# Perbandingan *Algoritma Backpropagation* dan *K-Nearest Neighbor (K-NN)* untuk Identifikasi Penyakit

Sri Redjeki
Program Studi Teknik Informatika
STMIK AKAKOM
Yogyakarta, Indonesia
dzeky@akakom.ac.id

Abstrak—Algoritma Backpropagation dan Neighbor merupakan metode yang digunakan untuk klasifikasi yang bersifat suppervised, dimana kedua metode ini membutuhkan target dari data pola yang akan di latih. Untuk memecahkan masalah klasifikasi, berbagai macam metode telah diterapkan. Dibidang soft computing, dikembangkan juga teknik-teknik klasifikasi. Sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan dalam waktu yang relatif lebih cepat dengan menggunakan algoritma klasifikasi yang tepat. Pada paper ini obyek penelitian yang digunakan adalah 10 jenis penyakit dengan gejalan awal demam. Terdapat 82 data pasien yang dibagi untuk data training sebanyak 72 pasien dan sisanya digunakan untuk data testing. Fokus penelitian ini adalah pada tingkat akurasi atau succes ratio yang dihasilkan oleh masingmasing metode. Dari hasil pengujian (testing) 10 data pasien diperoleh informasi bahwa hasil identifikasi terbaik untuk algoritma K-NN dengan menggunakan nilai K=3, K=7 dan K-9 dengan akurasi sebesar 100%, sedangkan untuk algoritma backpropagation diperoleh tingkat akurasi untuk identifikasi penyakit sebesar 90% dengan nilai learning rate 0,1 dan nilai toleransi error sebesar 0,001. Dari hasil pengamatan tersebut maka dapat disimpulkan bahwa algoritma K-NN memberikan hasil identifikasi penyakit yang lebih baik dibandingkan algoritma backpropagation.

Kata kunci—Akurasi; Backpropagation; Identifikasi; K-NN; penyakit; Supervised.

# I. PENDAHULUAN

Ketepatan hasil dari suatu identifikasi data dalam dunia kedokteran sangatlah berpengaruh terhadap keputusan yang akan diambil oleh seorang dokter untuk melakukan tindakan terhadap pasien atau dalam melakukan analisa data untuk mendapatkan informasi yang akurat mengenai penyakit yang ada khususnya apabila terdapat gejala yang sama pada penyakit tersebut. (Sudharmaji, 2011)

Salah satu gejala awal dari beberapa penyakit yang sering timbul dan dialami oleh masyarakat adalah demam. Sering masyarakat menganggap bahwa demam hanya merupakan indikasi dari sakit flu biasa padahal banyak beberapa penyakit yang cukup serius diawali dari gejala demam. (Sudharmaji, 2011). Dunia kedokteran membutuhkan tingkat akurasi yang tinggi untuk melakukan diagnosa penyakit yang diakibatkan oleh gejala utama demam karena apabila penanganan klinis

lambat terhadap penyakit tersebut maka dapat berakibat fatal. (Sudharmaji, 2011).

Untuk melakukan diagnosa yang baik diperlukan sebuah metode pendekatan untuk melakukan identifikasi data berdasarkan gejala-gejala yang dialami oleh pasien sehingga dapat ditemukan diagnosa yang tepat. Ilmu kecerdasan buatan yang merupakan bagian dari data mining telah banyak digunakan dalam dunia kedokteran untuk membantu para medis didalam melakukan diagnosa penyakit. (Mahdi, 2011)

Data mining saat ini menjadi bagian yang sangat penting di bidang kedokteran untuk melakukan pengambilan keputusan, hal ini berkaitan dengan data riwayat pasien yang terekam dalam data rekam medik. (Mahdi, 2011). Data pasien yang sangat komplek membutuhkan pengolahan dan analisa yang akurat untuk melakukan tindakan medik. Terdapat beberapa algoritma yang dapat digunakan untuk membantu klasifikasi maupun identifikasi diagnosa penyakit pada ilmu kecerdasan buatan adalah Jaringan Saraf tiruan, Fuzzy dan K-Nearest Neighbor. (Nugroho, 2007). Jaringan saraf tiruan merupakan salah satu cabang dari ilmu kecerdasan buatan yang mempunyai berbagai macam algoritma untuk penyelesaian masalah klasifikasi jenis penyakit diantaranya algoritma backpropagation. (Dhaneswara, 2004).

Dari uraian diatas maka paper ini akan membandingkan kemampuan hasil identifikasi antara algoritma *Backpropagation* dengan algoritma K-NN. Parameter yang digunakan untuk mengukur kemampuan identifikasi suatu penyakit adalah akurasi dari data pengujian sistem.

# II. TINJAUAN TEORI

### A. Algoritma Backpropagation

*I-1* 

Algoritma backpropagation merupakan salah satu algoritma *supervised* pada *neural network* yang sering digunakan untuk melakukan pengenalan pola pada banyak bidang yang berkaitan dengan data yang tidak linier. (Karray, 2004). Backpropagation dapat melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa (tapi tidak sama) dengan pola yang dipakai selama pelathan. (J.J.Siang,2009)

Beberapa penelitian mengenai *neural network* khususnya algoritma *backpropagation* yang diacu pada paper ini antara lain penelitian oleh Sudarmaji Dan Syamsu Windarti untuk melakukan identifikasi penyakit dengan gejala awal demam. Penelitian lain untuk proses Identifikasi dan peringatan dini daerah rawan ISPA pada Balita (Studi Kasus Kabupaten Bantul). menggunakan konsep JST *backpropagation* (Redjeki, 2013). Pengenalan pola geometri wajah menggunakan jaringan saraf tiruan perambatan balik. (R.Rizal, 2008).

# B. Algoritma K-NN

K-Nearest Neighbor (K-NN) adalah suatu metode yang menggunakan algoritma *supervised* dimana hasil dari sampel uji yang baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas dari kategori pada K-NN. (Han, 2006). Metode k-nearest neighbor juga merupakan metode yang berdasarkan pada pendekatan probabilistik (Syafitri, 2008).

Metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) merupakan salah satu dari metode pengambilan keputusan klinik atau *Clinical Decision Support System* (CDSS). (Mahdi, 2011). Konsep dasar dari KNN adalah mencari jarak terdekat antara data yang akan dievaluasi dengan K tetangga terdekatnya dalam data penelitian.

Penelitian yang diacu mengenai K-NN antara lain oleh Ninki Hermaduanti Dan Sri Kusumadewi tahun 2008. K-NN pada penelitian tersebut digunakan untuk menentukan status gizi seseorang. Penelitian lain yang diacu yaitu perbandingan metode K-NN dan C-NN untuk klasifikasi kualitas batik tulis oleh Safitri, 2008. Tinjauan pustaka lain yang digunakan yaitu tutorial perhitungan K-NN oleh Teknomo.

Metode KNN ini memiliki algoritma yang tidak sulit. Algoritma metode ini adalah sebagai berikut (Han, 2006):

- a. Tentukan parameter K (jumlah tetangga terdekat).
- b. Hitung jarak antara data yang akan dievaluasi dengan semua data pelatihan.
- c. Urutkan jarak yang terbentuk (urut naik) dan tentukan jarak terdekat sampai urutan ke-K.
- d. Pasangkan kelas (c) yang berkesuaian.
- Carilah jumlah kelas dari tetangga yang terdekat tersebut, dan tetapkan kelas tersebut sebagai kelas data yang dievaluasi.

#### III. METODOLOGI PENELITIAN

Paper ini membandingkan kemampuan dua algoritma yang sama-sama mempunyai sifat *supervised* (terawasi). Data penelitian sebanyak 82 data dibagi menjadi 2 bagian yaitu data pelatihan sebanyak 72 data dan data untuk pengujian sebanyak 10 data. Dari 10 jenis penyakit yang menjadi obyek penelitian menggunakan gejala-gejala sebanyak 39 gejala untuk tiap penyakitnya.

Proses penginputan data untuk gejala yang ada pada sistem dilakukan klasifikasi nilai. Klasifikasi nilai bertujuan agar mempermudah user dalam memberikan informasi atau pengisian data historis penyakit. Klasifikasi input dilakukan dalam 4 tingkat yaitu: a) tinggi dengan nilai 0.9, b) Cukup dengan nilai 0.45, c) Sedang dengan nilai 0, d) Sedikit dengan nilai -0.45 dan e) Normal dengan nilai -0.9. Sedangkan input target berupa nilai yang berada pada rentang tertentu.

Rentang nilai yang ada akan mewakili penyakit yang menjadi obyek penelitian ini yaitu sebanyak 10 penyakit dengan rancangan konversi nilai target dan keluaran sistem terlihat pada tabel 1. Konversi nilai yang digunakan menggunakan pendekatan nilai keluaran pada algoritma backpropagation yaitu pada interval [-1, 1].

TABLE I. KONVERSI NILAI

	Tabel I noneclot tend								
No	Nama Penyakit	Rentang Nilai	Nilai Target						
		keluaran							
1	Influensa	-1 ≤ x < -0,8	-0,9						
2	Flu babi	-0,8 ≤ x < -0,6	-0,7						
3	Flu burung	-0,6 ≤ x < -0,4	-0,5						
4	Cacar air	-0,4 ≤ x < -0,2	-0,3						
5	Campak	-0,2 ≤ x < 0	-0,1						
6	Tipus	$0 < x \le 0,2$	0,1						
7	TB (tubercolosis)	$0,2 \le x \le 0,4$	0,3						
8	Demam Chikungunya	$0.4 < x \le 0.6$	0,5						
9	DBD	$0.6 < x \le 0.8$	0,7						
10	SARS	0,8 < x ≤ 1	0,9						

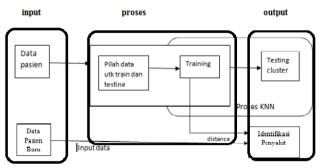
Target yang diinputkan pada setiap data pasien merupakan nilai tengah dari rentang nilai keluaran yang ada. Gejala penyakit dan kategori nilai input terlihat pada tabel 2.

TABLE II. GEJALA PENYAKIT DAN KATEGORI NILAI INPUT

1	Gejala Demam	kategori	Nillai				
		Tinget	0.90	21	Gejala Kehilanga	Kategori Tinggi	0.90
		Culcup	0.65		nativ	Culcup	0.45
					makan		-
		Sodiang	-0.45		l	Seding	-0.45
					I		
2	Nyeri etet	Normal	-0.90	22	Serenk	Normal	-0.90
	Ayen out	Tinggi	0.90		koplik	Tinggi	0.90
		Culcup	0.45		_	Culcup	0.65
		Sedang	0.00		I	Sedang	0.00
		Socialist	-0.45		l	Sedilet	-0.45
3	Lethargy	Normal	-0.90	22	Mata	Normal	-0.90
	22322	Tinggi	0.90		merah	Tinggt	0.90
		Culcup	0.65			Culcup	0.45
		Sedang	0.00		l	Sching	0.00
		Sodikit	-0.65		l	Sodikit	-0.65
4	Keluhan pest	Normal	-0.90	26	Tubuh	Normal	-0.90
٠	scionan pair	Tinggi	0.90	20	manggigti	Tinggi	0.90
		Culcup	0.65			Culcup	0.45
		Sedang	0.00			Seding	0.00
		Scalidt	-0.65		l	Sodikit	-0.45
		Normal	-0.90		_	Normal	-0.90
5	Batuk	Tinget	0.90	25	Denyut jantung	Tinggi	0.90
		Culcup	0.65		lemah	Culcup	0.45
		Schang	0.00			Sedang	0.00
		Scalidt	-0.65		l	Sodikit	-0.45
		Normal	-0.90			Normal	-0.90
6	Radang tenggorokan	Tingst	0.90	26	Saidt kegala	Tinggi	0.90
		Culcup	0.65			Culcup	0.65
		Sedang	0.00		l	Sedang	0.00
		Scalidt	-0.65		l	Sodikit	-0.65
		Normal	-0.90			Normal	-0.90
•	Somk rague	Tinggi	0.90	27	Konstigasi	Tinggt	0.90
		Culcup	0.65		l	Culcup	0.65
		Sedang	0.00		l	Sedang	0.00
		Scalidt	-0.65		l	Sodikit	-0.45
		Normal	-0.90			Normal	-0.90
2	Saidt gada	Tinggi	0.90	25	Vick	Tinggi	0.90
	tubuk	Culcup	0.65		morah muda	Culcup	0.45
		Sedang	0.00			Sching	0.00
		Scolidt	-0.65			Sodikit	-0.65
		Normal	-0.90			Normal	-0.90
9	Lemah lem	Tinggi	0.90	29	Pegal-	Tinggi	0.90
		Culcup	0.65		pogal	Culcup	0.65
		Sedang	0.00			Sching	0.00
		Sodikt	-0.65			Sodikit	-0.65
		Normal	-0.90			Normal	-0.90
10	Muntah	Tinggi	0.90	30	Ngtitu	Tinggi	0.90
		Culcup	0.65			Culcup	0.45
		Sedang	0.00			Sedang	0.00
		Sodikit	-0.65			Sodikit	-0.65
		Normal	-0.90			Normal	-0.90
11	Saidt gada	Tinggi	0.90	21	Saidt gud.	Tinggi	0.90
	kerongkonge	Culcum	0.45		tulang	Culcun	0.45

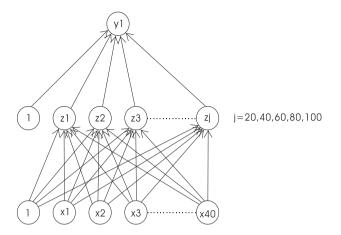
ı					1		0.00
1		Sedang	0.00		l	Sedang	0.00
1		Socialist	-0.45		l	Sociales	-0.45
12	Midung	Normal	-0.90	32	Serdahak	Normal	-0.90
	tersumbat	Tinget	0.90	**	across sax	Tinggi	0.90
1		Culcup	0.65		l	Cukup	0.45
1		Schang	0.00		l	Schang	0.00
1		Scalet	-0.45		l	Societ	-0.45
		Normal	-0.90			Normal	-0.90
13	Pilek	Tinget	0.90	33	Nyori dada	Tinget	0.90
		Culcup	0.45		l	Culcup	0.65
		Schang	0.00		l	Schang	0.00
		Scolida	-0.65		l	Scolidt	-0.45
		Normal	-0.90			Normal	-0.90
16	Cegat lelah	Tinget	0.90	24	Mata	Tinget	0.90
l		Culcup	0.65		memerah	Culcup	0.65
l		Sedang	0.00			Sedang	0.00
l		Spelidt	-0.65			Sodikit	-0.45
		Normal	-0.90			Normal	-0.90
15	Nyori sendi	Tinggi	0.90	35	Badan	Tinggi	0.90
		Culcup	0.65		lourus	Culcup	0.65
1		Scdang	0.00		l	Schang	0.00
1		Socialist	-0.65		l	Socialist	-0.45
		Normal	-0.90			Normal	-0.90
16	Pudng	Tinggi	0.90	36	Nyeri	Tinggi	0.90
		Culcup	0.65		belakang	Culcup	0.65
		Scdang	0.00		mata	Schang	0.00
		Scolida	-0.65			Schildt	-0.65
		Normal	-0.90			Normal	-0.90
17	Kemerahan	Tinggi	0.90	27	Musi	Tinggi	0.90
	pada kulit	Culcup	0.65			Culcup	0.65
	didi	Scdang	0.00		l	Schang	0.00
		Scolida	-0.65			Schildt	-0.65
		Normal	-0.90			Normal	-0.90
15	Keluhan	Tinggi	0.90	35	Diano	Tinggi	0.90
	ретарацая	Culcup	0.65			Culcup	0.65
		Sodang	0.00		l	Sedang	0.00
		Socialds	-0.45		l	Sodildt	-0.45
l		Normal	-0.90			Normal	-0.90
19	Radang pada	Tinggi	0.90	39	Nyori post		0.90
l	solugut mata	Culcup	0.45			Culcup	0.65
l		Sedang	0.00			Seding	0.00
l		Sedikit	-0.65			Sodict	-0.45
l		Normal	-0.90			Normal	-0.90
20	Ruse kulit		0.90	40	Kemeralan		0.90
		Tinget Culcup	0.45	-	pada kulit	Tinggi	0.45
l		Sedang	0.00		tangan	Sedang	0.00
l			-0.65				-0.65
l		Sedikit				Social	
		Normal	-0.90			Normal	-0.90

Rancangan untuk algoritma K-NN dapat dilihat pada blok diagram yang ada gambar 1. Pada gambar 1 terlihat bahwa terdapat 3 tahapan yang dilakukan pada sistem identifikasi ini yaitu tahapan input, proses dan output. Tahapan input merupakan bagian penting sehingga dibutuhkan data yang baik dan valid. Data yang digunakan pada sistem terdiri dari data input dan target untuk setiap data pasien. Data input berupa gejala penyakit dengan nilai interval yang ditentukan sedangkan target berupa penyakit. Data yang diinputkan merupakan data histori pasien yang telah terekam di rumah sakit.



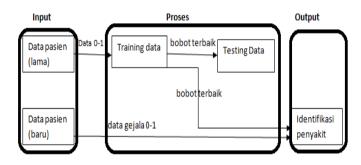
Gambar 1. Blok Diagram untuk K-NN

Rancangan untuk algoritma backpropagation terdapat jumlah neuron masukan sebanyak 40 buah dengan 1 output JST yang ditunjukkan dengan arsitektur JST algoritma backpropagation nampak pada gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Neural Network

Rancangan sistem untuk algoritma backpropagation dapat dilihat pada blok diagram pada gambar 3.



Gambar 3. Blok Diagram Neural Network

Perbedaan hasil training pada kedua algoritma diatas nampak pada blok diagram untuk masing-masing algoritma. Pada K-NN hasil training berupa jarak (distance) sedangkan hasil training pada backpropagation berupa bobot. Hasil dari training pada kedua algoritma diatas akan digunakan untuk melakukan pengujian dari data yang telah dipisahkan dari data training.

# IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari kedua algoritma diatas maka akan dipaparkan hasil perbandingan untuk melakukan identifikasi penyakit dengan gejala awal demam.

# A. Algoritma Backpropagation

Dalam melakukan identifikasi penyakit algoritma backpropagation akan menggunakan bobot-bobot yang ada dari hasil proses pelatihan untuk digunakan pada proses pengujian dalam mendapatkan keluaran sistem. Bobot dalam algoritma backpropagation sangat penting peranannya sehingga diperlukan proses pelatihan (training) yang baik. Beberapa faktor yang mempengaruhi proses pelatihan antara

lain laju pembelajaran, toleransi kesalahan, jumlah neuron tersembunyi, momentum dan nilai bobot awal. Sistem identifikasi penyakit pada penelitian ini menggunakan data pasien untuk 10 jenis penyakit antara lain DBD, demam chikungunya, TBC, Tipus, Campak, Cacar Air, Flu Burung, Flu Babi, Influensa, dan SARS. Dari hasil pengujian yang dilakukan menggunakan algoritma *backpropagation* dengan parameter nilai laju pembelajaran dan toleransi nilai kesalahan maka diperoleh akurasi hasil identifikasi penyakit seperti pada tabel 3.

TABLE III. HASIL AKURASI ALGORITMA BACKPROPAGATION

		0 110							
		Tingkat Kesalahan							
alpha		0.001	0.005	0.01	0.05	0.1			
	Iterasi	3526	1551	1236	67	6			
0.1	Akurasi	90	80	75	40	20			
	Iterasi	1658	1079	799	58	7			
0.2	Akurasi.	90	80	70	35	15			
	Iterasi	1276	772	599	98	6			
0.3	Akurasi.	90	80	70	35	15			
	Iterasi	818	630	409	175	6			
0.4	Akurasi.	90	80	75	30	15			
	Iterasi	946	371	314	160	6			
0.5	Akurasi	80	80	75	25	15			

Berdasarkan hasil pengujian pada tabel 3 dapat dilihat bahwa nilai laju pembelajaran dan toleransi kesalahan memiliki hubungan terbalik dengan hasil iterasi dan akurasi hasil keluaran yang terbaik 90%. Memang terdapat distorsi dalam beberapa kasus, misalnya pada nilai toleransi kesalahan 0.005 dan alpha 0.2 serta 0.3 bagian umum. Pada kasus tersebut iterasi nilai alpha 0.2 lebih kecil dibandingkan pada nilai alpha 0.3 tetapi nilai akurasinya tetap lebih besar dar pada alpha 0.3. Distorsi tersebut dapat terjadi karena pengaruh penentuan bobot awal pada proses pelatihan, namun demikian secara keseluruhan dapat disimpulkan bahwa semakin kecil nilai alpha maka jumlah iterasi dan akurasinya akan semakin meningkat.

### B. K-NN

Sistem identifikasi penyakit menggunakan *K-Nearest Neighbor* pada penelitian ini menggunakan data pasien untuk diagnosa 10 jenis penyakit. Data pasien yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 82 pasien. Proses pelatihan dilakukan dengan mencoba memberikan nilai K yang berbeda-beda dengan tujuan untuk mendapatkan hasil terbaik. Nilai K dimulai dari 2 sampai dengan 39, hasil pelatihan menghasilkan *distance* untuk setiap data pasien. Proses pelatihan menunjukkan bahwa nilai k terbaik pada nilai K=3, 7 dan 9. Tabel *distance* untuk tiap k dapat dilihat pada tabel 4. Tabel ini menunjukkan bahwa jarak terdekat untuk K=1 dan K=7 berada pada data ke 66 sampai data ke 72 sedangkan untuk K=9 data terdekat dari sebelumnya ditambahkan pada data ke 52 dan data ke 53. Dari hasil training tersebut selanjutnya akan

dilakukan pengujian untuk melihat akurasi dari masing-masing K yang digunakan yaitu nilai k=3, K=7 dan K=9.

Setelah proses training dilakukan maka selanjutnya akan dilakukan proses pengujian. Data pasien yang akan diuji ada jenis yaitu data sebanyak 10 data yang diambil secara acak dan data sebanyak 72 data training yang dijadikan obyek penelitian. Pengujian menggunakan hasil dari nilai K=3, K=7 dan K=9.

TABLE IV. NILAI DISTANCE HASIL TRAINING

+								-	
Data	Distance	K=3	K=7	K=9	Data	Distance	K=3	K=7	K=9
1	3,683409				37	3,6			
2	4,762352				38	3,181981			
3	3,999687				39	3,244996			
4	4,454773				40	3,737981			
5	4,148795				41	3,871046			
6	3,6				42	3,76497			
7	3,683409				43	3,818377			
8	3,818377				44	3,628016			
9	3,337289				45	4,148795			
10	5,832667				46	4,099695			
11	4,970412				47	3,543304			
12	4,269075				48	3,485685			
13	4,95				49	3,628016			
14	4,5				50	3,117691			
15	4,522444				51	3,244996			
16	4,611128				52	3,085045			-0.3
17	4,148795				53	2,810249			-0.3
18	3,871046				54	3,655817			
19	3,76497				55	3,306811			
20	3,76497				56	3,397425			
21	90,97571				57	3,367492			
22	3,628016				58	3,571764			
23	3,76497				59	3,571764			
24	3,923009				60	3,543304			
25	3,710795				61	3,244996			
26	3,571764				62	3,117691			
27	3,6				63	3,543304			
28	4,362912				64	3,181981			
29	3,628016				65	3,456516			
30	4,124318				66	1,006231	-0.7	-0.7	-0.7
31	3,655817				67	0	-0.7	-0.7	-0.7
32	4,074923				68	0,779423	-0.9	-0.9	-0.9
33	3,683409				69	1,558846		-0.9	-0.9
34	3,923009				70	1,742843		-0.9	-0.9
35	4,024922				71	1,558846		-0.9	-0.9
36	3,844802				72	1,492481		-0.9	-0.9

Untuk 10 data yang diambil secara random juga dilakukan pengujian dengan hasil terlihat pada tabel 5, pada tabel ini nampak bahwa akurasinya 100%.

TABLE V. HASIL PENGUJIAN DARI 10 DATA RANDOM

1				
No	T	K=3	<b>K</b> =7	K=9
1	+0.9	0,9	0,9	0,9
2	+0.7	0,7	0,7	0,7
3	+0.5	0,5	0,5	0,5
4	+0.3	0,3	0,3	0,3
5	+0.1	0,1	0,1	0,1
6	-0.1	-0,1	-0,1	-0,1
7	-0.3	-0,3	-0,3	-0,3
8	-0.5	-0,5	-0,5	-0,5
9	-0.7	-0,7	-0,7	-0,7
10	-0.9	-0,9	-0,9	-0,9

Semua data uji yang terlihat pada kolom T (target) dapat dikenali dengan baik oleh jumlah K=3. K=7 dan K=9.

#### V. KESIMPULAN DAN SARAN

#### A. KESIMPULAN

Dari hasil perbandingan dua algoritma yang bersifat supervised (terawasi) yaitu algoritma *backpropagation* dan *K-Nearest Neighbor* untuk identifikasi 10 jenis penyakit dengan gejala awal demam maka dapat disimpulkan beberapa hal yaitu:

- 1. Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) mempunyai akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma backpropagation dalam melakukan identifikasi penyakit.
- 2. Proses training yang terjadi pada algoritma K-NN lebih cepat dibandingkan algoritma backpropagation.
- 3. Variabel gejala pasien yang tidak mempunyai nilai (*missing value*) akan mempengaruhi hasil suatu training menjadi lebih baik
- Penentuan interval input sistem akan mempengaruhi hasil identifikasi

#### B. SARAN

Beberapa hal yang perlu dilakukan untuk perbaikan hasil penelitian, maka disarankan antara lain:

- 1. Data yang digunakan pada training perlu ditambah untuk memperkuat argumentasi kesimpulan di atas
- 2. Obyek penyakit perlu dikurangi sehingga diharapkan dapat lebih baik dan fokus hasil identifikasinya.
- 3. Perlu dilakukan penelitian untuk obyek yang lain sehingga kesimpulan lebih valid.
- 4. Metode yang dibandingkan perlu ditambah misalkan naive bayesian.

## DAFTAR PUSTAKA

[1] A.S.Nugroho, *K-Nearest neighbor*. (online). (http://asnugroho.wordpress.com/2007/01/26/k-nearest-neighbor-classifier/, diakses pada Mei 2011).

- [2] F.Karray, C. Silva, Soft Computing and Intelligent Systems Design: Theory, Tools Applications. nd &Negnevitsky, M, *Artificial Intelligence*: a guide to intelligent system, pearson Education, Inc, England, 2002
- [3] G. Dhaneswara, V.S. Moertini, Jaringan Saraf Tiruan Propagasi Balik untuk Klasifikasi Data, Jurnal Integral, Vol.9 No 3, 2004.
- [4] J.Han., M.Kamber. *Data Mining: Concepts and Techniques*, Morgan Kaufmann Publisher, Microsoft research, 2006.
- [5] J.J. Siang, Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrograman menggunakan MATLAB, Penerbit Andi Yogyakarta, 2009.
- [6] K.Teknomo, What is K Nearest Neighbors Algorithm?. (online). (http://people.revoledu.com/kardi/tutorial/KNN/What-is-K-Nearest-Neighbor-Algorithm.html, Diakses pada Mei 2010).
- [7] Mahdi, A. Razali, A. & AlWakil, A.. Comparison of Fuzzy Diagnosis with K-Nearest Neighbor and Naïve Bayes Classifiers in Disease Diagnosis. Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience. Volume 2 Issue 2, May-June 2011, ISSN 2067-3957.
- [8] N. Hermaduanti. & S. Kusumadewi. Sistem Pendukung Keputusan berbasis SMS untuk Menentukan status Gizi dengan Metode K-NN. Proceeding SNATI, ISSN: 1907-5022. Hal 49-55, 2005.
- [9] N. Syafitri. N, Perbandingan metode K-NN dan C-NN untuk klasifikasi kualitas batik tulis, Tesis, Ilkom-UGM, 2008.
- [10] S.Redjeki.. Identifikasi penyakit dengan gejala awal demam menggunakan K-Nearest Neigthbor (K-NN). Jurnal Buana Informatika, Volume IV No 1 Januari 2013.
- [11] S. Redjeki, Perbandingan Model Regresi dan Jaringan Saraf Tiruan dalam Melakukan Prediksi, Proceeding SRITI, Volume IV, 2009
- [12] S.Redjeki & A.Damayanti, Identifikasi dan peringatan dini daerah rawan ISPA pada Balita (Studi Kasus Kabupaten Bantul). Proceeding KNSI, ISBN 9786021748800. 2013.
- [13] Sudharmaji. & Windarti, S. Diagnosa penyakit dengan gejala utama demam menggunakan Jaringan Saraf Tiruan perambatan balik. Proceeding SRITI, Volume VI: 49. 2011.
- [14] S. Kusumadewi, 2003, Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya), Graha Ilmu, Yogyakarta, 2003