

**ANALISIS DETEKSI DINI PENYAKIT JANTUNG DENGAN
PENDEKATAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* PADA DATA
PASIEN**

SKRIPSI

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Mendapatkan
Gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika



FITRA M NATSIR

105841105420

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
2024**



UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR

FAKULTAS TEKNIK

GEDUNG MENARA IQRA LT. 3

Jl. Sultan Alauddin No. 259 Telp. (0411) 866 972 Fax (0411) 865 588 Makassar 90221

Website: www.unismuh.ac.id, e_mail: unismuh@gmail.com

Website: <http://teknik.unismuh.makassar.ac.id>

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

PENGESAHAN

Skripsi atas nama Fitra M.Natsir dengan nomor induk Mahasiswa 105 84 11054 20, dinyatakan diterima dan disahkan oleh Panitia Ujian Tugas Akhir/Skripsi sesuai dengan Surat Keputusan Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar Nomor : 0008/SK-Y/55202/091004/2024, sebagai salah satu syarat guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar pada hari Sabtu tanggal 26 Agustus 2024

Panitia Ujian :

Makassar, 26 Muharram 1446 H
26 Agustus 2024 M

1. Pengawas Umum

a. Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar

Dr. Ir. H. Abd. Rakhim Nanda, ST., MT., IPU

b. Dekan Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin

Prof. Dr. Eng. Muhammad Israh Ramli, ST., MT

2. Penguji

a. Ketua : Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc

b. Sekretaris : Muhyiddin A.M. Hayat, S.Kom., MT

3. Anggota

1. Fahrir Irfhamna Rahman S.Kom., MT

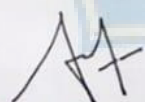
2. Lukman, S.Kom., MT


3. Desi Anggreani, S.Kom., MT

Mengetahui :

Pembimbing I

Pembimbing II


Rizki Yusliana Bakti ST., MT


Titin Wahyuni S.Pd., M.T

Dekan



Dr. Ir. H. Nurnawaty, ST., MT., IPM.

NBM : 795 108



UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR

FAKULTAS TEKNIK

GEDUNG MENARA IQRA LT. 3

Jl. Sultan Alauddin No. 259 Telp. (0411) 866 972 Fax (0411) 865 588 Makassar 90221

Website: www.unismuh.ac.id, e_mail: unismuh@gmail.com

Website: <http://teknik.unismuh.makassar.ac.id>

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

HALAMAN PENGESAHAN

Tugas Akhir ini diajukan untuk memenuhi syarat ujian guna memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.

Judul Skripsi : **ANALISIS DETEKSI DINI PENYAKIT JANTUNG DENGAN PENDEKATAN SUPPORT VECTOR MACHINE PADA DATA PASIEN**

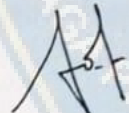
Nama : Fitra M,Natsir
Stambuk : 105 84 11054 20

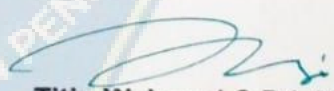
Makassar, 26 Agustus 2024

Telah Diperiksa dan Disetujui
Oleh Dosen Pembimbing;

Pembimbing I

Pembimbing II


Rizki Yusliana Bakti ST.,MT


Titin Wahyuni S.Pd.,M.T

Mengetahui,

Ketua Program Studi Informatika



Muhyiddin A. Hayat, S.Kom., MT.

NBM : 1504 577

ABSTRAK

Penelitian ini mengevaluasi deteksi dini risiko penyakit jantung menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) pada data pasien RSUD Haji Makassar. Dari 3522 data pasien yang diproses, tersisa 640 data yang siap untuk analisis. Metode Elbow digunakan untuk mengidentifikasi tiga kluster utama berdasarkan tingkat risiko penyakit jantung: rendah, tinggi, dan sangat tinggi. Model SVM diterapkan dengan akurasi sebesar 0.984375, menunjukkan performa unggul dalam mengklasifikasikan risiko penyakit jantung dengan kesalahan minimal. Analisis ini menegaskan bahwa SVM adalah alat yang efektif untuk identifikasi awal faktor risiko penyakit jantung, dengan pemilihan dan pengolahan data yang tepat berperan krusial dalam meningkatkan akurasi. Temuan ini memberikan dasar bagi pengembangan sistem deteksi dini yang lebih akurat dan intervensi pencegahan yang lebih efektif.

Kata Kunci: *Support Vector Machine*, klasifikasi data, RSUD Haji Makassar.

ABSTRACT

This study evaluates early detection of heart disease risk using the Support Vector Machine (SVM) algorithm on patient data from RSUD Haji Makassar. Out of 3,522 patient records processed, 640 data points remained for analysis. The Elbow method was used to identify three main clusters based on heart disease risk levels: low, high, and very high. The SVM model was applied with an accuracy of 0.984375, demonstrating excellent performance in classifying heart disease risk with minimal errors. This analysis underscores that SVM is an effective tool for early identification of heart disease risk factors, with proper data selection and processing playing a crucial role in improving accuracy. These findings provide a foundation for developing more accurate early detection systems and more effective preventive interventions.

Keywords: *Support Vector Machine, data klasifikasi, RSUD Haji Makassar.*

KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Assalamu'alaikum Warahmatullah Wabarakatuh

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah Subhanahu Wata'ala atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya sehingga skripsi yang berjudul “**Analisis Deteksi Dini Penyakit Jantung Dengan Pendekatan *Support Vector Machine* Pada Data Pasien**”.

Skripsi ini diajukan untuk memenuhi salah satu persyaratan yang harus ditempuh dalam rangka menyelesaikan Studi di Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar. Dengan selesainya skripsi ini tidaklah berarti bahwa skripsi ini sudah dalam bentuk yang sempurna. Oleh karena itu saran dan kritikan sangat diharapkan dari pembaca demi kesempurnaan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa selama dalam penyusunan skripsi ini banyak pihak yang telah membantu dan memberikan dukungannya baik secara material maupun moral. Demikian juga segala bantuan yang penulis peroleh selama ini dibangku perkuliahan sehingga penulis merasa sangat bersyukur dan mengucapkan banyak terima kasih kepada segenap pihak yang telah membantu penulis. Oleh karena itu, penghargaan yang setinggi-tingginya kamu hanturkan dengan hormat kepada:

1. **Kedua Orang Tua kami tercinta**, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya atas segala limpahan kasih sayang, doa dan dukungan baik secara moral maupun materi.

2. **Bapak Dr. Ir. H. Abd. Rakhim Nanda, S.T., M.T., IPU**, selaku Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar.
3. **Ibu Dr. Ir. Hj. Nurnawaty, ST., MT.,IPM**, sebagai Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
4. **Bapak Muhyiddin AM Hayat, S.Kom.,MT**, sebagai Ketua Program Studi Informatika, Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
5. **Ibu Rizki Yusliana Bakti ST., MT**, selaku Dosen Pembimbing 1 Skripsi.
6. **Ibu Titin Wahyuni, S.Pd., MT**, selaku Dosen Pembimbing 2 Skripsi.
7. Bapak/Ibu Dosen dan Staff Administrasi Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
8. Sahabat – sahabat penulis di Fakultas Teknik yang selalu belajar dan berjuang bersama dengan rasa persaudaraan yang tinggi banyak membantu serta memberi dukungan dalam menyelesaikan tugas skripsi ini.

Penulis mengharapkan tugas skripsi ini dapat bermanfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan khususnya dibidang keinformatikaan, Aamiin.

“Billahi fii sabilil haq fastabiqul khairat”

“Wassalamu’alaikum Warahmatullah Wabarakatuh”

Makassar, 26 Agustus 2024

FITRA M NATSIR

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMBUNG	i
LEMBAR PERSETUJUAN	ii
ABSTRAK.....	iv
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR LAMPIRAN.....	xii
DAFTAR ISTILAH	xiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
A. Latar Belakang Masalah.....	1
B. Rumusan Masalah	3
C. Tujuan Penelitian.....	3
D. Manfaat Penelitian	3
E. Ruang Lingkup Penelitian	4
F. Sistematika Penulisan.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
A. Landasan Teori	7
B. Penelitian Terkait.....	16

C. Kerangka Pikir	20
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	21
A. Tempat dan Waktu Penelitian	21
B. Alat dan Bahan	21
C. Perancangan Sistem	21
D. Teknik Pengujian Sistem	23
E. Data Preprocessing	23
F. Teknik Analisis Data	24
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	25
A. Deskripsi Dataset	25
B. Analisis Data Mentah	25
C. Data <i>Preprocessing</i>	27
D. Implementasi Metode Elbow dan Menentukan Hasil Clustering	31
E. Implementasi Model SVM	37
F. Pengujian Sistem	48
BAB V PENUTUP	56
A. Kesimpulan	56
B. Saran	57
DAFTAR PUSTAKA	58
LAMPIRAN	60

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Organ Jantung (Cakna,2015)	8
Gambar 2. Tes skrining jantung (Ari Saputra,2023).....	10
Gambar 3. Proses tahapan data mining (Jiawei Han, Micheline,2001).....	11
Gambar 4. Pasien Penyakit Jantung (Anjar Saputra,2021).....	13
Gambar 5. SVM (Naman Dattan,2019)	15
Gambar 6. Diagram Kerangka Pikir	20
Gambar 7. Flowchart Algoritma SVM	22
Gambar 8. Hasil metode Elbow	34
Gambar 9. Output Hasil clustering	37
Gambar 10. Data mentah pasien RSUD Haji Makassar	62
Gambar 11. Pengolahan data / Preprocessing.....	64
Gambar 12. Hasil pemisahan tekanan darah systolic - diastolic dan hasil kluster	66
Gambar 13. Data uji dan Prediksi	68
Gambar 14. Laporan klasifikasi	69
Gambar 15. Pengantar Penelitian kepada Ketua LP3M Unismuh Makassar	80
Gambar 16. Pengantar Penelitian Bapak Gubernur Prov Sul.Sel	81
Gambar 17. Penerimaan penelitian RSUD Haji Makassar	82

DAFTAR TABEL

Tabel 1. Data Pasien RSUD Haji Makassar.....	26
Tabel 2. Dataset Pasien RSUD Haji Makassar pra pemrosesan 1	28
Tabel 3. Dataset Pasien RSUD Haji Makassar pra pemrosesan 2	30
Tabel 4. Output hasil clustering	35
Tabel 5. Hasil akurasi.....	41
Tabel 6. Hasil Prediksi	48
Tabel 7. Clustering	49
Tabel 8. Jumlah Prediksi.....	50
Tabel 9. Tabel Prediksi.....	52



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Mentah	62
Lampiran 2. Pengolahan data / Preprocessing	63
Lampiran 3. Hasil pemisahan tekanan darah systolic - diastolic dan hasil klaster	65
Lampiran 4. Hasil pengujian system algoritma SVM.....	67
Lampiran 5. Source Code	70
Lampiran 6. Pengantar Penelitian kepada Ketua LP3M Unismuh Makassar	80
Lampiran 7. Pengantar Penelitian Bapak Gubernur Prov Sul.Sel	81
Lampiran 8. Penerimaan penelitian RSUD Haji Makassar	82



DAFTAR ISTILAH

<i>Support Vector Machine</i>	Sebuah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi. SVM mencari hyperplane yang memisahkan data ke dalam kelas yang berbeda dengan margin maksimal.
Deteksi Dini	Proses identifikasi penyakit atau kondisi kesehatan pada tahap awal sebelum gejala muncul secara jelas, untuk meningkatkan efektivitas pengobatan dan prognosis.
Pra-Pemrosesan Data	Serangkaian langkah yang dilakukan sebelum analisis data, termasuk pembersihan, normalisasi, dan transformasi data untuk meningkatkan kualitas data.
Pembersihan Data	Proses menghapus atau memperbaiki data yang tidak akurat, tidak lengkap, atau tidak konsisten.
Normalisasi Data	Teknik untuk menstandarkan rentang nilai data sehingga data berada dalam skala yang sama, membantu algoritma pembelajaran mesin untuk berfungsi lebih baik.
Seleksi Fitur	Proses memilih subset fitur yang paling relevan dari data untuk digunakan dalam model pembelajaran mesin, mengurangi kompleksitas dan meningkatkan performa model.

Klasifikasi	Tugas dalam pembelajaran mesin untuk mengkategorikan data ke dalam kelas atau kategori tertentu berdasarkan fitur yang ada.
Data Valid	Data yang telah melewati proses pembersihan dan pemrosesan sehingga dianggap tepat dan dapat digunakan dalam analisis.
RSUD Haji Makassar	Rumah Sakit Umum Daerah Haji Makassar, lembaga kesehatan tempat data pasien digunakan dalam penelitian ini.
Akurasi	Ukuran kinerja model klasifikasi yang menunjukkan proporsi prediksi yang benar dari seluruh prediksi yang dibuat.

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang Masalah

Penyakit Jantung merupakan sebutan umum yang digunakan untuk menggambarkan gangguan terhadap fungsi kerja jantung. Penyakit atau gangguan jantung sendiri memiliki banyak jenis dan macam nama penyakitnya seperti kardiovaskuler, jantung koroner dan serangan jantung. Penyakit Jantung merupakan salah satu penyakit yang paling sering terjadi kasusnya pada kalangan masyarakat, dimana penyakit jantung ini dapat menimpa dan menyerang siapapun tanpa memandang usia, jenis kelamin dan haya hidup. Menurut WHO (Organisasi Kesehatan Dunia) dan CDC, penyakit jantung adalah penyebab utama kematian di Inggris, Amerika Serikat, Kanada dan Australia. Jumlah orang dewasa yang didiagnosis dengan penyakit jantung terdiri dari 26,6 Juta Jiwa (11,3%) dari populasi orang dewasa (Utomo & Mesran, 2020).

Pentingnya deteksi dini penyakit jantung dalam upaya pencegahan dan pengelolaan penyakit tersebut tidak dapat dipandang remeh. Mendeteksi penyakit jantung pada tahap awal, *intervensi* medis dapat dilakukan secara lebih efektif, sehingga dapat mengurangi resiko komplikasi serius dan kematian. Namun, deteksi dini penyakit jantung seringkali menantang karena gejalanya mungkin tidak selalu termanifestasikan secara jelas pada tahap awal.

Data telah menunjukkan bahwa penyakit jantung merupakan penyakit yang mematikan, sehingga perlu kewaspadaan dari setiap orang akan resiko penyakit jantung ini. Salah satu kontribusi dalam bidang teknologi untuk memberikan

informasi bermanfaat mengenai resiko penyakit jantung adalah dengan pengolahan data atau teknik data mining. Dalam data mining ada beberapa pendekatan seperti klusterisasi, klasifikasi, asosiasi. Pada penelitian ini dilakukan teknik klasifikasi yaitu pengelompokkan data, data yang dikelompokkan berlandaskan relasi atau hubungan data terhadap data sampel (Pradana et al., 2022).

Deteksi dini penyakit jantung merupakan hal yang sangat penting untuk menghindari risiko penyakit jantung. Namun masih banyak masyarakat yang belum mengetahui apa saja yang dapat dilakukan untuk menghindari risiko penyakit jantung. Penelitian ini menggunakan algoritma *Support Vector Machine*, sebuah teknik *machine learning* yang mampu melakukan klasifikasi data dengan baik, termasuk dalam analisis data pasien untuk deteksi dini penyakit jantung.

Penelitian ini merupakan sistem analisis interaktif yang menyediakan, pemodelan, dan pemanipulasian data. Sistem ini dapat membantu beberapa layanan kesehatan masyarakat untuk memberitahukan masyarakat apa saja penyebab risiko penyakit jantung dengan deteksi dini. Setelah melakukan *studi literatur* pada penelitian sebelumnya, yang berjudul “PENGUATAN PERAN KADER KESEHATAN DALAM DETEKSI DINI RESIKO PENYAKIT JANTUNG DI KELURAHAN TAMBAKREJA KABUPATEN CILACAP” (Kasron et al., 2022), maka tentu penelitian ini memiliki perbedaan dari penelitian terdahulu sebagai penelitian yang mendukung penelitian ini. Berdasarkan latar belakang tersebut, tujuan penelitian ini untuk melakukan klasifikasi data dengan baik dengan judul **“ANALISIS DETEKSI DINI PENYAKIT JANTUNG**

DENGAN PENDEKATAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* PADA DATA PASIEN”.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, rumusan masalah penelitian ini adalah:

1. Bagaimana algoritma Support Vector Machine (SVM) dapat digunakan untuk mendeteksi dini risiko penyakit jantung pada pasien RSUD Haji Makassar dengan melakukan klasifikasi tingkat risiko?
2. Bagaimana pengaruh proses preprocessing data dan pemilihan fitur medis terhadap peningkatan akurasi model SVM dalam deteksi dini risiko penyakit jantung?

C. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah diatas, maka tujuan penelitian ini adalah:

1. Menganalisis efektivitas algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam mendeteksi risiko penyakit jantung secara dini pada pasien di RSUD Haji Makassar.
2. Menilai dampak pemilihan dan pengolahan data yang tepat terhadap hasil klasifikasi SVM dalam deteksi dini penyakit jantung.

D. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian yang akan didapatkan dari penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan pemahaman tentang efektivitas SVM dalam mendeteksi penyakit jantung pada tahap dini, yang

dapat membantu dalam pengembangan teknik diagnosa yang lebih optimal.

2. Pengidentifikasian faktor-faktor yang mempengaruhi keakuratan deteksi penyakit jantung menggunakan SVM diharapkan dapat memberikan wawasan berharga bagi praktisi kesehatan dalam meningkatkan proses diagnosis dan manajemen penyakit.
3. Perbandingan hasil deteksi antara SVM dan metode analisa lainnya diharapkan dapat memberikan informasi yang berguna tentang kelebihan dan kekurangan masing-masing pendekatan, membantu dalam pemilihan metode yang paling sesuai dengan kebutuhan praktis.
4. Analisis kontribusi variabel klinis terhadap keberhasilan deteksi dini penyakit jantung menggunakan SVM diharapkan dapat memberikan dasar bagi pengembangan model prediksi yang lebih akurat untuk diagnosis dini penyakit jantung.

E. Ruang Lingkup Penelitian

Ruang lingkup dari penelitian ini dijadikan fokus penelitian. Dengan bantuan beberapa pihak yang akan dipelajari dan diamati, maka ruang lingkupnya sebagai berikut:

1. Pengambilan data pasien dari Rumah Sakit Haji Makassar sebagai sumber data utama.

2. Investigasi faktor-faktor yang berpengaruh terhadap akurasi deteksi, dengan fokus pada data pasien yang berasal dari Rumah Sakit Haji Makassar.
3. Perbandingan hasil deteksi dengan metode analisis alternatif berdasarkan data pasien yang diperoleh dari institusi yang sama.
4. Eksplorasi kontribusi variabel klinis terhadap keberhasilan deteksi dini penyakit jantung menggunakan SVM, menggunakan data pasien yang diperoleh dari Rumah Sakit Haji Makassar.

F. Sistematika Penulisan

BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini, diawali dengan konteks pentingnya deteksi dini penyakit jantung dan penyampaian tentang metode Support Vector Machine (SVM) dalam analisis data medis. Di sini juga dijelaskan rumusan masalah dan tujuan penelitian sebagai pedoman untuk studi ini, dengan penekanan pada manfaatnya baik bagi praktik klinis maupun dalam konteks ilmu pengetahuan. Bab ini juga menguraikan batasan penelitian dan sistematika penulisan untuk memberikan gambaran komprehensif tentang struktur dan konten penelitian.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Dalam bab ini, disajikan tinjauan umum tentang penyakit jantung dan metode analisis data medis yang relevan. Selanjutnya, dibahas juga mengenai konsep dan aplikasi SVM dalam analisis data, serta ulasan penelitian terdahulu yang relevan dengan topik ini, dengan tujuan memberikan landasan teoritis yang kuat bagi penelitian.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini dijelaskan desain penelitian yang digunakan, termasuk pendekatan dan rancangan studi yang dipilih. Proses pengumpulan data dari Rumah Sakit Haji Makassar serta tahapan analisis data menggunakan SVM juga diuraikan secara terperinci. Selain itu, dijabarkan pula metode validasi yang diterapkan untuk memastikan keakuratan hasil penelitian.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, diberikan deskripsi tentang data pasien yang terkumpul dari Rumah Sakit Haji Makassar, termasuk karakteristiknya. Hasil analisis kinerja SVM dalam mendeteksi penyakit jantung pada tahap awal juga dibahas secara rinci, memberikan gambaran tentang efektivitas metode yang digunakan dalam penelitian ini, dilanjutkan dengan interpretasi hasil dan implikasi temuan untuk praktik klinis dan penelitian selanjutnya.

BAB V PENUTUP

Bab ini menyoroti kesimpulan dari penelitian dan memberikan gambaran umum tentang temuan utama. Sementara itu, disusun kembali manfaat penelitian dan disampaikan saran untuk penelitian lanjutan. Bab ini juga meninjau kembali batasan penelitian serta menggaris bawahi kontribusi penelitian ini bagi bidang studi yang bersangkutan.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1. Penyakit Jantung

Penyakit Jantung merupakan sebutan umum yang digunakan untuk menggambarkan gangguan terhadap fungsi kerja jantung (Utomo & Mesran, 2020). Penyakit atau gangguan jantung sendiri memiliki banyak jenis dan macam nama penyakitnya seperti kardiovaskuler, jantung koroner dan serangan jantung. Penyakit Jantung merupakan salah satu penyakit yang paling sering terjadi kasusnya pada kalangan masyarakat, dimana penyakit jantung ini dapat menimpa dan menyerang siapapun tanpa memandang usia, jenis kelamin dan gaya hidup. Dengan demikian diagnosa secara dini sangat penting untuk dilakukan, diagnosa pada penyakit jantung merupakan hal yang sangat menantang dikarenakan saling ketergantungan yang kompleks dari beberapa faktor atribut. Permasalahan yang sering kali dihadapi adalah kurangnya akurasi pada proses klasifikasi.

Jantung adalah salah satu rongga organ berotot yang terdapat di dalam tubuh seluruh manusia dan berperan sangat penting karena sangat berperan dalam sistem peredaran darah dan juga sebagai pemompa dan penerima darah ke seluruh tubuh (Lailatul Mufidah, 2021). Apabila jantung serta pembuluhnya mengalami suatu masalah, maka tentu saja akan menimbulkan berbagai jenis penyakit jantung.



Gambar 1. Organ Jantung (Cakna,2015)

Penyakit jantung merupakan suatu keadaan yang berpengaruh pada fungsi jantung atau keadaan ketika jantung mengalami suatu gangguan. Penyakit jantung juga dikenal dengan penyakit kardiovaskular, yakni salah satu penyebab utama kematian di dunia. Adapun jenis penyakit jantung salah satunya penyakit jantung koroner, suatu penyakit jantung yang diakibatkan oleh penyempitan pembuluh darah.

Penyakit jantung adalah suatu kondisi di mana bagian jantung, seperti pembuluh darah jantung, lapisan jantung, katup jantung, dan otot jantung menjadi tidak berfungsi, penyakit ini dapat memiliki banyak penyebab, seperti penyumbatan di arteri jantung, peradangan, infeksi, atau cacat lahir (Hidayat et al., 2023). Faktor resiko penyakit jantung antara lain pola hidup yang tidak sehat seperti mengonsumsi makanan tinggi karbohidrat atau berlemak, obesitas, jarang berolahraga, merokok, dan riwayat keluarga yang memainkan peran penting dalam resiko penyakit jantung. Penyakit jantung juga merupakan penyakit yang memiliki beban biaya terbesar.

2. Deteksi Dini Penyakit Jantung

pemberian pelatihan dapat meningkatkan pengetahuan dan keterampilan kader tentang deteksi dini resiko penyakit jantung (Kasron et al., 2022). Penyakit jantung tersebut dapat dicegah dan dapat dideteksi lebih awal jika diketahui faktor resiko pada setiap orang yang dapat menyebabkan penyakit jantung tersebut. Faktor resiko penyakit jantung terdiri dari dua yaitu faktor yang tidak bisa dirubah dan faktor yang bisa dirubah. Usia merupakan faktor resiko terjadinya penyakit jantung, karena semakin tua terjadi penurunan kualitas anatomi dan fungsi dari struktur pembuluh darah. Selain faktor yang tidak dapat diubah, terdapat beberapa faktor yang dapat dimodifikasi sehingga dapat diminimalisir resiko terjadinya penyakit jantung. Demikian juga faktor kebiasaan gaya hidup sering mengkonsumsi lemak yang tinggi dapat meningkatkan resiko terjadinya penyakit jantung.

Pengenalan dini penyakit jantung bawaan menjadi penting karena presentasi klinis dan kemunduran kondisi umum yang mendadak dapat menimbulkan resiko morbiditas, dan mortalitas yang sebenarnya dapat dihindari (Eva Miranda Marwali et al., 2021). Banyak dari anak dengan penyakit jantung bawaan (PJB) tidak terdiagnosis dan beberapa kasus yang dapat bertahan hidup memiliki episode kejadian mengancam nyawa, tumbuh kembang yang terganggu, hipertensi pulmonal, dan infeksi (contoh: endokarditis infeksi, sepsis). Tinggikan, penegakan diagnosis lebih awal memberikan kontribusi pada peningkatan hasil akhir dari penanganan operasi ataupun tanpa operasi (menutup lubang dengan alat) seperti pada kasus PJB dengan ventricular septal defect (VSD) atau atrial

septal defect (ASD), patent ductus arteriosus (PDA), tetralogy of Fallot (TOF), truncus arteriosus (TrA), transposition of the great arteries (TGA), dan pulmonary atresia (PA) .

Pemeriksaan skrining dan observasi dalam 24 jam sebelum keluar dari rumah sakit pada bayi baru lahir dan pada usia 6 minggu untuk tanda gejala penyakit jantung bawaan (PJB) adalah strategi yang dilakukan dalam layanan kesehatan untuk semua bayi. Akan tetapi, penyebaran tenaga kesehatan profesional di Indonesia, khususnya dalam bidang kardiologi anak (pediatric cardiologist), dan modalitas pemeriksaan penunjang yang berkualitas tidaklah merata.



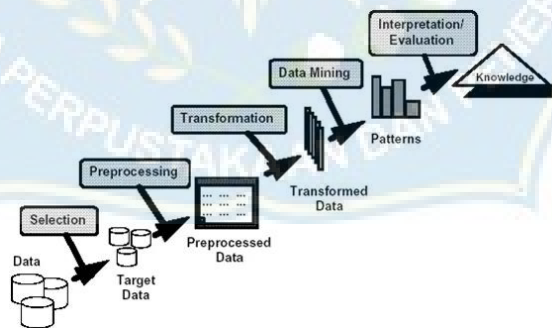
Gambar 2. Tes *skrining* jantung (Ari Saputra,2023)

Deteksi dini dan penanganan awal hipertensi dan faktor resiko lainnya, telah berkontribusi secara bertahap terhadap turunnya kematian karena serangan jantung dan stroke di negara berpenghasilan tinggi lebih dari tiga decade terakhir (Widiastuti et al., 2021). Deteksi dini dan penanganan empat faktor resiko mayor, yaitu merokok, hipertensi, diabetes melitus, dan hiperkolesterolemia sangat penting sebagai upaya pencegahan primer dan sekunder terhadap penyakit kardiovaskuler. Penelitian yang dilakukan oleh Cohn, et al (2003) di Minneapolis

Amerika Serikat menyimpulkan bahwa tes skrining efektif dalam mengungkap penyakit kardiovaskular dini yang tidak terduga sehingga pengobatan yang ditargetkan dapat efektif dalam mengurangi kejadian peristiwa kardiovaskular pada individu yang rentan.

3. Data Mining

Secara etimologis data merupakan bentuk jamak dari kata “datum” yang berasal dari bahasa latin yang berarti “Sesuatu yang diberikan” (Lailatul Mufidah, 2021). Data dapat berarti suatu fakta yang bisa digambarkan dengan kode, simbol, angka dan lain-lain. Data adalah hasil pencatatan peneliti baik itu berupa kata maupun angka. Pendapat lain menyatakan bahwa data merupakan semua hasil pengukuran atau observasi yang sudah dicatat guna suatu keperluan tertentu. Data dapat berarti fakta dari suatu objek yang diamati yang dapat berupa angka-angka dan kata-kata. Tinggikan jika dipandang dari sisi statistika, maka data merupakan fakta-fakta yang akan digunakan sebagai bahan kesimpulan.



Gambar 3. Proses tahapan *data mining* (Jiawei Han, Micheline, 2001)

Data mining merupakan bidang dari beberapa bidang keilmuan yang menyatukan teknik dari pembelajaran mesin, pengenalan pola, statistik, database dan visualisasi untuk pengenalan permasalahan pengambilan informasi dari

database yang besar (Amalia et al., 2021). Sementara dalam pengertian lain, Data mining merupakan suatu proses pencarian pola dari data-data dengan jumlah yang sangat banyak yang tersimpan dalam suatu tempat penyimpanan dengan menggunakan teknologi pengenalan pola, teknik statistik, dan matematika.

Data mining atau penambangan data merupakan metode yang bermanfaat untuk memperoleh informasi berharga dari sejumlah data yang dilakukan dengan menggunakan pengetahuan seperti statistik, matematika dan pengenalan pola (Damuri et al., 2021). Penambangan data melibatkan data besar untuk ekstrak dan identifikasi untuk ditemukan informasi yang berguna bagi perusahaan. Penambangan data dapat digunakan untuk mengklasifikasikan, memprediksi, memperkirakan untuk mendapatkan informasi yang bermanfaat.

4. Pasien

Pasien adalah seseorang yang menerima perawatan medis. Sering kali, pasien menderita penyakit atau cedera dan memerlukan bantuan dokter untuk memulihkannya. Kata pasien dari bahasa Indonesia analog dengan kata patient dari bahasa Inggris (Rochman et al., 2019). Patient diturunkan dari bahasa Latin yaitu *patiens* yang memiliki kesamaan arti dengan kata kerja *pati* artinya menderita.



Gambar 4. Pasien Penyakit Jantung (Anjar Saputra,2021)

Pasien adalah seorang individu yang mencari atau menerima perawatan medis (Sophian, 2023). Adapun jenis pasien yang berobat di Puskesmas meliputi :

a. Pasien BPJS

Seluruh masyarakat Indonesia bisa memiliki kartu BPJS. BPJS tergolong 2 bagian BPJS Santunan dan Mandiri. BPJS santunan khusus untuk masyarakat miskin,tidak dipungut biaya bulanan. Tinggikan mandiri dipungut biaya bulanan tergantung kelas yang diambil, kelas I Rp 59.900 /bulan, kelas II 42.500/bulan, dan kelas III 25.500/bulan bagi pegawai swasta maupun pegawai sipil,disebut BPJS ketenagakerjaan, dengan biaya langsung dipotong setiap bulannya melalui gaji. Pasien yang memiliki kartu berobat BPJS mendapatkan fasilitas gratis setiap berobat pada Puskesmas.

b. Pasien Umum

Pasien umum yaitu pasien yang tidak memiliki kartu BPJS.

Pasien merupakan setiap orang yang dengan kemauannya sendiri meminta bantuan kesehatan dari dokter, baik untuk sekedar konsultasi akan kesehatannya, maupun untuk melakukan pengobatan atas penyakit yang dideritanya, baik itu

pskologis, fungsional maupun organik (Disemadi & Pardede, 2021). Tinggikan pengertian hukumnya, menurut UU No. 44 tahun 2009 tentang rumah sakit Pasal 1 angka “pasien adalah setiap orang yang melakukan konsultasi masalah kesehatannya untuk memperoleh pelayanan kesehatan yang diperlukan, baik secara langsung maupun tidak langsung di Rumah Sakit”.

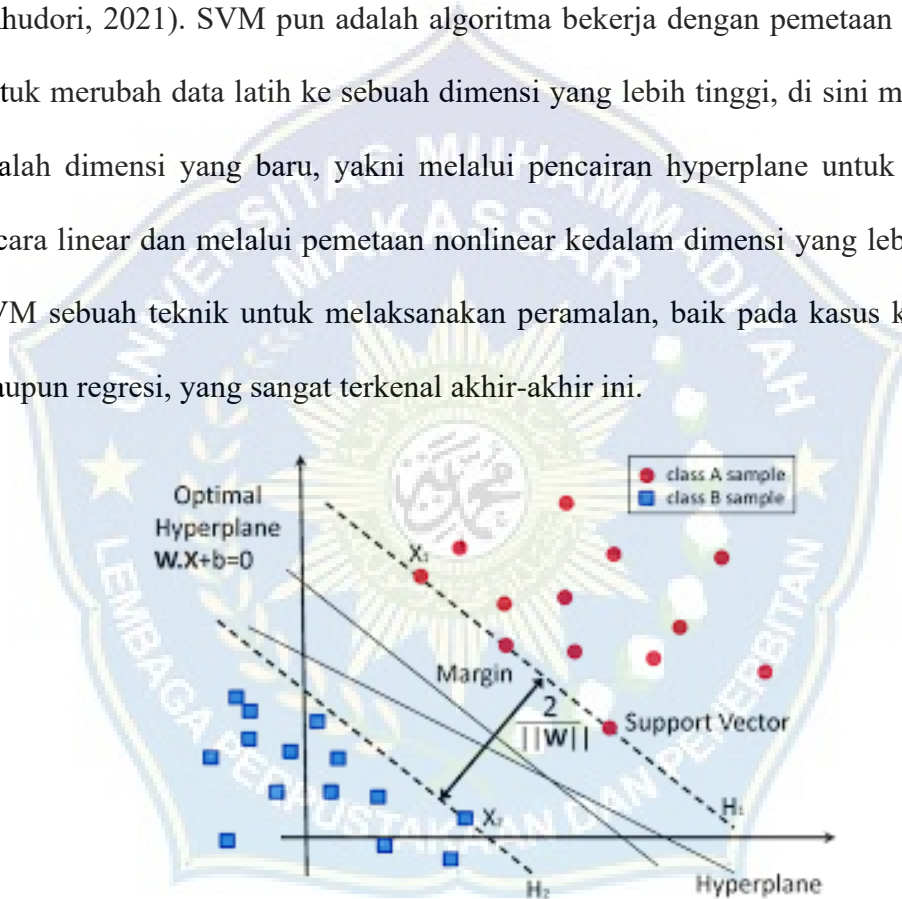
Berdasarkan pemahaman tersebut, kita dapat menyimpulkan pengertian pasien ialah setiap orang yang memiliki gangguan kesehatan, baik psikologis, maupun organik. Pasien tidak dapat dibatasi hanya pada frasa “rumah sakit” karena apabila patokan seseorang dianggap sebagai pasien adalah rumah sakit, maka apabila ia sudah tidak menjalani tindakan medik di rumah sakit, misalnya rawat jalan, maka segala hak dan kewajibannya sebagai pasien akan hilang.

5. SVM

Support Vector Machine (SVM) adalah metode learning supervised dimana dalam tahap training kita ingin menemukan dua parameter di antara garis dan bias b (Syamsiah & Darwaman, 2020). Setelah ditemukan parameter yang optimal melalui optimasi programan kuadrat (quadratic programming). Jika ukurannya problem cukup besar, solver program akuadrat biasanya lambat. Metode SVM adalah suatu teknik lama. Teknik lama ini lahir pada tahun 1995. Dapat melakukan pemecahan masalah prediksi, baik dalam kasus klasifikasi ataupun regresi yang sangat populer pada saat itu. Metode SVM berada dalam satu kelas dengan ANN dalam hal fungsi dan kondisi permasalahan yang biasa diselesaikan keduanya masuk dalam kelas supervised learning. Terbukti dalam banyak implementasi dalam prediksi. SVM memberikan hasil yang lebih baik dari

ANN, terutama dalam memberi solusi yang dicapai. ANN menemukan solusi berupa local optimal sedangkan SVM menemukan solusi yang global optimal.

SVM merupakan sebuah metode mengenai klasifikasi yang terintegrasi karena ketika pelatihan, diperlukan sebuah target sebagai pembelajaran, lain halnya dengan FCM yang klasifikasinya tidak membutuhkan target pelatihan (Khudori, 2021). SVM pun adalah algoritma bekerja dengan pemetaan nonlinear untuk merubah data latih ke sebuah dimensi yang lebih tinggi, di sini maksudnya adalah dimensi yang baru, yakni melalui pemetaan hyperplane untuk memisah secara linear dan melalui pemetaan nonlinear kedalam dimensi yang lebih tinggi. SVM sebuah teknik untuk melaksanakan peramalan, baik pada kasus klasifikasi ataupun regresi, yang sangat terkenal akhir-akhir ini.



Gambar 5. SVM (Naman Dattan, 2019)

Support Vector Machine pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992 sebagai rangkaian harmonis konsep-konsep unggulan dalam bidang pattern recognition (Irawan et al., 2021). SVM adalah algoritma machine learning yang bekerja atas prinsip Structural Risk Minimization (SRM) dengan tujuan

menemukan hyperplane terbaik yang memisahkan dua buah Kelas pada input space. Pengertian Support Vector Machine (SVM) yaitu sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi – fungsi linier dalam sebuah fitur yang berdimensi tinggi dan dilatih dengan menggunakan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi. SVM pertama kali diperkenalkan pada tahun 1992 oleh Vapnik sebagai rangkaian dari beberapa konsep – konsep unggulan dalam bidang *pattern recognition*.

B. Penelitian Terkait

1. “KLASIFIKASI TINGKAT KEPOSITIFAN PENGIDAP PENYAKIT JANTUNG DENGAN PENDEKATAN ALGORITMA SVM BERBASIS *BOTH KERNEL (LINEAR DAN POLYNOMIAL)*” dilakukan oleh (Aji et al., 2023).

Dalam penelitian ini, Mesin *Vektor Dukungan* (SVM) digunakan sebagai alat Penelitian dengan berpusat pada penilaian penyakit jantung berdasarkan kondisi kesehatan pasien. Data medis digunakan sebagai *variabel* prediksi utama dalam penelitian ini. Hasil prediksi akan menetapkan penilaian 1 jika terdapat indikasi penyakit jantung pada pasien, dan sebaliknya, akan memberikan penilaian 0 jika tidak ada penyakit jantung yang terdeteksi. Proses pelatihan model SVM ini dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman *Python*.

2. “Studi Komparatif Model Klasifikasi Kerentanan Penyakit Jantung Menggunakan Algoritma *Machine Learning*” dilakukan oleh (Lestari & Sumarlinda, 2023)

Tujuan penelitian ini adalah melakukan analisis komparatif model klasifikasi dengan berbagai algoritma *machine learning* untuk kerentanan penyakit jantung. Dataset diambil dari UCI *machine Learning Respiratory* dengan 300 data *training* dan 100 data *testing*. Parameter klasifikasi terdiri dari *age*, *sex*, *systolic blood pressure*, *cholesterol*, *thalach*, *oldpeak* dan *slope*, serta labelnya *cardio*. Model klasifikasi dibangun dengan algoritma *Naïve Bayes*, *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Decision Tree*, *random Forest*, *Backpropagation*, *Logistic Regression* dan *Support Vector machine* (SVM). Hasil model klasifikasi dari pengukuran *accuracy* didapatkan *Naïve Bayes* (79,00%), *KNN* (63,00%), *Decision Tree* (66,00%), *Random Forest* (77,00%), *Backpropagation* (80,00%), *Logistic Regression* (81,00%) dan SVM (80,00%). Dari analisis komparatif pengukuran parameter *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F1 score* maka model klasifikasi dengan algoritma *Logistic Regression* dan *backpropagation* menghasilkan performa terbaik.

3. “Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma Klasifikasi dalam Mendeteksi Penyakit Jantung” dilakukan oleh (Prabowo & Kurniadi, 2023)

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi penyakit jantung dengan menggunakan perbandingan *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, *Logistic Regression*, dan *AdaBoost*. Pada penelitian ini algoritma *Random Forest* mempunyai model *base score* untuk *training test* dengan nilai 1, nilai tersebut merupakan nilai terbaik dibandingkan dengan 3 algoritma yang diusulkan pada penelitian ini. Selama pengujian, hasil yang diperoleh adalah algoritma *random forest*, SVM, dan *AdaBoost* merupakan algoritma yang mempunyai nilai terbaik

dan nilai yang sama pada hasil pengujian. Untuk nilai akurasi 0.985366, *presisi* 0.985714, *recall* 0.985437, dan *f1-score* 0.985364.

4. “Analisis Faktor Resiko Modifikasi Penyakit Jantung *Koroner* Di RSUD Haji Surabaya Tahun 2019” dilakukan oleh (Citra Rachmawati, Santi Martini, 2021)

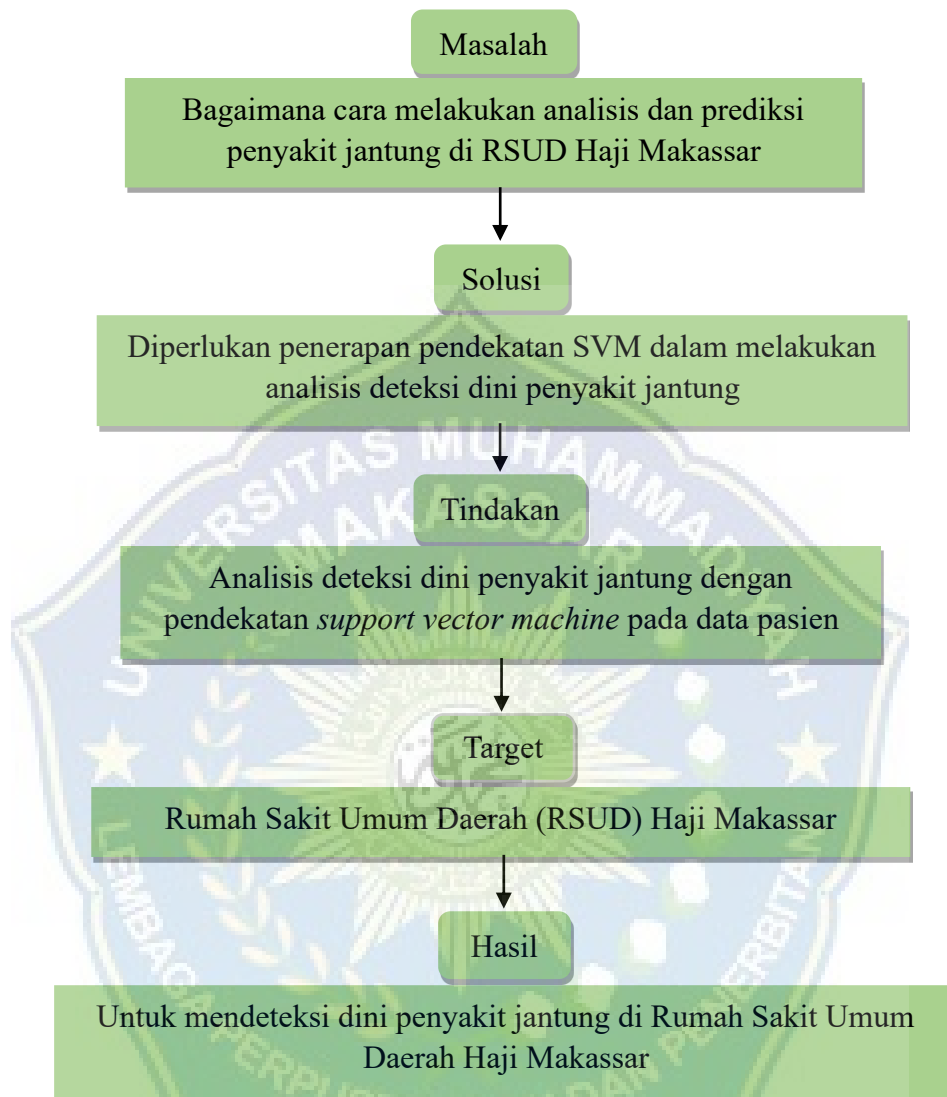
Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui hubungan faktor resiko modifikasi terhadap penyakit jantung *koroner* yaitu *hipertensi*, *diabetes melitus*, aktivitas fisik, dan perilaku merokok di RSUD Haji Surabaya tahun 2019. Penelitian ini merupakan penelitian *observasional analitik*. Desain penelitian yang digunakan adalah *case-control*. Sampel penelitian ini yaitu pasien PJK atau tidak PJK di RSUD Haji Surabaya. Kriteria *inklusi*nya pasien terdiagnosis PJK atau tidak di ruang rawat jalan/inap/khusus RSUD Haji Surabaya, serta bersedia mengikuti penelitian. Jumlah sampel penelitian ini 200 orang yang diambil dengan teknik *simple random sampling*. Analisis data menggunakan analisis *univariat* dan *bivariat*. Penelitian ini menunjukkan bahwa variabel *hipertensi* memiliki hubungan terhadap penyakit jantung *koroner* ($p\text{-value} = 0,00$, $p < 0,05$), variabel *diabetes melitus* memiliki hubungan terhadap penyakit jantung *koroner* ($p\text{-value} = 0,00$, $p < 0,05$). Nilai OR pada hasil penelitian variabel *hipertensi* dan *diabetes melitus* tidak dapat dihitung. Variabel aktivitas fisik memiliki hubungan yang signifikan ($p\text{-value} = 0,017$; OR = 0,184; 95%CI=0,039-0,861) dengan kejadian penyakit jantung *koroner*. Tinggikan hasil yang tidak berhubungan yaitu pada variabel perilaku merokok ($p\text{-value} = 0,250$; OR=1,463; 95%CI 0,764-2,802) terhadap penyakit jantung *koroner*. Berdasarkan hasil penelitian dapat

disimpulkan bahwa *hipertensi*, *diabetes melitus*, dan aktivitas fisik memiliki hubungan dengan kejadian penyakit jantung *koroner*. Tinggikan perilaku merokok tidak menunjukkan hubungan yang signifikan dengan kejadian penyakit jantung *koroner*.

5. “HUBUNGAN PENGETAHUAN DAN SIKAP KELUARGA TERHADAP KEMAMPUAN DETEKSI DINI SERANGAN STROKE *ISKEMIK* AKUT PADA PENANGANAN *PRE HOSPITAL*” dilakukan oleh (Sari et al., 2019)

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui hubungan pengetahuan dan sikap keluarga terhadap kemampuan deteksi dini (tanda dan gejala) serangan stroke *iskemik* di ruang IGD RSSN Bukittinggi tahun 2018. Metode penelitian ini menggunakan metode deskriptif analisis dengan pendekatan *crosssectional* dengan menggunakan alat ukur kuesioner kemudian data diolah menggunakan uji *chi square*. Sampel dalam penelitian ini sebanyak 75 orang. Hasil uji statistik di peroleh hasil antara pengetahuan keluarga terhadap kemampuan deteksi dini (tanda dan gejala) pada pasien *stroke* $P Value = 0,011$ ($P > \alpha$) maka dapat disimpulkan ada hubungan pengetahuan terhadap kemampuan deteksi dini dengan nilai ($P=0,011$ OR= 3,927). Berdasarkan hasil uji statistik antara sikap keluarga terhadap kemampuan deteksi dini (tanda dan gejala) didapatkan hasil $P value = 0,186$ ($P < \alpha$) hal ini menunjukkan bahwa tidak ada hubungan antara sikap keluarga dengan kemampuan deteksi dini (tanda dan gejala) pada pasien stroke *iskemik* di IGD RSSN Bukittinggi 2018.

C. Kerangka Pikir



Gambar 6. Diagram Kerangka Pikir

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

A. Tempat dan Waktu Penelitian

1. Tempat Penelitian

Tempat penelitian merupakan lokasi dan objek yang akan digunakan pada suatu penelitian. Lokasi pengambilan data pasien pada penelitian ini dilakukan di Rumah Sakit Umum Daerah (RSUD) Haji Makassar di Pintu keluar rs haji, Jl. Dg. Ngeppe, Balang Baru, Kec. Tamalate, Kota Makassar, Sulawesi Selatan 90122.

2. Waktu Penelitian

Penelitian ini dijadwalkan akan dilaksanakan dari bulan Mei 2024 hingga Agustus 2024.

B. Alat dan Bahan

1. Kebutuhan *Hardware* (Perangkat Keras)

- a. Laptop Asus X441MA Intel Pentium N5000 4G
- b. RAM 256GB SSD

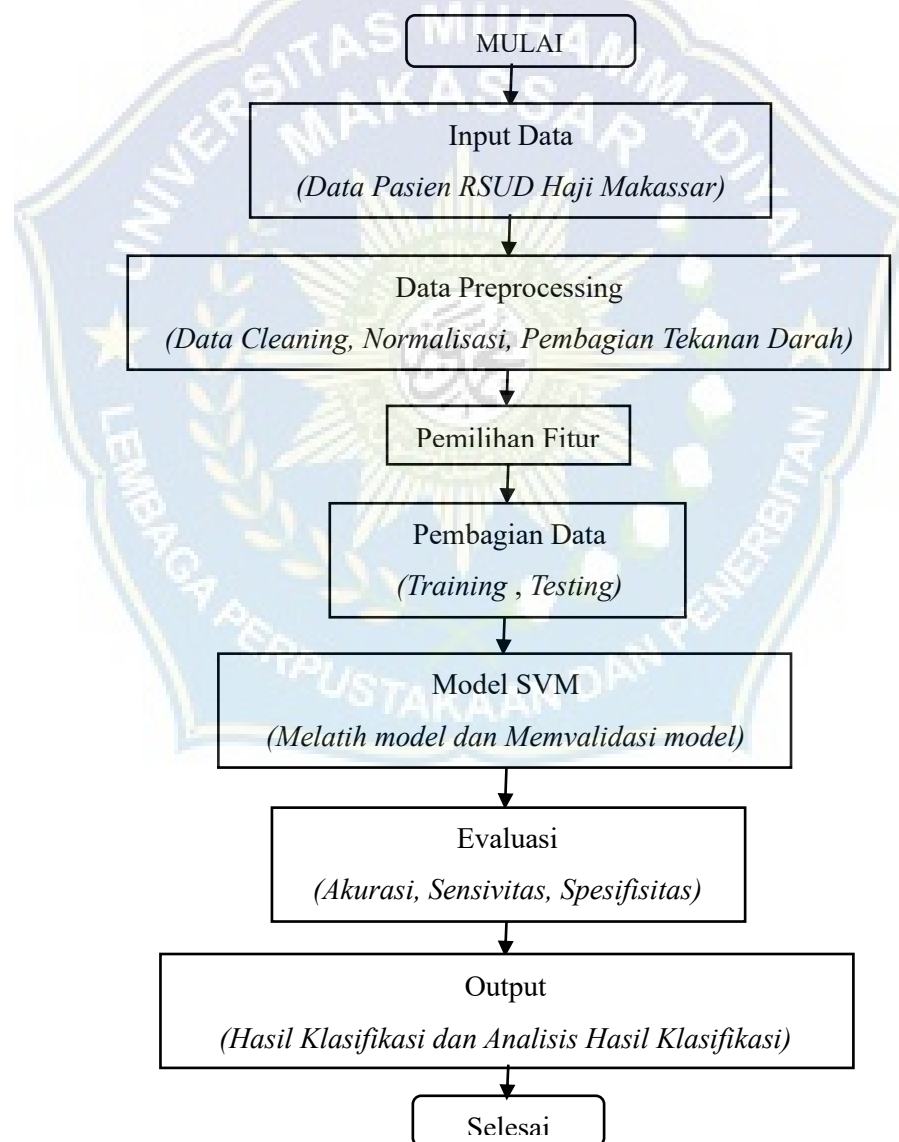
2. Kebutuhan *Software* (Perangkat Lunak)

- a. *Visual Studio Code*
- b. *System Operasi Windows 10*

C. Perancangan Sistem

Perancangan sistem merupakan tahap yang kritis dalam pengembangan sistem, proses perancangan sistem dimulai dari pengumpulan informasi pasien

dari RSUD Haji Makassar yang mencakup berbagai data klinis. Informasi tersebut kemudian diproses menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk melakukan analisis deteksi dini penyakit jantung. Setelah itu, hasil analisis akan dibandingkan dengan metode lain untuk mengevaluasi kelebihan dan kekurangannya. Selain itu, dilakukan identifikasi faktor-faktor yang memengaruhi ketepatan deteksi, termasuk variabel klinis khusus, dengan tujuan untuk meningkatkan kinerja sistem.



Gambar 7. Flowchart Algoritma SVM

Penjelasan gambar 7. Flowchart algoritma SVM

Proses dimulai dengan mengimpor dan memproses data pasien RSUD Haji Makassar, termasuk pembersihan, normalisasi, dan seleksi fitur. Data yang telah diproses digunakan untuk melatih dan menguji model SVM. Hasil klasifikasi dari model ini digunakan untuk mengidentifikasi faktor risiko penyakit kronis, diakhiri dengan analisis dan interpretasi hasil untuk deteksi dini penyakit.

D. Teknik Pengujian Sistem

Teknik pengujian sistem melibatkan pembagian data menjadi set pelatihan dan set pengujian (train-test split). Model SVM dilatih menggunakan set pelatihan, kemudian diuji pada set pengujian. Kinerja model dievaluasi melalui berbagai metrik, seperti akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas, untuk menentukan seberapa baik model mengidentifikasi faktor risiko penyakit kronis. Validasi kinerja ini memastikan bahwa model tidak hanya efektif pada data pelatihan tetapi juga pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

E. Data Preprocessing

Proses preprocessing dalam penelitian ini melibatkan beberapa langkah penting. Pertama, data dibersihkan dengan menghapus data yang hilang atau tidak konsisten dan memperbaiki format data yang tidak sesuai. Setelah itu, dilakukan normalisasi untuk menyamakan skala fitur, memastikan bahwa semua variabel berada dalam rentang yang sama. Kolom tekanan darah dibagi menjadi dua kolom baru, yaitu *Systolic* dan *Diastolic*, untuk memperjelas analisis. Terakhir, dilakukan seleksi fitur untuk memilih variabel yang paling relevan yang akan digunakan dalam pelatihan model SVM.

F. Teknik Analisis Data

Analisis data meliputi pembersihan, normalisasi, dan seleksi fitur melalui *Principal Component Analysis* (PCA) atau metode berbasis model. Data dibagi untuk pelatihan dan pengujian, lalu model SVM dilatih. Evaluasi kinerja dilakukan dengan metrik seperti akurasi dan F1 Score, serta cross-validation jika diperlukan. Hasil klasifikasi dianalisis untuk memahami risiko penyakit kronis dan kontribusi fitur.



BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Deskripsi Dataset

Bab ini akan membahas hasil penelitian mengenai analisis deteksi dini penyakit jantung dengan pendekatan *support vector machine* pada data pasien RSUD Haji Makassar. Hasil eksperimen mencakup pengelompokkan data pasien berdasarkan atribut, seperti NoRM, NoPen, Nama Pasien, JK, Tanggal Lahir, Usia, Tanggal Registrasi, Unit Pelayanan, Dokter, Tanggal Keluar, Ruang Akhir, Glukosa, Ureum, Kreatinin, SGOT, SGPT, Tekanan Darah (*systolic* dan *diastolic*), Penlihatan, Pendengaran, Penciuman, Bicara, dan Pernafasan menggunakan pendekatan algoritma *support vector machine*.

B. Analisis Data Mentah

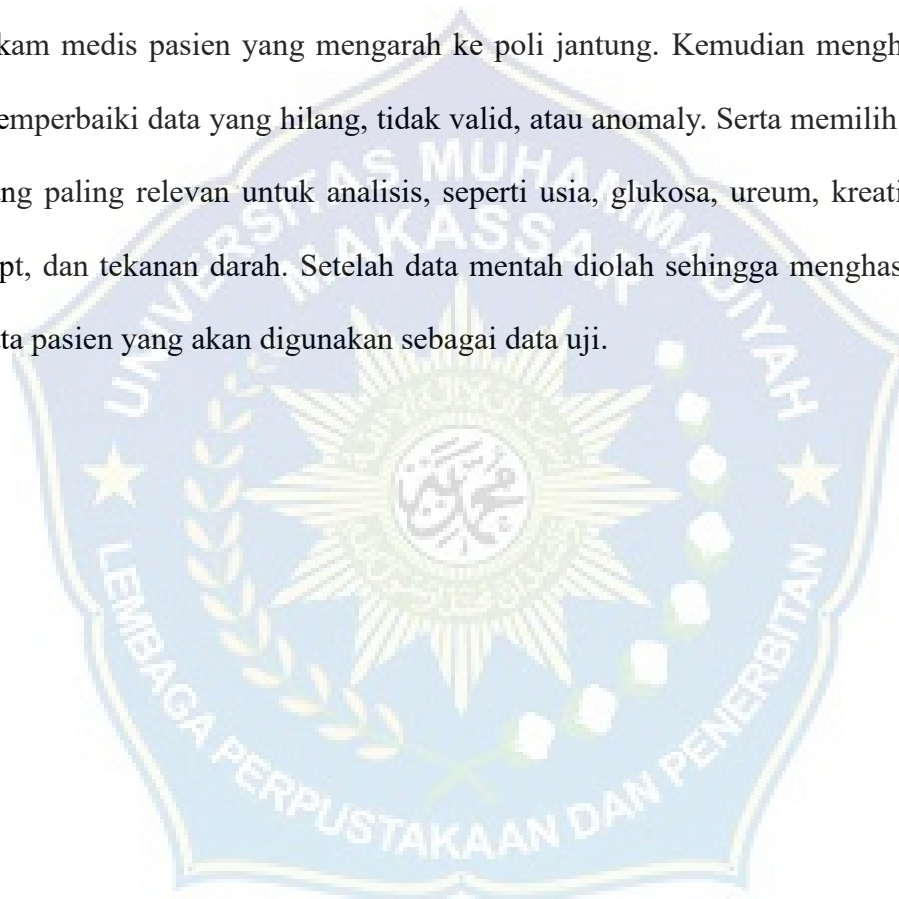
Data yang diolah dalam penelitian ini berdasarkan data pasien di RSUD Haji Makassar, periode 1 Januari 2021 sampai 15 Juli 2024. Dataset ini terdiri dari berbagai atribut seperti NoRM, NoPen, Nama Pasien, JK, Tanggal Lahir, Umur, Tanggal Registrasi, Unit Pelayanan, Dokter, Tanggal Keluar, dan Ruang Akhir. Dataset terdiri dari 3522 data pasien yang kemudian data tersebut akan dilakukan *preprocessing data*.

Tabel 1. Data Pasien RSUD Haji Makassar

No.	No. RM	NO PEN	Nama Pasien	JK	Tgl Lahir/Umur	Tgl Reg	Unit Pelayanan	Dokter	Tgl Keluar	Ruang Akhir
1	64424	2109200005	***	P	08-10-1977 (43 Th/ 11 bl/ 12 hr)	20-09-2021 08:37:25	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	22-09-2021 16:28:43	Poli Jantung dan Pembuluh Darah
2	67738	2109150031	***	P	05-12-1945 (75 Th/ 9 bl/ 10 hr)	15-09-2021 09:30:23	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	16-09-2021 08:28:00	Poli Jantung dan Pembuluh Darah
3	91996	2109150014	***	L	09-02-1964 (57 Th/ 7 bl/ 6 hr)	15-09-2021 08:41:44	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	16-09-2021 08:18:47	Poli Jantung dan Pembuluh Darah
4	100402	2109290012	***	P	05-06-1979 (42 Th/ 3 bl/ 24 hr)	29-09-2021 08:30:11	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	30-09-2021 11:18:24	Poli Jantung dan Pembuluh Darah
5	123244	2109200045	***	L	29-12-1964 (56 Th/ 8 bl/ 22 hr)	20-09-2021 10:02:03	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	23-09-2021 09:59:54	Poli Jantung dan Pembuluh Darah
...
640	227838	2407150089	***	L	07-10-1950 (73 Th/ 9 bl/ 8 hr)	15-07-2024 10:16:52	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA		Poli Jantung dan Pembuluh Darah

C. Data Preprocessing

Proses pra-pemrosesan data bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis menggunakan algoritma *support vector machine* (SVM) adalah bersih dan siap digunakan. Proses ini dimulai dengan pengumpulan data pasien dari RSUD Haji Makassar. Data tersebut mencakup beberapa atribut data rekam medis pasien yang mengarah ke poli jantung. Kemudian menghapus atau memperbaiki data yang hilang, tidak valid, atau anomaly. Serta memilih fitur-fitur yang paling relevan untuk analisis, seperti usia, glukosa, ureum, kreatinin, sgot, sgpt, dan tekanan darah. Setelah data mentah diolah sehingga menghasilkan 640 data pasien yang akan digunakan sebagai data uji.



Tabel 2. Dataset Pasien RSUD Haji Makassar pra pemrosesan 1

No	No Rm	NoPen	Nama Pasien	J K	Tanggal Lahir	Usia	Tanggal Registrasi	Unit Pelayanan	Dokter	Tanggal Keluar	Ruang Akhir	Glu kos a	Ur eum	Krea tinin	SG OT	SG PT	Tekana nDarah	Pengli hatan	Pende ngaran	Penci uman	Bic ara	Perna fasan
1	285 519	22071 90085	***	L	12/31/1948	73	7/19/2022 11:09	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP DR AMELIA ARINDANIE SYAH RIR SPJP FIHA	19-07-2022 12:12:32	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	135	21	0.57	23	12	119/65	Normal	Normal	Normal	Normal	Gangguan
2	289 769	22030 20059	***	P	5/12/1970	51	2/3/2022 10:38	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	9/3/2022 11:36	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	93	18	0.76	17	15	130/90	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
...
640	295 262	24050 30022	***	P	12/31/1962	61	3/5/2024 8:10	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	3/5/2024 10:41	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	168	50	0.53	42	18	129/78	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal

Proses berikutnya pada opsi tekanan darah dipisah menjadi 2 bagian yaitu *systolic* dan *diastolic*. Tekanan darah *systolic* adalah tekanan di arteri saat jantung berkontraksi dan memompa darah keluar, ditunjukkan oleh angka pertama dalam pembacaan tekanan darah, misalnya 120 dalam 120/80 mmHg. Tekanan darah *diastolic* adalah tekanan di arteri saat jantung beristirahat antara detak, ditunjukkan oleh angka kedua dalam pembacaan tekanan darah, misalnya 80 dalam 120/80 mmHg. Kemudian mengelompokkan data yang mempunyai kemiripan, tujuan dari proses ini atau disebut dengan kluster yaitu memisah data ke dalam grup atau *kelas* yang anggotanya memiliki karakteristik yang sama.



Tabel 3. Dataset Pasien RSUD Haji Makassar pra pemrosesan 2

No	No Rm	NoP en	Nama Pasien	J K	Tanggal lahir	Usia	Tanggal Registrasi	UnitP elayanan	Dokter	Tanggal Keluar	Ruang Akhir	Glu kos a	Ur eu m	Kre atin in	S G O T	S G P T	Tekan anDar ah	Peng lihat an	Pend engar an	Penc ium an	Bic ara	Pern afas an	Sys tolic	Dia stolic	Kl aster
1	28 55 19	2207 1900 85	***	L	12/3 1/19 48	7 3	7/19/20 22 11:09	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS SAIB Y, Sp.JP DR AMELIA ARINDANI SYAH RIR SPJP FIHA	19-07-2022 12:12:32	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	13 5	21	0.5 7	2 3	1 2	119/6 5	Nor mal	Norm al	Nor mal	No rmal	Gan ggua n	11 9	65	0
2	28 97 69	2203 0200 59	***	P	5/12/ 1970	5 1	2/3/202 2 10:38	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS SAIB Y, Sp.JP DR AMELIA ARINDANI SYAH RIR SPJP FIHA	9/3/20 22 11:36	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	93	18	0.7 6	1 7	1 5	130/9 0	Nor mal	Norm al	Nor mal	No rmal	Nor mal	13 0	90	0
6	29 45 062	2405 0300 22	***	P	12/3 1/19 62	6 1	3/5/202 4 8:10	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS SAIB Y, Sp.JP	3/5/20 24 10:41	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	16 8	50	0.5 3	4 2	1 8	129/7 8	Nor mal	Norm al	Nor mal	No rmal	Nor mal	12 9	78	0

D. Implementasi Metode Elbow dan Menentukan Hasil Clustering

Metode Elbow adalah teknik yang digunakan untuk menentukan jumlah *cluster* optimal dalam analisis *clustering*. Proses ini melibatkan perhitungan *Sum of Squared Errors* (SSE), yaitu jumlah jarak kuadrat antara data dan pusat *cluster* mereka. Dengan meningkatnya jumlah *cluster*, SSE umumnya menurun karena data lebih dekat ke pusat *cluster*. Untuk menemukan jumlah *cluster* yang optimal, SSE dipetakan terhadap jumlah *cluster*, dan titik di mana penurunan SSE mulai melambat secara signifikan dikenal sebagai elbow dianggap sebagai jumlah *cluster* terbaik yang dapat digunakan.

Clustering adalah teknik analisis data yang mengelompokkan data ke dalam grup berdasarkan kesamaan atau kedekatannya. Metode ini membantu dalam mengidentifikasi pola dan struktur dalam data yang tidak jelas sebelumnya. Beberapa metode populer termasuk K-Means *Clustering*, yang membagi data menjadi K *cluster* berdasarkan jarak dari pusat *cluster*; *Hierarchical Clustering*, yang membangun hierarki *cluster* secara bertahap dan DBSCAN, yang mengelompokkan data berdasarkan kepadatan dan dapat mengidentifikasi outlier atau noise. *Clustering* memungkinkan pemahaman yang lebih mendalam mengenai struktur dan hubungan dalam data.

Proses *clustering* ini menggunakan metode elbow. Adapun tahap-tahapnya yaitu:

1. **Persiapan Data:** Mengumpulkan semua data yang relevan dari pasien, seperti atribut tekanan darah, kolestrol, jenis kelamin, dan lainnya. Kemudian data tersebut di bersihkan dari nilai yang hilang atau anomali.

2. **Penggunaan Standar Skalar:** Data dinormalisasi dengan menggunakan **StandardScaler**, yang mengubah data menjadi distribusi dengan rata-rata 0 dan deviasi standar 1. Normalisasi ini penting untuk memastikan bahwa semua fitur memiliki skala yang sama, yang dapat mempengaruhi hasil klusterisasi.
3. **Menentukan Jumlah Kluster Optimal dengan Metode Elbow:** Dilakukan iterasi untuk berbagai jumlah kluster (dari 1 hingga 10) untuk melihat bagaimana jumlah kluster mempengaruhi hasil klusterisasi. `kmeans.inertia_` mengukur "Sum of Squared Errors" (SSE), yaitu jarak total titik data dari pusat kluster mereka. SSE yang lebih rendah menunjukkan bahwa data lebih terkelompok dengan baik di dalam kluster.
4. **Plot SSE untuk Menentukan Jumlah Kluster:** Plot ini menunjukkan grafik SSE terhadap jumlah kluster. Titik di mana penurunan SSE mulai melambat biasanya menunjukkan jumlah kluster yang optimal, sering kali disebut sebagai elbow pada grafik.
5. **Menetapkan Jumlah Kluster Optimal dan Melakukan Klusterisasi:** Berdasarkan plot Elbow, jumlah kluster optimal ditentukan (misalnya, 3). K-Means kemudian diterapkan dengan jumlah kluster ini untuk membagi data menjadi kluster-kluster. Hasil klusterisasi disimpan dalam kolom `Kluster` dari `DataFrame dataJantung`.

Berikut cara *clustering* menggunakan metode elbow pada pemrograman python, secara keseluruhan, program ini mengolah data, menentukan jumlah

klaster optimal dengan metode elbow, dan akhirnya melakukan klasterisasi pada data.

```
# penanganan nilai kosong

data_cluster =

data_cluster.fillna(data_cluster.mean())

# penggunaan standar skalar

scaler = StandardScaler()

data_scaled = scaler.fit_transform(data_cluster)

# Determine the optimal number of clusters using the
Elbow Method

sse = []

for k in range(1, 11):

    kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=42)

    kmeans.fit(data_scaled)

    sse.append(kmeans.inertia_)

# Plot the SSE for each number of clusters

plt.figure(figsize=(10, 6))

plt.plot(range(1, 11), sse, marker='o')

plt.xlabel('Jumlah Klaster')

plt.ylabel('Sum of squared distances')

plt.title('Metode Elbow untuk penetapan jumlah
Klaster')

plt.show()
```

```

# Based on the Elbow Method plot, determine the
optimal number of clusters (e.g., 3)

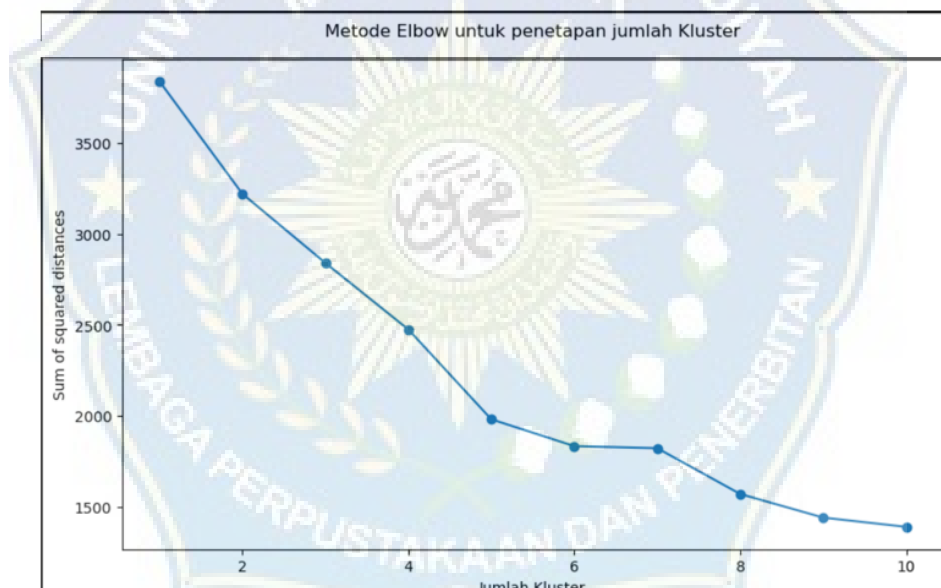
optimal_clusters = 3

kmeans = KMeans(n_clusters=optimal_clusters,
random_state=42)

dataJantung['Klaster'] =
kmeans.fit_predict(data_scaled)

# Display the cluster assignments
dataJantung[['No.', 'NamaPasien', 'Klaster']]

```



Gambar 8. Hasil metode Elbow

Pada gambar tersebut, diperlihatkan hasil plot dari metode elbow untuk menentukan jumlah kluster yang optimal pada data pasien penyakit jantung. Pada sumbu horizontal (x), terdapat jumlah kluster yang diuji, mulai dari 1 hingga 10. Tinggikan pada sumbu vertical (y), terdapat nilai *inertia*, yang merupakan jumlah kuadrat dari jarak antara titik-titik data dengan *centroid* klasternya.

6. **Menyimpan Hasil Klasterisasi ke File Excel:** Menetapkan nama hasil output dan menyimpan DataFrame **dataJantung** yang telah diperbarui dengan kolom klaster (yang terdapat pada Tabel 3 diatas) ke dalam file excel dengan nama yang ditetapkan. Parameter **index=False** memastikan bahwa indeks DataFrame tidak disertakan dalam file Excel.

```
# Save the results to an Excel file
output_path = 'HasilKlaster.xlsx'
dataJantung.to_excel(output_path, index=False)
```

Setelah hasil *clustering* disimpan dalam file excel data yang telah diklasterisasi dengan terlebih dahulu mengidentifikasi kolom yang *non-numerik*, kemudian memisahkan data *numerik* untuk analisis lebih lanjut. Langkah selanjutnya adalah menghitung rata-rata untuk setiap klaster berdasarkan fitur *numerik* yang tersedia, yang menghasilkan *centroid* untuk masing-masing klaster. Berikut *Output* yang menampilkan hasil *clustering* ada data pasien penyakit jantung.

Tabel 4. Output hasil clustering

No.	int64
NoRm	int64
NoPen	int64
NamaPasien	Object
JK	Object
TanggalLahir	Object
Usia	Object

TanggalRegistrasi	Object
UnitPelayanan	Object
Dokter	Object
TanggalKeluar	Object
RuangAkhir	Object
Diagnosa/icd 10	Object
Glukosa	int64
Ureum	int64
Kreatinin	float64
SGOT	int64
SGPT	float64
TekananDarah	Object
Penglihatan	Object
Pendengaran	Object
Penciuman	Object
Bicara	Object
Pernafasan	Object
Systolic	float64
Diastolic	float64
Klaster	int64
dtype:	Object

	No.	NoRm	NoPen	Glukosa	Ureum	\
Kluster						
0	288.787709	285520.430168	2.300303e+09	146.388268	26.642458	
1	370.119403	281401.611940	2.300274e+09	156.324627	38.787313	
2	181.571429	273876.214286	2.235480e+09	154.214286	42.642857	

	Kreatinin	SGOT	SGPT	Systolic	Diastolic	Kluster
Kluster						
0	0.809608	28.980447	28.614972	130.299076	76.870787	0.0
1	1.400187	30.809701	29.212687	169.498881	92.531835	1.0
2	1.269286	155.642857	103.785714	135.714286	73.214286	2.0

Gambar 9. Output Hasil clustering

Dari hasil klasterisasi ini (pada tabel 3), kita dapat melihat bagaimana data dalam setiap klaster memiliki karakteristik yang berbeda berdasarkan fitur yang diukur (misalnya, *Systolic* dan *Diastolic*).

- a. **Klaster 0:** mempunyai rata-rata tekanan darah *systolic* dan *diastolic* yang lebih rendah dibandingkan dengan klaster lain, yang mungkin menunjukkan pasien dengan tekanan darah lebih normal atau rendah.
- b. **Klaster 1:** menunjukkan rata-rata tekanan darah yang lebih tinggi, mungkin menunjukkan pasien dengan hipertensi.
- c. **Klaster 2:** memiliki nilai rata-rata tertentu untuk beberapa fitur, dan juga tekanan darah yang sangat tinggi.

E. Implementasi Model SVM

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi. Dalam klasifikasi, SVM berusaha mencari *hyperplane* (garis atau bidang) yang memisahkan kelas-kelas data dengan margin terbesar. SVM efektif dalam ruang dimensi tinggi dan pada kasus di mana jumlah fitur lebih besar daripada jumlah sampel.

Dalam melakukan permodelan SVM menggunakan *scikit-learn* dan untuk mendapatkan hasil yang maksimal dilakukan beberapa tahapan seperti:

- a. **Normalisasi data:** bertujuan untuk memastikan bahwa semua fitur memiliki skala yang sama, sehingga model tidak bias terhadap fitur dengan nilai yang lebih besar. **StandardScaler** mengubah fitur sehingga memiliki rata-rata 0 dan deviasi standar 1. Ini penting terutama untuk algoritma yang sensitif terhadap skala fitur, seperti SVM.

Cara Kerja:

Fit: Menghitung rata-rata dan deviasi standar dari fitur pelatihan.

Transform: Mengubah data berdasarkan rata-rata dan deviasi standar yang dihitung.

- b. **Pelatihan Model SVM:** algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi. SVC (*Support Vector Klasifikasi*) adalah kelas dari *scikit-learn* untuk melakukan klasifikasi dengan SVM. Tujuan utama dari SVM adalah menemukan *hyperplane* yang memisahkan data ke dalam kelas-kelas yang berbeda dengan margin terbesar.

Cara Kerja:

Fit: Menggunakan data pelatihan untuk menemukan *hyperplane* terbaik.

Predict: Menggunakan *hyperplane* yang ditemukan untuk mengklasifikasikan data baru.

Parameter Penting:

C: Parameter regularisasi yang mengontrol trade-off antara margin yang lebih lebar dan klasifikasi yang lebih tepat.

Kernel: Tipe kernel yang digunakan untuk mengubah data ke dimensi yang lebih tinggi (misalnya, **linear kernel**, **polynomial kernel**, **radial basis function (RBF) kernel**, **sigmoid kernel**).

- c. **Evaluasi Model:** Evaluasi model penting untuk menilai kinerja model pada data uji.

IMPLEMENTASI:

- a. **Normalisasi data: StandardScaler** digunakan untuk menstandarkan fitur sehingga memiliki rata-rata 0 dan deviasi standar 1.

```
# Normalisasi data
scaler = StandardScaler()
X = scaler.fit_transform(X)
```

- b. **Pelatihan model SVM:** melatih model SVM menggunakan *scikit-learn*, Pertama-tama harus mempersiapkan data dengan mengubah kolom menjadi *numerik* dan menangani nilai yang hilang. Kemudian, normalisasi fitur menggunakan **StandardScaler** untuk memastikan skala yang konsisten. Data dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian dengan **train_test_split**. Setelah itu, inisialisasi model SVM dengan kernel yang sesuai (misalnya, RBF), latih model dengan data pelatihan menggunakan metode `fit()`, dan evaluasi model dengan membuat prediksi pada data pengujian dan menghitung akurasi serta laporan klasifikasi menggunakan `accuracy_score` dan `classification_report`.

```
# Menginisialisasi dan melatih model SVM

model = svm.SVC(max_iter=2000)

# Meningkatkan max_iter

model.fit(X_train, y_train)
```

- c. Evaluasi model: Evaluasi model penting untuk menilai kinerja model pada data uji. Dua fungsi utama untuk evaluasi adalah *accuracy_score* dan *classification_report*.

accuracy score: Mengukur proporsi prediksi yang benar dari total prediksi. Ini memberikan gambaran umum seberapa baik model mengklasifikasikan data.

classification report: Menyediakan metrik evaluasi yang lebih mendetail, termasuk *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support* untuk setiap kelas.

HASIL PREDIKSI:

Hasil prediksi model SVM menunjukkan akurasi 0.984375, yang berarti model berhasil mengklasifikasikan 98.4375% dari sampel data pengujian dengan benar. Metrik tambahan seperti *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* memberikan gambaran lebih mendalam tentang kinerja model dalam memprediksi setiap kelas. *Precision* menunjukkan seberapa akurat prediksi positif model, *Recall* mengukur kemampuan model dalam menangkap semua kasus positif yang sebenarnya, dan *F1-Score* adalah rata-rata harmonis dari *Precision* dan *Recall*, yang menggabungkan keduanya untuk memberikan ukuran kinerja yang lebih

komprehensif. *Support* mencerminkan jumlah kasus aktual untuk setiap kelas dalam data uji, memberikan konteks tambahan untuk interpretasi metrik lainnya.

Tabel 5. Hasil akurasi

Akurasi: 0.984375

Laporan Klasifikasi:

	precision	recall	f1-score	support
0	0.97	1.00	0.99	77
1	1.00	0.96	0.98	49
2	1.00	1.00	1.00	2
Accuracy			0.98	128
Macro avg	0.99	0.99	0.99	128
Weighted avg	0.98	0.98	0.98	128

Penjelasan mengenai metrik-metrik dalam laporan klasifikasi:

- a. **Model SVM:** SVM bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal yang memisahkan kelas dalam ruang fitur dengan margin maksimum, meningkatkan kemampuan model untuk menggeneralisasi data yang belum terlihat. Akurasi model SVM yang diperoleh adalah 0.984375, artinya dari 128 sampel data pengujian, model berhasil memprediksi 126 sampel dengan baik.
- b. **Laporan klasifikasi:** Model SVM yang digunakan berhasil mengklasifikasikan data dengan sangat baik, seperti yang terlihat dari metrik *precision*, *recall*, dan *f1-score* di setiap kelas.

Akurasi:

Akurasi 0.984375 (98.44%): artinya model ini berhasil mengklasifikasikan 126 dari 128 sampel data dengan benar. Akurasi yang tinggi ini menunjukkan kinerja model yang sangat baik, tetapi penting juga memperhatikan metrik lain seperti *precision*, *recall*, dan *f1-score*, terutama jika ada ketidakseimbangan kelas. Metrik tambahan ini memastikan bahwa akurasi tinggi benar-benar mencerminkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan semua kelas secara konsisten.

Evaluasi Per Kelas:

Kelas 0

- a. ***Precision* (0.97)**: Dari semua prediksi model yang menyatakan data termasuk kelas 0, 97% di antaranya benar-benar merupakan kelas 0, menunjukkan ketepatan model dalam mengklasifikasikan kelas ini.
- b. ***Recall* (1.00)**: Model berhasil mengidentifikasi semua contoh kelas 0 dengan benar, tanpa ada yang terlewat, menunjukkan sensitivitas model yang sempurna untuk kelas ini.
- c. ***F1-Score* (0.99)**: Kombinasi harmonis antara *precision* dan *recall* menghasilkan *f1-score* 0.99, menandakan keseimbangan yang sangat baik antara ketepatan dan sensitivitas model dalam mengklasifikasikan kelas 0.
- d. ***Support* (77)**: Ada 77 sampel data yang termasuk dalam kelas 0, yang digunakan untuk menghitung metrik-metrik tersebut.

Kelas 1

- a) **Precision (1.00):** Model berhasil mengklasifikasikan semua data yang diprediksi sebagai kelas 1 dengan benar, menunjukkan bahwa tidak ada kesalahan dalam prediksi untuk kelas ini.
- b) **Recall (0.96):** Dari semua data yang sebenarnya termasuk dalam kelas 1, model berhasil mengidentifikasi 96% di antaranya, dengan sedikit data yang terlewat.
- c) **F1-Score (0.98):** Menunjukkan keseimbangan yang sangat baik antara *precision* dan *recall*, artinya model memiliki kinerja yang hampir sempurna dalam mengklasifikasikan kelas 1.
- d) **Support (49):** Ada 49 sampel data yang termasuk dalam kelas 1, yang menjadi dasar perhitungan metrik-metrik tersebut.

Kelas 2

- a. **Precision (1.00):** Model berhasil mengklasifikasikan semua data yang diprediksi sebagai kelas 2 dengan benar, tanpa ada kesalahan dalam prediksi.
- b. **Recall (1.00):** Semua data yang sebenarnya termasuk dalam kelas 2 berhasil diidentifikasi oleh model, menunjukkan sensitivitas yang sempurna.
- c. **F1-Score (1.00):** Menunjukkan keseimbangan sempurna antara *precision* dan *recall*, menandakan kinerja yang ideal dalam mengklasifikasikan kelas 2.

- d. **Support (2):** Hanya ada 2 sampel data yang termasuk dalam kelas 2, yang digunakan untuk menghitung metrik-metrik tersebut.

Rata-Rata

Macro avg (Rata-Rata makro): *Macro average* adalah rata-rata sederhana dari *precision*, *recall*, dan *f1-score* di semua kelas, tanpa memperhitungkan jumlah sampel di setiap kelas. Dalam kasus ini, *macro avg* untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* adalah 0.99, yang menunjukkan performa model yang konsisten dan sangat baik di semua kelas, meskipun ada perbedaan jumlah sampel di masing-masing kelas.

- a) **Macro Avg Precision: 0.99**
- b) **Macro Avg Recall: 0.99**
- c) **Macro Avg F1-Score: 0.99**

Weight avg (Rata-Rata berbobot): *Weighted average* memperhitungkan jumlah sampel di setiap kelas saat menghitung rata-rata *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Dalam hasil ini, *weighted avg* untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* adalah 0.98. Ini menunjukkan bahwa, meskipun beberapa kelas memiliki lebih sedikit data, model tetap memiliki performa yang kuat secara keseluruhan, dengan metrik yang mencerminkan kontribusi proporsional dari setiap kelas sesuai dengan ukuran data mereka.

- a. **Weighted Avg Precision: 0.98**
- b. **Weighted Avg Recall: 0.98**
- c. **Weighted Avg F1-Score: 0.98**

Berikutnya adalah pengimputan hasil, model diinput dan menyimpan hasil kedalam file excel:

```
#Mengevaluasi model

akurasi = accuracy_score(y_test, y_pred)

laporan = klasifikasi_report(y_test, y_pred,
output_dict=True)

# Konversi laporan klasifikasi menjadi DataFrame
laporan_df = pd.DataFrame(laporan).transpose()

# Menambahkan akurasi ke laporan_df sebagai baris baru
akurasi_data = {
    'precision': [akurasi],
    'recall': [None],
    'f1-score': [None],
    'support': [None]
}

akurasi_df = pd.DataFrame(akurasi_data,
index=['accuracy'])

laporan_df = pd.concat([laporan_df, akurasi_df])

# Membuat DataFrame untuk data uji beserta prediksinya
df_test = dataframe.loc[y_test.index].copy()

df_test['PrediksiKluster'] = y_pred

# Create a dictionary to map predicted cluster values
to labels
```

```

kluster_labels = {0: 'Rendah', 1: 'Tinggi', 2: 'Sangat
Tinggi'}

# Add a new column to the DataFrame with the
corresponding labels

df_test['PrediksiKluster'] =
df_test['Kluster'].map(kluster_labels)

# Ekspor hasil ke file Excel

with pd.ExcelWriter('Hasil_Validasi_Kluster_Test.xlsx',
engine='openpyxl') as writer:

    df_test.to_excel(writer, sheet_name='Data Uji dan
Prediksi', index=False)

    laporan_df.to_excel(writer, sheet_name='Laporan
Klasifikasi')

```

Kode ini mengevaluasi model dengan menghitung akurasi dan menghasilkan laporan klasifikasi dari prediksi yang dihasilkan, kemudian mengonversi laporan tersebut menjadi DataFrame. Laporan akurasi ditambahkan sebagai baris baru dalam DataFrame, dan prediksi klaster pada data uji dipetakan ke label yang sesuai sebelum diekspor ke file excel. Hasil akhirnya adalah file excel yang berisi data uji dengan prediksi klaster dan laporan klasifikasi untuk analisis lebih lanjut.

Tabel 6. Hasil Prediksi

No	No RM	No Pe n	Nama Pasien	Jenisk	Tanggal Lahir	Usia	Tanggal Registrasi	Unit Pelayanan	Dokter	Tanggal Keluar	Ruang Akhir	Glukosa	Ureum	Kreatinin	SGOT	SGPT	Tekanan Darah	Penglihatan	Pendengaran	Pencernaan	Bicara	Pernafasan	Systolic	Diastolic	Klasifikasi	Prediksi Klasifikasi
3	2890083	2203010082	***	P	7/19/47	74	1/3/2022 11:24	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	9/3/2022 10:58	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	269	21	0.71	95	83	150/45	No rm al	No rm al	No rm al	No rm al	No rm al	15	45	2	Sangat Tinggi
7	2890065	2203040039	***	L	7/5/1950	71	4/3/2022 9:35	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	9/3/2022 14:15	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	125	27	0.86	84	47	151/58	No rm al	No rm al	No rm al	No rm al	No rm al	15	58	0	Rendah
11	270643	2205110072	***	L	5/2/1956	65	11/5/2022 9:51	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	11/5/2022 12:29	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	158	23	1.27	22	7	140/90	No rm al	No rm al	No rm al	No rm al	Gangguan	14	90	0	Rendah
639	2810010	2406250079	***	L	3/9/1976	48	25-06-2024 09:48:15	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	25-06-2024 12:07:21	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	152	69	1.12	13	15	160.7	No rm al	No rm al	No rm al	No rm al	No rm al	16	07	1	Tinggi
.

Model SVM memberikan kinerja yang sangat baik dengan akurasi tinggi sebesar 98.44%. Laporan klasifikasi menunjukkan *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang hampir sempurna untuk setiap kelas, dengan kelas 2 diklasifikasikan secara akurat 100%. Rata-rata *macro avg* untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* adalah 0.99, menandakan performa yang konsisten dan sangat baik di seluruh kelas, sementara *weighted avg* menunjukkan kinerja model yang solid dengan nilai 0.98. Secara keseluruhan, model SVM menunjukkan kemampuan yang kuat dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan data dengan tingkat kesalahan minimal.

F. Pengujian Sistem

1. Pengujian Sistem *Clustering Elbow*

Pengujian sistem *clustering elbow* dengan melihat hasil kluster pada kolom kluster dimana nilai 0 itu mempresentasikan resiko rendah penyakit jantung tinggikan nilai 1 mempresentasikan resiko tinggi penyakit jantung dan nilai 2 mempresentasikan resiko sangat tinggi penyakit jantung.

Tabel 7. *Clustering*

No	Nama Pasien	Ura	Glu	Ur	Kre	S	S	Tekan	Pengl	Pend	Penc	Bic	Pern	Sys	Dia	Kla
		si	kos	eu	atin	G	G	anDar	ihata	engar	iuma	ara	afas	toli	stol	ster
		a	a	m	in	O	P	ah	n	an	n		an	c	ic	r
1	***	73	135	21	0.57	23	12	119/65	Normal	Normal	Normal	Normal	Gangguan	119	65	0
2	***	51	93	18	0.76	17	15	130/90	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	130	90	0
...
640	***	61	168	50	0.53	42	18	129/78	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	129	78	0

Selanjutnya mencari jumlah data klaster beresiko tinggi dan beresiko rendah dari total 640 data pasien deteksi dini.

Tabel 8. Jumlah Prediksi

No	Nama Pasien	U si a	Glu kos a	Ur eu m	Kre atin in	S G O T	S G P T	Tekan an Dar ah	Peng lihat an	Pend engar an	Penc iuma n	Bic ara	Pern afas an	Sys toli c	Dia stol ic	Kla ster
1	***	7 3	13 5	21	0.5 7	23	1 2	119/6 5	Nor mal	Norm al	Nor mal	No rm al	Gang guan	11 9	65	0
2	***	5 1	93	18	0.7 6	17	1 5	130/9 0	Nor mal	Norm al	Nor mal	No rm al	Nor mal	13 0	90	0
...
6 4 0	***	6 1	16 8	50	0.5 3	42	1 8	129/7 8	Nor mal	Norm al	Nor mal	No rm al	Nor mal	12 9	78	0
JUMLAH PREDIKSI KLASTER 0															358	
JUMLAH PREDIKSI KLASTER 1															268	
JUMLAH PREDIKSI KLASTER 2															14	

Berdasarkan data hasil prediksi, sistem ini mengidentifikasi tiga klaster berdasarkan risiko penyakit jantung. Klaster 0, dengan 358 sampel, menunjukkan kesehatan relatif normal. Klaster 1, yang berjumlah 268 sampel, mengindikasikan adanya risiko penyakit jantung, sementara klaster 2, dengan 14 sampel, menunjukkan risiko yang lebih tinggi terhadap penyakit jantung. Hal ini telah sesuai dengan yang dijelaskan oleh narasumber dari penelitian ini yaitu Dr. Husnul Khatimah S,Ked. Selaku Dokter Rumah Sakit Umum Daerah (RSUD) Haji Makassar mengatakan bahwa dapat dilihat dari hasil pemeriksaan

laboratorium yang menunjukkan bahwa pasien yang mengalami peningkatan kadar *ureum* dan *kreatinin* mengindikasikan adanya kerusakan fungsi ginjal, serta hipertensi yang dapat menyebabkan diabetes juga dapat meningkatkan *aterosclerosis*. Selain itu kadar SGOT dan SGPT yang tinggi mengindikasikan gangguan pada hati dan jantung pasien.

2. Pengujian Sistem Klasifikasi dan Prediksi SVM

Pengujian sistem klasifikasi dan prediksi menggunakan model SVM dimulai dengan melatih model pada data pelatihan untuk menemukan *hyperplane* optimal yang memisahkan kelas-kelas data. *Hyperplane* ini dipilih untuk memaksimalkan margin antara kelas-kelas, sehingga model dapat mengklasifikasikan data baru dengan lebih baik. Setelah model terlatih, dilakukan evaluasi dengan data uji yang tidak terlihat sebelumnya untuk mengukur akurasi dan kemampuan klasifikasi model. Evaluasi dilakukan dengan menghitung beberapa metrik kinerja:

- a. **Akurasi** mengukur proporsi prediksi yang benar dari total prediksi, memberikan gambaran umum tentang kinerja model.
- b. **Presisi** menunjukkan seberapa tepat model dalam mengklasifikasikan data positif, yaitu proporsi dari seluruh prediksi positif yang benar.
- c. **Recall** mengukur kemampuan model dalam menemukan semua kasus positif yang sebenarnya.
- d. **F1-score** adalah rata-rata harmonis dari presisi dan recall, memberikan ukuran menyeluruh dari kinerja model.

- e. *Macro average* dan *weighted average* digunakan untuk menilai performa model dengan merata-ratakan metrik untuk setiap kelas dan mempertimbangkan ukuran kelas masing-masing, memberikan wawasan lebih dalam tentang kinerja model di seluruh dataset.

MENGHITUNG METODE EVALUASI

A) *Confusion Matrix*: *Confusion matrix* adalah tabel yang digunakan untuk mendeskripsikan kinerja model klasifikasi. Tabel ini menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas:

Tabel 9. Tabel Prediksi

	Prediksi 0	Prediksi 1	Prediksi 2
KELAS 0	75	2	0
KELAS 1	2	47	0
KELAS 2	0	0	2

KELAS 0:

- True Positives* (TP): 75 (data yang benar-benar Kelas 0 dan diklasifikasikan sebagai Kelas 0)
- False Positives* (FP): 2 (data yang seharusnya Kelas 0 tetapi diklasifikasikan sebagai Kelas 1)
- False Negatives* (FN): 2 (data yang seharusnya Kelas 0 tetapi diklasifikasikan sebagai Kelas 1)

- d. *True Negatives* (TN): Jumlah data yang benar-benar tidak Kelas 0 dan diklasifikasikan sebagai bukan Kelas 0.

KELAS 1:

- a. TP: 47 (data yang benar-benar Kelas 1 dan diklasifikasikan sebagai Kelas 1)
- b. FP: 2 (data yang seharusnya Kelas 1 tetapi diklasifikasikan sebagai Kelas 0)
- c. FN: 2 (data yang seharusnya Kelas 1 tetapi diklasifikasikan sebagai Kelas 0)
- d. TN: Jumlah data yang benar-benar tidak Kelas 1 dan diklasifikasikan sebagai bukan Kelas 1.

KELAS 2:

- a. TP: 2 (data yang benar-benar Kelas 2 dan diklasifikasikan sebagai Kelas 2)
- b. FP: 0 (tidak ada data yang bukan Kelas 2 tetapi diklasifikasikan sebagai Kelas 2)
- c. FN: 0 (tidak ada data yang seharusnya Kelas 2 tetapi diklasifikasikan sebagai kelas lain)
- d. TN: Jumlah data yang benar-benar tidak Kelas 2 dan diklasifikasikan sebagai bukan Kelas 2.

B) **Akurasi:** Akurasi dihitung sebagai rasio jumlah prediksi yang benar terhadap total prediksi.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Jumlah Total Prediksi}} = \frac{126}{128} = 0.984375$$

C) **Precision** (Presisi): *Precision* mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar dari semua prediksi positif.

$$\text{Presisi}_i = \frac{TP_i}{TP_i + FP_i}$$

a) Kelas 0: $\frac{75}{75+2} = 0.97$

b) Kelas 1: $\frac{49}{49+0} = 1.00$

c) Kelas 2: $\frac{2}{2+0} = 1.00$

d) *Macro Average* adalah rata-rata *Precision* dari semua kelas.

$$\text{Macro Average} = \frac{0.97 + 1.00 + 1.00}{3} = 0.99$$

e) *Weighted Average* menghitung *Precision* dengan mempertimbangkan dukungan (jumlah instance) dari setiap kelas.

$$\text{Weighted Average} = \frac{(77 \times 0.97) + (49 \times 1.00) + (2 \times 1.00)}{128} = 0.98$$

D) **Recall:** Recall mengukur seberapa banyak instance yang benar-benar positif terdeteksi dari semua instance positif aktual. Untuk setiap kelas.

$$\text{Recall}_i = \frac{TP_i}{TP_i + FN_i}$$

a) Kelas 0: $\frac{75}{75+0} = 1.00$

b) Kelas 1: $\frac{49}{49+2} = 0.96$

c) Kelas 2: $\frac{2}{2+0} = 1.00$

d) *Macro Average* adalah rata-rata *Recall* dari semua kelas.

$$\text{Macro Average} = \frac{1.00 + 0.96 + 1.00}{3} = 0.99$$

e) *Weighted Average* menghitung *Recall* dengan mempertimbangkan dukungan (jumlah instance) dari setiap kelas.

$$\text{Weighted Average} = \frac{(77 \times 1.00) + (49 \times 0.96) + (2 \times 1.00)}{128} = 0.98$$

E) **F1-Score**: adalah rata-rata harmonis dari *precision* dan *recall*, memberikan ukuran keseimbangan antara keduanya.

$$F1 - Score_i = 2 \times \frac{Precision_i \times Recall_i}{Precision_i + Recall_i}$$

a) Kelas 0: $2 \times \frac{0.97 \times 1.00}{0.97 + 1.00} = 0.99$

b) Kelas 1: $2 \times \frac{1.00 \times 0.96}{1.00 + 0.96} = 0.98$

c) Kelas 2: $2 \times \frac{1.00 \times 1.00}{1.00 + 1.00} = 1.00$

d) *Macro Average* adalah rata-rata F1-Score dari semua kelas.

$$\text{Macro Average} = \frac{0.99 + 0.98 + 1.00}{3} = 0.99$$

e) *Weighted Average* menghitung F1-Score dengan mempertimbangkan dukungan (jumlah instance) dari setiap kelas.

$$\textit{Weighted Average} = \frac{(77 \times 0.99) + (49 \times 0.98) + (2 \times 1.00)}{128} = 0.98$$

Penelitian ini menganalisis deteksi dini penyakit jantung menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) pada data pasien dari RSUD Haji Makassar. Dari total 3522 data pasien, dilakukan pembersihan dan pemrosesan, sehingga menghasilkan 640 data yang siap digunakan untuk pengujian. Selanjutnya, metode Elbow diterapkan untuk mengidentifikasi tiga kluster utama yang mewakili tingkat risiko penyakit jantung, yaitu risiko rendah, tinggi, dan sangat tinggi. Proses ini memetakan pasien berdasarkan karakteristik medis seperti tekanan darah dan kadar glukosa, memungkinkan pemisahan pasien ke dalam kluster yang sesuai. Dengan demikian, diperoleh pandangan yang lebih jelas mengenai risiko kesehatan setiap pasien.

Implementasi model SVM dalam penelitian ini menunjukkan hasil yang sangat memuaskan, dengan akurasi sebesar 0.984375 atau 98,44%. Kinerja model diukur menggunakan metrik seperti precision, recall, dan f1-score, yang semuanya menunjukkan performa yang kuat dan konsisten di seluruh kelas. Dalam proses klasifikasi, model ini mampu secara efektif memisahkan pasien ke dalam kelompok risiko yang tepat dengan tingkat kesalahan minimal. Hasil ini mengindikasikan bahwa SVM merupakan alat yang efektif dalam mengklasifikasikan risiko penyakit jantung berdasarkan data pasien. Melalui analisis ini, diperoleh rekomendasi yang lebih akurat untuk deteksi dini dan manajemen risiko penyakit jantung.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan data dan hasil penelitian yang telah diuraikan, Kesimpulan dari penelitian ini adalah:

1. Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) secara efektif mampu mendeteksi dini risiko penyakit jantung pada pasien. SVM dapat digunakan untuk mengklasifikasikan pasien ke dalam kelompok berisiko tinggi atau berisiko rendah terhadap penyakit jantung. Berdasarkan analisis terhadap data pasien RSUD Haji Makassar, metode Elbow berhasil mengidentifikasi tiga klaster utama yang merepresentasikan tingkat risiko penyakit jantung yang berbeda, yaitu risiko rendah, tinggi, dan sangat tinggi. Dengan akurasi mencapai 0.984375 atau 98,44%, model SVM menunjukkan kinerja unggul dalam mengklasifikasikan data pasien dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa SVM merupakan alat yang andal dalam identifikasi awal faktor risiko penyakit jantung, yang berperan penting dalam pencegahan dan intervensi dini.
2. Pentingnya proses *preprocessing* data dan pemilihan fitur yang tepat dalam meningkatkan akurasi model pada analisis data medis juga diperhatikan. Atribut-atribut seperti tekanan darah, kadar glukosa, dan fungsi ginjal terbukti krusial dalam penentuan risiko penyakit jantung.

Implementasi SVM pada data pasien ini tidak hanya memberikan hasil signifikan, tetapi juga dapat menjadi dasar bagi pengembangan sistem.

B. Saran

Dari Kesimpulan yang telah dijelaskan, beberapa saran dari penelitian ini adalah:

1. Perluasan Dataset: Kumpulkan data tambahan dari sumber atau periode waktu lain untuk meningkatkan keberagaman dan kualitas model.
2. Eksplorasi Algoritma Alternatif: Evaluasi algoritma klasifikasi lain seperti Random Forest atau Deep Learning untuk membandingkan efektivitas.



DAFTAR PUSTAKA

- Aji, P. W., Fatchan, M., & Sunge, A. S. (2023). *ALGORITMA SVM BERBASIS BOTH KERNEL (LINEAR DAN POLYNOMIAL)*. 4902(x), 1–12.
- Citra Rachmawati, Santi Martini, K. D. A. (2021). Analisis Faktor Risiko Modifikasi Penyakit Jantung Koroner Di RSUD Haji Surabaya Tahun 2019 Modification Risk Factorsa Analysis in Coronary Heart Disease in Haji Hospital Surabaya in 2019. *Media Gizi Kesmas*, 10(1), 47–55.
- Kasron, Susilawati, Susilawati, & Subrono, W. (2022). Penguatan Peran Kader Kesehatan dalam Deteksi Dini Resiko Penyakit Jantung di Kelurahan Tambakreja Kabupaten Cilacap. *Jurnal Abdi Mercusuar*, 2(1), 73–79.
- Lestari, W., & Sumarlinda, S. (2023). Studi Komparatif Model Klasifikasi Kerentanan Penyakit Jantung Menggunakan Algoritma Machine Learning. *SATIN - Sains Dan Teknologi Informasi*, 9(1), 107–115. <https://doi.org/10.33372/stn.v9i1.918>
- Prabowo, A. S., & Kurniadi, F. I. (2023). Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma Klasifikasi dalam Mendeteksi Penyakit Jantung. *Jurnal SISKOM-KB (Sistem Komputer Dan Kecerdasan Buatan)*, 7(1), 56–61. <https://doi.org/10.47970/siskom-kb.v7i1.468>
- Pradana, M. G., Saputro, P. H., & Wijaya, D. P. (2022). Komparasi Metode Support Vector Machine Dan Naïve Bayes Dalam Klasifikasi Peluang Penyakit Serangan Jantung. *Indonesian Journal of Business Intelligence (IJUBI)*, 5(2), 87. <https://doi.org/10.21927/ijubi.v5i2.2659>

Sari, L. M., Yuliano, A., & Almudriki, A. (2019). Hubungan Pengetahuan Dan Sikap Keluarga Terhadap Kemampuan Deteksi Dini Serangan Stroke Iskemik Akut Pada Penanganan Pre Hopsital. *JURNAL KESEHATAN PERINTIS (Perintis's Health Journal)*, 6(1), 74–80. <https://doi.org/10.33653/jkp.v6i1.241>

Utomo, D. P., & Mesran, M. (2020). Analisis Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining dan Reduksi Atribut Pada Data Set Penyakit Jantung. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 4(2), 437. <https://doi.org/10.30865/mib.v4i2.2080>





Lampiran 1. Data Mentah

RSUD HAJI MAKASSAR

JL. DG NGEPE NO.14

LAPORAN PENGUNJUNG RAWAT JALAN PER PASIEN

CARA BAYAR : Semua

INSTALASI : Instalasi Rawat Jalan

UNIT : Poliklinik

SUB UNIT : Poli Jantung dan Pembuluh Darah

PERIODE 1 JANUARI 2021 S/D 15 JULI 2024

No.	No. RM	NOPEN	Nama Pasien	JK	Tgl Lahir/Umur	Tgl Reg	Unit Pelayanan	Dokter	Tgl Keluar	Ruang Akhir
1	64424	2109200005	JANRIODA	P	08-10-1977 (43 Th/ 11 bl/ 12 hr)	20-09-2021 08:37:25	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	22-09-2021 16:28:43	Poli Jantung dan Pembuluh Darah
2	67738	2109150031	HJ. WALIANA	P	05-12-1945 (75 Th/ 9 bl/ 10 hr)	15-09-2021 09:30:23	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	16-09-2021 08:28:00	Poli Jantung dan Pembuluh Darah
3	91996	2109150014	ZAINAL ABIDIN	L	09-02-1964 (57 Th/ 7 bl/ 6 hr)	15-09-2021 08:41:44	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	16-09-2021 08:18:47	Poli Jantung dan Pembuluh Darah
4	100402	2109290012	YUNI DWI NURHANDAYANI	P	05-06-1979 (42 Th/ 3 bl/ 24 hr)	29-09-2021 08:30:11	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	30-09-2021 11:18:24	Poli Jantung dan Pembuluh Darah
5	123244	2109200045	SAMSUDDIN	L	29-12-1964 (56 Th/ 8 bl/ 22 hr)	20-09-2021 10:02:03	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	23-09-2021 09:59:54	Poli Jantung dan Pembuluh Darah
6	123244	2109270018	SAMSUDDIN	L	29-12-1964 (56 Th/ 8 bl/ 29 hr)	27-09-2021 08:39:42	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	30-09-2021 13:15:02	Poli Jantung dan Pembuluh Darah
7	152397	2110040032	SYAMSUL	L	03-06-1991 (30 Th/ 4 bl/ 1 hr)	04-10-2021 09:00:09	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	05-10-2021 17:15:17	Poli Jantung dan Pembuluh Darah
8	186938	2109200058	IR SYAHRUDDIN MBA	L	24-07-1957 (64 Th/ 1 bl/ 27 hr)	20-09-2021 11:50:36	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	23-09-2021 10:06:39	Poli Jantung dan Pembuluh Darah
9	202896	2109080045	M AMRIL SILENANG	L	08-08-1975 (46 Th/ 1 bl/ 0 hr)	08-09-2021 10:42:45	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	20-09-2021 12:16:07	Poli Jantung dan Pembuluh Darah

Gambar 10. Data mentah pasien RSUD Haji Makassar

Lampiran 2. Pengolahan data / *Preprocessing*

No.	NoRm	NoPen	NamaPasien	JK	TanggalLahir	Usia	TanggalRegistrasi	UnitPelayanan	Dokter	TanggalKeluar
1	285519	2207190085	DACING	L	12/31/1948	73	7/19/2022 11:09	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	19-07-2022 12:12:32
2	289769	2203020059	ST HALIMAH,S SOS	P	5/12/1970	51	02-03-2022 10:38:51	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	09-03-2022 11:36:47
3	289983	2203010082	FATIMANG	P	7/1/1947	74	01-03-2022 11:24:00	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	09-03-2022 10:58:59
4	289940	2204010041	ST NURHAEDA H. J.S.PD	P	10/3/1962	59	01-04-2022 09:49:04	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	01-04-2022 12:13:11
5	152363	2401150114	SALMAWATI	P	9/5/1959		15-01-2024 10:31:30	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	15-01-2024 13:02:50
6	230569	2402050040	SAWIAH DG. NGUGI	P	4/9/1966	57	05-02-2024 08:48:18	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	05-02-2024 11:38:12
7	289965	2203040039	ABD RAHIM	L	7/5/1950	71	04-03-2022 09:35:26	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	09-03-2022 14:15:11
8	224719	2203040012	HENDRA SETIAWAN	L	2/13/1983	39	04-03-2022 08:27:27	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	09-03-2022 11:52:06
9	184827	2203160045	DRS H MUHAMMAD BASRI,M.SI	L	3/25/1954	67	16-03-2022 09:37:35	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	18-03-2022 08:37:25
10	186938	2203300059	IR SYAHRUDIN MBA	L	7/24/1957	64	30-03-2022 10:15:57	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	30-03-2022 12:48:42
11	276643	2205110072	DRS MUH YUSUF	L	5/24/1956	65	11-05-2022 09:51:08	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	11-05-2022 12:29:41

RuangAkhir	Glukosa	Ureum	Kreatinin	SGOT	SGPT	TekananDarah	Penglihatan	Pendengaran	Penciuman	Bicara	Pernafasan
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	135	21	0.57	23	12	119/65	Normal	Normal	Normal	Normal	Gangguan
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	93	18	0.76	17	15	130/90	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	269	21	0.71	95	83	150/45	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	124	25	0.45	54	63	125/77	Normal	Normal	Normal	Normal	Gangguan
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	129	22	0.25	31	28	130/60	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	88	15	0.74	34	39	124/110	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	125	27	0.86	84	47	151/58	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	108	44	0.14	42	72	132/81	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	117	26	0.41	35	44	150/40	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	123	16	0.78	10	18	190/60	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	158	23	1.27	22	27	140/90	Normal	Normal	Normal	Normal	Gangguan

631	321212	2405310074	INDRIANI	P	6/12/1974	49	31-05-2024 09:36:00	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	31-05-2024 11:58:56
632	321594	2406050070	AB DG SILA	L	12/3/1948	75	05-06-2024 09:28:38	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	05-06-2024 12:05:03
633	234898	2407090037	FAHARUD DIN	L	10/17/1956	67	09-07-2024 08:39:49	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	09-07-2024 11:16:38
634	285752	2404160178	MARWAN YAHYA	L	11/18/1949	74	16-04-2024 12:02:43	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	16-04-2024 13:46:22
635	288031	2405130073	HASNAH DG TOMMI	P	1/2/1975	49	13-05-2024 09:42:20	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	13-05-2024 10:49:52
636	320603	2406140127	TAHIR	L	6/12/1956	68	14-06-2024 10:17:06	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	14-06-2024 14:10:30
637	320975	2406210133	MUSRIANI	P	5/17/1969	55	21-06-2024 10:50:53	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	21-06-2024 16:21:32
638	302598	2406250047	ABD RAIS DG MANGUNG	L	9/25/1982	41	25-06-2024 08:39:58	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	25-06-2024 11:43:14
639	318110	2406250079	ABDUL RAZAK	L	3/9/1976	48	25-06-2024 09:48:15	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	25-06-2024 12:07:21
640	295262	2405030022	EMMYWATI	P	12/31/1962	61	03-05-2024 08:10:04	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	03-05-2024 10:41:03

Poli Jantung dan Pembuluh Darah	149	61	0.77	25	27	165/93	Gangguan	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	189	51	0.69	18	24	96/80	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	194	40	1.55	32	25	120/73	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	199	35	0.50	41	52	180/100	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	180	20	1.67	30	21	192/102	Gangguan	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	173	70	0.39	44	24	105/80	Normal	Normal	Normal	Normal	Gangguan
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	196	57	1.59	32	21	130/75	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	143	25	0.48	27	39	100/80	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	180	22	0.64	28	18	110/60	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	169	25	0.73	17	13	116/80	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	184	47	1.25	16	21	143/91	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	183	35	0.59	28	43	155/87	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	152	69	1.12	13	15	160/70	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	168	50	0.53	42	18	129/78	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal

Gambar 11. Pengolahan data / *Preprocessing*

Lampiran 3. Hasil pemisahan tekanan darah *systolic* - *diastolic* dan hasil klaster

No.	NoRm	NoPen	NamaPasien	JK	TanggalLahir	Usia	TanggalRegistrasi
1	285519	2207190085	DACING	L	1948-12-31 00:00:00	73	2022-07-19 11:09:51
2	289769	2203020059	ST HALIMAH,S.SOS	P	1970-05-12 00:00:00	51	02-03-2022 10:38:51
3	289983	2203010082	FATIMANG	P	1947-07-01 00:00:00	74	01-03-2022 11:24:00
4	289940	2204010041	ST NURHAEDAH. J.S.PD	P	1962-10-03 00:00:00	59	01-04-2022 09:49:04
5	152363	2401150114	SALMAWATI	P	1959-09-05 00:00:00		15-01-2024 10:31:30

UnitPelayanan	Dokter	TanggalKeluar	RuangAkhir	Glukosa	Ureum	Kreatinin	SGOT
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	19-07-2022 12:12:32	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	135	21	0.57	23
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	09-03-2022 11:36:47	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	93	18	0.76	17
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	09-03-2022 10:58:59	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	269	21	0.71	95
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	01-04-2022 12:13:11	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	124	25	0.45	54
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	15-01-2024 13:02:50	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	129	22	0.25	31

SGPT	TekananDarah	Penglihatan	Pendengaran	Penciuman	Bicara	Pernafasan	Systolic	Diastolic	Kluster
12	119/65	Normal	Normal	Normal	Normal	Gangguan	119	65	0
15	130/90	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	130	90	0
83	150/45	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	150	45	2
63	125/77	Normal	Normal	Normal	Normal	Gangguan	125	77	0
28	130/60	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	130	60	0

635	288031	2405130073	HASNAH DG TOMMI	P	1975-01-02 00:00:00	49	13-05-2024 09:42:20
636	320603	2406140127	TAHIR	L	1956-06-12 00:00:00	68	14-06-2024 10:17:06
637	320975	2406210133	MUSRIANI	P	1969-05-17 00:00:00	55	21-06-2024 10:50:53
638	302598	2406250047	ABD RAIS DG MANGUNG	L	1982-09-25 00:00:00	41	25-06-2024 08:39:58
639	318110	2406250079	ABDUL RAZAK	L	1976-03-09 00:00:00	48	25-06-2024 09:48:15
640	295262	2405030022	EMMYWATI	P	1962-12-31 00:00:00	61	03-05-2024 08:10:04

Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	14-06-2024 14:10:30	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	169	25	0.73	17
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	21-06-2024 16:21:32	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	184	47	1.25	16
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	25-06-2024 11:43:14	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	183	35	0.59	28
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	25-06-2024 12:07:21	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	152	69	1.12	13
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.JP	03-05-2024 10:41:03	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	168	50	0.53	42

13	116/80	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	116	80	0
21	143/91	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	143	91	1
43	155/87	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	155	87	0
15	160.70	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	160.7		1
18	129/78	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	129	78	0

Gambar 12. Hasil pemisahan tekanan darah *systolic* - *diastolic* dan hasil kluster

Lampiran 4. Hasil pengujian system algoritma SVM

No.	NoRm	NoPen	NamaPasien	JK	TanggalLahir	Usia	TanggalRegistrasi
571	287971	2402160105	HJ. HAJARAH	P	1945-12-24 00:00:00	78	16-02-2024 10:23:06
266	265348	2302150069	JUMASIAH	P	1950-06-30 00:00:00	72	15-02-2023 09:48:21
292	297416	2210170162	DG NGASSENG	P	1953-08-01 00:00:00	69	17-10-2022 12:32:58
598	316939	2402260130	DG MEMANG	P	1942-12-31 00:00:00	81	26-02-2024 10:38:08
175	263885	2312190282	FAHARUDDIN	L	1967-05-17 00:00:00	56	19-12-2023 11:22:47

UnitPelayanan	Dokter	TanggalKeluar	RuangAkhir	Glukosa	Ureum	Kreatinin	SGOT
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.IP	16-02-2024 12:58:01	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	158	24	0.69	15
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	15-02-2023 15:33:10	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	113	26	0.59	23
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	17-10-2022 12:53:34	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	143	24	0.7	28
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	DR AMELIA ARINDANIE SYAHRIR SPJP FIHA	26-02-2024 13:03:49	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	165	45	1.77	51
Poli Jantung dan Pembuluh Darah	dr. ANDI MUHAMMAD REIS R SAIBY, Sp.IP	19-12-2023 11:58:32	Poli Jantung dan Pembuluh Darah	109	52	1.65	24

SGPT	TekananDarah	Penglihatan	Pendengaran	Penciuman	Bicara	Pernafasan	Systolic	Diastolic	Kluster	PrediksiKluster
16	170/82	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	170	82	0	Rendah
45	149/107	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	149	107	1	Sedang
15	146/108	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	146	108	1	Sedang
18	207/135	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	207	135	1	Sedang
29	138/105	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	138	105	1	Sedang

Gambar 13. Data uji dan Prediksi

	precision	recall	f1-score	support
0	0.974684	1	0.987179	77
1	1	0.959184	0.979167	49
2	1	1	1	2
accuracy	0.984375	0.984375	0.984375	0.984375
macro avg	0.991561	0.986395	0.988782	128
weighted av	0.984771	0.984375	0.984312	128
accuracy	0.984375			

Gambar 14. Laporan klasifikasi

Lampiran 5. Source Code

```
import pandas as pd

import numpy as np

from sklearn.preprocessing import StandardScaler

from sklearn.cluster import KMeans

import matplotlib.pyplot as plt

# Memuat data
dataJantung = pd.read_excel('Data_Jantung_RS.xlsx')

dataJantung.head()

# Kolom Patokan Kluster
columns = ['Ureum', 'Kreatinin', 'SGOT', 'SGPT',
'Tekanan darah']

# Pembersihan kolom tekanan darah dan bagi dua ke
dalam dua kolom

dataJantung['TekananDarah'] =
dataJantung['TekananDarah'].str.replace(r'\D', '/')
```

```

dataJantung[['Systolic',          'Diastolic']]          =
dataJantung['TekananDarah'].str.split('/',
expand=True).astype(float)
columns.extend(['Systolic', 'Diastolic'])

# masukkan Systolic dan Diastolic ke dalam kolom
inputan
columns = ['Ureum', 'Kreatinin', 'SGOT', 'SGPT',
'Systolic', 'Diastolic']
data_cluster = dataJantung[columns]

# penanganan nilai kosong
data_cluster =
data_cluster.fillna(data_cluster.mean())

# penggunaan standar skalar
scaler = StandardScaler()
data_scaled = scaler.fit_transform(data_cluster)

# Determine the optimal number of clusters using the
Elbow Method
sse = []

```

```

for k in range(1, 11):

    kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=42)

    kmeans.fit(data_scaled)

    sse.append(kmeans.inertia_)

# Plot the SSE for each number of clusters

plt.figure(figsize=(10, 6))

plt.plot(range(1, 11), sse, marker='o')

plt.xlabel('Jumlah Klaster')

plt.ylabel('Sum of squared distances')

plt.title('Metode Elbow untuk penetapan jumlah
Klaster')

plt.show()

# Based on the Elbow Method plot, determine the
optimal number of clusters (e.g., 3)

optimal_clusters = 3

kmeans = KMeans(n_clusters=optimal_clusters,
random_state=42)

dataJantung['Klaster'] =
kmeans.fit_predict(data_scaled)

# Display the cluster assignments

```

```

dataJantung[['No.', 'NamaPasien', 'Klaster']]

# Based on the Elbow Method plot, determine the
optimal number of clusters (e.g., 3)
optimal_clusters = 3

kmeans = KMeans(n_clusters=optimal_clusters,
random_state=42)

dataJantung['Klaster'] =
kmeans.fit_predict(data_scaled)

# Save the results to an Excel file
output_path = 'HasilKlaster.xlsx'
dataJantung.to_excel(output_path, index=False)

# Memuat data Hasil Klaster
dataFrame = pd.read_excel('HasilKlaster.xlsx')

# Print data types to identify non-numeric columns
print(dataFrame.dtypes)

# Convert columns to numeric if needed (example column
names)

```

```

# df['Column1'] = pd.to_numeric(df['Column1'],
errors='coerce')

# df['Column2'] = pd.to_numeric(df['Column2'],
errors='coerce')

# Filter out non-numeric columns

numeric_data =
dataFrame.select_dtypes(include=[np.number])

# Perform groupby and calculate the mean

centroids =
numeric_data.groupby(dataFrame['Klaster']).mean()

# Display the centroids

print(centroids)

dataFrame.head()

from sklearn.model_selection import train_test_split

from sklearn import svm

from sklearn.metrics import kelasifikasi_report,
accuracy_score

import openpyxl

```

```

# Memastikan bahwa kolom memiliki tipe data numerik

dataFrame['Usia'] = pd.to_numeric(dataFrame['Usia'],
errors='coerce')

dataFrame['Ureum'] = pd.to_numeric(dataFrame['Ureum'],
errors='coerce')

dataFrame['Kreatinin'] =
pd.to_numeric(dataFrame['Kreatinin'], errors='coerce')

dataFrame['SGOT'] = pd.to_numeric(dataFrame['SGOT'],
errors='coerce')

dataFrame['SGPT'] = pd.to_numeric(dataFrame['SGPT'],
errors='coerce')

dataFrame['Glukosa'] =
pd.to_numeric(dataFrame['Glukosa'], errors='coerce')

dataFrame['Systolic'] =
pd.to_numeric(dataFrame['Systolic'], errors='coerce')

dataFrame['Diastolic'] =
pd.to_numeric(dataFrame['Diastolic'], errors='coerce')

dataFrame['Klaster'] =
pd.to_numeric(dataFrame['Klaster'], errors='coerce')

# Mendefinisikan fitur input dan target

fitur = ['Usia', 'Ureum', 'Kreatinin', 'SGOT', 'SGPT',
'Glukosa', 'Systolic', 'Diastolic']

```



```

target = 'Klaster'

# Mendefinisikan fitur input dan target

fitur = ['Usia', 'Ureum', 'Kreatinin', 'SGOT', 'SGPT',
'Glukosa', 'Systolic', 'Diastolic']

target = 'Klaster'

# Mengekstraksi fitur input dan variabel target

X = dataframe[fitur]
y = dataframe[target]

# Menangani nilai yang hilang (jika ada) dengan
mengisinya dengan rata-rata kolom
X = X.fillna(X.mean())

# Normalisasi data
scaler = StandardScaler()
X = scaler.fit_transform(X)

# Membagi data menjadi set pelatihan dan pengujian
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X,
y, test_size=0.2, random_state=42)

# Menginisialisasi dan melatih model regresi SVM

```

```

model = svm.SVC(max_iter=2000) # Meningkatkan
max_iter

model.fit(X_train, y_train)

# Membuat prediksi pada set pengujian
y_pred = model.predict(X_test)

# Mengevaluasi model
akurasi = accuracy_score(y_test, y_pred)
laporan = klasifikasi_report(y_test, y_pred)

print("Akurasi:", akurasi)
print("Laporan Klasifikasi:\n", laporan)

akurasi = accuracy_score(y_test, y_pred)
laporan = klasifikasi_report(y_test, y_pred,
output_dict=True)

# Konversi laporan klasifikasi menjadi DataFrame
laporan_df = pd.DataFrame(laporan).transpose()

# Menambahkan akurasi ke laporan_df sebagai baris baru
akurasi_data = {

```

```

    'precision': [akurasi],
    'recall': [None],
    'f1-score': [None],
    'support': [None]
}

akurasi_df = pd.DataFrame(akurasi_data,
index=['accuracy'])
laporan_df = pd.concat([laporan_df, akurasi_df])

# Membuat DataFrame untuk data uji beserta prediksinya
df_test = dataframe.loc[y_test.index].copy()
df_test['PrediksiKlaster'] = y_pred

# Create a dictionary to map predicted cluster values
to labels
klaster_labels = {0: 'Rendah', 1: 'Tinggi', 2: 'Sangat
Tinggi'}

# Add a new column to the DataFrame with the
corresponding labels
df_test['PrediksiKlaster'] =
df_test['Klaster'].map(klaster_labels)

```

```
# Ekspor hasil ke file Excel

with
pd.ExcelWriter('Hasil_Validasi_Klaster_Test.xlsx',
engine='openpyxl') as writer:

    df_test.to_excel(writer, sheet_name='Data Uji dan
Prediksi', index=False)

    laporan_df.to_excel(writer, sheet_name='Laporan
Klasifikasi')

dataHasil =
pd.read_excel('Hasil_Validasi_Klaster_Test.xlsx')
dataHasil.head(100)
dataHasil.info()
```

Lampiran 6. Pengantar Penelitian kepada Ketua LP3M Unismuh Makassar

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
FAKULTAS TEKNIK
PROGRAM STUDI INFORMATIKA

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Nomor : 368/05/C.4-VI/V/45/2024
Lamp. : -
Hal : Pengantar Penelitian

Makassar, 21 Dzulqaidah 1445 H
29 Mei 2024 M

Kepada yang Terhormat,
Ketua LP3M Unismuh Makassar
Di -
Tempat

Assalamu 'Alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dengan Rahmat Allah SWT, Semoga aktivitas kita bernilai ibadah di Sisi - Nya. Dalam rangka penyelesaian Tugas Sarjana / Tugas Akhir Mahasiswa pada Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar dengan judul: "*Analisis Deteksi Dini Penyakit Jantung Dengan Pendekatan Support Vector Machine Pada Data Pasien*", Sehubungan hal tersebut, maka kami meminta kesedian Bapak/Ibu agar kiranya berkenan membantu perihal surat tersebut. Bersama ini kami sampaikan mahasiswa(i):

No.	Stambuk	Nama
1.	105 84 11054 20	Fitra M Natsir

Demikian surat kami atas perhatian dan kerja samanya kami haturkan banyak terima kasih
Jazakumullah Khaeran Katsiran
Wassalamu 'Alaikum warahmatullah Wabarakatuh

Ketua Program Studi
Informatika
Muhammad A. M. Hayat, S.Kom., MT.
PRODI INFORMATIKA 1501577

Tembusan: Kepada Yang Terhormat,
1 Dekan Fakultas Teknik
2 Arsip

Gedung Menara Iqra Lantai 3
Jl. Sultan Alauddin No. 259 Telp. (0411) 866 972 Fax (0411) 865 588 Makassar 90221
Web: <https://teknik.unismuh.ac.id/>, e-mail: teknik@unismuh.ac.id

Makassar
Sydney
190 21014 7018



Gambar 15. Pengantar Penelitian kepada Ketua LP3M Unismuh Makassar

Lampiran 7. Pengantar Penelitian Bapak Gubernur Prov Sul.Sel

 **MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH**
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
LEMBAGA PENELITIAN PENGEMBANGAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT
Jl. Sultan Alauddin No. 259 Telp.866972 Fax (0411)965588 Makassar 90221 e-mail lp3m@unismuh.ac.id

Nomor : 4386/05/C.4-VIII/V/1445/2024 30 May 2024 M
Lamp : 1 (satu) Rangkap Proposal 22 Dzulqa'dah 1445
Hal : Permohonan Izin Penelitian

Kepada Yth,
Bapak Gubernur Prov. Sul-Sel
Cq. Kepala Dinas Penanaman Modal & PTSP Provinsi Sulawesi Selatan
di -
Makassar

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Berdasarkan surat Dekan Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar, nomor: 368/05/C.4-VI/V/45/2024 tanggal 29 Mei 2024, menerangkan bahwa mahasiswa tersebut di bawah ini :

Nama : FITRA M NATSIR
No. Stambuk : 10584 1105420
Fakultas : Teknik
Jurusan : Informatika
Pekerjaan : Mahasiswa

Bermaksud melaksanakan penelitian/pengumpulan data dalam rangka penulisan Skripsi dengan judul :

"Analisis Deteksi Dini Penyakit Jantung dengan Pendekatan Support Vector Machine pada Data Pasien"

Yang akan dilaksanakan dari tanggal 31 Mei 2024 s/d 31 Juli 2024.

Sehubungan dengan maksud di atas, kiranya Mahasiswa tersebut diberikan izin untuk melakukan penelitian sesuai ketentuan yang berlaku.
Demikian, atas perhatian dan kerjasamanya diucapkan Jazakumullahu khaeran

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Ketua LP3M,


Dr. Mh. Arief Muhsin, M.Pd.
NBM 1127761

05-24

Gambar 16. Pengantar Penelitian Bapak Gubernur Prov Sul.Sel

Lampiran 8. Penerimaan penelitian RSUD Haji Makassar

**PEMERINTAH PROVINSI SULAWESI SELATAN**
DINAS KESEHATAN
UPT RUMAH SAKIT UMUM DAERAH HAJI MAKASSAR
Jln. Dg. Ngeppe No. 14 Telp. 856091 – 855894 Fax. (0411) 855934 Makassar 90224
e-mail: rsudhaji.sulselprov@gmail.com
M A K A S S A R

LEMBAR PENGANTAR

NAMA : FITRA M. NATSIR
NIM : 105841105420
Jurusan : S1 INFORMATIKA
Asal Kampus : UNISMUH MAKASSAR
Untuk Keperluan : SKRIPSI
Tanggal Pelaksanaan :

Judul Penelitian/Observasi : **ANALISIS DETEKSI DINI PENYAKIT JANTUNG DENGAN PENDEKATAN SUPPORT VECTOR MACHINE PADA DATA PASIEN.**

Mohon bantuannya, Mahasiswa yang bersangkutan untuk penelitian dan pengambilan data di Rumah Sakit Umum Haji Makassar Provinsi Sulawesi Selatan pada bagian :

1. POLI JANTUNG
2. *Rekan Medis*

Atas bantuan dan kerjasamanya diucapkan banyak terima kasih

Makassar, 12 JULI 2024
KATHM LITNOV,

SUPARMAN, S.Kept, Ns
NIP. 197311111993031006

Gambar 17. Penerimaan penelitian RSUD Haji Makassar



MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
UPT PERPUSTAKAAN DAN PENERBITAN

Alamat kantor: Jl. Sultan Alauddin No.259 Makassar 90221 Tlp.(0411) 866972,881593, Fax.(0411) 865588

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

SURAT KETERANGAN BEBAS PLAGIAT

UPT Perpustakaan dan Penerbitan Universitas Muhammadiyah Makassar,
Menerangkan bahwa mahasiswa yang tersebut namanya di bawah ini:

Nama : Fitra M. Natsir
Nim : 105841105420
Program Studi : Teknik Informatika

Dengan nilai:

No	Bab	Nilai	Ambang Batas
1	Bab 1	6 %	10 %
2	Bab 2	24 %	25 %
3	Bab 3	9 %	10 %
4	Bab 4	2 %	10 %
5	Bab 5	4 %	5 %

Dinyatakan telah lulus cek plagiat yang diadakan oleh UPT- Perpustakaan dan Penerbitan Universitas Muhammadiyah Makassar Menggunakan Aplikasi Turnitin.

Demikian surat keterangan ini diberikan kepada yang bersangkutan untuk dipergunakan seperlunya.

Makassar, 21 Agustus 2024
Mengetahui,

Kepala UPT- Perpustakaan dan Penerbitan,



Jl. Sultan Alauddin no 259 makassar 90222
Telepon (0411)866972,881 593,fax (0411)865 588
Website: www.library.unismuh.ac.id
E-mail : perpustakaan@unismuh.ac.id

BAB I Fitra M.Natsir

105841105420

by TahapTutup

Submission date: 21-Aug-2024 09:24AM (UTC+0700)

Submission ID: 2435310316

File name: BAB_1_3.docx (13.21K)

Word count: 989

Character count: 6606

AB I Fitra M.Natsir 105841105420

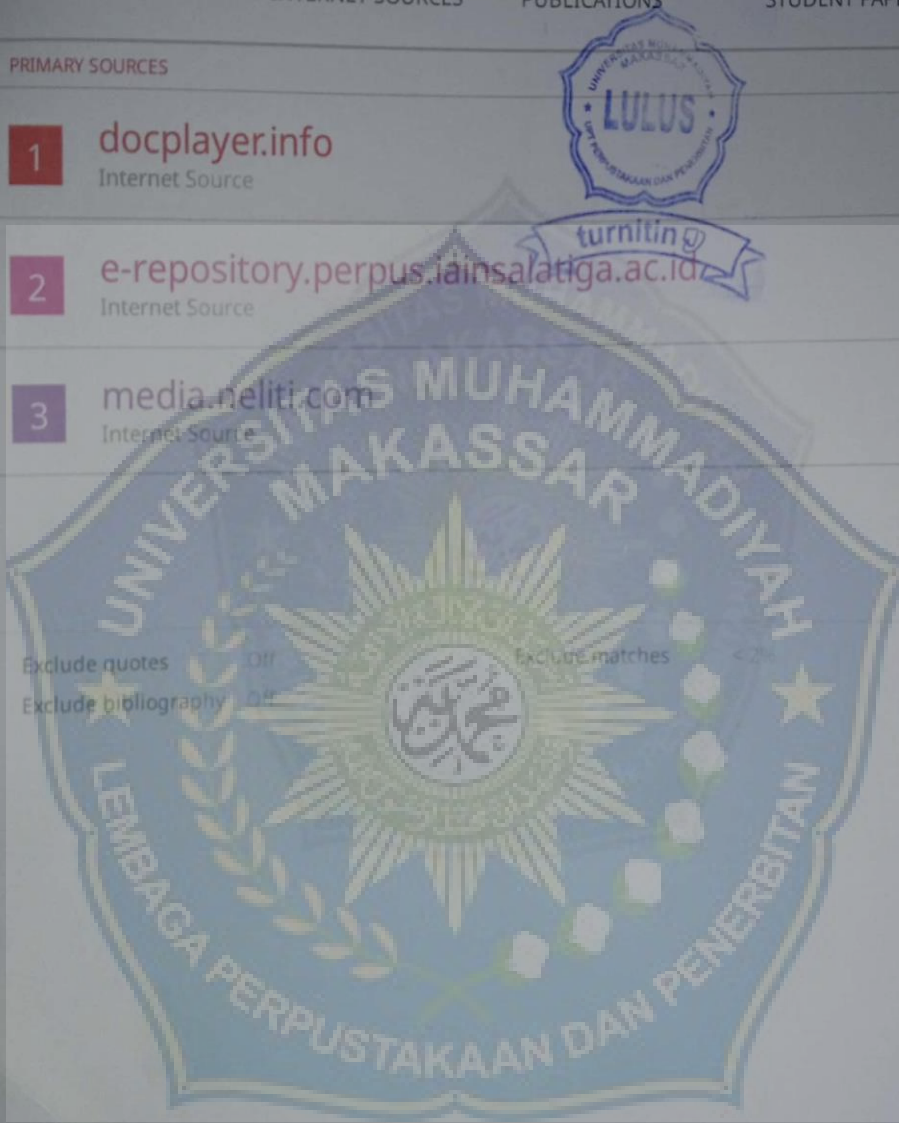
ORIGINALITY REPORT

6% SIMILARITY INDEX 6% INTERNET SOURCES 0% PUBLICATIONS 0% STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

- 1 docplayer.info Internet Source 2%
- 2 e-repository.perpus.iainsalatiga.ac.id Internet Source 2%
- 3 media.neliti.com Internet Source 2%

Exclude quotes Exclude bibliography Exclude matches



BAB II Fitra M.Natsir

105841105420

by TahapTutup



Submission date: 21-Aug-2024 09:26AM (UTC+0700)

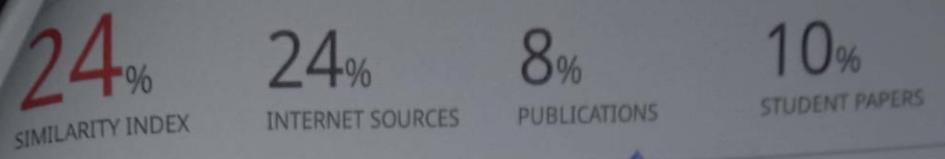
Submission ID: 2435311268

File name: BAB_2_1.docx (197.49K)

Word count: 2329

Character count: 15248

QUALITY REPORT



PRIMARY SOURCES

1	files.osf.io Internet Source	4%
2	jppipa.unram.ac.id Internet Source	4%
3	eprints.unisla.ac.id Internet Source	4%
4	jurnal.umus.ac.id Internet Source	3%
5	pdfs.semanticscholar.org Internet Source	3%
6	repository.poltekeskupang.ac.id Internet Source	3%
7	ejournal.itn.ac.id Internet Source	2%
8	www.researchgate.net Internet Source	2%

BAB III Fitra M.Natsir

105841105420

by TahapTutup

Submission date: 21-Aug-2024 09:27AM (UTC+0700)

Submission ID: 2435311606

File name: BAB_3_1.docx (18.23K)

Word count: 453

Character count: 2918

AB III Fitra M.Natsir 105841105420

ORIGINALITY REPORT

9%

SIMILARITY INDEX

9%

INTERNET SOURCES

0%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

karinov.co.id

Internet Source

3%

2

anzdoc.com

Internet Source

2%

3

www.scilit.net

Internet Source

2%

4

jurnal.itpln.ac.id

Internet Source

2%

Exclude quotes

Off

Exclude bibliography

Off

Exclude matches



BAB IV Fitra M.Natsir

105841105420

by TahapTutup



Submission date: 21-Aug-2024 09:28AM (UTC+0700)

Submission ID: 2435312093

File name: BAB_4_1.docx (132.47K)

Word count: 4427

Character count: 22334

Fitra M.Natsir 105841105420

ORIGINALITY REPORT

2%

SIMILARITY INDEX

2%

INTERNET SOURCES

4%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

rsudkardinah.tegalkota.go.id

Internet Source



2%

Exclude quotes Off
Exclude bibliography Off

Exclude matches 2%



BAB V Fitra M.Natsir

105841105420

by TahapTutup



Submission date: 21-Aug-2024 09:28AM (UTC+0700)

Submission ID: 2435312495

File name: BAB_5_1.docx (16.49K)

Word count: 198

Character count: 1287

AB V Fitra M.Natsir 105841105420

ORIGINALITY REPORT

4%

SIMILARITY INDEX

4%

INTERNET SOURCES

0%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

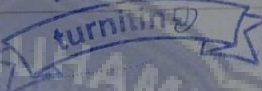
PRIMARY SOURCES

1

www.scribd.com

Internet Source

4%



Exclude quotes Off
Exclude bibliography Off

Exclude matches 2%

