



**PERBANDINGAN ALGORITMA *C4.5* DAN *MULTILAYER PERCEPTRON*
UNTUK KLASIFIKASI KELAS RUMAH SAKIT DI DKI JAKARTA**

TUGAS AKHIR

Amalia Fitri Hardiyanti
41517010113

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS MERCU BUANA
JAKARTA
2021**

MERCU BUANA



**PERBANDINGAN ALGORITMA C4.5 DAN MULTILAYER PERCEPTRON
UNTUK KLASIFIKASI KELAS RUMAH SAKIT DI DKI JAKARTA**

Tugas Akhir

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer

Oleh:
Amalia Fitri Hardiyanti
41517010113

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS MERCU BUANA
JAKARTA
2021

LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertanda tangan dibawah ini:

NIM : 41517010113

Nama : Amalia Fitri Hardiyanti

Judul Tugas Akhir : Perbandingan Algoritma *C4.5* Dan *Multilayer Perceptron*
Untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta

Menyatakan bahwa Laporan Tugas Akhir saya adalah hasil karya sendiri dan bukan plagiat. Apabila ternyata ditemukan didalam laporan Tugas Akhir saya terdapat unsur plagiat, maka saya siap untuk mendapatkan sanksi akademik yang terkait dengan hal tersebut.



Jakarta, 20 Desember 2020



Amalia Fitri Hardiyanti

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR

Sebagai mahasiswa Universitas Mercu Buana, saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama Mahasiswa : Amalia Fitri Hardiyanti
NIM : 41517010113
Judul Tugas Akhir : Perbandingan Algoritma *C4.5* dan *Multilayer Perceptron* Untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta

Dengan ini memberikan izin dan menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Mercu Buana **Hak Bebas Royalti Noneksklusif** (*None-exclusive Royalty Free Right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul diatas beserta perangkat yang ada (jika diperlukan).


Dengan Hak Bebas Royalti/Noneksklusif ini Universitas Mercu Buana berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat dan mempublikasikan tugas akhir saya.

Selain itu, demi pengembangan ilmu pengetahuan di lingkungan Universitas Mercu Buana, saya memberikan izin kepada Peneliti di Lab Riset Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana untuk menggunakan dan mengembangkan hasil riset yang ada dalam tugas akhir untuk kepentingan riset dan publikasi selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Jakarta, 20 Desember 2020




Amalia Fitri Hardiyanti

SURAT PERNYATAAN LUARAN TUGAS AKHIR

Sebagai mahasiswa Universitas Mercu Buana, saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama Mahasiswa : Amalia Fitri Hardiyanti
 NIM : 41517010113
 Judul Tugas Akhir : Perbandingan Algoritma *C4.5* dan *Multilayer-Perceptron* Untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta

Menyatakan bahwa:

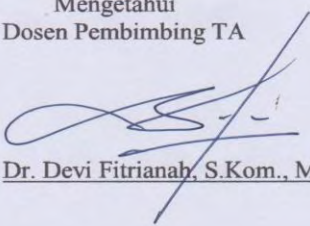
1. Luaran Tugas Akhir saya adalah sebagai berikut:

No	Luaran	Jenis	Status
1	Publikasi Ilmiah	Jurnal Nasional Tidak Terakreditasi	Diajukan
		Jurnal Nasional Terakreditasi	
		Jurnal International Tidak Bereputasi	Diterima
		Jurnal International Bereputasi	
Disubmit/dipublikasikan di :	Nama Jurnal	: InComTech: Jurnal Telekomunikasi dan Komputer	
	ISSN	:	
	Link Jurnal	: https://publikasi.mercubuana.ac.id/index.php/Incomtech	
	Link File Jurnal Jika Sudah di Publish	:	

2. Bersedia untuk menyelesaikan seluruh proses publikasi artikel mulai dari submit, revisi artikel sampai dengan dinyatakan dapat diterbitkan pada jurnal yang dituju.
3. Diminta untuk melampirkan scan KTP dan Surat Pernyataan (Lihat Lampiran Dokumen HKI), untuk kepentingan pendaftaran HKI apabila diperlukan.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Mengetahui
 Dosen Pembimbing TA


Dr. Devi Fitriana, S.Kom., M.TI

Jakarta, 20 Desember 2020



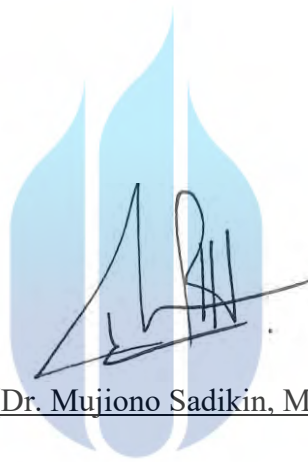
Amalia Fitri Hardiyanti

LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI

NIM : 41517010113
Nama : Amalia Fitri Hardiyanti
Judul Tugas Akhir : Perbandingan Algoritma *C4.5* dan *Multilayer Perceptron* Untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 8 Februari 2021



(Dr. Mujiono Sadikin, M.T.)

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI

NIM : 41517010113
Nama : Amalia Fitri Hardiyanti
Judul Tugas Akhir : Perbandingan Algoritma *C4.5* dan *Multilayer Perceptron* Untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 8 Februari 2021



(Sabar Rudiarto, S.Kom., M.Kom)

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI

NIM : 41517010113
Nama : Amalia Fitri Hardiyanti
Judul Tugas Akhir : Perbandingan Algoritma C4.5 dan Multilayer Perceptron Untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 8 Februari 2021


(Hery Derajad Wijaya, S.Kom, MM)

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

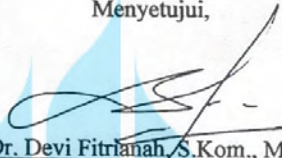
LEMBAR PENGESAHAN

NIM : 41517010113
Nama : Amalia Fitri Hardiyanti
Judul Tugas Akhir : Perbandingan Algoritma *C4.5* dan *Multilayer Perceptron*
Untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta


Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 8 Februari 2021

Menyetujui,


(Dr. Devi Fitriani, S.Kom., M.TI)
Dosen Pembimbing

Mengetahui,


(Diky Firdaus, S.Kom., MM)
Koord. Tugas Akhir Teknik Informatika


(Desi Ramayanti, S.Kom., MT)
Ka. Prodi Teknik Informatika

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

ABSTRAK

Nama : Amalia Fitri Hardiyanti
NIM : 41517010113
Pembimbing TA : Dr. Devi Fitrianah, S.Kom., M.TI
Judul : Perbandingan Algoritma C4.5 dan Multilayer Perceptron Untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta

Kesehatan dan kesejahteraan masyarakat merupakan salah satu fokus utama bagi pemerintah. Memperbaiki pelayanan serta fasilitas kesehatan merupakan salah satu usaha pemerintah untuk membangun kesehatan bangsa dan terwujudnya negara yang sehat. Banyaknya fasilitas kesehatan di rumah sakit dapat menentukan grade kelas rumah sakit di daerah DKI Jakarta. Selama ini penentuan grade kelas rumah sakit berdasarkan fasilitas dan kemampuan pelayanan di rumah sakit yang telah ditentukan oleh pemerintah. Berdasarkan data yang ada perlu dilakukannya pengklasifikasian rumah sakit berdasarkan fasilitas yang tersedia. Dalam penelitian ini penentuan grade kelas rumah sakit dengan fasilitas 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.

Kata kunci:

Algoritma C4.5, Multilayer Perceptron, Cross Validation, Confusion Matrix

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

ABSTRACT

Name : Amalia Fitri Hardiyanti
Student Number : 41517010113
Counsellor : Dr. Devi Fitriana, S.Kom., M.TI
Title : Perbandingan Algoritma C4.5 dan Multilayer Perceptron Untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta

Public health and welfare are one of the government's priorities. Healthcare service and facility improvement is the government's attempt to build national health and embody a healthy country. The number of healthcare facilities in hospitals may determine the hospital's grade in DKI Jakarta. To date, the hospital's grade is determined based on the hospital facility and service by the government. Based on the available data, it is necessary to classify hospitals based on available facilities. In the current study, the hospital's grade determination used the C4.5 Algorithm and Multilayer Perceptron methods. This study compared the performance of the two algorithms. From the comparison result, Multilayer Perceptron MLP had an accuracy value of 92.64%, and the C4.5 Algorithm had an accuracy value of 83.82%. Based on the accuracy values, Multilayer Perceptron MLP performs better than the C4.5 Algorithm.

Key words:

C4.5 Algorithm, Multilayer Perceptron, Cross-validation, Confusion matrix



UNIVERSITAS
MERCU BUANA

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Tuhan Yang Maha Esa, karena atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir dengan judul “Perbandingan Algoritma *C4.5* dan *Multilayer Perceptron* Untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta”.

Penyusunan laporan Tugas Akhir ini selain merupakan salah satu persyaratan yang harus dipenuhi untuk menyelesaikan pendidikan Tingkat Sarjana pada Fakultas Teknik Informatika Universitas Mercu Buana juga dimaksudkan untuk menambah wawasan di bidang analisis dalam bidang data mining.

Pada kesempatan ini ijin penulis untuk mengucapkan terima kasih dan rasa hormat atas segala bantuan yang telah diberikan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan Laporan Tugas Akhir ini, yaitu kepada:

1. Ibu Dr. Devi Fitriana, S.Kom., M.TI selaku Dosen Pembimbing yang telah membimbing, memberi masukan sehingga penulis dapat lebih menyempurnakan Laporan Tugas Akhir ini.
2. Ibu Desi Ramayanti, S.Kom., MT, selaku Kepala Kaprodi Teknik Informatika Universitas Mercu Buana.
3. Bapak Diky Firdaus, S.Kom, MM, selaku Koordinator Tugas Akhir Teknik Informatika Universitas Mercu Buana Jakarta.
4. Seluruh dosen, staf, dan karyawan Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Mercu Buana atas jasa-jasanya selama penulis menuntut ilmu.
5. Kedua orang tua yang selalu memberikan support dan doa.
6. Semua pihak dan personal yang tidak dapat disebutkan satu per satu yang terlibat dalam penyusunan Laporan Kerja Praktek ini sehingga dapat selesai dengan baik.

Dalam penyusunan Laporan ini tentunya masih banyak terdapat kekurangan, kesalahan dan kekhilafan karena keterbatasan kemampuan penulis, untuk itu sebelumnya penulis mohon maaf yang sebesar-besarnya. Penulis juga mengharapkan kritik dan saran dari semua pihak demi perbaikan yang bersifat membangun atas laporan ini.

Akhirnya dengan segala kerendahan hati penulis mengucapkan terima kasih dan semoga laporan ini dapat bermanfaat bagi penulis maupun kita bersama. Wassalamu'alaikum Wr. Wb

Jakarta, 20 Desember 2020
Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL.....	i
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS	ii
SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR... iii	
SURAT PERNYATAAN LUATAN TUGAS AKHIR.....	iv
LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI	v
LEMBAR PENGESAHAN	viii
ABSTRAK	ix
ABSTRACT.....	x
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI.....	xii
NASKAH JURNAL	1
KERTAS KERJA.....	13
BAB 1. LITERATUR REVIEW.....	14
BAB 2. SOURCE CODE	26
BAB 3. DATASET.....	35
BAB 4. TAHAPAN EKSPERIMEN.....	37
BAB 5. HASIL EKSPERIMEN	43
DAFTAR PUSTAKA	45
LAMPIRAN DOKUMEN HAKI.....	47
LAMPIRAN KORESPONDENSI	49

NASKAH JURNAL



InComTech: Jurnal Telekomunikasi dan Komputer
vol.10, no.1, April 2020, 15-22
<http://publikasi.mercubuana.ac.id/index.php/Incomtech>
P-ISSN: 2085-4811 E-ISSN: 2579-6089

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

Amalia Fitri Hardiyanti¹, Devi Fitriana²

¹*Teknik Informatika, Universitas Mercu Buana,
Jl. Meruya Selatan, Jakarta 11650, Indonesia*

²*Teknik Informatika, Universitas Mercu Buana,
Jl. Meruya Selatan, Jakarta 11650, Indonesia*

41517010113@student.mercubuana.ac.id, devi.fitriana@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. Selama ini grade rumah sakit ditentukan berdasarkan fasilitas dan kemampuan pelayanan rumah sakit yang ditentukan oleh pemerintah. Berdasarkan data yang ada perlu dilakukannya pengklasifikasian rumah sakit berdasarkan fasilitas yang tersedia. Dalam penelitian ini penentuan grade kelas rumah sakit dengan fasilitas 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*.

Keywords:

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

Article history:

Received Jun x, 20xx
Revised Nov x, 20xx
Accepted Dec x, 20xx

DOI:

10.22441/incomtech.v10i3.7777

Copyright © 2020 Universitas Mercu Buana.
All right reserved.

I. 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

ISSN 2085-4811, eISSN: 2579-6089

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].

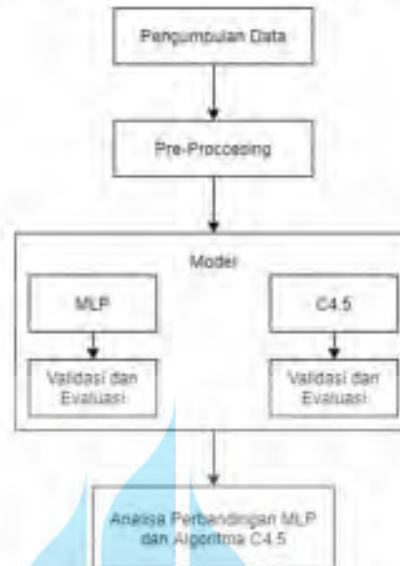
Dalam penelitian terkait yang dilakukan oleh Yogi Wahyu Romadon dan Devi Fitriana dalam melakukan penelitian perbandingan penggunaan metode clustering dengan algoritma k-means dan k-medoids. Dari hasil penelitian tersebut diperoleh bahwa algoritma K-Medoids lebih unggul dalam hal waktu eksekusi, kluster 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 cluster 0 predikat sangat baik, cluster 1 predikat baik, cluster 2 predikat cukup, dan cluster 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 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)

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 cluster. Dari hasil penelitian yang dilakukan oleh Yogi Wahyu Romadon dan Devi Fitriana[3], didapatkan hasil 4 cluster dimana masing2 cluster menjelaskan cluster 0 dengan predikat sangat baik, cluster 1 dengan predikat baik, cluster 2 dengan predikat cukup dan cluster 3 dengan predikat kurang. Hasil cluster yang diperoleh dari penelitian sebelumnya dijadikan sebagai label kelas untuk data yang ada. Pada Tabel 1 merupakan hasil data yang dilabeli dengan menggunakan cluster K-Medoids.

Tabel 1. Contoh Data Clustering K-Medoids

No	Nama Rumah Sakit	Cluster	VVIP	VIP	KELAS I	KELAS II	KELAS III	ICU	EKG	Defibrilator	Intensif	SEMRS	Analisa	Bank Darah
1	RS Citra Abdi Malang	cluster_1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	0	1	0
2	RSUP Pannarub	cluster_1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
3	RS Awal Bros	cluster_1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
4	RS Citra Raya Akarya	cluster_1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1
5	RS Citra Sentra Medika	cluster_1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0
6	RS Citra Sekeloa Timur Tjandra	cluster_1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
7	RSU Cemas (G. Gustafsson) Sukoharjo	cluster_1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
8	RS Citra Bhayangkara Tl. P. Sidiyasa Sukorejo	cluster_1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
9	RS Citra Mampang	cluster_1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
10	RS Citra Cipto Hospital Cibitung City	cluster_1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0

Tabel 2. Data Sebelum Preprocessing

No	Alamat	Tipe Data	Contoh Data	No	D_jl_bndk_Cibitung	Contoh	0
1	Alamat Rumah Sakit	Text	RS Citra Abdi Malang	10	D_jl_bndk_Akarya	Contoh	0
2	Cluster	Text	cluster_1	11	D_jl_bndk_Dokter	Contoh	0
3	VVIP	Integer	1	12	D_jl_bndk_Intensif	Contoh	0
4	VIP	Integer	1	13	D_jl_bndk_Kardio	Contoh	0
5	KELAS I	Integer	1	14	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
6	KELAS II	Integer	1	15	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
7	KELAS III	Integer	2	16	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
8	ICU	Integer	1	17	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
9	EKG	Integer	1	18	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
10	Defibrilator	Integer	1	19	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
11	Intensif	Integer	1	20	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
12	SEMRS	Integer	0	21	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
13	Analisa	Integer	1	22	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
14	Bank Darah	Integer	0	23	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
15	RSUP Pannarub	Text	cluster_1	24	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
16	RS Awal Bros	Text	cluster_1	25	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
17	RS Citra Raya Akarya	Text	cluster_1	26	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
18	RS Citra Sentra Medika	Text	cluster_1	27	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
19	RS Citra Sekeloa Timur Tjandra	Text	cluster_1	28	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
20	RSU Cemas (G. Gustafsson) Sukoharjo	Text	cluster_1	29	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
21	RS Citra Bhayangkara Tl. P. Sidiyasa Sukorejo	Text	cluster_1	30	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
22	RS Citra Mampang	Text	cluster_1	31	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
23	RS Citra Cipto Hospital Cibitung City	Text	cluster_1	32	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
24	Alamat Rumah Sakit	Text	RS Citra Abdi Malang	33	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
25	Cluster	Text	cluster_1	34	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
26	VVIP	Integer	1	35	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
27	VIP	Integer	1	36	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
28	KELAS I	Integer	1	37	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
29	KELAS II	Integer	1	38	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
30	KELAS III	Integer	2	39	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
31	ICU	Integer	1	40	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
32	EKG	Integer	1	41	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
33	Defibrilator	Integer	1	42	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
34	Intensif	Integer	1	43	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
35	SEMRS	Integer	0	44	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
36	Analisa	Integer	1	45	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
37	Bank Darah	Integer	0	46	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
38	RSUP Pannarub	Text	cluster_1	47	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
39	RS Awal Bros	Text	cluster_1	48	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
40	RS Citra Raya Akarya	Text	cluster_1	49	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
41	RS Citra Sentra Medika	Text	cluster_1	50	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
42	RS Citra Sekeloa Timur Tjandra	Text	cluster_1	51	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
43	RSU Cemas (G. Gustafsson) Sukoharjo	Text	cluster_1	52	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
44	RS Citra Bhayangkara Tl. P. Sidiyasa Sukorejo	Text	cluster_1	53	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
45	RS Citra Mampang	Text	cluster_1	54	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
46	RS Citra Cipto Hospital Cibitung City	Text	cluster_1	55	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
47	Alamat Rumah Sakit	Text	RS Citra Abdi Malang	56	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
48	Cluster	Text	cluster_1	57	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
49	VVIP	Integer	1	58	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
50	VIP	Integer	1	59	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
51	KELAS I	Integer	1	60	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
52	KELAS II	Integer	1	61	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
53	KELAS III	Integer	2	62	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
54	ICU	Integer	1	63	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
55	EKG	Integer	1	64	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
56	Defibrilator	Integer	1	65	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
57	Intensif	Integer	1	66	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
58	SEMRS	Integer	0	67	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
59	Analisa	Integer	1	68	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
60	Bank Darah	Integer	0	69	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
61	RSUP Pannarub	Text	cluster_1	70	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
62	RS Awal Bros	Text	cluster_1	71	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
63	RS Citra Raya Akarya	Text	cluster_1	72	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
64	RS Citra Sentra Medika	Text	cluster_1	73	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
65	RS Citra Sekeloa Timur Tjandra	Text	cluster_1	74	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
66	RSU Cemas (G. Gustafsson) Sukoharjo	Text	cluster_1	75	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
67	RS Citra Bhayangkara Tl. P. Sidiyasa Sukorejo	Text	cluster_1	76	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
68	RS Citra Mampang	Text	cluster_1	77	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
69	RS Citra Cipto Hospital Cibitung City	Text	cluster_1	78	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
70	Alamat Rumah Sakit	Text	RS Citra Abdi Malang	79	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
71	Cluster	Text	cluster_1	80	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
72	VVIP	Integer	1	81	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
73	VIP	Integer	1	82	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
74	KELAS I	Integer	1	83	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
75	KELAS II	Integer	1	84	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
76	KELAS III	Integer	2	85	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
77	ICU	Integer	1	86	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
78	EKG	Integer	1	87	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
79	Defibrilator	Integer	1	88	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
80	Intensif	Integer	1	89	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
81	SEMRS	Integer	0	90	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
82	Analisa	Integer	1	91	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
83	Bank Darah	Integer	0	92	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
84	RSUP Pannarub	Text	cluster_1	93	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
85	RS Awal Bros	Text	cluster_1	94	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
86	RS Citra Raya Akarya	Text	cluster_1	95	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
87	RS Citra Sentra Medika	Text	cluster_1	96	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
88	RS Citra Sekeloa Timur Tjandra	Text	cluster_1	97	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
89	RSU Cemas (G. Gustafsson) Sukoharjo	Text	cluster_1	98	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
90	RS Citra Bhayangkara Tl. P. Sidiyasa Sukorejo	Text	cluster_1	99	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
91	RS Citra Mampang	Text	cluster_1	100	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
92	RS Citra Cipto Hospital Cibitung City	Text	cluster_1	101	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
93	Alamat Rumah Sakit	Text	RS Citra Abdi Malang	102	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
94	Cluster	Text	cluster_1	103	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
95	VVIP	Integer	1	104	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
96	VIP	Integer	1	105	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
97	KELAS I	Integer	1	106	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
98	KELAS II	Integer	1	107	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
99	KELAS III	Integer	2	108	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
100	ICU	Integer	1	109	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
101	EKG	Integer	1	110	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
102	Defibrilator	Integer	1	111	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
103	Intensif	Integer	1	112	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
104	SEMRS	Integer	0	113	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
105	Analisa	Integer	1	114	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
106	Bank Darah	Integer	0	115	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
107	RSUP Pannarub	Text	cluster_1	116	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
108	RS Awal Bros	Text	cluster_1	117	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
109	RS Citra Raya Akarya	Text	cluster_1	118	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
110	RS Citra Sentra Medika	Text	cluster_1	119	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
111	RS Citra Sekeloa Timur Tjandra	Text	cluster_1	120	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
112	RSU Cemas (G. Gustafsson) Sukoharjo	Text	cluster_1	121	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
113	RS Citra Bhayangkara Tl. P. Sidiyasa Sukorejo	Text	cluster_1	122	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
114	RS Citra Mampang	Text	cluster_1	123	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0
115	RS Citra Cipto Hospital Cibitung City	Text	cluster_1	124	D_jl_bndk_Kardiologi	Contoh	0

b. Pre-Processing

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 algoritme 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

P_i: 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

|S_i|: 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 pohon keputusan adalah sebagai berikut:

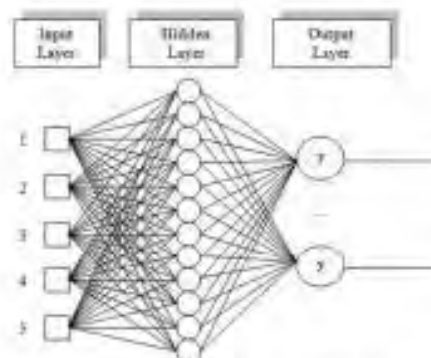


Gambar 2. Pohon Keputusan Algoritma C4.5

2) Multilayer Perceptron (MLP)

Algoritme MLP merupakan algoritme yang mengadopsi cara kerja jaringan saraf pada makhluk hidup (artificial neural network). Algoritme ini dikenal handal karena proses pembelajaran yang mampu dilakukan secara terarah[12]. Multi-Layer 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].

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]. Memang, 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].

Tabel 4. Model Confusion Matrix

		Nilai Sebenarnya	
		TRUE	FALSE
Nilai Prediksi	TRUE	TP (True Positive) Correct Result	FP (False Positive) Unexpected Result
	FALSE	FN (False Negative)	TN (True Negative)

<i>Missing Result</i>	<i>Correct absence of Result</i>
-----------------------	----------------------------------

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

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

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

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

Tabel 6. Percobaan Algoritma *C4.5*

Eksperimen	Accuracy	Precision	Recall
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

	Accuracy	Precision	Recall
<i>Multilayer Perceptron</i>	92,64%	71,25%	68,25%
Algoritma <i>C4.5</i>	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 menunjukkan 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 <i>C4.5</i>	71,85%	69,62%	73,70%

Hasil implementasi algoritma *C4.5* dan *Multilayer Perceptron* mendapatkan hasil accuracy dan hasil accuracy cross validation. Pada hasil *Multilayer Perceptron* mendapatkan hasil accuracy 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 accuracy terbesar terdapat pada eksperimen pertama dengan nilai perbandingan 80%:20% dan mendapatkan hasil accuracy 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 accuracy 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 Kemcong, Puskesmas Jenggawah, dan RSUD dr. H. Koesnadi Bondowoso 1," vol. 4, pp. 67–70.
- [2] S. Kurtenbach, *Demografie*. 2019.
- [3] A. Angkasa and D. Fitrihanah, "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.fhumj.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_C4.5_Algorithm_for_Rule_Based_Classification/file/3deec520b1a84f31f8.pdf.
- [8] K. Sami, W. Wahyu Winarno, and S. Fauzisti, "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. Nurieni, "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/essrid.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," 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, and B. Intelligent, "First Online Publication."
- [16] A. A. Ewees, M. A. Elaziz, Z. Alansoor, 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. H. and S. H. Jayawardana, "Rancang Bangun Sistem Pakar untuk Deteksi," vol. VII, no. 2, pp. 48–58, 2015.
- [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. Noyamizanti, 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.



UNIVERSITAS
MERCU BUANA

KERTAS KERJA

Ringkasan

Kertas kerja ini merupakan material kelengkapan artikel jurnal dengan judul “*Perbandingan Algoritma C4.5 dan Multilayer Perceptron Untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta*”. Kertas kerja ini berisi semua material hasil penelitan Tugas Akhir. Di dalam kertas kerja ini disajikan beberapa bagian yang terdiri dari literature review, dataset yang digunakan, tahapan eksperimen, dan hasil eksperimen secara keseluruhan.

- Bagian I membahas mengenai literature review yang berisi artikel jurnal yang menjadi dasar atau landasan dalam penelitian ini.
- Bagian II menjelaskan mengenai source code yang digunakan pada penelitian ini.
- Bagian III menjelaskan mengenai dataset yang digunakan dalam penelitian ini, meliputi penjelasan, cara perolehan data, formal awal, atribut data, dan penyesuaian data akhir yang siap untuk diolah.
- Bagian IV memuat tahapan eksperimen yang disajikan dalam bentuk blok diagram dengan penjelasan dari setiap tahapan.
- Bagian V merupakan bagian terakhir dari kertas kerja ini yang menjelaskan hasil keseluruhan dari eksperimen yang telah dilakukan, meliputi penjelasannya.