil Analisis (Output Lapisan)

Antarmuka Hasil Analisis (Output EBP)

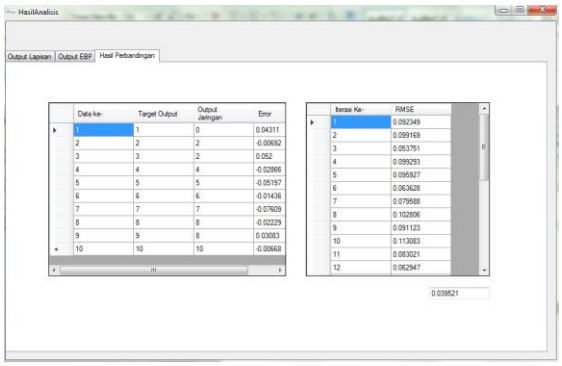
Digunakan untuk melihat hasil output EBP dari analisis metode ANFIS.



Gambar 4.9 Antarmuka Hasil Analisis (Output EBP)

Antarmuka Hasil Analisis (Hasil Perbandingan)

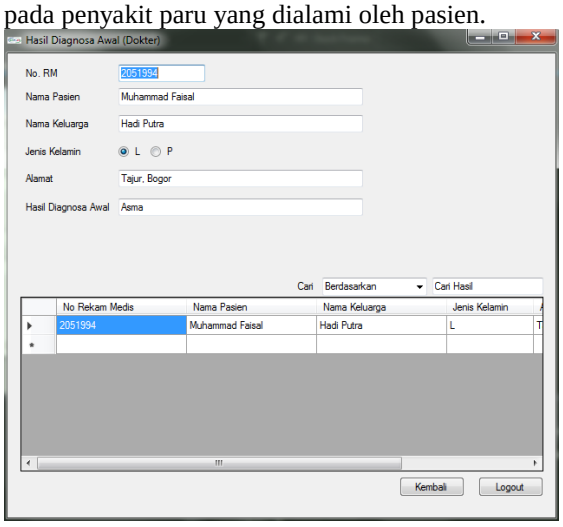
Digunakan untuk melihat hasil perbandingan dari analisis metode ANFIS.



Gambar 4.10 Antarmuka Hasil Analisis (Hasil Perbandingan)

Antarmuka Hasil Diagnosa Awal (Dokter)

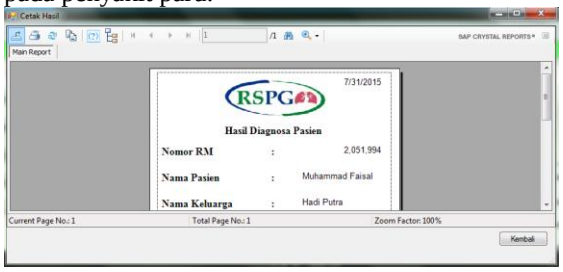
Digunakan untuk melihat hasil diagnosa awal pada penyakit paru yang dialami oleh pasien.



Gambar 4.11 Antarmuka Hasil Diagnosa Awal (Dokter)

Antarmuka Halaman Cetak Hasil

Digunakan untuk mencetak hasil diagnosa awal pada penyakit paru.



Gambar 4.12 Antarmuka Halaman Cetak Hasil

4.4 Pengujian Sistem

Pengujian sistem merupakan hal terpenting yang bertujuan untuk menemukan kesalahan – kesalahan atau kekurangan – kekurangan pada perangkat lunak yang diuji. Pengujian bermaksud untuk mengetahui perangkat lunak yang telah dibangun atau dibuat sudah memenuhi kriteria yang sesuai dengan tujuan perancangan perangkat lunak tersebut.

Rencana dan Skenario Pengujian

Dalam pengujian ini, digunakan metode *black box* yang berfokus pada persyaratan fungsional dari perangkat lunak. Skenario pengujian yang akan dilakukan adalah sebagai berikut :

Tabel 4.3 Skenario pengujian

No.	Kelas Uji	Poin Pengujian	Jenis Pengujian
1.	Login	Verifikasi data *login* menggunakan *username* dan *password*	*Black Box*
2.	Pengisian Data	Menambah data gejala yang diderita pasien	*Black Box*
3.	Pengolahan Data	Menambah data pasien	*Black Box*
		Mengubah data pasien	
		Menghapus data pasien	
		Mencari data pasien	
		Menambah data penyakit	
		Mencari data penyakit	
4.	Hasil Analisis ANFIS	Me-*load* data masukan	*Black Box*
		Menghitung lapisan 1 sampai dengan lapisan 5	
		Menghitung EBP Lapisan 5 sampai dengan EBP lapisan 1	
		Menghitung error pada perhitungan	
5.	Hasil Diagnosa Awal	Mencari data pasien yang sudah dilakukan diagnosa awal	*Black Box*
		Mencetak hasil diagnosa awal	

4.5 Pengujian Kasus

Pengujian kasus merupakan pengujian yang dilakukan secara langsung terhadap data analisis yang ada pada Implementasi ANFIS untuk Pendiagnosaan Awal Pada Penyakit Paru di Rumah Sakit Paru Dr. M. Goenawan partowidigdo Cisarua Bogor. Pengujian ini dimaksudkan untuk mengetahui hasil keluaran dari pendiagnosaan awal pada penyakit paru. Pengujian ini akan memperlihatkan hasil perhitungan pada proses pembelajaran dari data analisis atau data gejala yang berkaitan dengan diagnosa awal pada 10 penyakit paru yang diuji serta akurasi dari perhitungan pada proses pembelajaran, yang akan memperlihatkan apakah metode ANFIS ini dapat melakukan pendiagnosaan awal pada penyakit paru dengan baik dengan menggunakan Confusion Matrix.

Skenario pengujian Kasus 1

Pada pengujian 1, akan dilakukan dengan menggunakan 15 data uji dengan menggunakan parameter yaitu max epoh = 100 serta nilai toleransi error yaitu 0.005, 0.004, 0,003, 0.002, 0,001. Berikut adalah gambaran pada skenario pengujian kasus 1 :

Tabel 4.4 Skenario Pengujian Kasus 1

Skenario	**Toleransi *error***	***Max epoh***

1	0,005	100
2	0,004	100
3	0,003	100
4	0,002	100
5	0,001	100

Hasil Skenario Pengujian Kasus 1

Dari data hasil skenario pengujian kasus 1, didapatkan hasil secara keseluruhan yang dapat dilihat pada tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Skenario Pengujian Kasus 1

Skenario	*Max epoh*	Toleransi *error*	Akurasi
1	100	0,005	80%
2	100	0,004	80%
3	100	0,003	86.67%
4	100	0,002	80%
5	100	0,001	73.33%

Skenario Pengujian Kasus 2

Pada pengujian 2, akan dilakukan dengan menggunakan 15 data uji dengan menggunakan parameter yaitu max epoh = 100, 200, 300, 400, 500 serta nilai toleransi error yaitu 0,003. Berikut adalah gambaran pada skenario pengujian kasus 2 :

Tabel 4.6 Skenario Pengujian Kasus 2

Skenario	Toleransi *error*	*Max epoh*
1	0,003	100
2	0,003	200
3	0,003	300
4	0,003	400
5	0,003	500

Hasil Pengujian Kasus 2

Dari data hasil skenario pengujian kasus 2, didapatkan hasil secara keseluruhan yang dapat dilihat pada tabel 4.7.

Tabel 4.7 Hasil Skenario Pengujian Kasus 2

Skenario	*Max epoh*	Toleransi *error*	Akurasi
1	100	0,003	86.67%
2	200	0,003	80%
3	300	0,003	93.33%
4	400	0,003	93.33%
5	500	0,003	93.33%

Kesimpulan Pengujian Kasus

Berdasarkan hasil pengujian kasus 1 dan pengujian kasus 2, dapat ditarik kesimpulan bahwa max epoh dan penentuan nilai toleransi error cukup berpengaruh terhadap besarnya akurasi, dapat dilihat dari hasil pengujian kasus 1 bahwa toleransi error = 0,003 dan max epoh = 100 dapat menghasilkan akurasi sebesar 86,67% sedangkan pada pengujian kasus 2 dengan nilai toleransi error = 0,003 dan max epoh = 300, 400 dan 500 dapat menghasilkan akurasi sebesar 93,33%

Berdasarkan hasil pengujian kasus 1 dan kasus 2 menggunakan metode confusion matrix, maka diperoleh kesimpulan bahwa metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System dapat menghasilkan hasil diagnosa awal dengan akurasi terbesar yaitu 93,33%.

5. PENUTUP

Bagian ini merupakan penutup yang berisikan kesimpulan penelitian serta saran untuk penelitian kedepannya.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan dari hasil penelitian, analisis, perancangan sistem dan pembuatan program sampai ke tahap penyelesaian aplikasi, maka penulis dapat mengambil kesimpulan berdasarkan hasil pengujian kasus 1 dan kasus 2 menggunakan metode confusion matrix, maka diperoleh kesimpulan bahwa metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System dapat menghasilkan hasil diagnosa awal dengan akurasi terbesar yaitu 93,33% dengan rata – rata akurasi yang didapat dari pengujian kasus 1 dan pengujian kasus 2 yaitu 84,66%.

5.2 Saran

Untuk meningkatkan penelitian ke depannya mengenai implementasi ANFIS untuk pendiagnosaan awal pada penyakit paru di Unit Pendaftaran Rumah Sakit Paru Dr. M. Goenawan Partowidigdo Cisarua Bogor, penulis mengusulkan beberapa saran yang dapat dijadikan pertimbangan yaitu :

1. Model dari pendiagnosaan awal pada penyakit paru menggunakan metode ANFIS ini masih dapat dikembangkan lebih lanjut lagi dengan menambah gejala – gejala lain yang mempunyai kemungkinan untuk menghasilkan hasil diagnosa awal pada penyakit paru yang lebih spesifik.
2. Spesifikasi hardware untuk melakukan analisis pada sistem ini bisa dikatakan kurang, karena saat melakukan analisis hardware atau komputer mengalami hang.

DAFTAR PUSTAKA

[1] R. V. H. G. d. I. A. B. T. Kuncahyo, "Penerapan Metode Adaptive Neuro - Fuzzy Inference System Untuk Memprediksi Nilai Post Test Mahasiswa Pada Jurusan Teknik Informatika FTIF ITS," *Makalah Seminar Tugas Akhir Periode Januari 2012*, pp. 1-9, 2012.

[2] M. Dahria, "Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence)," *Jurnal SAINTIKOM*, vol. 5, no. 2, pp. 185-196, 2008.

[3] S. K. d. S. Hartati, Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2006.

[4] S. K. d. S. Hartati, Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf Tiruan Edisi 2, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2010.

[5] R. Maulana, "Prediksi Curah Hujan dan Debit Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) (Studi Kasus Citarum Hulu)," 2012.

[6] S. Defit, "Perkiraan Beban Listrik Janga Pendek Dengan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System," *Jurnal SAINTIKOM*, vol. 12, pp. 165 - 176, 2013.