

**KLASIFIKASI PENYAKIT SIROSIS HATI MENGGUNAKAN METODE  
LIGHTGBM DENGAN PENANGANAN *OUTLIER ONE CLASS SVM***

**SKRIPSI**



**UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A**

Disusun Oleh

**PUTRI MAULINA MIFTAKHUL ROSIDA**

**09010221014**

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL  
SURABAYA**

**2025**

## PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : Putri Maulina Miftakhul Rosida

NIM : 09010221014

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2021

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "KLASIFIKASI PENYAKIT SIROSIS HATI MENGGUNAKAN METODE LIGHTGBM DENGAN PENANGANAN *OUTLIER ONE CLASS SVM*". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 18 Desember 2024

Yang menyatakan,



Putri Maulina Miftakhul Rosida  
NIM. 09010221014

## LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama : Putri Maulina Miftakhul Rosida  
NIM : 09010221014  
Judul proposal skripsi : KLASIFIKASI PENYAKIT SIROSIS HATI  
MENGGUNAKAN METODE LIGHTGBM DENGAN  
PENANGANAN *OUTLIER ONE CLASS SVM*

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Pembimbing I



Dr. Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom.  
NIP. 198511242014032001

Pembimbing II



Dr. Lutfi Hakim, M.Ag  
NIP. 197312252006041001

Mengetahui,  
Ketua Program Studi Matematika  
UIN Sunan Ampel Surabaya



Yuniar Farida, M.T.  
NIP. 197905272014032002

## PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

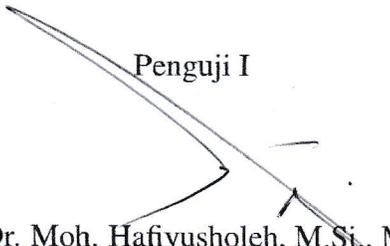
Skripsi oleh

Nama : Putri Maulina Miftakhul Rosida  
NIM : 09010221014  
Judul Skripsi : KLASIFIKASI PENYAKIT SIROSIS HATI  
MENGUNAKAN METODE LIGHTGBM DENGAN  
PENANGANAN *OUTLIER ONE CLASS SVM*

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji  
pada tanggal 30 Desember 2024

Mengesahkan,  
Tim Penguji

Penguji I

  
Dr. Moh. Hafiyusholeh, M.Si., M.PMat.  
NIP. 198002042014031001

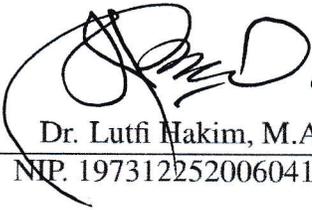
Penguji II

  
Wika Dianita Utami, M.Sc  
NIP. 199206102018012003

Penguji III

  
Dr. Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom.  
NIP. 198511242014032001

Penguji IV

  
Dr. Lutfi Hakim, M.Ag  
NIP. 197312252006041001

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi  
UIN Sunan Ampel Surabaya

  
Dr. Saepul Hamdani, M.Pd  
NIP. 196507312000031002



UIN SUNAN AMPEL  
SURABAYA

KEMENTERIAN AGAMA  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA  
PERPUSTAKAAN

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300  
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI  
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : PUTRI MAULINA MIFTAKHUL ROSIDA  
NIM : 09010221014.  
Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA  
E-mail address : putimmr@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

Sekripsi  Tesis  Desertasi  Lain-lain (.....)  
yang berjudul :

KLASIFIKASI PENYAKIT SIROSIS HATI MENGGUHAKAN  
METODE LIGHTGBM DENGAN PENANGANAN OUTLIER  
ONE CLASS SVM.

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara *fulltext* untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 18 DESEMBER 2024

Penulis

(PUTRI MAULINA. M. R.)

nama terang dan tanda tangan.

## ABSTRAK

### KLASIFIKASI PENYAKIT SIROSIS HATI MENGGUNAKAN METODE LIGHTGBM DENGAN PENANGANAN *OUTLIER ONE CLASS SVM*

Organ tubuh manusia yang memiliki peran penting dalam menjaga kesehatan salah satunya adalah hati. Berdasarkan data WHO tahun 2016 angka kematian penyakit sirosis pertahun mencapai 1.3 juta jiwa pertahun dan menjadi salah satu dari 10 penyakit paling mematikan di Indonesia dengan angka kematian lebih dari dua juta pertahun. Berdasarkan tingginya angka kematian tersebut penting melakukan klasifikasi penyakit sirosis agar dapat terdeteksi dan melakukan pengobatan sejak dini. Data penelitian merupakan data sekunder dengan 10 variabel yang berisikan data medis dan data gaya hidup. Penelitian klasifikasi penyakit sirosis menggunakan machine learning pada penanganan outlier One Class SVM dalam menghapus data outlier yang mempengaruhi pengambilan keputusan sehingga dapat meningkatkan keakuratan model klasifikasi menggunakan metode LightGBM. Hasil pada penelitian didapatkan dengan menggunakan metode LightGBM mendapatkan hasil akurasi sebesar 93.21%, sensitivitas sebesar 90.59%, dan spesifisitas sebesar 96.10%, sedangkan hasil dari sesudah dilakukan penanganan outlier dengan menggunakan One Class SVM dengan klasifikasi LightGBM memperoleh hasil akurasi sebesar 95.03%, sensitivitas sebesar 96.39%, dan spesifisitas sebesar 93.59%, sehingga dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan penanganan outlier One Class SVM dan LightGBM mendapatkan hasil akurasi lebih baik yang dibuktikan dengan peningkatan akurasi pada hasil klasifikasi sebesar 1.82%. Didapatkan kesimpulan bahwa dengan menggunakan penanganan outlier One Class SVM dan LightGBM mendapatkan performa terbaik yang ditunjukkan dengan peningkatan akurasi pada model klasifikasi.

**Kata kunci:** Klasifikasi, LightGBM, OCSVM, Sirosis.

## ABSTRACT

### CLASSIFICATION OF LIVER CIRRHOSIS DISEASE USING LIGHTGBM METHOD WITH ONE CLASS SVM OUTLIER HANDLING

An organ of the human body that has an important role in maintaining one of them is the liver. Based on WHO data in 2016, the annual mortality rate of cirrhosis disease reached 1.3 million people per year and became one of the 10 deadliest diseases in Indonesia with a death rate of more than two million per year. Based on the high mortality rate, it is important to classify cirrhosis disease so that it can be detected and treated early. The research data is secondary data with 10 variables containing medical data and lifestyle data. Research on the classification of cirrhosis disease uses machine learning in handling outliers One Class SVM in removing outlier data that affects decision making so as to increase the accuracy of the classification model using the LightGBM method. The results in the study obtained using the LightGBM method obtained an accuracy of 93.21%, a sensitivity of 90.59%, and a specificity of 96.10%, while the results after handling outliers using One Class SVM with LightGBM classification obtained an accuracy of 95.03%, a sensitivity of 96.39%, and a specificity of 93.59%, so it can be concluded that by using outlier handling One Class SVM and LightGBM get better accuracy results as evidenced by an increase in accuracy in classification results by 1.82%. It was concluded that by using One Class SVM and LightGBM outlier handling, the best performance is shown by the increased accuracy of the classification model.

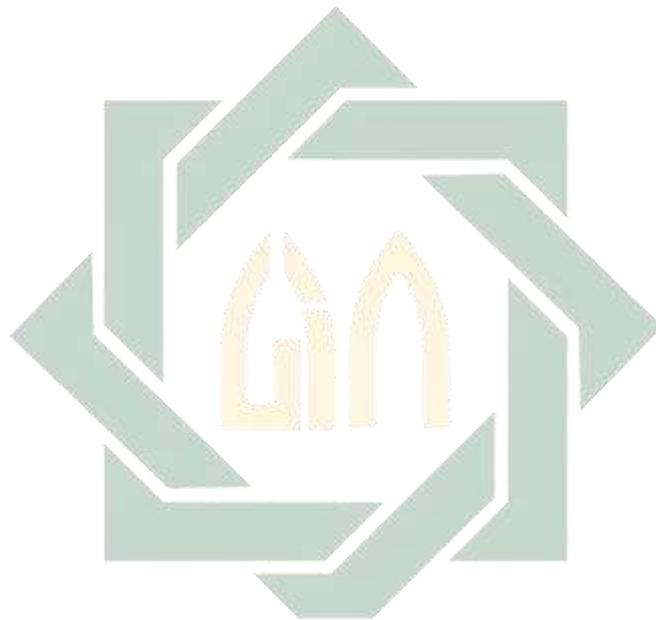
**Keywords:** Cirrhosis, Classification, LightGBM, OCSVM.

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b>	<b>i</b>
<b>LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING</b>	<b>ii</b>
<b>PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI</b>	<b>iii</b>
<b>HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN</b>	<b>iv</b>
<b>MOTTO</b>	<b>v</b>
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b>	<b>vi</b>
<b>KATA PENGANTAR</b>	<b>vii</b>
<b>DAFTAR ISI</b>	<b>ix</b>
<b>DAFTAR TABEL</b>	<b>xii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b>	<b>xvi</b>
<b>ABSTRAK</b>	<b>.xviii</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>xix</b>
<b>I PENDAHULUAN</b>	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang Masalah	1
1.2. Rumusan Masalah	7
1.3. Tujuan Penelitian	7
1.4. Manfaat Penelitian	7
1.5. Batasan Masalah	8
1.6. Sistematika Penulisan	9
<b>II TINJAUAN PUSTAKA</b>	<b>11</b>
2.1. Sirosis Hati	11
2.1.1. Usia	13
2.1.2. Jenis Kelamin	13
2.1.3. Alkohol	14
2.1.4. Perokok	14
2.1.5. Resiko Genetik	15
2.1.6. Aktivitas Fisik	15

2.1.7. Diabetes . . . . .	15
2.1.8. Body Mass Index (BMI) . . . . .	16
2.1.9. Hipertensi . . . . .	16
2.1.10. Fungsi Hati . . . . .	17
2.2. Deteksi Data <i>Outlier</i> . . . . .	18
2.3. <i>One Class SVM</i> . . . . .	19
2.4. <i>K-fold Cross Validation (CV)</i> . . . . .	24
2.5. <i>Boosting</i> . . . . .	25
2.6. <i>Light Gradient Boosting Machine (LightGBM)</i> . . . . .	26
2.7. <i>Confusion Matrix</i> . . . . .	29
2.8. Integrasi Keilmuan (Hidup Sehat dalam Perspektif Islam) . . . . .	31
2.8.1. Menjaga Pola Makanan . . . . .	32
2.8.2. Tidak Mengonsumsi Minuman/ Makanan yang Dilarang . . . . .	33
2.8.3. Menerapkan Gaya Hidup Sehat . . . . .	34
<b>III METODE PENELITIAN . . . . .</b>	<b>36</b>
3.1. Jenis Penelitian . . . . .	36
3.2. Jenis dan Sumber Data . . . . .	36
3.3. Tahapan Penelitian . . . . .	37
3.3.1. Input Dataset . . . . .	38
3.3.2. Penanganan <i>Outlier</i> menggunakan <i>One Class SVM</i> . . . . .	38
3.3.3. Tahap Klasifikasi . . . . .	40
3.3.4. Evaluasi Hasil . . . . .	41
3.3.5. Skema Uji Coba <i>Tuning Parameter</i> . . . . .	42
<b>IV HASIL DAN PEMBAHASAN . . . . .</b>	<b>43</b>
4.1. <i>Input Dataset</i> . . . . .	43
4.2. Penanganan <i>Outlier</i> Menggunakan <i>One Class SVM</i> . . . . .	45
4.3. Proses Klasifikasi . . . . .	53
4.3.1. Tahap <i>Training</i> . . . . .	54
4.3.2. <i>Testing</i> . . . . .	70
4.4. Evaluasi Hasil . . . . .	71

4.5. Skema Uji Coba Tuning Parameter . . . . .	73
4.6. GUI Klasifikasi Penyakit Sirosis Hati . . . . .	136
4.7. Integrasi Keilmuan . . . . .	138
<b>V PENUTUP . . . . .</b>	<b>140</b>
5.1. Kesimpulan . . . . .	140
5.2. Saran . . . . .	141
<b>DAFTAR PUSTAKA . . . . .</b>	<b>142</b>



UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A

## DAFTAR TABEL

2.1	<i>Confusion Matrix</i> . . . . .	29
3.1	Sampel Data . . . . .	37
3.2	<i>Tuning</i> Parameter . . . . .	42
4.1	Sample Dataset . . . . .	44
4.2	Pengambilan Keputusan <i>Outlier</i> . . . . .	51
4.3	Hasil Data Setelah dilakukan Penanganan <i>Outlier</i> . . . . .	53
4.4	Pembagian <i>Training</i> dan <i>Testing</i> pada Setiap Fold . . . . .	54
4.5	Nilai Residual . . . . .	55
4.6	Nilai <i>Hessian</i> . . . . .	56
4.7	<i>Information Gain</i> Node 1 . . . . .	60
4.8	<i>Information Gain</i> Node 2 Kanan . . . . .	62
4.9	<i>Information Gain</i> Node 2 Kiri . . . . .	64
4.10	<i>Information Gain</i> Node 3 Kanan $X_6 \leq 1$ . . . . .	68
4.11	Sampel Data <i>Testing</i> . . . . .	70
4.12	Nilai <i>Leaf</i> Proses <i>Testing</i> . . . . .	70
4.13	Hasil <i>Confusion Matrix</i> Model . . . . .	72
4.14	Hasil Uji Coba Pada Data Asli Dengan Jumlah Daun 2 . . . . .	74
4.15	Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 5% Dengan Jumlah Daun 2 . . . . .	75
4.16	Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 6% Dengan Jumlah Daun 2 . . . . .	76
4.17	Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 7% Dengan Jumlah Daun 2 . . . . .	77
4.18	Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 8% Dengan Jumlah Daun 2 . . . . .	78
4.19	Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 9% Dengan Jumlah Daun 2 . . . . .	79

4.20 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 10% Dengan Jumlah Daun 2 . . . . .	80
4.21 Hasil Uji Coba Pada Data Asli Dengan Jumlah Daun 4 . . . . .	81
4.22 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 5% Dengan Jumlah Daun 4 . . . . .	82
4.23 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 6% Dengan Jumlah Daun 4 . . . . .	83
4.24 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 7% Dengan Jumlah Daun 4 . . . . .	84
4.25 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 8% Dengan Jumlah Daun 4 . . . . .	85
4.26 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 9% Dengan Jumlah Daun 4 . . . . .	86
4.27 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 10% Dengan Jumlah Daun 4 . . . . .	87
4.28 Hasil Uji Coba Pada Data Asli Dengan Jumlah Daun 6 . . . . .	88
4.29 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 5% Dengan Jumlah Daun 6 . . . . .	89
4.30 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 6% Dengan Jumlah Daun 6 . . . . .	90
4.31 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 7% Dengan Jumlah Daun 6 . . . . .	91
4.32 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 8% Dengan Jumlah Daun 6 . . . . .	92
4.33 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 9% Dengan Jumlah Daun 6 . . . . .	93
4.34 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 10% Dengan Jumlah Daun 6 . . . . .	94
4.35 Hasil Uji Coba Pada Data Asli Dengan Jumlah Daun 8 . . . . .	95
4.36 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 5% Dengan Jumlah Daun 8 . . . . .	96
4.37 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 6% Dengan Jumlah Daun 8 . . . . .	97

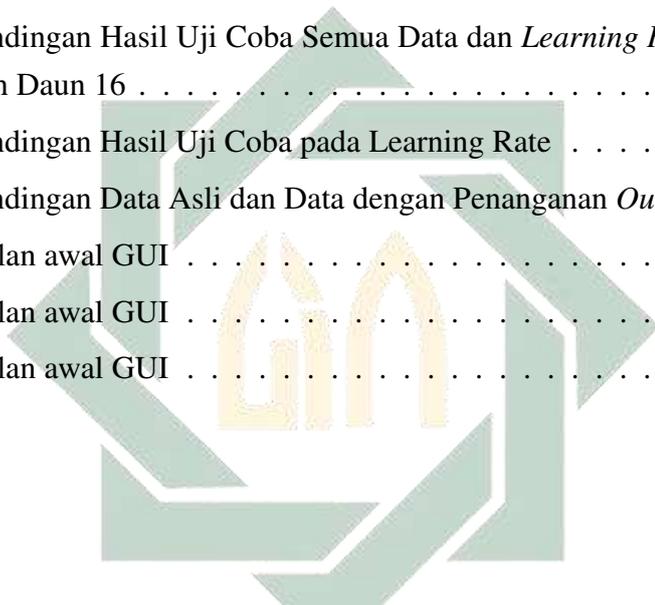
4.38 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 7% Dengan Jumlah Daun 8 . . . . .	98
4.39 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 8% Dengan Jumlah Daun 8 . . . . .	99
4.40 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 9% Dengan Jumlah Daun 8 . . . . .	100
4.41 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 10% Dengan Jumlah Daun 8 . . . . .	101
4.42 Hasil Uji Coba Pada Data Asli Dengan Jumlah Daun 10 . . . . .	102
4.43 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 5% Dengan Jumlah Daun 10 . . . . .	103
4.44 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 6% Dengan Jumlah Daun 10 . . . . .	104
4.45 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 7% Dengan Jumlah Daun 10 . . . . .	105
4.46 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 8% Dengan Jumlah Daun 10 . . . . .	106
4.47 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 9% Dengan Jumlah Daun 10 . . . . .	107
4.48 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 10% Dengan Jumlah Daun 10 . . . . .	108
4.49 Hasil Uji Coba Pada Data Asli Dengan Jumlah Daun 12 . . . . .	109
4.50 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 5% Dengan Jumlah Daun 12 . . . . .	110
4.51 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 6% Dengan Jumlah Daun 12 . . . . .	111
4.52 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 7% Dengan Jumlah Daun 12 . . . . .	112
4.53 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 8% Dengan Jumlah Daun 12 . . . . .	113
4.54 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 9% Dengan Jumlah Daun 12 . . . . .	114

4.55 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 10% Dengan Jumlah Daun 12 . . . . .	115
4.56 Hasil Uji Coba Pada Data Asli Dengan Jumlah Daun 14 . . . . .	116
4.57 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 5% Dengan Jumlah Daun 14 . . . . .	117
4.58 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 6% Dengan Jumlah Daun 14 . . . . .	118
4.59 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 7% Dengan Jumlah Daun 14 . . . . .	119
4.60 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 8% Dengan Jumlah Daun 14 . . . . .	120
4.61 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 9% Dengan Jumlah Daun 14 . . . . .	121
4.62 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 10% Dengan Jumlah Daun 14 . . . . .	122
4.63 Hasil Uji Coba Pada Data Asli Dengan Jumlah Daun 16 . . . . .	123
4.64 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 5% Dengan Jumlah Daun 16 . . . . .	124
4.65 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 6% Dengan Jumlah Daun 16 . . . . .	125
4.66 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 7% Dengan Jumlah Daun 16 . . . . .	126
4.67 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 8% Dengan Jumlah Daun 16 . . . . .	127
4.68 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 9% Dengan Jumlah Daun 16 . . . . .	128
4.69 Hasil Uji Coba Pada Data Penanganan <i>Outlier</i> 10% Dengan Jumlah Daun 16 . . . . .	129

## DAFTAR GAMBAR

2.1	Ilustrasi Perbedaan Antara Hati Normal Dengan Sirosis Hati . . . . .	12
2.2	Visualisasi Boxplot . . . . .	19
2.3	Ilustrasi <i>One Class SVM</i> . . . . .	22
2.4	<i>K-fold Cross Validation</i> . . . . .	25
2.5	<i>Arsitektur LightGBM</i> . . . . .	26
3.1	<i>Diagram Alir Penelitian</i> . . . . .	38
3.2	Diagram Alir <i>One Class SVM</i> . . . . .	39
3.3	Diagram Alir LightGBM . . . . .	40
4.1	Data <i>Outlier</i> . . . . .	45
4.2	Distribusi Data Asli dan Normal . . . . .	52
4.3	<i>Node 1</i> Variabel $X_4 \leq 10.01$ . . . . .	56
4.4	<i>Node 1</i> Variabel $X_6 \leq 1$ . . . . .	58
4.5	<i>Node 1</i> Variabel $X_{10} \leq 49.95$ . . . . .	59
4.6	<i>Node 2</i> Variabel $X_{10} \leq 49.88$ . . . . .	61
4.7	<i>Node 2</i> Variabel $X_{10} \leq 49.95$ . . . . .	62
4.8	<i>Node 3</i> Variabel $X_3 \leq 39.19$ . . . . .	64
4.9	<i>Node 3</i> Variabel $X_6 \leq 1$ . . . . .	65
4.10	<i>Node 3</i> Variabel $X_8 \leq 1$ . . . . .	66
4.11	Visualisasi Pohon Pertama . . . . .	69
4.12	Perbandingan Hasil Uji Coba Semua Data dan <i>Learning Rate</i> Pada Jumlah Daun 2 . . . . .	130
4.13	Perbandingan Hasil Uji Coba Semua Data dan <i>Learning Rate</i> Pada Jumlah Daun 4 . . . . .	131
4.14	Perbandingan Hasil Uji Coba Semua Data dan <i>Learning Rate</i> Pada Jumlah Daun 6 . . . . .	131

4.15 Perbandingan Hasil Uji Coba Semua Data dan <i>Learning Rate</i> Pada Jumlah Daun 8 . . . . .	132
4.16 Perbandingan Hasil Uji Coba Semua Data dan <i>Learning Rate</i> Pada Jumlah Daun 10 . . . . .	132
4.17 Perbandingan Hasil Uji Coba Semua Data dan <i>Learning Rate</i> Pada Jumlah Daun 12 . . . . .	133
4.18 Perbandingan Hasil Uji Coba Semua Data dan <i>Learning Rate</i> Pada Jumlah Daun 14 . . . . .	134
4.19 Perbandingan Hasil Uji Coba Semua Data dan <i>Learning Rate</i> Pada Jumlah Daun 16 . . . . .	134
4.20 Perbandingan Hasil Uji Coba pada <i>Learning Rate</i> . . . . .	135
4.21 Perbandingan Data Asli dan Data dengan Penanganan <i>Outlier</i> . . . . .	135
4.22 Tampilan awal GUI . . . . .	137
4.23 Tampilan awal GUI . . . . .	137
4.24 Tampilan awal GUI . . . . .	138



UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A

## DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, L. N., Amran, M., & Handriyati, A. (2022). Temuan Kolelitiasis Pada Penderita Sirosis Hepatis Di Rsu Anutapura Palu. *Medika Alkhairaat: Jurnal Penelitian Kedokteran dan Kesehatan*, 4(3), 87–92.
- Aisah, S. N., Novitasari, D. C. R., & Farida, Y. (2023). Perbandingan Metode Extreme Learning Machine (ELM) dan Kernel Extreme Learning Machine (KELM) Pada Klasifikasi Penyakit Cedera Panggul. *Jurnal Fourier*, 12(2), 69–78.
- Al Shorman, A., Faris, H., & Aljarah, I. (2020). Unsupervised Intelligent System Based On One Class Support Vector Machine And Grey Wolf Optimization For IOT Botnet Detection. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 11(7), 2809–2825.
- Alfarizi, M. R. S., Al-farish, M. Z., Taufiqurrahman, M., Ardiansah, G., & Elgar, M. (2023). Penggunaan Python Sebagai Bahasa Pemrograman Untuk Machine Learning Dan Deep Learning. *Karimah Tauhid*, 2(1), 1–6.
- Alotaibi, A., Alnajrani, L., Alsheikh, N., Alanazy, A., Alshammasi, S., Almusairii, M., Alrassan, S., & Alansari, A. (2023). Explainable Ensemble-based Machine Learning Models For Detecting The Presence Of Cirrhosis In Hepatitis C Patients. *Computation*, 11(6), 104.
- Anggi, A. (2021). *Survei Pola Hidup Sehat Pemuda di Kecamatan Sudu pada Masa Pandemi COVID-19*. PhD thesis, Universitas Jambi.

- Arief, R. M. & Susanto, D. S. (2024). Pemodelan Deteksi Dini Gejala Penyakit Sirosis Hati Menggunakan Machine Learning Dengan Pendekatan Supervised Learning. *Jurnal RESTIKOM: Riset Teknik Informatika dan Komputer*, 6(2), 223–239.
- Aurelia, V. K. & Kurniati, I. (2022). Korelasi Aminotransferase Platelet Ratio Index (APRI) Dengan Kadar Bilirubin Serum Pada Penderita Sirosis Hepatis Akibat Infeksi Virus Hepatitis C Di RSUD Dr. H. Abdul Moeloek Lampung. *Medical Profession Journal of Lampung*, 12(4), 764–775.
- Azizi, B. A., Nurhantari, Y., et al. (2023). Hubungan Kadar Serum Glutamic Pyruvate Transaminase (SGPT) Dan Serum Glutamic Oxaloacetic Transaminasi (SGOT) Dengan Riwayat Konsumsi Alkohol Pada Etnis Papua. *Jurnal Forensik dan Medikolegal Indonesia*, 4(1), 319–327.
- Bayani, A., Hosseini, A., Asadi, F., Hatami, B., Kavousi, K., Aria, M., & Zali, M. R. (2022). Identifying Predictors Of Varices Grading In Patients With Cirrhosis Using Ensemble Learning. *Clinical Chemistry and Laboratory Medicine (CCLM)*, 60(12), 1938–1945.
- Berger, A. & Kiefer, M. (2021). Comparison Of Different Response Time Outlier Exclusion Methods: A Simulation Study. *Frontiers in psychology*, 12, 675558.
- Cendani, L. M. & Wibowo, A. (2022). Perbandingan Metode Ensemble Learning Pada Klasifikasi Penyakit Diabetes. *Jurnal Masyarakat Informatika*, 13(1), 33–44.
- Chazar, C. & Erawan, B. (2020). Machine Learning Diagnosis Kanker Payudara Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *INFORMASI (Jurnal Informatika dan Sistem Informasi)*, 12(1), 67–80.

- Deng, C., Zhang, Q., Zhang, H., Li, J., & Ning, C. (2023). Research On Rapid Congestion Identification Method Based On TSNE-FCM And LightGBM. *Sustainability*, 15(14), 11322.
- Desdiani, D. (2022). Fibrosis Pada Paru.
- Desiani, A. (2022). Perbandingan Implementasi Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor Pada Klasifikasi Penyakit Hati. *Jurnal Sistem Informasi dan Sistem Komputer*, 7(2), 104–110.
- Diana Putri, S. (2024). *PENGARUH EKSTRAK KAYU MANIS (Cinnamomum burmanii) TERHADAP KADAR AST (Asparatarte aminotransferase) DAN ALT (Alanine aminotransferase) PADA TIKUS HIPERGLIKEMIA*. PhD thesis, Universitas Andalas.
- Diantika, S. (2023). Penerapan Teknik Random Oversampling Untuk Mengatasi Imbalance Class Dalam Klasifikasi Website Phishing Menggunakan Algoritma Lightgbm. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), 19–25.
- Eltrikanawati, T. E. T. & Nurhafifah, B. F. (2023). Edukasi Diabetes Mellitus Dan Pemeriksaan Kadar Glukosa Darah. *Sambulu Gana: Jurnal Pengabdian Masyarakat*, 2(2), 64–70.
- Ermanita, O. V., Handayani, R. A., Muharamah, E., & Purbayanti, D. (2020). Gambaran Aktivitas Enzim Alkaline Phosphatase (ALP) pada Pemain Game Online di Kecamatan Jekan Raya Kota Palangka Raya: Profile of Alkaline Phosphatase (ALP) Activity in Online Game Players in District of Jekan Raya. *Borneo Journal of Medical Laboratory Technology*, 3(1), 183–188.
- Fadhilah, Y. N., Tanuwidjaja, S., & Saepulloh, A. (2021). Hubungan Aktivitas Fisik

- Dengan Kejadian Obesitas Pada Anak Sekolah Dasar Negeri 113 Banjarsari Kota Bandung Tahun 2019-2020. *Jurnal Riset Kedokteran*, (pp. 80–84).
- Fadri, W. (2023). Klasifikasi Penyakit Hati dengan Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Informasi Dan Teknologi*, (pp. 32–37).
- Faizal, I. A., Puspodewi, D., & Aji, A. P. (2024). Subchronic Toxicity Test of Burdock Root (*Arctium Lappa L.*) Nanoemulsion Based on Histopathology on The Albino Rat *Rattus Noverticus* (Wistar Strain): Uji Toksisitas Subkronik Nanoemulsi Akar Burdock (*Arctium Lappa L.*) Berdasarkan Histopatologi pada Tikus Albino *Rattus Noverticus* (Strain Wistar). *Indonesian Journal of Innovation Multidisipliner Research*, 2(2), 331–342.
- Fajrian, F. M. (2020). Enzim Transferase dengan Bilirubin Total Penderita Ikterus Obstruktif. *Jurnal Ilmiah Kesehatan Sandi Husada*, 9(1), 176–182.
- Febriyanto, R. A. (2021). Deteksi kesalahan data pada wireless sensor network menggunakan metode random undersampling dan algoritma klasifikasi extra-tree. B.S. thesis, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah.
- Fitrayana, P. R. & Saputro, D. R. S. (2022). Algoritme Clustering Large Application (Clara) Untuk Menangani Data Outlier. In *Prisma, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, volume 5 (pp. 721–725).
- Gunawan, S., Sarjuwita, A., Rajagukguk, V. C. A., & Firmansyah, Y. (2023). Kegiatan Pengabdian Masyarakat dalam Rangka Peningkatan Pemahaman Masyarakat Tentang Penyakit Perlemakan Hati dan Deteksi Dini Penyakit Liver. *Jurnal Pengabdian Ilmu Kesehatan*, 3(2), 50–59.

- Harahap, A. N. A. (2024). Korelasi antara Diameter Limpa dengan Jumlah Trombosit pada Pasien Sirosis Hati. *Majalah Kedokteran Andalas*, 46(10), 1579–1591.
- Hasanah, A. I., Fauziah, R., & Kurniawan, R. R. (2021). Konsep Makanan Halal Dan Thayyib Dalam Perspektif Al-Qur'an.
- Hernanda, P. Y. et al. (2024). Studi Literatur Sistematis Tentang Pengaruh Konsumsi Alcohol Terhadap Penyakit Liver Kronik. *CALVARIA MEDICAL JOURNAL*, 2(1), 69–74.
- HR, H. N., Tjiptaningrum, A., & Karima, N. (2024). Dampak Asap Rokok Terhadap Kadar SGPT. *Jurnal Penelitian Perawat Profesional*, 6(5), 2191–2196.
- Irmawati, I., Widiyanto, K., Aziz, F., Rifai, A., & Rahmawati, A. (2022). Implementasi Artificial Neural Network Dalam Mendeteksi Penyakit Hati (Liver). *JISAMAR (Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research)*, 6(1), 193–198.
- Kanasya Thalita, L. M. (2024). Proses Asuhan Gizi Terstandar pada Pasien dengan Autoimun dan Sirosis Hepatis — Thalita — *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*. <http://ji.unbari.ac.id/index.php/ilmiah/article/view/5451/2255>.
- Karo, I. M. K. (2020). Implementasi Metode Xgboost Dan Feature Important Untuk Klasifikasi Pada Kebakaran Hutan Dan Lahan. *Journal of Software Engineering, Information and Communication Technology (SEICT)*, 1(1), 11–18.
- Kayohana, K. W. (2024). Klasifikasi Penyakit Hati Menggunakan Random Forest dan KNN. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(4), 7924–7929.

Kharoua (2024). Predict Liver Disease: 1700 Records Dataset.

<https://www.kaggle.com/datasets/rabieelkharoua/predict-liver-disease-1700-records-dataset>.

Kurniasari Pangesti, N., Wahyuni Shifaturohmah, M., et al. (2023). *Korelasi Perilaku Israf Dengan Mukbang (Studi Penafsiran Al Qurthubi Dalam Surat Al-Arāf Ayat 31)*. PhD thesis, Institut Agama Islam Nahdlatul Ulama (IAINU) Kebumen.

Kurniawan, F., Waluyo, A., Kariasa, I. M., & Edison, C. (2023). Efektivitas Latihan Fisik dalam Meningkatkan Kualitas Hidup Pasien Sirosis Hati. *Journal of Telenursing (JOTING)*, 5(2), 2523–2533.

Kuswandi, P. C. & Rahayu, T. (2022). Analisis Korelasi Indeks Massa Tubuh (IMT) Dalam Keluarga Remaja Putri Yang Mengalami Obesitas Di Yogyakarta Correlation Analysis Of Body Mass Index (BMI) In Families Of Obese Young Women In Yogyakarta. *J Sains Dasar*, 2022(1), 1–6.

Lestari, A. & Tyas, T. A. W. (2023). Profil Pemeriksaan Hematologi dan Fungsi Hati pada Lansia dengan Sirosis Hepatis. *Muhammadiyah Journal of Geriatric*, 4(1), 65–72.

Lestari, T. S., Priatna, W., et al. (2023). Optimasi Metode Supervised Learning Dengan Menggunakan Particle Swarm Optimization Untuk Deteksi Malware. *JURNAL TEKNOLOGI DAN ILMU KOMPUTER PRIMA (JUTIKOMP)*, 6(2), 150–155.

Liang, W., Luo, S., Zhao, G., & Wu, H. (2020). Predicting Hard Rock Pillar Stability Using GBDT, XGBoost, And LightGBM Algorithms. *Mathematics*, 8(5), 765.

- Lovena, A., Miro, S., & Efrida, E. (2017). Karakteristik Pasien Sirosis Hepatis Di Rsup Dr. M. Djamil Padang. *Jurnal Kesehatan Andalas*, 6(1), 5–12.
- Luthfiadi, I. et al. (2023). *Pesan Kesehatan Dr. Zaidul Akbar Dalam Analisis Pesan Dakwah Di Youtube*. PhD thesis, UIN RADEN INTAN LAMPUNG.
- Maharani, S., Efendi, D., & Tampubolon, L. A. (2019). Gambaran Pemeriksaan Fungsi Hati Pada Pasien Sirosis Hepatis Yang Dirawat Di Rumah Sakit Umum Daerah Arifin Achmad Provinsi Riau Periode 2013-2015. *Jurnal Ilmu Kedokteran (Journal of Medical Science)*, 12(1), 46–51.
- Mardewi, M. & La Wungo, S. (2024). Klasifikasi Liver Cirrhosis Menggunakan Teknik Ensemble: Studi Perbandingan Model Boosted Tree, Bagged Tree, dan Rusboosted Tree. *Journal of System and Computer Engineering (JSCE)*, 5(2), 219–225.
- Mardiyah, N. W., Rahaningsih, N., & Ali, I. (2024). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-nearest Neighbor Pada Prediksi Pemberian Kredit di Sektor Finansial. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1491–1499.
- Maturidi, M. (2020). Zikir Sebagai Terapi Penyakit Hati Dalam Perspektif Bimbingan Dan Konseling Islam. *At-Taujih: Bimbingan Dan Konseling Islam*, 3(1), 74–85.
- Maududin, I. A., Tamam, A. M., & Supraha, W. (2021). Konsep Pendidikan Tazkiyatun Nafs Ibnul Qayyim Dalam Menangani Kenakalan Peserta Didik. *Rayah Al-Islam*, 5(01), 140–156.
- Mulyono, H. A., Martin, A., Johan, J., & Hadisono, H. (2023). Perbedaan Rerata

- Kadar Serum Glutamic Pyruvate Transaminase Pada Pria Dan Wanita Penderita Non-Alcoholic Fatty Liver. *Sebatik*, 27(1), 355–362.
- Noviyanti, N. P. R. & Yowani, S. C. (2023). Potensi Aktivitas Hepatoprotektor dari Meniran (*Phyllanthus Niruri* L.) Pada Penderita Penyakit Hati. In *Prosiding Workshop dan Seminar Nasional Farmasi*, volume 2 (pp. 654–667).
- Nugroho, A. & Amrullah, A. (2023). Evaluasi Kinerja Algoritma K-Nn Menggunakan K-Fold Cross Validation Pada Data Debitur Ksp Galih Manunggal. *Jurnal Informatika Teknologi Dan Sains (JINTEKS)*, 5(2), 294–300.
- Prambudi, H., Supenah, P., & Ikhwani, I. (2023). Gambaran Kadar Serum Glutamic Pyruvic Transaminase S(gpt) Pada Perokok Aktif di Kabupaten Cirebon. *Jurnal Multidisiplin Indonesia*, 2(1), 89–94.
- Putra, O. V., Harmini, T., & Saroji, A. (2021). Outlier Detection On Graduation Data Of Darussalam Gontor University Using One-Class Support Vector Machine. *Procedia of Engineering and Life Science*, 2.
- Rabbani, S., Safitri, D., Rahmadhani, N., Anam, M. K., et al. (2023). Perbandingan Evaluasi Kernel Svm Untuk Klasifikasi Sentimen Dalam Analisis Kenaikan Harga Bbm: Comparative Evaluation Of Svm Kernels For Sentiment Classification In Fuel Price Increase Analysis. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 3(2), 153–160.
- Rachman, F. F. et al. (2021). Ketimpangan Indeks Pembangunan Manusia dan Komponennya antar Kabupaten/Kota di Provinsi Kalimantan Selatan 2010-2020. *BESTARI BPS Kalimantan Timur*, 1(01).
- Rahmawati, R., Suardi, S., Fatmawati, A., et al. (2024). Pemeriksaan Kadar Serum

- Glutamic Pyruvate Transaminase (SGPT) Pada Peminum Alkohol Dan Perokok Aktif Di Kecamatan Rappocini Kota Makassar. *Jurnal Media Analisis Kesehatan*, 15(1), 71–78.
- Ramadanti, E., Dinathi, D. A., Chandranegara, D. R., et al. (2024). Diabetes Disease Detection Classification Using Light Gradient Boosting (LightGBM) With Hyperparameter Tuning. *Sinkron: jurnal dan penelitian teknik informatika*, 8(2), 956–963.
- Razaki, A., Chrisnanto, Y. H., & Melina, M. (2024). Penanganan Outlier Pada Metode Algoritma K-nearest neighbors (knn) dengan metode kernel density estimation pada kasus penyakit diabetes. *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, 7(4), 1177–1188.
- Rizky, P. S., Hirzi, R. H., & Hidayaturrohman, U. (2022). Perbandingan Metode Lightgbm dan Xgboost dalam Menangani Data dengan Kelas Tidak Seimbang. *J Statistika: Jurnal Ilmiah Teori dan Aplikasi Statistika*, 15(2), 228–236.
- Saragih, G. G., Waleleng, B. J., & Haroen, H. (2016). Gambaran Gangguan Hemostasis Pada Penderita Sirosis Hati Yang Di Rawat Di Rsup Prof. Dr. Rd Kandou Periode Agustus 2013 –Agustus 2015. *e-CliniC*, 4(1).
- Schweidtmann, A. M., W. J. M. W. C. N. L. (2022). Obey Validity Limits Of Data-Driven Models Through Topological Data Analysis And One-Class Classification.
- Setiawan, D., Arisandi, D., & Trisnawati, L. (2022). Aplikasi Prediksi Penyakit Sirosis Hati Menggunakan Algoritma Genetika. *Jurnal SANTI-Sistem Informasi dan Teknik Informasi*, 2(1), 31–40.

Shao, H., Liu, X., Zong, D., & Song, Q. (2024). Optimization of diabetes prediction methods based on combinatorial balancing algorithm. *Nutrition & Diabetes*, 14(1), 63.

Sihaloho, K. B. (2023). *Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kejadian Perlemakan Hati Non Alkoholik pada Pasien Rumah Sakit Umum Universitas Kristen Indonesia*. PhD thesis, Universitas Kristen Indonesia.

Sihombing, P. R., Suryadiningrat, S., Sunarjo, D. A., & Yuda, Y. P. A. C. (2022). Identifikasi data outlier (pencilan) dan kenormalan data pada data univariat serta alternatif penyelesaiannya. *Jurnal Ekonomi Dan Statistik Indonesia*, 2(3), 307–316.

Simanjuntak, S. I. (2021). *KADAR FUNGSI HATI PADA PENDERITA SIOROSIS HATI KOMPENSATA DAN DEKOMPENSATA: TELAAH SISTEMATIS*. PhD thesis, Universitas Sumatera Utara.

Sinha, B. B., Ahsan, M., & Dhanalakshmi, R. (2023). LightGBM Empowered By Whale Optimization For Thyroid Disease Detection. *International Journal of Information Technology*, 15(4), 2053–2062.

Sodikin, D. A., Prayoga, R., Purwanto, A. N. I., et al. (2024). Analisis Metode Decision Tree dan Naïve Bayes Pada Pasien Penyakit Liver. In *Prosiding TAU SNARS-TEK Seminar Nasional Rekayasa dan Teknologi*, volume 3 (pp. 12–18).

Sutrisna, M. (2020). Hubungan Tanda-Tanda Hipertensi Portal Dengan Kejadian Perdarahan Varises Esophagus Pada Pasien Sirosis Hepatis. *Journal of Nursing and Public Health*, 8(1), 66–72.

Thohir, M., Foeady, A. Z., Novitasari, D. C. R., Arifin, A. Z., Phiadelvira, B. Y., &

- Asyhar, A. H. (2020). Classification of Colposcopy Data using GLCM-SVM on Cervical Cancer. In *2020 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC)* (pp. 373–378).: IEEE.
- Truong, V.-H., Tangaramvong, S., & Papazafeiropoulos, G. (2024). An efficient LightGBM-based differential evolution method for nonlinear inelastic truss optimization. *Expert Systems with Applications*, 237, 121530.
- Tutivén, C., Vidal, Y., Insuasty, A., Campoverde-Vilela, L., & Achicanoy, W. (2022). Early Fault Diagnosis Strategy For Wt Main Bearings Based On SCADA Data And One-Class SVM. *Energies*, 15(12), 4381.
- Villarsi, D. & Sungkar, T. (2024). Association Between Body Mass Index (BMI) And The Incidence Of Non-Alcoholic Fatty Liver Disease (NAFLD). *Journal of Endocrinology, Tropical Medicine, and Infectious Disease (JETROMI)*, 6(1), 7–12.
- Virma, S. G., Adelin, P., & Mona, L. (2023). Karakteristik Pasien Sirosis Hepatis di Rumah Sakit Dr Achmad Mochtar Bukittinggi Periode Tahun 2018–2020. *Jurnal Kedokteran Nanggroe Medika*, 6(1), 1–8.
- Vuong Trinh, V., Phuc Tran, K., & Thu Huong, T. (2017). Data Driven Hyperparameter Optimization Of One-Class Support Vector Machines For Anomaly Detection In Wireless Sensor Networks. In *2017 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC)* (pp. 6–10).
- Wang, Y. & Wang, T. (2020). Application Of Improved Lightgbm Model In Blood Glucose Prediction. *Applied Sciences*, 10(9), 3227.
- Warsah, I., Karolina, A., & Hardiyanti, Y. S. D. (2020). Sense Of Humor

- Relevansinya Terhadap Teaching Style (Telaah Psikologi Pendidikan Islam)).  
*Jurnal Ilmiah Ar-Risalah: Media Ke-Islaman, Pendidikan dan Hukum Islam*,  
18(2), 247–267.
- Wijaya, W. (2023). *Gambaran Sel Makrofag Organ Hati Tikus (Ratus Novergicus) Di Induksi Diabetes*. PhD thesis, Universitas Perintis Indonesia.
- Yolla, A. & Puspita, K. (2023). Sistem Pakar Mendiagnosa Penyakit Pada Hati Menggunakan Metode Certainty Factor (CF) Berbasis Web. *Information System and Data Science (InSeDS)*, 2(1), 98–107.
- Yulianto, L. D., Hermaliani, E. H., Kurniawati, L., et al. (2023). Penerapan Machine Learning Dalam Analisis Stadium Penyakit Hati Untuk Proses Diagnosis dan Perawatan. *Resolusi: Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi*, 3(4), 144–154.
- Zahroh, K. A. & Bahri, S. (2024). Klasifikasi Penyakit Sirosis Menggunakan Metode PCA-Backpropagation. *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, 29(1), 14–24.

UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A