Klasifikasi Penyakit Liver Menggunakan Metode Elbow Untuk Menentukan K Optimal pada Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN)

Subtitle as needed ***(paper subtitle)***

Ihya’ Nashirudin Abrar[1], Asrul Abdullah[2], Sucipto[3]

Program Studi Teknik Informatika[1], [2], [3]

Universitas Muhammadiyah Pontianak

Pontianak, Kalimantan Barat, Indonesia

Email: 181220082@unmuhpnk.ac.id[1], asrul.abdullah@unmuhpnk.ac.id[2], sucipto@unmuhpnk.ac.id[3]

***Abstract*—** **In the world of health diagnosing liver disease is not easy, but by utilizing medical records in the form of dataset, and carrying out data mining methods, namely the process of analyzing and extracting knowledge automatically using K-Nearest Neighbor (K-NN) calculations. This method works more effectively than the other methods because this method works by grouping new information from unclear classes by selecting the k amount that is closest to the new information. Most of the accompanying k classes are selected as new label classes and use the Elbow Method to determine the error rate in determining the optimal k value, the goal is to get the best level of accuracy from the K-Nearest Neighbor (K-NN) method, the test results show the Elbow Method the error rate on k 4 and the 3rd test is the best with a training accuracy of 80.5% testing 78.9% and accuracy after tuning on training data 82.2% and testing 77.1% without balancing the data because after balancing the data may become overfitting because the resampling data does not match the actual data so the model is too complex in training the amount of noise that results in overfitting.**

***Keywords—*** ***Classification, Machine Learning, Elbow Method, KNN, Liver.***

***Abstrak*—Dalam dunia kesehatan mendiagnosis penyakit liver tidaklah mudah, tetapi dengan memanfaatkan rekam medis yang berupa dataset, dan melakukan metode data mining yaitu proses menganalisis dan mengekstrak pengetahuan secara *otomatis* menggunakan perhitungan K-Nearest Neighbor (K-NN). Metode ini bekerja lebih efektif dibandingkan dengan metode yang lain, karena metode ini bekerja dengan mengelompokkan informasi baru dari kelas yang tidak jelas dengan memilih jumlah k yang paling dekat dengan informasi baru. Sebagian besar dari kelas k yang menyertainya dipilih sebagai kelas label baru dan menggunkan Elbow Method untuk menentukan error rate dalam menentukan nilai k optimal, tujuanya adalah untuk mendapatkan tingkat akurasi terbaik dari metode K-Nearest Neighbor (K-NN), hasil pengujian menunjukkan Elbow Method error rate pada k 4 dan pengujian ke-3 menjadi yang terbaik dengan akurasi training 80,5% testing 78,9% dan akurasi setelah Tuning pada data training 82,2% dan testing 77,1% hasil percobaan empat setelah melakukan penyeimbangan data menjadi overfitting, karena data resampling tidak sesuai dengan data sesunguhnya sehingga model terlalu kompleks dalam melatih jumlah noise yang mengakibatkan overfitting.**

***Kata Kunci— Klasifikasi, Pembelajaran Mesin, Metode Siku, KNN, Liver.***

#  Pendahuluan

Fungsi organ *liver* bagi tubuh manusia berperan sangatlah penting, yaitu menghilangkan racun dalam darah hingga berfungsi untuk membantu proses pencernaan, jika organ *liver* ini tidak dapat berfungsi dengan baik dapat menyebabkan masalah serius pada tubuh [1], Penyakit *liver* ini menjadi salah satu penyakit yang mematikan di dunia. Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) menyebut bahwa 1,34 juta kematian yang terjadi pada 2015 disebabkan penyakit *liver*. oleh karena itu prediksi akurat penyakit sangat penting dalam industri kesehatan dan medis. Untuk mengambil keputusan penting yang efektif dalam menganalisis dan memprediksi penyakit yang diderita [2].

Dalam dunia perawatan kesehatan saat ini, mendiagnosis penyakit *liver* sangatlah sulit. Namun, ada beberapa rekam medis yang mencatat gejala penyakit pasien dan diagnosisnya sebagai penyakit *liver*. Rekam medis yang ada dapat digunakan untuk membantu mendiagnosa penyakit pasien [3], Hasil tes fungsi *liver* dapat dijadikan acuan untuk mendiagnosis ada tidaknya penyakit *liver*. Tes-tes ini termasuk *serum transaminase, alkaline phosphatase, bilirubin total, bilirubin terkonjugasi, protein total, albumin,* dan *rasio albumin* terhadap *globulin* [4].

Salah satu strategi yang dapat digunakan untuk mengantisipasi penyakit *liver* adalah dengan memanfaatkan *data mining. Data mining* adalah perkembangan siklus yang digunakan untuk memeriksa nilai tambahan dari kumpulan informasi sebagai informasi yang tidak dapat dilihat secara fisik [5], Pada Penelitian ini, penulis menggunakan perhitungan *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Strategi urutan informasi bekerja agak efektif dibandingkan dengan teknik karakterisasi informasi yang berbeda. Perhitungan ini mencoba untuk mengelompokkan informasi baru dari kelas yang tidak jelas memilih k yang paling dekat dengan informasi baru [6].

Sebagian besar dari kelas informasi k yang menyertainya dipilih sebagai kelas harapan untuk informasi baru. k biasanya ditentukan sebagai angka ganjil untuk mencoba tidak menunjukkan jumlah jarak yang sama dalam sistem pengelompokan untuk informasi baru dan menggunkan *Elbow Method* dalam menentukan *error* *rate* dalam menentukan nilai k optimal [7], tujuanya adalah untuk mendapatkan tingkat akurasi terbaik dari metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN).

Keakuratan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dalam mendiagnosa sebuah penyakit telah teruji dari penelitian terdahulu yang menggunakan metode ini dalam memprediksi atau mengklasifikasi sebuah penyakit. Seperti pada hasil penelitian yang telah dilakukan oleh M. Syukri Mustafa, dan I Wayan Simpen dalam memprediksi pasien yang terjangkit penyakit diabetes dan mendapatkan hasil akurasi terbaik sebesar 93,33% dengan *error rate* 6,67% [8].

Berdasarkan permasalahan yang dapat ditemukan diatas, perlu dilakukan penelitian untuk membangun sebuah apliaksi menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dan metode *Elbow* untuk menentukan K optimal untuk pemodelan klasifikasi penyakit *liver* dengan menggunakan data acuan test fungsi *liver* dari data sekunder yang diambil dari UCI Machine Learning Repository. Data yang digunakan yaitu ILDP (Indian Liver Patient Dataset).

# Tinjauan Pustaka

## Penelitian Terdahulu

Dari penelitian Popon Handayan (2019) dalam jurnalnya *Liver Disease Prediction Using Decision Tree and Neural Network Methods* dengan memperoleh skor yang dibuat oleh *Confusion Matrix* dan ROC *Curve*, didapatkan hasil bahwa *Date Test* yang dilakukan oleh C4.5 - algoritma memberikan skor yang lebih baik, dimana akurasi model algoritma C4.5 adalah 75,56% dengan nilai AUC 0,898 dan skor akurasi algoritma *neural network* adalah 74,17% dengan nilai AUC 0,671. Berdasarkan nilai tersebut didapatkan selisih akurasi sebesar 1,39n, selisih AUC sebesar 0,227% [2].

Dari Penelitian Muhammad Rizki Fahdia (2020) dalam jurnalnya yang berjudul “Perbandingan Algoritma Klasifikasi Untuk Prediksi Penyakit *Liver*” mendapatkan hasil *Decision* *Tree* (C4.5) diperoleh dengan skor terbaik tingkat akurasi (72,56%) dan AUC (0,594) setelah meningkatkan kinerja dengan ekstraksi fitur dan pemilihan fitur. Peningkatannya adalah 73,24% (akurasi) dan 0,602 (AUC) [9].

Menurut Intan Setiawati (2019) dalam jurnalnya yang berjudul “Implementasi *Decision Tree* Untuk Mendiagnosis Penyakit *Liver*”, mendapatkan hasil *Algoritma* *Decision Tree* *C4.5* memberikan nilai akurasi sebesar 72,67% dan juga menunjukkan bahwa dari 11 variabel penyakit *liver* pada dataset ILPD, hanya 2 variabel (*aluminium aminotransferase*) yang kritis untuk menentukan penyakit hati.[10].

Dari Penelitian Endah Patimah (2021) dalam jurnalnya yang berjudul “Klasifikasi Penyakit *Liver* dengan Menggunakan Metode *Decision Tree*”, Berdasarkan hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa akurasi yang paling tinggi adalah dengan *k-fold cross-validation* dan *standard* *scaler* dengan akurasi sebesar 0,733. [11].

Sedangkan dari penelitian Citra Nurina Prabiantissa (2021) dari jurnalnya yang berjudul “Klasifikasi pada Dataset Penyakit *liver* Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*, K-NN, dan Naïve Bayes” Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM memiliki kinerja rata-rata terbaik diantara ketiga algoritma dengan akurasi sebesar 82,36%. [12].

Dari beberapa penelitian diatas dapat diambil kesamaan pada klasifikasi penyakit *liver* oleh karena itu saya mencoba mencari metode yang lebih baik dengan menyempurnakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) menambahkan metode *elbow* (siku) agar mendapatkan hasil k yang lebih optimal dan pada pengujian bisa lebih *focus* dalam pengolahan data bukan pencarian k optimal.

## Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses pencarian pola yang menjelaskan atau memisahkan konsep atau kelas informasi untuk memperkirakan kelas objek yang tidak diketahui [13]. Dalam klasifikasi ini, *record* disebut *training* *set*, yang terdiri dari beberapa *properti*, *properti* tersebut dapat berupa *continuous* atau *categorical*, salah satu *properti* menunjukkan kelas dari *record* tersebut [14].

## Data Mining

*Data* *mining* adalah proses menganalisis dan mengekstrak pengetahuan secara *otomatis* menggunakan satu atau lebih teknik dalam mempelajari *computer* [15][16], *Data mining* adalah istilah yang sering digunakan untuk menggambarkan informasi kumpulan data. *Data mining* adalah metode yang terlibat dengan mengekstraksi dan mengenali data bermanfaat dan informasi terkait dari kumpulan data besar yang menggunakan berbagai prosedur terukur, *numerik*, terkomputerisasi, dan AI (*Artificial Intelligence*) [17].

## Knowledge Discovery in Database (KDD)

*Knowledge Discovery in Database* KDD adalah salah satu metode paling populer yang berfokus pada penemuan umum pengetahuan atau informasi dari data, termasuk proses penyimpanan dan penggunaan data, algoritma yang efektif dan efisien untuk pemrosesan data besar, *interpretasi* dan *visualisasi* *data* [8].

*Knowledge Discovery in Database* (KDD) adalah proses mengidentifikasi informasi dan pola yang berguna dalam informasi. Informasi ini terkandung dalam database besar yang sebelumnya tidak diketahui dan berpotensi berguna. Penambangan data adalah salah satu langkah dalam rangkaian proses berulang di KDD [9].

## K-Nearest Neighbor (K-NN)

*K-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah cara untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan data pelatihan terdekat (tetangga). Dekat atau jauhnya tetangga biasanya dihitung berdasarkan jarak *Euclidean*. diperlukan suatu sistem klasifikasi sebagai suatu sistem yang dapat mencari informasi [18], adapaun rumus jarak atau *Euclidean* seperti yang ditunjukkan Persamaan 1.

$euc = \sqrt{\left((a\_{1}-b\_{1} )^{2}+\cdots +(a\_{n}-b\_{n})^{2}\right)}$ (1)

 Dimana a = a1,a2, .. , an dan b = b1, b2, .., bn menyatakan nilai n atribut dari dua *register* [19]. Untuk atribut dengan nilai kelas. Skor diprediksi untuk suatu jenis berdasarkan peringkat tertinggi dari tetangga sekitarnya [20].

## Elbow Method

*Elbow method* atau metode siku digunakan untuk memilih jumlah *cluster* atau kelompok yang *optimal*. Algoritma siku digunakan untuk menentukan jumlah kelompok yang akan dibentuk [21], *Metode elbow* diimplementasikan dengan cara menentukan data optimal dan melihat grafik dari nilai k yang disematkan [22].

## Confusion Matrix

*Confusion matrix* memberikan keputusan yang dibuat selama pelatihan dan pengujian dan juga *Confusion Matrix* memberikan perkiraan kinerja klasifikasi berdasarkan apakah objek tersebut benar atau salah. [2]. *Confusion matrix* adalah tabel yang memberikan klasifikasi kumpulan data uji yang benar dan kumpulan data uji yang salah. Contoh matriks kebingungan klasifikasi *biner* [23][24].



Gambar 1 Confusion Matrix

1. True Positive (TP): TP adalah data positif yang diprediksi benar.
2. True Negative (TN): TN adalah data negatif yang diprediksi benar.
3. False Positive (FP) — Type I Error: FP adalah data negatif yang diprediksi sebagai data positif.
4. False Negative (FN) — Type II Error: FN adalah data positif yang diprediksi sebagai data negatif.
	1. *Overfitting*

*Overfitting* terjadi ketika model terlalu kompleks untuk jumlah *noise* dari data pelatihan. Solusi yang mungkin bisa dilakukan adalah, dengan menyederhanakan model seperti membatasi fitur yang tidak berkorelasi, mengumpulkan lebih banyak data pelatihan, dan mengurangi *noise* dalam data pelatihan [25][26].

# Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini, dapat dilihat pada diagram alir (*flowchart*) yang ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2 Diagram Alir Penelitian

## Tinjauan Pustaka

Pada tahap ini akan dilakukan pencarian terkait penelitian ini. Tinjauan pustaka dilakukan untuk mengumpulkan bahan referensi, tinjauan yang digunakan dapat berupa jurnal ilmiah terdahulu, buku dan bahan-bahan yang dapat digunakan untuk mendukung penyelesaian penelitian.

## Mendefinisikan Masalah

Permasalahan dalam penelitian ini adalah bagaimana cara menggunakan *Elbow Method* dalam Algoritma KNN yang dapat mengklasifikasi untuk memprediksi penyakit *liver* pada bidang *Machine Learning* sebagai *process*. Masalah ini memiliki *output* berupa *binary class* dengan nilai *Disease* (0) dan *No Disease* (1).

## Pengumpulan Data

Pada tahapan ini bertujuan untuk mendapatkan data yang baik dengan mencari dataset yang sesuai dengan penelitian karena sulitnya mendapatkan data dari Indonesia karena kode etik medis yang mengharuskan kerahasiaan pasien jadi penelitian ini menggunakan dataset yang memang digunakan untuk penelitian yaitu dataset ILPD (*Indian Liver Patient Dataset*), fitur dan keterangan yang terdapat dalam dataset ILPD adalah seperti Tabel I.

1. Fitur dan Keterangan

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **No** | ***Fitur*** | ***Keterangan*** | ***Jenis Data*** |
| 1 | Age | Umur Pasien | Numerikal |
| 2 | Gender | Jenis Kelamin Pasien | Kategorikal |
| 3 | TB (Total Bilirubin) | Pigmen berwarna kuning kecoklatan yang ada didalam empedu, darah dan tinja. | Numerikal |
| 4 | DB (Direct Bilibruin) | Pigmen berwarna jingga kuning sisa dari perombakan sel darah merah (langsung) | Numerikal |
| 5 | Alkaline (Alkaline Phosphatase) | Enzim hidrolase yang terutama ditemukan pada sebagian besar organ tubuh, terutama di tulang, tulang dan plasenta. | Numerikal |
| 6 | Alamine (Alnine Aminotransferase) | Enzim yang sering dijumpai di serum darah dan berbagai jaringan tubuh, tetapi sering dikaitkan dengan kerusakan *liver* | Numerikal |
| 7 | Aspartate (Aspartate Aminotransferase) | Enzim yang berkaitan dengan kinerja organ *liver* | Numerikal |
| 8 | TP (Total Proteins) | Berisi Albumin dan Globulin | Numerikal |
| 9 | ALB (Albumin) | Protein Utama pada darah yang diproduksi *liver* | Numerikal |
| 10 | A/G (Ratio Albumin Globulin Ratio) | Perbandingan albumin dan globulin yang merupakan konstituen utama protein yang ditemukan dalam darah | Numerikal |
| 11 | Class | Menderita liver/ tidak menderita liver | Kategorikal |

## Proses Data Mining

 Proses *data mining* adalah cara untuk mengeksplorasi data dan menemukan pola atau informasi yang berguna dari data tersebut. Prosesnya dapat disederhanakan menjadi beberapa Langkah seperti pada Gambar 3.



Gambar *3*. Diagram Alir Data Mining

1. Exploratory Data Analysis (EDA): Langkah pertama yang dialakukan setelah mendapatkan dataset yaitu pengolahan data mining sesuai dengan metode yang digunakan pada penelitian ini yaitu Knowledge Discovery in Database (KDD) dengan diawali dengan EDA (Exploratory Data Analysis) yaitu tahap memahami data untuk menganalisis setiap fitur yang ada dalam dataset EDA memiliki beberapa tipe yaitu Univariate Analysis, Bivariate Analysis, dan Multivariate Analysis[27].
2. Preprocessing: Preprocessing yaitu menyiapkan dataset sebelum dilatih oleh model untuk mendapatkan hasil atau akurasi yang maksimal, dengam menangani Missing Value merubahnya menjadi nilai median, lalu handling duplicate data dengan menghapus data tersebut, setelah itu melakukan penanganan outlier dengan menggunkan perhitungan IQR [28], penaganan data Imbalance dengan library SMOTE dan Tomek [29], dan yang terakhir yaitu Label Encoding dan Resampling data.
3. Permodelan KNN: Pada penelitian ini pemodelan diawali dengan mencari nilai k terbaik menggunakan elbow method setelah didapatkan k optimal kemudian dilakukan permodelan KNN dan dilanjutkan dengan peningkatan atau Tuning menggunakan GridSearchCV [30].
4. Evaluation Model: Setelah mendapatkan hasil akurasi dari pemodelan KNN peneliti mengevaluasi hasil tersebut apakah hasil permodelan sesuai dengan keinginan peneliti.

## Pengujian

Pengujian pada penelitian ini menggunkaan *Confusion Matrix* dan Skor AUC, dilakukan pada beberapa percobaan:

1. Percobaan 1: Pada pengujian pertama ini hanya dilakukan preprocessing, splitting data, elbow method knn, dan pemodelan knn lalu pengecekan akurasi.
2. Percobaan 2: Pada pengujian kedua ini dilakukan penanganan outlier, preprocessing, splitting data, elbow method knn, dan pemodelan knn lalu pengecekan akurasi.
3. Percobaan 3: Pada pengujian ketiga ini dilakukan penanganan outlier, preprocessing, splitting data, normalisasi data, elbow method knn, dan pemodelan knn lalu pengecekan akurasi.
4. Percobaan 4: Pada pengujian keempat ini dilakukan penanganan outlier, preprocessing, splitting data, normalisasi data, menangani data tidak seimbang, elbow method knn, dan pemodelan knn lalu pengecekan akurasi

## Kesimpulan

Kesimpulan didapat berdasarkan dari analisis hasil pengujian yang telah dilakukan dan juga dari hasil analisis selama pembangunan aplikasi, Kesimpulan berupa hasil dari penelitian sesuai yang tergambar pada diagram alir metode penelitian.

# Hasil dan Pembahasan

Hasil dan Pembahasan diambil sesuai dengan Diagram alir *Data Mining* pada Gambar 3, konsep dasarnya yaitu EDA, *Preprocessing*, KNN *Modeling*, dan Evaluasi Model.

## Hasil Explore Data Analysis (EDA)

Exploratory Data Analysis (EDA) adalah proses memeriksa dan menganalisis data secara keseluruhan. Tujuannya adalah untuk menemukan pola, anomali, menguji hipotesis, dan memverifikasi asumsi. Dengan EDA, peneliti dapat menemukan kesalahan lebih awal, mengidentifikasi *outlier*, menentukan hubungan antar data, dan menemukan faktor penting dari data tersebut. Proses ini sangat berguna untuk analisis statistik.

### Univariate Analysis: Exploratory Data Analysis yang pertama adalah univariate analysis yaitu membaca satu set variable, Tujuan dari analisis univariat adalah untuk mendapatkan data, mendefinisikan, meringkas, dan menganalisis pola yang ada di dalamnya.

****

Gambar *4*. Univariate Analysis Gender and Desiase

Pada Gambar 4 dibawah menjelaskan bahwa lebih banyak data pria daripada wanita di dalam dataset yaitu pria berjumlah 430 sedangkan wanita 140.

### Bivariate Analysis: Gambar 5 adalah contoh dari bivariate analysis yaitu gambar salah satu plot fitur age dengan dataset, dari data tersebut dapat diambil kesimpulan bahwa orang mulai terkena penyakit liver pada usia 25-50 tahun.

****

Gambar *5*. Bivariate Analysis Age and Disease

* + 1. Multivariates Analysis: Analysis multivariat adalah bentuk teknik analisis statistik yang lebih kompleks dan digunakan ketika ada lebih dari dua variabel dalam kumpulan data, Dari Gamabr 6 dibawah kita bisa melihat korelasi antara setiap fitur rata-rata kurang bagus bisa terlihat dari nilai yang mendekati 1 dan -1 dan dari warna yang mana semakin pucat berarti korelasi tidak baik.



Gambar *6*. Multivariate Analysis Setiap Fiture

Pada Gambar 6 menjelaskan *correlation* dari setiap fitur dan dari gambar diatas dapat diambil kesimpulan bahwa korelasi fitur dengan label kurang bagus, korelasi terbaik ada pada *Albumin* dan *Albumin and Globulin Ratio* dan korelasi terburuk pada fitur *Direct Bilirubin*.

## Hasil Preprocessing

Pada tahapan ini akan dilakukan langkah setelah tahapan EDA yaitu preprocessing, preprocessing adalah proses untuk mempersiapkan data sebelum dilatih oleh model biasa disebut juga Data Cleaning.

### Missing value: Menurut definisinya, Missing Value adalah ketiadaan data pada suatu entri atau observasi. Dalam dunia data science, Missing Value sangat penting dalam proses perselisihan data (data wrangling) sebelum dilakukan analisis dan prediksi data. Data wrangling merupakan proses untuk menyederhanakan data atau membersihkan data dari data yang tidak berguna sehingga data siap digunakan dalam analisis.

|  |
| --- |
| Age 0Gender 0Total\_Bilirubin 0Direct\_Bilirubin 0Alkaline\_Phosphotase 0Alamine\_Aminotransferase 0Aspartate\_Aminotransferase 0Total\_Protiens 0Albumin 0Albumin\_and\_Globulin\_Ratio 4Dataset 0 |

Gambar *7*. Hasil Pengecekan Missing Value

Gambar 6 adalah daftar kategorik mana saja yang terdapat *Missing value*, setelah melakukan analisis terdapat *missing value* hanya ada pada data *Albumin and Globulin Ratio*, kemudian dilakukan penanganan bisa dengan meng *drop* atau menghapus akan tetapi pada penelitian ini penulis merubah data yang hilang menjadi *median*.

### Duplicate Data: Seperti namanya, Duplicate data adalah data yang serupa atau kumpulan data dapat terdiri dari beberapa objek data (duplikat). Selama pemrosesan, hampir selalu ada tumpang tindih antara data. Pada penelitian ini pengolahan dilakukan dengan membuang data duplikat.

### Outlier: Outlier adalah titik data yang nilainya signifikan berbeda dari nilai-nilai pada populasi tertentu. Walaupun definisi ini tampak sederhana, menentukan titik data yang merupakan outlier sebenarnya cukup subjektif dan tergantung pada studi dan jumlah data yang tersediacara melihat data outlier bisa dengan box plot.

****

Gambar *8*. Box Plot Pengecekan Outlier

Gambar 8 adalah *box plot* untuk melihat ada tidaknya data *outlier*, bisa dilihat bahwa banyak data outlier di setiap fitur sehingga penulis melakukan penanganan dengan merubah data *outlier* menjadi nilai *mean*, dari beberapa kali peneliti melakukan uji coba pembatasan data mungkin bukan solusi yang baik dalam masalah ini untuk menangani *outlier*, karena TB, DB dan parameter tersebut sangat signifikan untuk deteksi atau prediksi Penyakit *liver*, karena batas waktu dan kurangnya pengetahuan domain di lapangan, peneliti ingin melanjutkan lebih jauh dengan membatasi *outlier* dengan nilai *mean*.

****

Gambar *9*. Box Plot Pengecekan Outlier Setelah Dilakukan Penanganan

Gamabr 9 adalah *plot box* pengecekan *outlier* setelah dilakukan penanganan menggunakan perhitungan IQR membatasi dari diatas Q3 dan dibawah Q1 dan merubah nilai menjadi *mean* meskipun tidak banyak yang berubah karena takut merusak hasil prediksi akan tetapi diharapkan dapat sedikit meningkatkan akurasi sebelum data di latih.

### Imbalance Data: Imbalanced Data adalah masalah umum dalam klasifikasi pembelajaran mesin, di mana ada hubungan yang tidak proporsional antar kelas. Itu ditemukan di banyak bidang, termasuk diagnosis medis.

****

Gambar *10*. Data Imbalance

Gambar 10 adalah *plot* persebaran data y *label* atau dataset yang berisi data *liver* dan *not liver* dari data diatas bisa dilihat bahwa ada ketidak seimbangan data antara 1 dan 2 yang mana lebih banyak data yang terjangkit daripada yang tidak.

****

Gambar *11*. Data Balance

Gambar 11 menampilkan *plot* distribusi data *y-label* setelah pemrosesan data yang tidak seimbang dengan SMOTE Tomek. SMOTE adalah metode *oversampling* yang digunakan untuk menyeimbangkan data dengan membuat representasi komposit dari kelas *minoritas*. Sedangkan *Tomek Links* adalah metode *subsampling* yang digunakan untuk menghapus data dari kelas mayoritas dengan karakteristik yang mirip. Namun, Tautan Tomek hanya menghapus instans yang didefinisikan sebagai "Tautan Tomek", sehingga data yang dianalisis tidak seimbang. Oleh karena itu, metode ini dapat dikombinasikan dengan metode lain untuk meningkatkan kinerja. Dalam pekerjaan ini, metode gabungan SMOTE dan *Tomek Links* digunakan untuk menyeimbangkan data yang tidak seimbang dan diterapkan pada tiga material menggunakan metode klasifikasi JST. Hasil analisis menunjukkan bahwa penerapan kombinasi metode SMOTE dan Tomek-Links memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan metode SMOTE dan metode Tomek-Links saja untuk analisis klasifikasi KNN.

### Label Encoding: Machine learning dan deep learning membutuhkan semua variabel input dan output menjadi numerik. Oleh karena itu, jika data yang digunakan berupa kategori, hal pertama yang harus dilakukan adalah merubah tipe data tersebut menjadi numerik. Proses ini biasa disebut dengan encoding atau encode. Setelah tahap encoding selesai dilakukan, tahap selanjutnya bisa dilanjutkan ke proses modeling (model fitting dan evaluating).

****

Gambar *12*. Data Distribution

Gambar 12 adalah *plot* persebaran data distribusi dan dapat dilihat ada data *object* yaitu pada data *Gender* atau jenis kelamin oleh karena itu peneliti menggunakan *label* *encoding* *library* *Python* dengan *scikit-learn* data yang ada akan *otomatis* diurutkan berdasarkan abjad alfabet agar data dapat diproses saat melakukan *modeling data*.

### Normalisasi: Normalisasi data adalah proses penting dalam penambangan data untuk memastikan konsistensi catatan dalam kumpulan data. Proses ini melibatkan transformasi data, atau mengubah data asli menjadi bentuk yang memungkinkan pemrosesan data yang efisien. Tujuan utama normalisasi data adalah untuk menghilangkan redundansi data (pengulangan) dan standarisasi data untuk memastikan aliran data yang lebih baik. Normalisasi data digunakan untuk menskalakan karakteristik data ke rentang yang lebih kecil, misalnya -1 ke 1 atau 0 ke 1. Ini umumnya berguna untuk algoritma klasifikasi. Pada penelitian ini, beberapa percobaan dengan metode normalisasi yang berbeda dilakukan untuk menemukan metode normalisasi yang paling akurat. Namun, peneliti menggunakan MinMaxScaler. Metode normalisasi min-max mengubah kumpulan data dalam skala dari 0 (min) menjadi 1 (max) seperti yang ditunjukkan pada contoh Gambar 11.

## Hasil KNN Modeling

Setelah data melewati proses preprocessing data kemudian dilatih untuk bisa digunakan untuk memprediksi menggunakan metode K-Nearest Neighbor (K-NN).

1. *Elbow method:* Langkah terpenting dalam *machine learning* yang menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah menentukan nilai K yang optimal. Dengan kata lain, berapa banyak *cluster* yang harus dibagi menjadi data nilai optimal untuk k mengurangi efek *noise* pada klasifikasi, tetapi membuat batas antar kelas kurang jelas. *Metode Elbow* membantu data scientist untuk memilih jumlah *cluster* yang optimal untuk clustering KNN. Ini adalah salah satu metode paling populer untuk menentukan nilai optimal K.

****

Gambar *13*. Elbow Method

Pada penelitian ini pemodelan diawali dengan mencari nilai k terbaik menggunakan *elbow method*, pada Gambar 13 dapat diambil kesimpulan k terbaik adalah 4 karena setelah k 4 *error rate* meningkat, peneliti juga mencoba mengetes k *optimal* dengan me-*looping* setiap k dari 1 sampai 45 menggunakan nilai akurasi data *training* dan *testing*, seperti Gambar 14.

****

Gambar *14*. Hasil mencari K optimal

Dari hasil me-*looping* setiap k 1 sampai 45 didapat hasil k *optimal* di K = 4 dengan *Best accuracy* 0.7894736842105263, dengan ini peneliti memutuskan bahwa k *optimal* untuk penelitian ini adalah k 4.

1. Pemodelan *K-Nearest Neighbor* (K-NN): Setelah berhasil menentukan k *optimal* langkah selanjutnya yaitu pemodelan metode KNN menggunakan K = 4.



Gambar 15 Matrik Evaluasi Training

Gambar 15 adalah Matrik evaluasi untuk data *Training* yang mana mendapatkan hasil Akurasi sebesar 80% dan ROC 0,7 pada label 2 kurang bagus dalam *recall* dan *f1-score* sedangkan untuk label 1 sudah mendapatkan hasil yang bagus.



Gambar *16*. Confusion matrix Training

Gambar 16 adalah *Confusion Matrix* data *Training*, *training* dapat memprediksi dengan baik untuk label 0 sedangkan untuk label 1 lebih banyak kesalahan, Adapun penjelasan Gambar 16 adalah berikut:

* True Positive (TP): 306 data dengan label 0 terklasifikasi benar sebagai 0
* True Negative (TN): 61 data dengan label 1 terklasifikasi benar sebagai 1
* False Positive (FP) — Type I Error: 15 data dengan label 0 terklasifikasi salah sebagai 1
* False Negative (FN) — Type II Error: 74 data dengan label 1 terklasifikasi salah sebagai 0



Gambar 17 Matrik Evaluasi Testing

Gambar 17 adalah Matrik evaluasi untuk data *Training* yang mana mendapatkan hasil Akurasi sebesar 78% dan ROC 0,6 pada label 2 sama halnya dengan data *training* kurang bagus dalam *recall* dan *f1-score* sedangkan untuk label 1 sudah mendapatkan hasil yang bagus.



Gambar *18*. Confusion matrix Testing

* True Positive (TP): 79 data dengan label 0 terklasifikasi benar sebagai 0
* True Negative (TN): 11 data dengan label 1 terklasifikasi benar sebagai 1
* False Positive (FP) — Type I Error: 6 data dengan label 0 terklasifikasi salah sebagai 1
* False Negative (FN) — Type II Error: 18 data dengan label 1 terklasifikasi salah sebagai 0
1. *Hyperparameter Tuning* dan *GridSearchCV*: Setelah mendapatkan hasil akurasi dari pemodelan KNN peneliti juga mencoba menggunakan *Hyperparameter Tuning* untuk melihat apakah akurasi akan meningkat atau tidak, Hasil *grid search best param*s menggunakan jarak *n\_neighboars* 1 sampai 21 dan kembali lagi ke 1, kemudian menggunakan *K-Fold* 10 untuk mencari baris terbaik untuk K lalu melakukan pengulangan sebanyak 3 kali dan mendapatkan hasil seperti Gambar 17 untuk data *training,* dan Gamabr 18 untuk data *testing*. yaitu *best* *params* untuk menghitung jarak menggunakan perhitungan *metric manhattan* dan k atau *n\_neighbors* terbaik adalah 2 dan *weights* terbaik adalah *uniform.*



Gambar 19 Matrik Evaluasi Training Tuning

Gambar 19 adalah Matrik evaluasi untuk data *Training* setelah di *Tuning* yang mana mendapatkan hasil Akurasi sebesar 84% dan ROC 0,7 pada label 2 kurang bagus dalam *recall* dan *f1-score* sedangkan untuk label 1 sudah mendapatkan hasil yang bagus.

 

Gambar *20*. Confusion matrix Training Tuning

Gambar 20 adalah *Confusion Matrix* data *Training* setelah *Tuning*, *training* dapat memprediksi dengan baik untuk label 0 sedangkan untuk label 1 lebih banyak kesalahan, Adapun penjelasan Gambar 20 adalah berikut:

* True Positive (TP): 321 data dengan label 0 terklasifikasi benar sebagai 0
* True Negative (TN): 64 data dengan label 1 terklasifikasi benar sebagai 1
* False Positive (FP) — Type I Error: 0 data dengan label 0 terklasifikasi salah sebagai 1
* False Negative (FN) — Type II Error: 71 data dengan label 1 terklasifikasi salah sebagai 0



Gambar 21 Matrik Evaluasi Testing Tuning

Gambar 21 adalah Matrik evaluasi untuk data *Testing* setelah di *Tuning* yang mana mendapatkan hasil Akurasi sebesar 78% dan ROC 0,6 pada label 2 kurang bagus dalam *recall* dan *f1-score* sedangkan untuk label 1 sudah mendapatkan hasil yang bagus



Gambar *22*. Confusion matrix Testing Tuning

Gambar 22 adalah *Confusion Matrix* data *Testing* setelah *Tuning*, *Testing* dapat memprediksi dengan baik untuk label 0 sedangkan untuk label 1 lebih banyak kesalahan, Adapun penjelasan Gambar 20 adalah berikut:

* True Positive (TP): 81 data dengan label 0 terklasifikasi benar sebagai 0
* True Negative (TN): 8 data dengan label 1 terklasifikasi benar sebagai 1
* False Positive (FP) — Type I Error: 4 data dengan label 0 terklasifikasi salah sebagai 1
* False Negative (FN) — Type II Error: 21 data dengan label 1 terklasifikasi salah sebagai 0

## Evaluasi dan Hasil Pengujian

Pengujian dilakukan dalam 4 kali seperti yang tertera pada perancangan pengujian dan didapatkan hasil seperti Table II.

1. Table Pengujian

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **No** | **Pengujian** | **Akurasi KNN** | **Tuning KNN** |
| **Latih** | **Uji** | **Latih** | **Uji** |
| 1 | Pengujian 1 | 72,6% | 74,6% | 75,2% | 73,7% |
| 2 | Pengujian 2 | 73,5% | 73,7% | 75,0% | 72,8% |
| 3 | Pengujian 3 | **80,5%** | **78,9%** | **82,2%** | **77,1%** |
| 4 | Pengujian 4 | 98,8% | 69,2% | 100% | 62,3% |

Dari Table II pengujian akurasi dapat dilihat perbandingan akurasi dari setiap pengujian:

1. Percobaan 1: Pada pengujian pertama ini hanya dilakukan preprocessing, splitting data, elbow method knn, dan pemodelan knn, hasil elbow method terbaik pada k= 19 dan mendapatkan hasil akurasi 72,6% training dan 74,6% testing, setelah Tuning mendapatkan 75,2% training dan 73,7% testing.
2. Percobaan 2: Pada pengujian kedua ini dilakukan penanganan outlier, preprocessing, splitting data, elbow method knn, dan permodelan knn hasil elbow method terbaik pada k= 20 dan mendapatkan hasil akurasi 73,5% training dan 73,7% testing setelah Tuning mendapatkan 75,0% training dan 72,8% testing.
3. Percobaan 3: Pada pengujian ketiga ini dilakukan penanganan outlier, preprocessing, splitting data, normalisasi data, elbow method knn, dan pemodelan knn hasil elbow method terbaik pada k= 4 dan mendapatkan hasil akurasi 80,5% training dan 78,8% testing setelah Tuning mendapatkan 82,2% training dan 77,1% testing.
4. Percobaan 4: Pada pengujian keempat ini dilakukan penanganan outlier, preprocessing, splitting data, normalisasi data, menangani data tidak seimbang, elbow method knn, dan pemodelan knn hasil elbow method terbaik pada k= 2 dan mendapatkan hasil akurasi 98,8% training dan 78,9% testing setelah Tuning mendapatkan 100% training dan 62,3% testing.

Dari Hasil beberapa percobaan diatas bisa dilihat pada percobaan pertama dan kedua hasil akursai yang didapat tidak jauh berbeda, pada percobaan ketiga setelah data di *normalisasikan* mengalami peningkatan yang signifikan didalam akurasi dan sedangkan pada percobaan ke empat saat penyeimbangan data akurasi *training* menjadi sangat baik tetapi *testing* menjadi sangat jelek bisa diambil kesimpulan percobaan ketiga mendapatkan hasil akurasi terbaik dan percobaan ke empat data menjadi *Overfitting*.

# Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini adalah hasil optimal dari k menggunakan *elbow method* pada pengujian ketiga didapatkan hasil k = 4 hal ini sangat evektif dalam membantu penulis dalam mencari nilai k optimal, pada penelitian ini untuk klasifikasi penyakit Liver memiliki output dengan nilai *Disease* (1) dan *No Disease* (2).

Dari hasil ujicoba akurasi dapat diambil kesimpulan bahwa data percobaan ketiga yang menjadi akurasi terbaik dengan akurasi *training* 80,5% *testing* 78,9% dan akurasi setelah *Tuning* pada data *training* 82,2% *testing* 77,1%, walaupun pada data percobaan keempat dengan menyeimbangkan data mengalami banyak peningkatan pada data *training* 98,8% dan setelah *tuning* menjadi 100% akan tetapi pada data *testing* mengalami penurunan yang sangat signifikan hingga 69,2% dan setelah *tuning* menjadi 62% bisa diambil kesimpulan bahwa data setelah penyeimbangan data menjadi *Overfitting,* dimana model mencoba mempelajari semua detail, termasuk *noise* pada data, dan mencoba memasukkan semua informasi, sehingga prediksi menjadi tidak baik.

##### References

[1] J. Tandi, “Pola Penggunaan Obat Pada Pasien Penyakit Hati Yang Menjalani Rawat Inap Di Rumah Sakit Umum Daerah Undata Palu,” *Perspekt. J. Pengemb. Sumber Daya Insa.*, vol. 2, no. 2, pp. 218–223, 2017.

[2] A. Noviriandini, P. Handayani, and Syahriani, “Prediksi Penyakit Liver Dengan Menggunakan Metode,” *Pros. TAU SNAR-TEK Semin. Nas. Rekayasa dan Teknol.*, no. November, pp. 75–80, 2019.

[3] Rudianto, “Penentuan Penyakit Peradangan Hati Dengan Menggunakan Neural Network Backpropagation,” *Indones. J. Comput. Inf. Technol. Vol 1 No 1*, vol. 1, no. 1, pp. 27–33, 2016.

[4] I. R. Hikmah and R. N. Yasa, “Perbandingan Hasil Prediksi Diagnosis pada Indian Liver Patient Dataset (ILPD) dengan Teknik Supervised Learning Menggunakan Software Orange,” *J. Telemat.*, vol. 16, no. 2, pp. 69–76, 2021.

[5] A. Muzakir and R. A. Wulandari, “Model Data Mining sebagai Prediksi Penyakit Hipertensi Kehamilan dengan Teknik Decision Tree,” *Sci. J. Informatics*, vol. 3, no. 1, pp. 19–26, 2016, doi: 10.15294/sji.v3i1.4610.

[6] J. Suntoro, “22-DATA MINING Algoritma dan Implementasi Menggunakan Bahasa Pemrograman PHP,” *DATA Min. Algoritm. dan Implementasi Menggunakan Bhs. Pemrograman PHP*, vol. 9, no. 9, pp. 259–278, 2019.

[7] D. A. I. C. Dewi and D. A. K. Pramita, “Analisis Perbandingan Metode Elbow dan Silhouette pada Algoritma Clustering K-Medoids dalam Pengelompokan Produksi Kerajinan Bali,” *Matrix J. Manaj. Teknol. dan Inform.*, vol. 9, no. 3, pp. 102–109, 2019, doi: 10.31940/matrix.v9i3.1662.

[8] M. S. Mustafa and I. W. Simpen, “Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor ( KNN ) Untuk Memprediksi Pasien Terkena Penyakit Diabetes Pada Puskesmas Manyampa Kabupaten Bulukumba,” *Pros. Semin. Ilm. Sist. Inf. Dan Teknol. Inf.*, vol. VIII, no. 1, pp. 1–10, 2019, [Online]. Available: https://ejurnal.dipanegara.ac.id/index.php/sisiti/article/view/1 -10

[9] M. R. F. Rizki, “Perbandingan Algoritma Klasifikasi Untuk Prediksi Penyakit Liver,” *Reputasi J. Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 1, no. 2, pp. 82–88, 2020, doi: 10.31294/reputasi.v1i2.109.

[10] I. Setiawati, A. P. Wibowo, and A. Hermawan, “Pendahuluan Tinjauan Pustaka Penelitian Sebelumnya Klasifikasi,” *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 1, no. 1, pp. 13–17, 2019.

[11] E. Patimah, V. B. Haekal, and D. Sandya Prasvita, “Klasifikasi Penyakit Liver dengan Menggunakan Metode Decision Tree,” *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl. Jakarta-Indonesia*, vol. 2, no. 1, pp. 655–659, 2021.

[12] Prabiantissa Citra Nurina, “Klasifikasi pada Dataset Penyakit HatiMenggunakan Algoritma Support Vector Machine, K-NN, dan Naïve Bayes,” *Semin. Nas. Tek. Elektro, Sist. Informasi, dan Tek. Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 263–268, 2021.

[13] S. Hendrian, “Algoritma Klasifikasi Data Mining Untuk Memprediksi Siswa Dalam Memperoleh Bantuan Dana Pendidikan,” *Fakt. Exacta*, vol. 11, no. 3, pp. 266–274, 2018, doi: 10.30998/faktorexacta.v11i3.2777.

[14] G. A. Marcoulides, *Discovering Knowledge in Data: an Introduction to Data Mining*, vol. 100, no. 472. 2005. doi: 10.1198/jasa.2005.s61.

[15] M. M. Hidayat, “Data Mining Data mining,” *Min. Massive Datasets*, vol. 2, no. January 2013, pp. 5–20, 2015, [Online]. Available: https://www.cambridge.org/core/product/identifier/CBO9781139058452A007/type/book\_part

[16] M. A. Muslim *et al.*, “Data Mining Algoritma C4.5 Disertai contoh kasus dan penerapannya dengan program computer,” *Nucl. Phys.*, vol. 13, no. 1, pp. 104–116, 2019.

[17] D. Turban, Efraim ; Aronson, Jay E ; Liang, Ting peng ; Prabantini, “Decision Support Systems And Intelligent Systems : ( Sistem Pendukung Keputusan Dan Sistem Cerdas ) / Efraim Turban,” 2005.

[18] A. Fitria and H. Azis, “Analisis Kinerja Sistem Klasifikasi Skripsi menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier,” *Pros. Semin. Nas. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 102–106, 2018.

[19] M. Lestari, “Penerapan Algoritma Klasifikasi Nearest Neighbor (K-NN) untuk Mendeteksi Penyakit Jantung,” *Fakt. Exacta*, vol. 7, no. September 2010, pp. 366–371, 2014.

[20] A. P. W. Anjar Wanto, Muhammad Noor Hasan Siregar, N. L. W. S. R. G. Dedy Hartama, M. R. L. Darmawan Napitupulu, Edi Surya Negara, and C. P. Sarini Vita Dewi, *Data Mining Algoritma & Implementasi*. 2020.

[21] M. A. Syakur, B. K. Khotimah, E. M. S. Rochman, and B. D. Satoto, “Integration K-Means Clustering Method and Elbow Method for Identification of the Best Customer Profile Cluster,” *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 336, no. 1, 2018, doi: 10.1088/1757-899X/336/1/012017.

[22] R. Yuliana Sari, H. Oktavianto, and H. Wahyu Sulistyo, “Algoritma K-Means Dengan Metode Elbow Untuk Mengelompokkan Kabupaten/Kota Di Jawa Tengah Berdasarkan Komponen Pembentuk Indeks Pembangunan Manusia,” *J. Smart Teknol.*, vol. 3, no. 2, pp. 2774–1702, 2022, [Online]. Available: http://jurnal.unmuhjember.ac.id/index.php/JST

[23] D. Putra and A. Wibowo, “Prediksi Keputusan Minat Penjurusan Siswa SMA Yadika 5 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *Pros. Semin. Nas. Ris. Dan Inf. Sci.*, vol. 2, pp. 84–92, 2020.

[24] J. Ha, M. Kambe, and J. Pe, *Data Mining: Concepts and Techniques*. 2011. doi: 10.1016/C2009-0-61819-5.

[25] A. Géron, *Hands-on Machine Learning whith Scikit-Learing, Keras and Tensorfow*. 2019.

[26] W. A. Firmansyach, U. Hayati, and ..., “Analisa Terjadinya Overfitting Dan Underfitting Pada Algoritma Naive Bayes Dan Decision Tree Dengan Teknik Cross Validation,” *JATI (Jurnal Mhs. …*, vol. 7, no. 1, 2023, [Online]. Available: https://ejournal.itn.ac.id/index.php/jati/article/view/6329%0Ahttps://ejournal.itn.ac.id/index.php/jati/article/download/6329/3678

[27] G. Szabo, G. Polatkan, O. Boykin, and A. Chalkiopoulos, *Social Media Data Mining and Analytics [Minería y análisis de datos de medios sociales]*. 2019.

[28] S. M. Faradisa, T. D. Nugrahadi, Muliadi, I. Budiman, and D. Kartini, “Implementasi IQR-SMOTE Untuk Mengatasi Ketidakseimbangan Kelas Pada Klasifikasi Diabetes menggunakan K-Nearest Neighbors,” vol. 15, pp. 48–60, 2021.

[29] R. Agustika, “Penerapan Kombinasi SMOTE dan Tomek Links untuk Klasifikasi Data Tidak Seimbang dengan Metode Random Forest,” 2021, [Online]. Available: http://etd.repository.ugm.ac.id/penelitian/detail/199065

[30] Z. Maisat, E. Darmawan, and A. Fauzan, “Implementasi Optimasi Hyperparameter GridSearchCV Pada Sistem Prediksi Serangan Jantung Menggunakan SVM Implementation of GridSearchCV Hyperparameter Optimization in Heart Attack Prediction System Using SVM,” vol. 13, no. 1, pp. 8–15, 2023.

**Author Yang Terhormat,**

Artikel Anda telah direview oleh beberapa Reviewer yang kompeten di Jurnal Sisfokom. Berikut ini masukan dari Reviewer terlampir di bawah. Selain itu, masukkan atau revisi dari Reviewer juga dilampirkan pada *file Word*. **Mengingat banyakknya artikel yang masuk dengan kualitas yang baik, mohon Anda dapat memperbaiki semua masukkan dari Reviewer sehingga meningkatkan peluang kemungkinan penerbitan artikel Anda di Jurnal Sisfokom.**

**Untuk jadi perhatian bahwa “Artikel yang tidak direvisi dengan baik atau tidak sesuai dengan semua komentar Reviewer akan otomastis di-reject”.**

**KOMENTAR REVIEWER A**

**Judul \***

Sudul memadai dan cukup menarik.

**Abstrak \***

Pada abstrak mohon perkuat lagi apa yang menjadi dasar dari penelitian, sebagai saran penyebutan penyakit sebaiknya konsisten menggunakan kalimat liver.

**Sistematika Penulisan \***

Memadai dan cukup rapih.

**Pendahuluan \***

sudah memadai.

**Metodologi \***

Pada Metodologi mohon uraikan dalam bentuk diagram dan diberikan penjelasan dengan detail.

**Kepustakaan \***

Tambahkan referensi dari sumber buku untuk memperkuat penelitian serta masukkan penelitian dengan batas 5 tahun terakhir untuk artikel ilmiah.

**Hasil dan Pembahasan \***

Penjelasan pada pembahasan kurang sesuai pada bagian paragraf pertama, penjelasan pada point 1 dan seterusnya tidak jelas untuk menunjukkan poin bagian mana. Paragraf terakhir pada hasil dan pembahasan belum menunjukan hasil penelitian sesuai dengan tema, dan masih terdapat pengutipan.

**Penutup \***

Memadai

**KOMENTAR REVIEWER B**

**Judul \***

Judul sudah baik

**Abstrak \***

Abstrak bisa lebih dipersingkat dan dipertegas lagi

**Sistematika Penulisan \***

Masih banyak tulisan asing yang tidak dicetak miring, masih ada tulisan skripsi. Gambar atau tabel tidak dirujuk dengan menyebutkan nomor gambar atau tabel, tetapi masih menyebutkan sebagai berikut atau dibawah ini.

**Pendahuluan \***

penelitian terdahulu sangat kurang, sehingga research gap tidak terlihat jelas.

**Metodologi \***

Metodologi cukup bagus

**Kepustakaan \***

Referensi yang digunakan sudah menggunakan referensi terbaru

**Hasil dan Pembahasan \***

Cukup

**Penutup \***

Cukup.

**KOMENTAR REVIEWER C**

**Judul \***

sesuai

**Abstrak \***

sesuai

**Sistematika Penulisan \***

sesuai.

**Pendahuluan \***

sesuai.

**Metodologi \***

sesuai

**Kepustakaan \***

Referensi sebaiknya min. 30, 80% artikel jurnal (bbrp prosiding) dan 20% buku

**Hasil dan Pembahasan \***

sesuai, tambahkan dibagian akhir kesimpulan dari bab ini

**Penutup \***

sesuai.

Silakan diperbiki berdasarkan semua saran reviewer dan dikirim kembali sebelum **tanggal 13 Mei 2023.**

Hormat Kami

Editor Sisfokom