

Klasifikasi Penyakit *Diabetic Retinopathy* Menggunakan *Multilayer Perceptron*

Umri Erdiansyah^{1*}, Ahmadi Irmansyah Lubis², Guntur Syahputra³

^{1,3} *Jurusan Teknologi Informasi dan Komputer Politeknik Negeri Lhokseumawe
Jln. B.Aceh Medan Km.280 Buketrata 24301 INDONESIA*

² *Jurusan Teknik Informatika Politeknik Negeri Batam
Jln. Ahmad Yani, Teluk Tering, Kota Batam 29461 INDONESIA*

^{1*}umri@pnl.ac.id

²ahmadi@polibatam.ac.id

³guntur@pnl.ac.id

Abstrak— *Diabetic Retinopathy* merupakan salah satu komplikasi penyakit diabetes yang dapat menyebabkan kematian. Komplikasi ini berupa kerusakan pada retina mata. Kadar glukosa yang tinggi dalam darah dapat menyebabkan kapiler kecil pecah dan menyebabkan kebutaan. Penyakit ini dimulai dengan melemahnya atau rusaknya kapiler kecil di retina, memungkinkan darah mengalir dan kemudian menyebabkan penebalan jaringan, pembengkakan, dan pendarahan hebat. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis diagnosis retinopati diabetik berupa data rekam medis. *Multilayer Perceptron* merupakan salah satu algoritma jaringan syaraf tiruan yang sering digunakan untuk klasifikasi data dan digunakan dalam proses klasifikasi pada penelitian ini. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari *UCI Machine Learning Repository*, kumpulan data dari University of Debrecen, Hongaria, termasuk data pasien untuk retinopati diabetik. Evaluasi hasil klasifikasi yang digunakan adalah confusion matrix. Dari hasil perhitungan yang telah dilakukan, maka didapatkan hasil akurasi pada *Multilayer Perceptron* sebesar 71.80%, dengan nilai precision 72.50%, dan Recall 71.80%.

Kata kunci— *Diabetic Retinopathy, Multilayer Perceptron, Klasifikasi, Confusion Matrix.*

Abstract— *Diabetic Retinopathy* is one of the complications of diabetes that can cause death. This complication is in the form of damage to the retina of the eye. High levels of glucose in the blood can cause tiny capillaries to burst and cause blindness. The disease begins with weakening or damage to the tiny capillaries in the retina, allowing blood to flow and then causing tissue thickening, swelling, and heavy bleeding. This study aims to analyze the diagnosis of diabetic retinopathy in the form of medical record data. *Multilayer Perceptron* is an artificial neural network algorithm that is often used for data classification and is used in the classification process in this study. The dataset used in this study was obtained from the *UCI Machine Learning Repository*, a data collection from the University of Debrecen, Hungary, including patient data for diabetic retinopathy. Evaluation of the classification results used is the confusion matrix. From the results of the calculations that have been carried out, the results obtained on the *Multilayer Perceptron* accuracy of 71.80%, with a precision value of 72.50%, a recall value of 71.80%.

Keywords— *Diabetic Retinopathy, Multilayer Perceptron, Classification, Confusion Matrix.*

I. PENDAHULUAN

Salah satu dampak dari komplikasi dari *Diabetes Melitus* yaitu *Diabetic Retinopathy*. Adapun efek dari *Diabetic Retinopathy* tersebut yaitu mengakibatkan kadar gula yang tinggi pada tubuh sehingga akhirnya dapat mengakibatkan kerusakan pada pembuluh darah retina mata, terutama di jaringan-jaringan yang sensitif terhadap cahaya. Kondisi ini dapat diderita oleh siapapun yang menderita diabetes tipe 1 maupun 2, terutama mereka yang gula darahnya tidak terkontrol dan telah menderita diabetes dalam jangka waktu yang lama. Hal ini dikarenakan penderita diabetes memiliki resiko yang tinggi untuk memunculkan berbagai masalah kesehatan [1].

Berdasarkan data dari *Atlas of the International Diabetes Federation (IDF)* pada tahun 2017 mengatakan bahwa di Indonesia, prevalensi diabetes masih terus meningkat. Indonesia merupakan negara terbesar keenam di dunia setelah China, India, Amerika Serikat, Brazil dan Meksiko.

Jumlah penderita diabetes usia 20-79 tahun sekitar 10,3 juta. Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) juga menunjukkan peningkatan prevalensi diabetes yang signifikan, dari 6,9% pada tahun 2013 menjadi 8,5% pada tahun 2018, sehingga perkiraan jumlah penderita diabetes di Indonesia mencapai 22 juta [2].

Dalam melakukan diagnosis secara dini pada penyakit *Diabetic Retinopathy* dapat dilakukan dengan menerapkan salah satu fitur pada ilmu *Artificial Intelligent* yaitu *Data Mining*. Proses pada metode data mining bertujuan untuk menguraikan temuan baru di dalam dataset dan menjelaskan suatu proses yang menggunakan Teknik Statistik, Matematis, *Artificial Intelligence*, dan *Machine Learning* untuk melakukan ekstrak dan identifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari database tersebut.

Penyakit *Diabetic Retinopathy* pada dasarnya dapat diidentifikasi menggunakan Dataset *Diabetic Retinopathy Debrecen* yang terdiri dari 1151 model mata dalam bentuk

data numerik yang merupakan hasil rekam medis dari citra mata [3].

Beberapa penelitian yang membahas mengenai klasifikasi penyakit diabetic retinopathy yaitu seperti penelitan dari Subarkah pada tahun 2020 yang membahas mengenai klasifikasi penyakit diabetic retinopathy menggunakan metode CART dengan hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi dari metode CART untuk klasifikasi diabetic retinopathy yaitu sebesar 63.42 % [1].

Penelitian dari Tyasnurita & Pamungkas pada tahun 2020 membahas mengenai klasifikasi penyakit diabetic retinopathy menggunakan metode Regresi Logistik dengan hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi dari metode Regresi Logistik untuk klasifikasi diabetic retinopathy yaitu sebesar 74.14 % [4].

Penelitian dari Hadistio pada tahun 2022 yaitu membandingkan metode SGD dan Naïve Bayes untuk klasifikasi penyakit diabetic retinopathy dengan hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi dari metode SGD lebih unggul dibandingkan Naïve Bayes dengan akurasi 70.16 % sedangkan Naïve Bayes memperoleh akurasi sebesar 56.74 % [5].

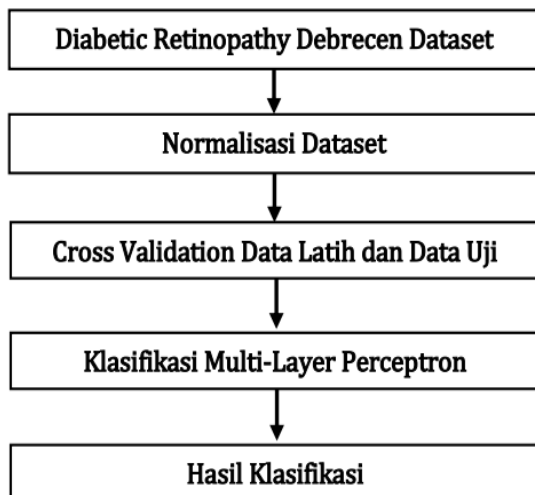
Penelitian dari Marleny et.al (2015) menerapkan Multilayer Perceptron dalam mengklasifikasikan Asfiksia dengan hasil akurasi terbaik yang diperoleh yaitu sebesar 90.5 % [6]. Kemudian penelitian dari Purwaningsih pada tahun 2016 yang membahas mengenai implementasi Multilayer Perceptron untuk klasifikasi jenis kulit sapi tersamak dengan hasil yang diperoleh yaitu akurasi sebesar 98.75 % [7].

Pada penelitian ini penulis akan menerapkan metode *Multilayer Perceptron* untuk melakukan klasifikasi penyakit *Diabetic Retinopathy* dengan menggunakan dataset yang berasal dari *UCI Machine Learning Repository* yaitu *Diabetic Retinopathy Debrecen Dataset*. Dan juga untuk melihat hasil kinerja metode *Multilayer Perceptron* tersebut dalam klasifikasi penyakit *Diabetic Retinopathy*.

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Tahapan Penelitian

Adapun penelitian ini di dengan melalui tahapan-tahapan penelitian seperti pada gambar 1 berikut.



Gambar 1. Alur Penelitian

Penjelasan dari tahapan penelitian pada Gambar 1 yang ditampilkan di atas sebagai berikut:

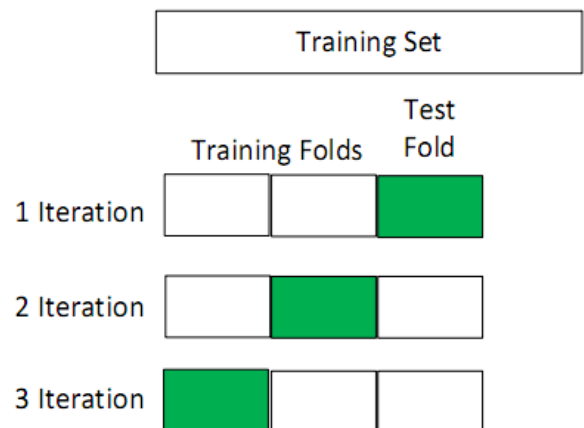
1. *Diabetic Retinopathy Debrecen Dataset* yaitu mempersiapkan data set yang akan diujikan pada penelitian ini yang dalam tersebut yaitu data set yang berasal dari *UCI Machine Learning Repository*.
2. *Normalisasi Dataset* yaitu proses untuk pembersihan data sebelum dilakukan klasifikasi pada penelitian ini.
3. *Cross Validation* yaitu membagi data latih dan data uji.
4. Klasifikasi *Multilayer Perceptron* yaitu melakukan proses klasifikasi pada data yang diujikan.
5. Hasil Klasifikasi yaitu untuk membahas mengenai hasil pengujian metode yang digunakan terhadap data yang diujikan.

B. Dataset

Dalam penelitian ini, data yang digunakan sebagai instrument pengujian diambil dari *UCI Machine Learning Repository* yaitu *Diabetic Retinopathy Debrecen*. Dataset tersebut terdiri atas 1151 records data, 19 atribut yang terdiri dari 18 atribut data dan 1 atribut output target. Kemudian output target dari data set tersebut terdiri dua class yaitu normal diabetes retinopathy dan terindikasi diabetes retinopathy[8].

C. Cross Validation

Cross Validation adalah proses acak yang membagi kumpulan data menjadi K titik diskontinyu dengan ukuran yang kira-kira sama, dan setiap lipatan digunakan secara bergantian untuk menguji model yang diinduksi oleh algoritma klasifikasi x oleh lipatan K-1 lainnya [9]. Pada Gambar 2 berikut adalah contoh skema proses *Cross Validation*.

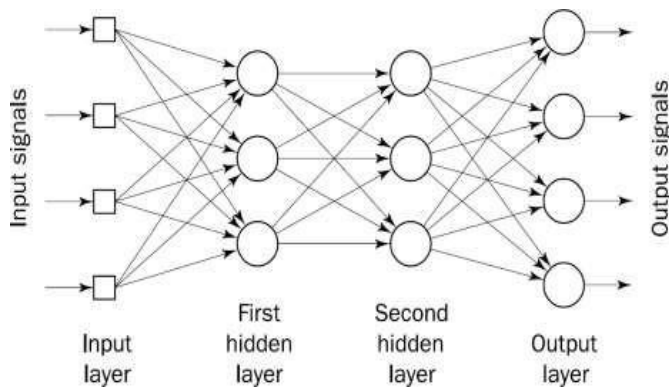


Gambar 2. Alur Proses Cross Validation

D. Multilayer Perceptron

Multilayer Perceptron adalah salah satu jenis dari Jaringan Saraf Tiruan yang banyak digunakan dalam berbagai aplikasi klasifikasi dan regresi dalam berbagai bidang pengenalan suara, pola dan masalah klasifikasi lainnya [10]. Pada MLP perceptron-perceptron terhubung membentuk beberapa lapisan (layer). Sebuah MLP

mempunyai lapisan masukan (input layer), minimal satu lapisan tersembunyi (hidden layer), dan lapisan luaran (output layer) [11]. *Multilayer Perceptron (MLP)* biasanya disebut dengan metode *backpropagation* banyak lapisan. Algoritma ini menggunakan *error output* dalam mengubah nilai bobot yang disebut dengan *backward*. Untuk mendapatkan nilai *error*, maka langkah awal yang dikerjakan adalah tahap *forward propagation* [12]. Contoh *multilayer perceptron architecture* disajikan pada gambar 3 berikut:



Gambar 3. *Multilayer Perceptron Architecture*

Backpropagation adalah algoritma yang digunakan dalam pelatihan *multilayer perceptron*. Adapun tahapan yang dilakukan pada algoritma ini, yakni [13]:

1. Inisialisasi

Setiap bobot yang menghubungkan seluruh neuron yang ada diberikan nilai acak dengan distribusi yang merata dan jangkauan yang kecil.

2. Aktivasi (*Feed-forward*)

Proses aktivasi atau *feed-forward* akan memasukkan seluruh *input* yang ada ke dalam jaringan saraf tiruan untuk menghasilkan *output*. Aktivasi dari jaringan saraf tiruan dilakukan dengan menggunakan *input* dan *output* yang diharapkan.

3. Pelatihan bobot

Update atau pembaruan nilai dari setiap bobot pada jaringan saraf tiruan akan dilakukan dengan melakukan propagasi balik terhadap kesalahan (*error*) pada *output layer*.

4. Iterasi

Penambahan nilai perulangan sebanyak satu dan kembali ke langkah 2 akan dilakukan apabila kriteria *error* belum sesuai yang diharapkan. Algoritma pelatihan propagasi balik selesai dilakukan apabila kriteria *error* telah sesuai yang diharapkan.

E. *Confusion Matrix*

Confusion Matrix berfungsi untuk mengukur kinerja klasifikasi dalam bentuk *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall*, serta berfungsi untuk kualitas *classifier* [14]. Tabel 1 berikut merupakan table dari *Confusion Matrix*:

TABEL I
TABEL CONFUSION MATRIX

ACTUAL CLASS	ASSIGNED CLASS	
	POSITIVE	NEGATIVE
POSITIVE	TRUE POSITIVE	FALSE NEGATIVE
NEGATIVE	FALSE POSITIVE	TRUE NEGATIVE

True Positive dan *True Negative* merupakan keadaan dari hasil prediksi sesuai dengan kondisi aktual. Sedangkan *False Positive* dan *False Negative* merupakan keadaan dari hasil prediksi dengan kondisi yang tidak sebenarnya. Pengukuran akurasi, presisi, dan *recall* dapat dihitung menggunakan rumus:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{1}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{2}$$

$$Precision = \frac{TP+TN}{TP+FP} \tag{3}$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini pengujian *Multilayer Perceptron* pada klasifikasi penyakit *Diabetic Retinopathy* menggunakan sebuah tools agar dapat mempermudah pengujian dengan menggunakan *Waikato Environment of Knowledge Analysis (WEKA)*.

1) *Informasi Dataset*

Berikut menampilkan informasi data atribut dan rincian data pada *Diabetic Retinopathy* yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari *UCI Machine Learning Repository* dapat dilihat pada Tabel 2 dan Tabel 3 berikut:

TABEL II
RINCIAN DATA DIABETIC RETINOPATHY DEBRECEN

No	X1	X2	X3	X4	X5	X6	...	X18	X19	Class
1	1	1	22	22	22	19	...	0.100	1	Class 0
2	1	1	24	24	22	18	...	0.144	0	Class 0
3	1	1	62	60	59	54	...	0.128	0	Class 1
4	1	1	55	53	53	50	...	0.114	0	Class 0
5	1	1	44	44	44	41	...	0.123	0	Class 1
6	1	1	44	43	41	41	...	0.126	0	Class 1
7	1	0	29	29	29	27	...	0.139	0	Class 1
8	1	1	6	6	6	6	...	0.071	1	Class 0
9	1	1	22	21	18	15	...	0.116	0	Class 1
10	1	1	79	75	73	71	...	0.109	0	Class 1
11	1	1	45	45	45	43	...	0.112	0	Class 0
12	1	0	25	25	25	23	...	0.139	1	Class 0
13	1	1	70	69	65	63	...	0.089	0	Class 1
14	1	1	48	43	39	32	...	0.138	1	Class 1
15	1	1	94	93	92	89	...	0.124	0	Class 0
16	1	1	20	18	16	15	...	0.089	1	Class 0
17	1	1	105	95	81	66	...	0.134	1	Class 1
18	1	1	25	25	24	23	...	0.108	0	Class 0
19	1	1	64	64	63	58	...	0.098	0	Class 0
20	1	0	46	41	39	32	...	0.104	1	Class 1
21	1	1	75	76	73	41	...	0.100	0	Class 0
22	1	1	43	85	45	27	...	0.144	0	Class 1
23	1	0	37	52	25	6	...	0.128	0	Class 1
24	1	0	46	22	65	15	...	0.114	0	Class 0
25	1	1	54	37	39	71	...	0.123	1	Class 0

1151	1	1	7	7	7	7	...	0.088	0	Class 0
------	---	---	---	---	---	---	-----	-------	---	---------

TABEL III
ATRIBUT DIABETIC RETINOPATHY DEBRECEN

Atribut	Keterangan	Penanda
Attribute 0	Hasil Biner Pada Kualitas Penilaian	X1
Attribute 1	Hasil Biner Pada Pre-Screening	X2
Attribute 2	Hasil Deteksi MA	X3
Attribute 3	Hasil Deteksi MA	X4
Attribute 4	Hasil Deteksi MA	X5
Attribute 5	Hasil Deteksi MA	X6
Attribute 6	Hasil Deteksi MA	X7
Attribute 7	Hasil Deteksi MA	X8
Attribute 8	Hasil Normalisasi Pada Eksudat	X9
Attribute 9	Hasil Normalisasi Pada Eksudat	X10
Attribute 10	Hasil Normalisasi Pada Eksudat	X11
Attribute 11	Hasil Normalisasi Pada Eksudat	X12
Attribute 12	Hasil Normalisasi Pada Eksudat	X13
Attribute 13	Hasil Normalisasi Pada Eksudat	X14
Attribute 14	Hasil Normalisasi Pada Eksudat	X15
Attribute 15	Hasil Normalisasi Pada Eksudat	X16
Attribute 16	Jarak Euclidean pada pusat manula dan pusat cakram optic	X17
Attribute 17	Diameter cakram optic	X18
Attribute 18	Hasil biner pada klasifikasi berbasis AM/FM	X19
Target Attribute	1=mengandung tanda-tanda DR. 0=tidak ada tanda-tanda DR	-

TABEL IV
ATRIBUT TARGET DIABETIC RETINOPATHY DEBRECEN DATASET

No.	Output	Jumlah Records Data
1	Contains Signs	611
2	No Signs	540
	Jumlah	1151

2) Tahapan Pre-processing Data

Preprocessing data dilakukan sebelum proses klasifikasi pada data set yang akan diujikan. Pada penelitian ini preprocessing dilakukan dengan menerapkan teknik normalisasi min-max dengan nilai minimal data sama dengan 0 dan nilai maksimal sama dengan 1. Perhitungan normalisasi *min-max* menggunakan persamaan (4) berikut [9]:

$$N^* = \frac{N - \min(n)}{\max(n) - \min(n)} \quad (4)$$

Adapun hasil normalisasi data yang diperoleh yaitu pada Tabel 5 berikut:

TABEL V
HASIL NORMALISASI DIABETIC RETINOPATHY DEBRECEN DATASET

No	X1	X2	X3	X4	X5	...	X19	Class
1	0.059	0.298	-0.64	-0.61	-0.57	...	1.404	Class 0
2	0.059	0.298	-0.56	-0.53	-0.57	...	-0.71	Class 0
3	0.059	0.298	0.920	0.957	1.046	...	-0.71	Class 1
4	0.059	0.298	0.646	0.667	0.783	...	-0.71	Class 0
5	0.059	0.298	0.217	0.294	0.388	...	-0.71	Class 1

6	0.059	0.298	0.217	0.252	0.256	...	-0.71	Class 1
7	0.059	-3.35	-0.36	-0.32	-0.26	...	-0.71	Class 1
8	0.059	0.298	-1.26	-1.28	-1.27	...	1.404	Class 0
9	0.059	0.298	-0.64	-0.65	-0.75	...	-0.71	Class 1
10	0.059	0.298	1.583	1.580	1.660	...	-0.71	Class 1
11	0.059	0.298	0.256	0.335	0.432	...	-0.71	Class 0
12	0.059	-3.35	-0.52	-0.49	-0.44	...	1.404	Class 0
13	0.059	0.298	1.232	1.331	1.309	...	-0.71	Class 1
14	0.059	0.298	0.373	0.252	0.169	...	1.404	Class 1
15	0.059	0.298	2.168	2.326	2.493	...	-0.71	Class 0
16	0.059	0.298	-0.71	-0.78	-0.83	...	1.404	Class 0
17	0.059	0.298	2.598	2.409	2.010	...	1.404	Class 1
18	0.059	0.298	-0.52	-0.49	-0.48	...	-0.71	Class 0
19	0.059	0.298	0.998	1.123	1.221	...	-0.71	Class 0
20	0.059	-3.35	0.295	0.169	0.169	...	1.404	Class 1
21	0.059	0.298	-0.56	-0.53	0.783	...	-0.71	Class 1
22	0.059	0.298	0.920	0.957	0.388	...	-0.71	Class 1
23	0.059	0.298	0.646	0.667	0.256	...	-0.71	Class 1
24	0.059	-3.35	0.217	0.294	-0.26	...	-0.71	Class 0
25	0.059	0.298	0.217	0.252	-1.27	...	-0.71	Class 1
...
1151	0.059	0.298	-1.26	-1.24	-1.23	...	-0.71	Class 0

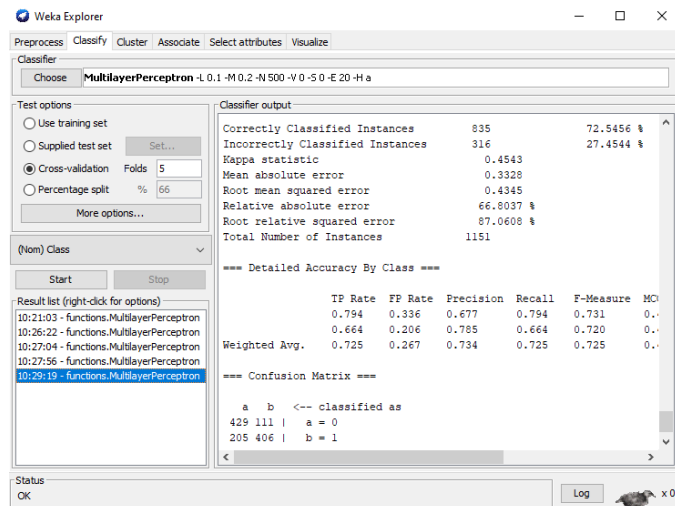
3) Pengujian Klasifikasi dengan Multi-Layer Perceptron

Selanjutnya dilakukan proses pengujian klasifikasi dengan *Multilayer Perceptron*. Kemudian untuk pengujian dengan *Multilayer Perceptron* menggunakan teknik evaluasi *Cross Validation* dengan pengujian *fold* dari nilai 1 sampai dengan 10 dan masing-masing diujikan untuk memperoleh jumlah data yang benar (*Correct*) dan data yang salah (*Incorrect*) dari hasil klasifikasi untuk menghitung nilai akurasi. Kemudian menentukan parameter Jaringan Saraf Tiruan pada pengujian klasifikasi data dengan *Multilayer Perceptron* terhadap data set yang diujikan. Adapun parameter yang digunakan yaitu:

TABEL VI
PARAMETER PENGUJIAN MULTILAYER PERCEPTRON

No.	Parameter	Nilai
1.	Learning Rate	0.1
2.	Momentum	0.9
3.	Hidden Layer	1
4.	Jumlah Neuron	5
5.	Batas Toleransi Error	0.001

Dalam mempersingkat waktu proses pengujian metode klasifikasi yang diusulkan, pada penelitian ini penulis menggunakan bantuan *Waikato Environment for Knowledge Analysis* (WEKA). Adapun contoh dari tampilan hasil pengujian dengan *Multilayer Perceptron* menggunakan WEKA pada Gambar 3 dan hasil klasifikasi yang diperoleh dengan *Multilayer Perceptron* yaitu pada Tabel 5 berikut.



Gambar 4. Hasil Klasifikasi Multilayer Perceptron dengan WEKA

Kemudian untuk hasil seluruh pengujian dengan Multilayer Perceptron menggunakan parameter pengujian Fold 1 sampai dengan 10 yaitu pada Tabel 7 berikut:

TABEL VII
HASIL KLASIFIKASI DENGAN MULTILAYER PERCEPTRON

Fold	Jumlah Data Benar	Jumlah Data Salah	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)
1	876	275	76.10	80.80	76.10
2	818	333	71.10	71.30	71.10
3	791	360	68.70	68.70	68.70
4	813	338	70.60	71.30	70.60
5	835	316	72.50	73.40	72.50
6	823	328	71.50	71.50	71.50
7	832	319	72.30	72.30	72.30
8	841	310	73.10	73.40	73.10
9	820	331	71.20	71.30	71.20
10	817	334	71.00	71.20	71.00
Rata-Rata			71.80	72.50	71.80

Dari penelitian yang telah dilakukan didapatkan nilai akurasi keseluruhan sebesar 71.80% dengan keseluruhan data sampel sebanyak 1151 records data, dimana pada nilai akurasi yang terbilang cukup baik dalam pengklasifikasian data rekam medis penyakit diabetic retinopathy dengan menggunakan metode MLP (Multilayer Perceptron).

IV. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa klasifikasi data rekam medis diabetic retinopathy dengan menggunakan metode Multilayer Perceptron sudah cukup baik pada Diabetic Retinopathy Debrecen Dataset yang menjadi instrument pengujian pada penelitian ini. Hal ini dapat dilihat dari nilai akurasi yang didapatkan sebesar 71.80 %. Dimana nilai precision sebesar 72.50%, dan recall sebesar 71.80%.

REFERENSI

- [1] P. Subarkah, "Penerapan Algoritme Klasifikasi Classification And Regression Trees (Cart) Untuk Diagnosis Penyakit Diabetes Retinopathy," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 19, no. 2, pp. 294–301, 2020, doi: 10.30812/matrik.v19i2.676.
- [2] R. Y. Dillak and M. G. Bintiri, "Identifikasi Fase Penyakit Retinopati Diabetes Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruanmulti Layer Perceptron," *Semin. Nas. Inform.*, vol. 2012, no. semnasIF, pp. 126–133, 2012.
- [3] P. Subarkah, M. M. Abdallah, and S. O. N. Hidayah, "Komparasi Akurasi Algoritme CART Dan Neural Network Untuk Diagnosis Penyakit Diabetes Retinopathy," *CogITO Smart J.*, vol. 7, no. 1, p. 121, 2021, doi: 10.31154/cogito.v7i1.304.121-134.
- [4] R. Tyasnurita and A. Y. M. Pamungkas, "Deteksi Diabetik Retinopati menggunakan Regresi Logistik," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 2, pp. 130–135, 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i2.578.130-135.
- [5] R. R. Hadistio, H. Mawengkang, and M. Zarlis, "Perbandingan Algoritma Stochastic Gradient Descent dan Naïve Bayes Pada Klasifikasi Diabetic Retinopathy," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 1, p. 271, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i1.3426.
- [6] N. Purwaningsih, "Penerapan multilayer perceptron untuk klasifikasi jenis kulit sapi tersamak," *J. TEKNOIF*, vol. 4, no. 1, pp. 1–7, 2016, [Online]. Available: <https://ejournal.itp.ac.id/index.php/tinformatika/issue/view/64>
- [7] F. D. Marleny, L. Swastina, and B. Lareno, "Klasifikasi Faktor Yang Mempengaruhi Asfiksia Menggunakan Multilayer Perceptron Neural Network," *Konf. Nas. Sist. Inform. 2015*, pp. 391–395, 2015.
- [8] S. Defiyanti, "Integrasi Metode Clustering dan Klasifikasi untuk Data Numerik," *Citee*, no. July, pp. 256–261, 2017.
- [9] A. I. Lubis, U. Erdiansyah, and R. Siregar, "Komparasi Akurasi pada Naive Bayes dan Random Forest dalam Klasifikasi Penyakit Liver," *J. Comput. Eng. Syst. Sci.*, vol. 7, no. 1, pp. 81–89, 2022.
- [10] Y. Ardilla, H. Tjandrasa, and I. Arieshanti, "Deteksi Penyakit Epilepsi dengan Menggunakan Multilayer Perceptron," *J. Tek. POMITS*, vol. 3, no. 1, pp. 1–5, 2014.
- [11] D. W. Wardani, P. Danoedoro, and B. Susilo, "Kajian Perubahan Penggunaan Lahan Berbasis Citra Layer Perceptron Dan Markov Chain Di Sebagian Kabupaten Bantul," *Pros. Pertem. Ilm. Tah. XX 2015*, no. May, pp. 198–205, 2015.
- [12] M. Irfan, B. A. Ardi Sumbodo, and I. Candradewi, "Sistem Klasifikasi Kendaraan Berbasis Pengolahan Citra Digital dengan Metode Multilayer Perceptron," *IJEIS (Indonesian J. Electron. Instrum. Syst.*, vol. 7, no. 2, p. 139, 2017, doi: 10.22146/ijeis.18260.
- [13] M. Mentari, E. K. R. Sari, and S. Mtrofin, "Klasifikasi Menggunakan Kombinasi Multilayer Perceptron dan Aligment Particle Swarm Optimization," *Senastik*, vol. 2014, no. September, pp. 10–11, 2014, doi: 10.13140/2.1.3932.9281.
- [14] U. Erdiansyah, A. Irmansyah Lubis, and K. Erwansyah, "Komparasi Metode K-Nearest Neighbor dan Random

Forest Dalam Prediksi Akurasi Klasifikasi Pengobatan
Penyakit Kutil,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 1,

p. 208, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i1.3373.