



# Perbandingan Algoritma C4.5 dan *Multilayer Perceptron* untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta

Amalia Fitri Hardiyanti, Devi Fitriyah\*

*Teknik Informatika, Universitas Mercu Buana,  
Jl. Meruya Selatan, Jakarta 11650, Indonesia*

\*Email Penulis Koresponden: [devi.fitriyah@mercubuana.ac.id](mailto:devi.fitriyah@mercubuana.ac.id)

## **Abstrak:**

Kesehatan dan kesejahteraan masyarakat merupakan salah satu prioritas utama pemerintah. Peningkatan pelayanan dan fasilitas kesehatan merupakan salah satu upaya pemerintah untuk membangun kesehatan nasional dan mewujudkan negara sehat. Banyaknya fasilitas kesehatan di rumah sakit dapat menentukan grade kelas rumah sakit di daerah DKI Jakarta. Grade rumah sakit ditentukan berdasarkan fasilitas dan kemampuan pelayanan rumah sakit yang ditentukan oleh pemerintah. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui klasifikasi *grade* kelas rumah sakit di daerah DKI Jakarta. Berdasarkan data yang ada sebanyak 338 data maka perlu dilakukan klasifikasi berdasarkan atribut yang tersedia pada data yang digunakan dengan sebanyak 112 atribut yang digunakan. Proses pengujian dalam penelitian ini untuk penentuan grade kelas rumah sakit dengan atribut yang ada menggunakan metode Algoritma C4.5 dan *Multilayer Perceptron*. Penelitian ini membandingkan kinerja dari dua algoritma tersebut. Dengan hasil perbandingan *Multilayer Perceptron* MLP memiliki nilai akurasi sebesar 92,64% dan Algoritma C4.5 memiliki nilai akurasi sebesar 83,82%. Berdasarkan hasil nilai akurasi *Multilayer Perceptron* MLP mempunyai kinerja yang lebih baik dari Algoritma C4.5.

*This is an open access article under the [CC BY-NC](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) license*



## **Kata Kunci:**

*Algoritma C4.5;*  
*Multilayer Perceptron;*  
*Cross Validation;*  
*Confusion Matrix;*

## **Riwayat Artikel:**

Diserahkan 11 Januari 2021  
Direvisi 5 Juli 2021  
Diterima 3 November 2021  
Dipublikasi 31 Desember 2021

## **DOI:**

10.22441/incomtech.v11i3.10632

## 1. PENDAHULUAN

Sarana pelayanan kesehatan adalah tempat yang digunakan untuk melakukan pekerjaan kesehatan, baik berupa promotif, preventif, kuratif atau tindakan rehabilitasi yang dilaksanakan oleh Pemerintah, pemerintah daerah, dan atau masyarakat [1].

Menurut Peraturan Menteri Kesehatan Nomor 56 tentang Klasifikasi dan Perizinan Rumah Sakit tahun 2014, rumah sakit merupakan lembaga pelayanan kesehatan yang memberikan pelayanan kesehatan perorangan secara lengkap, yang dapat memberikan pelayanan rawat inap, rawat jalan dan gawat darurat. Rumah sakit dapat didirikan dan dikelola oleh pemerintah pusat, pemerintah daerah dan swasta [2].

Menurut Permenkes Nomor 56 Tahun 2014 menyangkut klasifikasi dan perizinan rumah sakit. Jenis pelayanan rumah sakit dibagi menjadi rumah sakit umum dan rumah sakit khusus. Rumah sakit umum dibagi menjadi kategori A, B, C dan D, sedangkan rumah sakit khusus dibagi menjadi kategori A, B dan C. Klasifikasi rumah sakit didasarkan pada pelayanan, sumber daya manusia, peralatan, gedung dan infrastruktur.

Rumah sakit juga dibagi menjadi Kelas A, Kelas B, Kelas C dan Kelas D sesuai dengan fasilitas dan kemampuan pelayanan. Pada tahun 2017 terdapat 2,56% RS Kelas A, 14,30% RS Kelas B, 48,27% RS Kelas C, dan 26,55% RS Kelas D dan Kelas D Pratama dan 8,32% rumah sakit lain tidak dialokasikan [2].

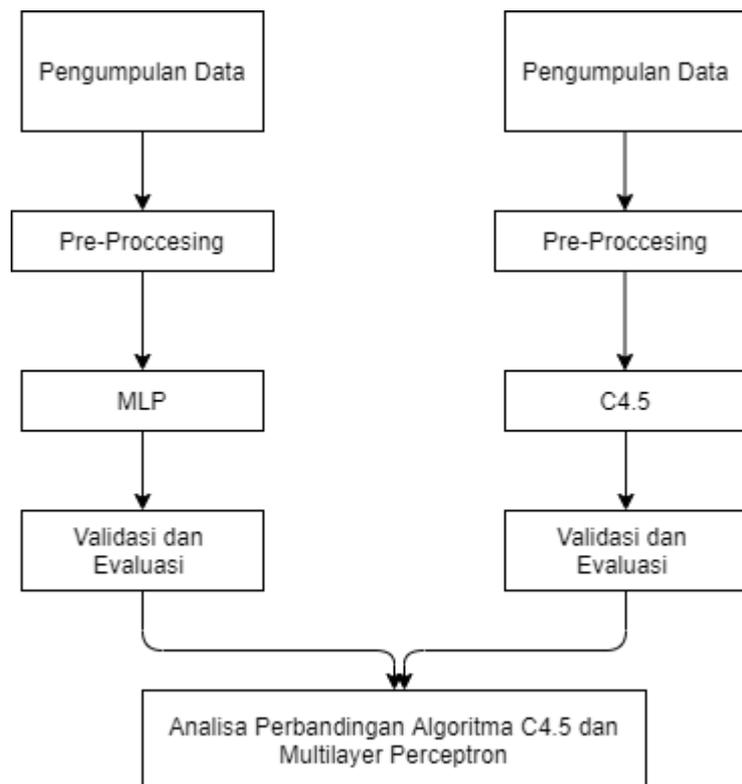
Dalam penelitian terkait yang dilakukan oleh Yogi Wahyu Romadon dan Devi Fitriana dalam melakukan penelitian perbandingan penggunaan metode *clustering* dengan algoritma *K-means* dan *K-Medoids* [3]. Dari hasil penelitian tersebut diperoleh bahwa algoritma *K-Medoids* lebih unggul dalam hal waktu eksekusi, kluster yang dihasilkan dan mendapatkan hasil yang akurat dalam pengelompokan. *K-Medoids* menunjukkan bahwa metode pengelompokan dapat diterapkan pada kelompok rumah sakit berdasarkan tempat tidur di rumah sakit, tenaga medis, dan daftar peralatan rumah sakit. Sumber daya rumah sakit dikelompokkan dalam bentuk kluster 0 predikat sangat baik, kluster 1 predikat baik, kluster 2 predikat cukup, dan kluster 3 predikat kurang.

Dari hasil penelitian tersebut dapat kita manfaatkan untuk analisis lebih lanjut dengan melakukan klasifikasi kelas rumah sakit di DKI Jakarta dan daerah sekitarnya berdasarkan fasilitas dan sumber daya yang dimiliki oleh rumah sakit.

Dengan menerapkan Algoritma C4.5 dan *Multilayer Perceptron*, diharapkan hasil klasifikasi yang didapat lebih akurat dan bisa digunakan untuk klasifikasi kelas rumah sakit di DKI Jakarta dan daerah sekitarnya untuk dikelompokkan berdasarkan fasilitas dan pelayanannya dengan lebih baik.

## 2. METODE

Metode penelitian yang dilakukan pada studi ini dapat dilihat pada [Gambar 1](#) sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

### a. Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini menggunakan data hasil penelitian dari [3] dengan data sebelumnya bersumber dari Kementerian Kesehatan RI Republik Indonesia berupa data rumah sakit sumber daya yang diperoleh melalui penelitian fasilitas kesehatan (HFR), yang tersedia untuk umum di situs web ([sirs.yankes.kemkes.go.id/rsonline](http://sirs.yankes.kemkes.go.id/rsonline)).

Data hasil pada penelitian tersebut yang digunakan adalah data hasil *clustering* dengan *K-Medoids*, berikut contoh data kelas rumah sakit sebanyak 10 data dari 338 data dengan memiliki atribut sebanyak 112 diantaranya adalah VVIP, VIP, Kelas I dan kluster. Dari hasil penelitian yang dilakukan oleh Yogi Wahyu Romadon dan Devi Fitriana [3], didapatkan hasil 4 kluster dimana masing-masing kluster menjelaskan kluster 0 dengan predikat sangat baik, kluster 1 dengan predikat baik, kluster 2 dengan predikat cukup dan kluster 3 dengan predikat kurang. Hasil kluster yang diperoleh dari penelitian sebelumnya dijadikan sebagai label kelas untuk data yang ada. Pada Tabel 1 merupakan hasil data yang dilabeli dengan menggunakan kluster *K-Medoids*. Sedangkan Tabel 2 merupakan data sebelum dilakukan *preprocessing*.

Tabel 1. Contoh Data *Clustering K-Medoids*

No	Nama Rumah Sakit	Cluster	VVIP	VIP	KELAS			ICU	.....	EKG	Defibrilator	Autoclav	SIMRS	Ambulan	Bank Darah
					I	II	III								
1	RS Umum Abdi Waluyo	cluster_3	1	1	1	1	0	1	.....	1	1	1	0	1	0
2	RSUP Fatmawati	cluster_3	1	1	1	1	1	1	.....	1	1	1	1	1	1
3	RS Awal Bros	cluster_3	1	1	1	1	1	1	.....	1	1	1	1	1	1
4	RS Umum Haji Jakarta	cluster_3	1	1	1	1	1	1	.....	0	1	0	1	1	1
5	RS Umum Sentra Medika	cluster_3	1	1	1	1	1	1	.....	0	1	1	1	1	0
6	RS Umum Moh Husni Thamrin	cluster_3	1	1	1	1	1	1	.....	0	0	0	0	0	0
7	RSU Daerah dr.chasbullah abdimajid	cluster_3	1	1	1	1	1	1	.....	1	1	1	1	1	1
8	RS Umum Bhayangkara Tk. I R.Said Sukanto	cluster_3	1	1	1	1	1	1	.....	1	1	1	1	1	1
9	RS Umum Mayapada	cluster_3	1	1	1	1	1	1	.....	1	0	0	1	1	1
10	RS Umum Ciputra Hospital Citragarden City	cluster_3	1	1	1	1	1	1	.....	1	1	1	1	1	0

Tabel 2. Data Sebelum *Preprocessing*

No	Atribut	Tipe Data	Contoh Data				
1	Nama Rumah Sakit	Varchar	RS Umum Abdi Waluyo	29	D_sp_Bedah_Thoraks	Integer	0
2	Cluster	Varchar	cluster_3	30	D_sp_Bedah_Anak	Integer	0
3	VVIP	Integer	1	31	D_sp_Bedah_Orthopedi	Integer	0
4	VIP	Integer	1	32	Dokter sp A	Integer	1
5	KELAS I	Integer	1	33	Dokter sp okupasi	Integer	0
6	KELAS II	Integer	1	34	Dokter sp Orolugo	Integer	0
7	KELAS III	Integer	0	35	Dokter sp Orthopedi	Integer	0
8	ICU	Integer	1	36	Dokter Sp Kulit dan Kelamin	Integer	0
9	PICU	Integer	0	37	Dokter Sp Forensik	Integer	0
10	NICU	Integer	0	38	Dokter Sp Psikiatri	Integer	0
11	TT Bayi baru lahir	Integer	0	39	Dokter Sp Ophthalmologi	Integer	0
12	HCU	Integer	0	40	Dokter Sp Patologi Anatomi	Integer	1
13	ICCU	Integer	0	41	Dokter Sp Kes. Jiwa	Integer	1
14	IGD	Integer	0	42	Dokter sp Saraf	Integer	1
15	TT Operasi	Integer	0	43	Dokter Sp Lainnya	Integer	0
16	TT Isolasi	Integer	1	44	Dokter SP Bedah Saraf	Integer	0
17	Umum	Integer	1	45	Dokter SP Bedah Plastik	Integer	0
18	D_sp_Og	Integer	1	46	Dokter Sub Spesialis	Integer	0
19	D_sp_Pd	Integer	1	47	D_Gigi	Integer	1
20	D_sp_B	Integer	1	48	D_sp_Bedah_Mulut	Integer	0
21	D_sp_Rad	Integer	1	49	D_sp_Konservasi	Integer	0
22	D_sp_RM	Integer	0	50	D_sp_Penyakit_Mulut	Integer	0
23	D_sp_An	Integer	1	51	D_sp_Radiologi	Integer	0
24	D_sp_Jp	Integer	1	52	D_gigi_Sp_karang_gigi	Integer	0
25	D_sp_M	Integer	1	53	Dokter Gigi Sp Anak	Integer	0
26	D_sp_THT	Integer	1	54	D_gigi_Sp_gigi_tiruan	Integer	0
27	D_sp_PK	Integer	1	55	D_gigi_Sp_gigi_periodonsia	Integer	0
28	D_sp_paru	Integer	1	56	D_gigi_Sp_gigi_lainnya	Integer	0
57	Ners	Integer	0	85	reproduksi	Integer	0
58	perawat_bedah	Integer	0	86	informasi_kesehatan	Integer	0
59	perawat_maternitas	Integer	0	87	kemas_lainnya	Integer	0
60	perawat_komunitas	Integer	0	88	sanitasi	Integer	0
61	perawat_gigi	Integer	0	89	entomologi	Integer	0
62	perawat_ammestesi	Integer	0	90	mikrobiologi	Integer	0
63	perawat_anak	Integer	0	91	kesehatan_lingkungan	Integer	0
64	perwat_lainnya	Integer	0	92	terapi_wicara	Integer	0
65	bidan_pendidik	Integer	0	93	nutrisionis	Integer	0
66	bidan_klinik	Integer	0	94	dietsisien	Integer	0
67	apoteker	Integer	1	95	fisioterapi	Integer	0
68	analisis_farmasi	Integer	0	96	terapi_okupasi	Integer	0
69	radiografer	Integer	0	97	akupunturis	Integer	0
70	radioterapis	Integer	0	98	Meja Operasi	Integer	1
71	elektromedis	Integer	0	99	Mesin Anestesi	Integer	1
72	teknisi_gigi	Integer	0	100	Ventilator	Integer	1
73	analisis_kesehatan	Integer	0	101	Inkubator	Integer	1
74	refraksionis	Integer	0	102	Blue Light	Integer	1
75	rekam_medik	Integer	0	103	USG	Integer	1
76	ortotik	Integer	0	104	X-ray	Integer	1
77	teknisi_transfusi_darah	Integer	0	105	MRI	Integer	1
78	teknisi_kardiovaskular	Integer	0	106	EEG	Integer	1
79	epidemiologi	Integer	0	107	EKG	Integer	1
80	promosi_kesehatan	Integer	0	108	Defibrilator	Integer	1
81	perilaku	Integer	0	109	Autoclav	Integer	1
82	kesja	Integer	0	110	SIMRS	Integer	0
83	administrasi_kesehatan	Integer	0	111	Ambulan	Integer	1
84	biostatistik	Integer	0	112	Bank Darah	Integer	0

### b. *Preprocessing*

*Preprocessing* diperlukan untuk memaksimalkan kinerja algoritma klasifikasi [4]. *Preprocessing* adalah proses menghapus bagian-bagian yang tidak diperlukan atau membersihkan teks. Proses ini digunakan untuk mengubah data yang berkualitas, yaitu data yang memenuhi persyaratan algoritma [5]. Tujuan dari *preprocessing* pada data mining adalah untuk mengubah data menjadi format yang lebih mudah untuk memenuhi kebutuhan pengguna [6].

Sebelum data diproses diperlukannya *preprocessing* terlebih dahulu data dipersiapkan agar tidak terjadi kesalahan dalam melakukan analisis. Hal pertama yaitu dengan melakukan deteksi data yang masih memiliki *missing*. Berdasarkan hasil output, diketahui bahwa masih ada data yang mengalami *missing value*. Selanjutnya, data yang masih memiliki tipe data *string* diubah ke dalam tipe data *integer*. Sehingga terlihat bahwa semua data dalam bentuk angka karena inputan untuk Algoritma C4.5 dan *Multilayer Perceptron* harus berupa angka agar mudah diproses. Pada Tabel 3 berisi data-data yang telah melalui tahapan *preprocessing*. Setelahnya bisa dilanjutkan ke analisis berikutnya.

Tabel 3. Data Setelah *Preprocessing*

No	Atribut	Tipe Data	Contoh Data
1	Nama Rumah Sakit	Integer	160
2	Cluster	Integer	3

### c. Model

Dalam penelitian ini model klasifikasi yang digunakan ada 2 yaitu algoritma C4.5 dan *Multilayer Perceptron*.

#### 1) Algoritma C4.5

C4.5 adalah salah satu algoritma yang paling banyak digunakan untuk inferensi induktif karena efisiensinya dan fitur lengkap [7]. Algoritma C4.5 adalah bagian dari kelompok algoritma pohon keputusan dan merupakan 10 kategori algoritma terpopuler [8]. Algoritma C4.5 diperkenalkan oleh J. Ross Quinlan dari akhir 1970 hingga awal 1980. Algoritma C4.5 adalah algoritma ID3 yang ditingkatkan [9].

Algoritma ini sangat terkenal karena memiliki banyak kelebihan sehingga disambut baik oleh banyak orang. Keunggulan ini, misalnya, dapat menangani data numerik dan diskrit, dapat menangani nilai atribut yang hilang, menghasilkan aturan yang mudah diinterpretasikan, dan kinerjanya salah satu yang tercepat dibandingkan algoritma lainnya [10].

Berdasarkan apa yang ditulis oleh [10] dalam algoritma C4.5, proses pembuatan pohon keputusan dibagi menjadi empat langkah:

1. Memilih atribut sebagai akar
2. Membuat cabang untuk masing-masing nilai
3. Membagi setiap kasus dalam cabang
4. Mengulangi proses dalam setiap cabang sehingga semua kasus dalam cabang memiliki kelas yang sama.

Sebelum menghitung nilai *entropy* dan *gain*, data harus disusun menjadi tabel berdasarkan jumlah kasus dan responden. Kolom *entropy* dihitung sebagai berikut dengan persamaan 1 [11]:

$$Entropy(S) = \sum_{i=0}^n p_i * \log_2 p_i \quad (1)$$

Keterangan:

S: Himpunan kasus

Pi: Jumlah kasus pada partisi ke-i

N: Jumlah partisi S

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} * Entropy(S_i) \quad (2)$$

Keterangan:

S: Himpunan kasus

A: Atribut

N: Jumlah partisi atribut A

|Si|: Jumlah kasus pada partisi ke-i

|S|: Jumlah kasus dalam S

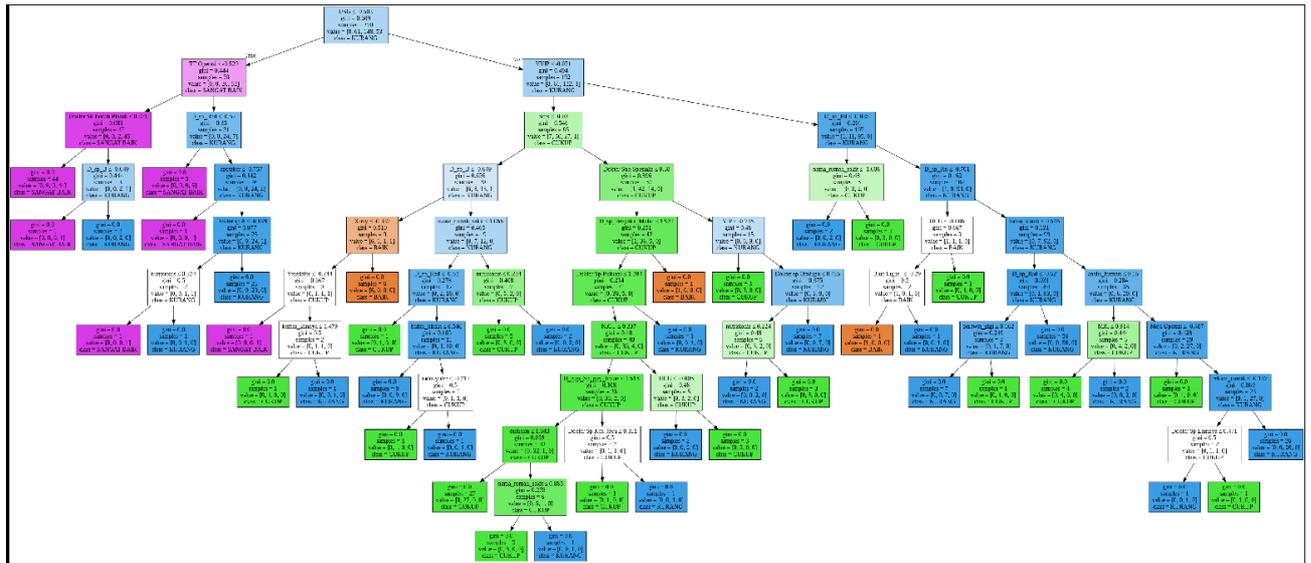
Dengan memahami persamaan diatas maka algoritma C4.5 dapat digunakan untuk menginput dan mengolah data yang diperoleh untuk proses pengambilan pohon keputusan.

Peneliti memperoleh data rumah sakit di DKI Jakarta didapatkan dari data lanjutan oleh Yogi Wahyu Romadon dan Devi Fitriana dengan memiliki data sebanyak 338 data rumah sakit dengan 112 atribut. Contoh data dapat dilihat pada [Tabel 1](#) dan [Tabel 2](#). Kemudian perlu dilakukan *preprocessing*, dan hasil *preprocessing* dapat dilihat pada [Tabel 3](#).

Setelah mendapatkan hasil *preprocessing* dan kemudian melakukan proses pengujian, akan dihasilkan pohon keputusan. Gambar 2 menunjukkan gambar pohon keputusan algoritma C45.

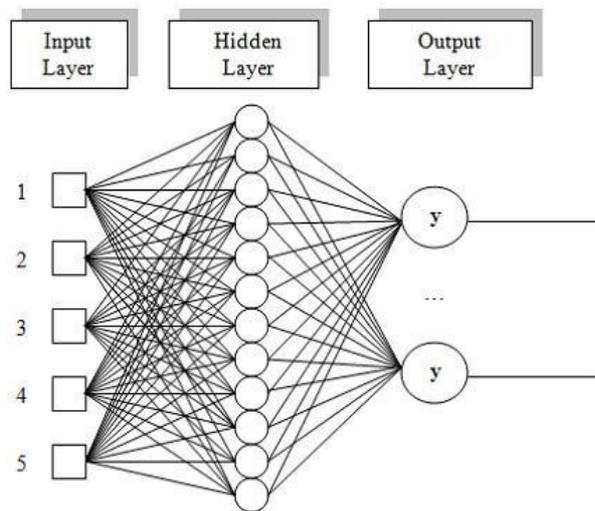
## 2) *Multilayer Perceptron (MLP)*

Algoritma MLP merupakan algoritma yang mengadopsi cara kerja jaringan saraf pada makhluk hidup (*artificial neural network*). Algoritma ini dikenal handal karena proses pembelajaran yang mampu dilakukan secara terarah [12]. *Multilayer Perceptron* adalah jaringan syaraf tiruan *feed-forward* yang terdiri dari sejumlah neuron yang dihubungkan oleh bobot-bobot penghubung [13]. Jaringan saraf *Multilayer Perceptron* telah diverifikasi menjadi algoritma jaringan saraf yang sangat baik pada tingkat piksel mengingat koneksi dengan *perceptron*, yang telah digunakan untuk menghasilkan *cloud masking*, klasifikasi gambar dan mengubah deteksi di bidang penginderaan jauh [14].



Gambar 2. Pohon Keputusan Algoritma C4.5

Kinerja klasifikasi jaringan MLP akan sangat bergantung pada struktur jaringan dan algoritma pelatihan [15]. Arsitektur MLP bisa dijelaskan sebagai berikut: lapisan pertama yang memberi makan jaringan dengan variabel masukan dilambangkan sebagai lapisan masukan, lapisan terakhir disebut lapisan keluaran, dan semua lapisan antara lapisan masukan dan keluaran adalah disebut sebagai lapisan tersembunyi [16].



Gambar 3. Arsitektur MLP [12]

Setelah kedua algoritma diimplementasi lalu dilakukannya evaluasi dan validasi. Validasi dilakukan dengan *Cross Validation* dan evaluasi dilakukan dengan melakukan perhitungan kembali dari hasil validasi dengan *Confusion Matrix*.

1) *Cross Validation*

*Cross Validation* adalah pendekatan untuk memanfaatkan pelatihan dan penilaian akurasi sampel beberapa kali dan dengan demikian berpotensi meningkatkan keandalan hasil [17]. Cara untuk melakukan teknik ini adalah

dengan menentukan nilai k, yang digunakan sebagai ukuran pembagi dari kumpulan data yang diukur. Cara terbaik untuk menggunakan nilai k untuk menguji validitas data latih adalah 10 [18].

Sisi positifnya, menggunakan validasi silang untuk memilih metode klasifikasi dapat menghasilkan rata-rata kinerja prediksi secara substansial lebih tinggi daripada apa yang bisa dicapai dengan metode individu mana pun, jika campuran masalah mencakup proporsi yang wajar dari contoh-contoh yang menguntungkan untuk masing-masing. Selain itu, menggunakan validasi silang dapat secara drastis mengurangi risiko menghasilkan model yang buruk, karena jarang sekali kinerjanya jauh lebih buruk daripada yang terbaik dari strategi konstituen [19].

2) *Confusion Matrix*

*Confusion Matrix* lebih sering disebut tabel kontingensi di mana matriks bisa berukuran besar secara sembarangan. Jumlah *instance* yang diklasifikasikan dengan benar adalah jumlah diagonal dalam matriks; semua lainnya salah diklasifikasikan secara akurat [20].

Evaluasi menggunakan matriks kebingungan dapat menghasilkan nilai akurasi, akurasi dan *recall*. Akurasi klasifikasi adalah persentase keakuratan catatan data yang diklasifikasikan dengan benar setelah dilakukan pengujian hasil klasifikasi. Akurasi atau keyakinan adalah proporsi kasus prediksi positif, yang juga merupakan positif sebenarnya dalam data aktual. Perolehan atau sensitivitas adalah proporsi kasus positif benar yang diprediksi menjadi positif benar [21]. *Confusion matrix* adalah salah satu ukuran kinerja yang paling informatif sistem pembelajaran multi-kelas dapat diandalkan [22]. *Confusion Matrix* dapat dihitung dengan mencari nilai *precision*, *recall* dan *accuracy* [23]. Model *confusion matrix* ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Model *Confusion Matrix*

		Nilai Sebenarnya	
		<i>TRUE</i>	<i>FALSE</i>
Nilai Prediksi	<i>TRUE</i>	<i>TP</i> ( <i>True Positive</i> ) <i>Correct Result</i>	<i>FP</i> ( <i>False Positive</i> ) <i>Unexpected Result</i>
	<i>FALSE</i>	<i>FN</i> ( <i>False Negative</i> ) <i>Missing Result</i>	<i>TN</i> ( <i>True Negative</i> ) <i>Correct absence of Result</i>

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+TN+FP+FN}$$

#### d. Analisis perbandingan *Multilayer Perceptron* dan Algoritma C4.5

Hasil dari eksperimen *Multilayer Perceptron* dan algoritma C4.5 mendapatkan sebuah hasil akurasi dan hasil *cross validation*, kedua dari hasil algoritma tersebut lalu dibandingkan untuk mendapatkan nilai yang terbaik.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil eksperimen pada penelitian ini dengan melakukan 2 eksperimen berdasarkan pemisahan persentase data untuk diimplementasikan pada masing – masing algoritma. Eksperimen pertama menggunakan 80% data latih dan 20% data uji dan eksperimen kedua 70% data latih dan 30% data uji. Eksperimen yang menghasilkan kinerja tertinggi pada setiap metode digunakan sebagai model untuk menentukan metode terbaik pada pengujian data yang disediakan. Pada [Tabel 5](#) merupakan nilai kinerja percobaan *Multilayer Perceptron* pada tahap pengujian model, sedangkan [Tabel 6](#) menunjukkan hasil percobaan Algoritma C4.5

Tabel 5. Percobaan *Multilayer Perceptron*

Eksperimen	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
1 (80%:20%)	92,64%	71,25%	68,25%
2 (70%:30%)	75%	55%	54,5%

Tabel 6. Percobaan Algoritma C4.5

Eksperimen	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
1 (80%:20%)	83,82%	61%	62,75%
2 (70%:30%)	75%	62%	81,5%

Berdasarkan nilai akurasi yang diperoleh, eksperimen pertama adalah yang terbaik untuk kedua algoritma tersebut. Pada eksperimen pertama pada percobaan *Multilayer Perceptron* memiliki nilai akurasi sebesar 92,64% sedangkan Algoritma C4.5 memiliki nilai akurasi sebesar 83,82%.

Selanjutnya membandingkan model terbaik dari setiap percobaan dari kedua algoritma tersebut. [Tabel 7](#) menunjukkan bahwa model *Multilayer Perceptron* memiliki nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan algoritma C4.5. Hasil perbandingan dapat dilihat pada [Tabel 7](#).

Tabel 7. Perbandingan Model Terbaik

	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
<i>Multilayer Perceptron</i>	92,64%	71,25%	68,25%
Algoritma C4.5	83,82%	61%	62,75%

Tahap selanjutnya untuk memvalidasi hasil diatas, dilakukannya percobaan evaluasi *cross validation*, dengan 3 *k-fold* yang berbeda. Pertama  $k=5$ , kedua  $k=10$  dan ketiga  $k=15$  dan masing – masing *k-fold* ini diterapkan pada *Multilayer Perceptron* dan Algoritma C4.5. Pada Tabel 8 ditunjukkan hasil nilai akurasi dari kedua algoritma. Dalam eksperimen *cross validation* dari semua *k-fold* yang diterapkan *Multilayer Perceptron* memiliki nilai akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan Algoritma C4.5.

Tabel 8. Perbandingan *Cross Validation* pada Model

Accuracy	k=5	k=10	k=15
<i>Multilayer Perceptron</i>	73,70%	79,99%	79,62%
Algoritma C4.5	71,85%	69,62%	73,70%

Hasil implementasi algoritma C4.5 dan *Multilayer Perceptron* mendapatkan hasil akurasi dan hasil akurasi *cross validation*. Pada hasil *Multilayer Perceptron* mendapatkan hasil akurasi terbesar pada eksperimen pertama dibandingkan dengan eksperimen kedua, dengan perbandingan 80% data latih dan 20% data uji dan mendapatkan hasil nilai akurasi sebesar 92,64%, *precision* 71,25% dan *recall* 68,25%. Sedangkan pada algoritma C4.5 nilai akurasi terbesar terdapat pada eksperimen pertama dengan nilai perbandingan 80%:20% dan mendapatkan hasil akurasi sebesar 83,82%, *precision* 61% dan *recall* 62,75%. Dari hasil *cross validation* kedua algoritma menunjukkan sebuah perbandingan, kedua algoritma tersebut memiliki nilai *k-fold* yang berbeda untuk mendapatkan hasil yang akurat. Pada *Multilayer Perceptron* mendapatkan nilai akurasi yang akurat pada 10 *fold* dengan nilai sebesar 79,99%, sedangkan algoritma C4.5 pada 15 *fold* dengan nilai sebesar 73,70%. Dari hasil perbandingan kedua algoritma tersebut bahwa *Multilayer Perceptron* yang lebih berpengaruh.

#### 4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini menggunakan dua metode yaitu *Multilayer Perceptron* dan Algoritma C4.5 yang diimplementasikan pada dataset rumah sakit di DKI Jakarta untuk mengklasifikasi kelas rumah sakit. Berdasarkan hasil dari percobaan eksperimen *Multilayer Perceptron* menghasilkan akurasi sebesar 92,64% dan Algoritma C4.5 menghasilkan akurasi sebesar 83,82%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa *Multilayer Perceptron* memiliki kinerja yang lebih baik dari pada Algoritma C4.5. Melihat dari hasil kedua algoritma tersebut, baik algoritma *Multilayer Perceptron* maupun Algoritma C4.5 keduanya dapat diimplementasikan sebagai rekomendasi pengambilan keputusan dalam membantu Kementerian Kesehatan RI dalam menentukan kelas rumah sakit.

#### REFERENSI

- [1] P. Pasien *et al.*, “Perawatan Pasien dengan Diagnosa KO4 (Kelainan Pulpa dan Jaringan Periapikal) di Puskesmas Kencong, Puskesmas Jenggawah, dan RSUD dr. H. Koesnadi Bondowoso 1,” vol. 4, pp. 67–70.
- [2] S. Kurtenbach, *Demografie*. 2019.

- [3] A. Angkasa and D. Fitriana, "The Implementation of Classification Algorithm C4.5 in Determining the Illness Risk Level for Health Insurance Company in Indonesia," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 177, no. 37, pp. 44–50, 2020, doi: 10.5120/ijca2020919883.
- [4] H. Ma'rifah, A. P. Wibawa, and M. I. Akbar, "Klasifikasi Artikel Ilmiah Dengan Berbagai Skenario Preprocessing," *Sains, Apl. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, p. 70, 2020, doi: 10.30872/jsakti.v2i2.2681.
- [5] S. Sanjaya, S. Sanjaya, and E. A. Absar, "Pengelompokan Dokumen Menggunakan Winnowing Fingerprint dengan Metode K-Nearest Neighbour," *J. CoreIT J. Has. Penelit. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 50–56, 2015, [Online]. Available: <http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/coreit/article/view/1229>.
- [6] P. Meilina, "Penerapan Data Mining dengan Metode Klasifikasi Menggunakan Decision Tree dan Regresi," *J. Teknol. Univ. Muhammadiyah Jakarta*, vol. 7, no. 1, pp. 11–20, 2015, [Online]. Available: [jurnal.ftumj.ac.id/index.php/jurtek](http://jurnal.ftumj.ac.id/index.php/jurtek).
- [7] M. Mazid, S. Ali, and K. Tickle, "Improved C4. 5 algorithm for rule based classification," *Proc. 9th WSEAS Int. Conf. Artif. Intell. Knowl. Eng. data bases*, pp. 296–301, 2010, [Online]. Available: [http://www.researchgate.net/publication/228579114\\_Improved\\_C\\_4\\_5\\_Algorithm\\_for\\_Rule\\_Based\\_Classification/file/3deec520b1a84f41f8.pdf](http://www.researchgate.net/publication/228579114_Improved_C_4_5_Algorithm_for_Rule_Based_Classification/file/3deec520b1a84f41f8.pdf).
- [8] K. Sani, W. Wahyu Winarno, and S. Fauziati, "Analisis Perbandingan Algoritma Classification Untuk Authentication Uang Kertas (Studi Kasus: Banknote Authentication)," *J. Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 1130–1139, 2016, doi: 10.26555/jifo.v10i1.a3344.
- [9] H. Siahaan, H. Mawengkang, S. Efendi, A. Wanto, and A. Perdana Windarto, "Application of Classification Method C4.5 on Selection of Exemplary Teachers," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1235, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1235/1/012005.
- [10] F. F. Harryanto and S. Hansun, "Penerapan Algoritma C4.5 untuk Memprediksi Penerimaan Calon Pegawai Baru di PT WISE," *J. Tek. Inform. Dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 95–103, 2017, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id/index.php/jatasi/article/view/71>.
- [11] E. B. Sambani and F. Nuraeni, "Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Klasifikasi Pola Penjurusan di Sekolah Menengah Kejuruan (SMK) Kota Tasikmalaya," *CSRID (Computer Sci. Res. Its Dev. Journal)*, vol. 9, no. 3, p. 144, 2018, doi: 10.22303/csrid.9.3.2017.144-152.
- [12] E. S. Wahyuni, "Penerapan Metode Seleksi Fitur Untuk Meningkatkan Hasil Diagnosis Kanker Payudara," *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 1, p. 283, 2016, doi: 10.24176/simet.v7i1.516.
- [13] D. Sinaga, "Jaringan Saraf Tiruan Infeksi Mata Dengan Menggunakan Metode Berarsitektur Multi Layer Perceptron," *Informasi dan Teknologi Ilmiah (INTI)*, vol. 7, no. 2, pp. 189–192, 2020.
- [14] W. Jiang *et al.*, "Multilayer Perceptron neural network for surface water extraction in landsat 8 OLI satellite images," *Remote Sens.*, vol. 10, no. 5, pp. 1–22, 2018, doi: 10.3390/rs10050755.
- [15] A. A. Nasir, M. Y. Mashor, R. Hassan, "Classification of acute leukaemia cells using multilayer perceptron and simplified fuzzy ARTMAP neural networks," *The International Arab Journal of Information Technology*, vol. 10, no. 4, pp. 1-9, 2013.
- [16] A. A. Ewees, M. A. Elaziz, Z. Alameer, H. Ye, and Z. Jianhua, "Improving Multilayer Perceptron neural network using chaotic grasshopper optimization algorithm to forecast iron ore price volatility," *Resour. Policy*, vol. 65, no. February 2019, p. 101555, 2020, doi: 10.1016/j.resourpol.2019.101555.
- [17] C. A. Ramezan, T. A. Warner, and A. E. Maxwell, "Evaluation of sampling and cross-validation tuning strategies for regional-scale machine learning classification," *Remote Sens.*, vol. 11, no. 2, 2019, doi: 10.3390/rs11020185.
- [18] I. Jayawardanu and S. Hansun, "Rancang Bangun Sistem Pakar untuk Deteksi Dini Katarak Menggunakan Algoritma C4.5", *Ultima Computing: Jurnal Sistem Komputer*, vol. 7, no. 2, pp. 48-58, Aug. 2016, doi: 10.31937/sk.v7i2.232.
- [19] C. Schaffer, "Technical Note: Selecting a Classification Method by Cross-Validation," *Mach. Learn.*, vol. 13, no. 1, pp. 135–143, 1993, doi: 10.1023/A:1022639714137.
- [20] A. K. Santra and C. J. Christy, "Genetic Algorithm and Confusion Matrix for Document Clustering," *Int. J. Comput. Sci. Issues*, vol. 9, no. 1, pp. 322–328, 2012.
- [21] A. Andriani, "Penerapan Algoritma C4.5 Pada Program Klasifikasi Mahasiswa Dropout,"

- Semin. Nas. Mat. 2012*, pp. 139–147, 2012.
- [22] S. Koço and C. Capponi, “On multi-class classification through the minimization of the confusion matrix norm,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 29, no. 2004, pp. 277–292, 2013.
- [23] N. V. De Lima, L. Novamizanti, E. Susatio, T. Telekomunikasi, and U. Telkom, “Sistem Pengenalan Wajah 3D Menggunakan Icp Dan Svm 3D Face Recognition System Using Icp and Svm,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 6, pp. 601–610, 2019, doi: 10.25126/jtiik.201961609.