

Integrasi *Supervised Machine Learning* dan Metode *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA) Sebagai Upaya Pencegahan Komplikasi Penyakit Diabetes Melitus di Daerah Istimewa Yogyakarta

Tugas Akhir

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Strata 1
Pada Jurusan Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia**



Disusun Oleh:

Nama : Nabila Fithri Azizah

NIM : 19522403

**PROGRAM STUDI TEKNIK INDUSTRI
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA**

2023

PERNYATAAN KEASLIAN

Demi Allah saya akui bahwa karya ini merupakan karya saya sendiri kecuali kutipan dan ringkasan yang setiap salah satunya dicantumkan sumbernya. Jika ditemukan di kemudian hari ternyata terbukti pengakuan saya ini tidak benar dan melanggar peraturan yang sah dalam karya tulis dan hak kekayaan intelektual maka saya bersedia ijazah yang saya terima untuk ditarik oleh Universitas Islam Indonesia.

Yogyakarta, 10 April 2023

Peneliti



Nabila Fithri Azizah

SURAT BUKTI PENELITIAN



YAYASAN PANTI RAPIH
RUMAH SAKIT PANTI RAPIH
 Jalan Cik Ditiro 30 Yogyakarta 55223

Telepon : 0274 - 514014, 514845, 563333 (hunting system) Fax : 0274 - 564583
 0274 - 552118 Instalasi Gawat Darurat
 0274 - 514004, 514006 Informasi / Pendaftaran
 E-mail : admin@pantirapih.or.id <http://www.pantirapih.or.id>



TERAKREDITASI PARIPURNA
KARS

SURAT KETERANGAN

Nomor : L.876/RSPR/A/IV/ 2023

Direktur Utama Rumah Sakit Panti Rapih Yogyakarta, menerangkan dengan sesungguhnya bahwa mahasiswa di bawah ini :

N a m a : Nabila Fithri Azizah
 NIM : 19522403
 Fakultas /Prodi : Fakultas Teknologi Industri/Prodi Teknik Industri
 Lembaga : Universitas Islam Indonesia

telah selesai melaksanakan Penelitian di Rumah Sakit Panti Rapih Yogyakarta, dengan judul "*Integrasi Supervised Machine Learning dan Metode Failure Mode and Effect Analysis Sebagai Upaya Pencegahan Komplikasi Penyakit Diabetes Melitus di Daerah Istimewa Yogyakarta*" sejak tanggal 15 Februari – 31 Maret 2023 .

Demikian surat keterangan ini diterbitkan, agar oleh yang bersangkutan dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Atas perhatian dan kerjasamanya, kami ucapkan terima kasih

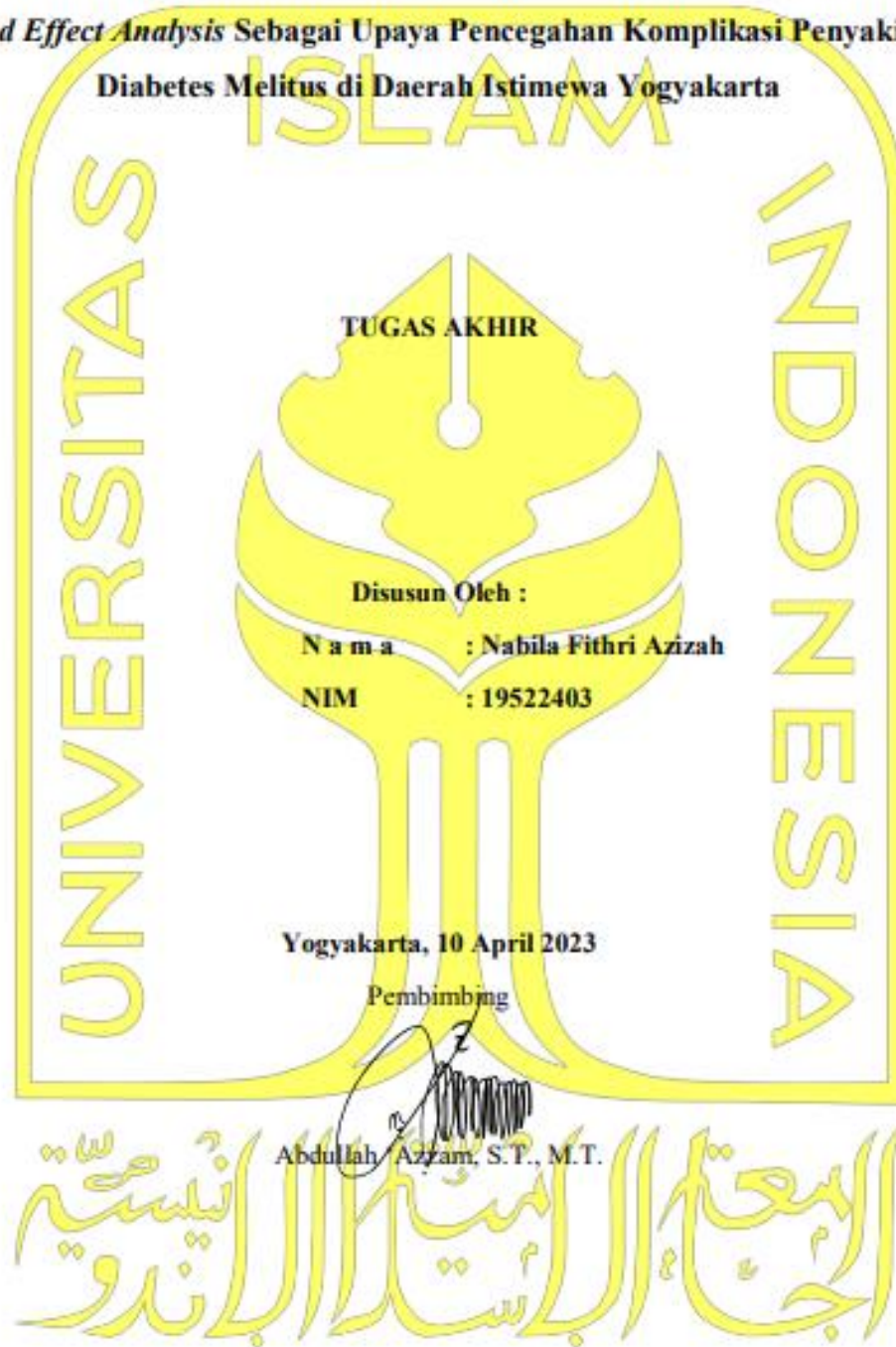
Yogyakarta, 3 April 2023

Direktur Utama


 drg. V. Tiputro, M.Kes

LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING

Integrasi *Supervised Machine Learning* dan Metode *Failure Mode and Effect Analysis* Sebagai Upaya Pencegahan Komplikasi Penyakit Diabetes Melitus di Daerah Istimewa Yogyakarta



LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI

**Integrasi Supervised Machine Learning dan Metode Failure Mode
and Effect Analysis Sebagai Upaya Pencegahan Komplikasi Penyakit
Diabetes Melitus di Daerah Istimewa Yogyakarta**

TUGAS AKHIR

Disusun Oleh:

Nama : Nabila Fithri Azizah

No. Mahasiswa: 19522403

Telah dipertahankan di depan sidang penguji sebagai salah satu syarat untuk
memperoleh gelar Sarjana Strata-1 Teknik Industri

Tim Penguji

Abdullah 'Azzam, S.T., M.T.

Ketua

Ir. Ali Parkhan, M.T.

Anggota I

Annisa Uswatun Khasanah, S.T., M.B.A., M.Sc.

Anggota II

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Industri

Fakultas Teknologi Industri

Universitas Islam Indonesia



(Ir. Muhammad Ridwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D., IPM)

HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan menyebut nama Allah yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang, saya ucapkan puji syukur atas segala nikmat, karunia, dan kemudahan-Nya sehingga saya dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini. Dari hati yang terdalam saya mengucapkan terima kasih untuk kedua orang tua saya, Bapak Naswar Teguh Karya dan Ibu Andi Adee Havelia, yang tiada henti mendo'akan, mendidik, dan memberikan fasilitas serta semangat dari kecil hingga saat ini. Terima kasih yang selalu menjadi sosok utama dan segalanya didalam hidup saya yang tidak pernah tergantikan. Terima kasih atas pengorbanan dan segala hal yang tidak bisa diungkapkan kata. Teruntuk oma saya, Waode Ramlah Wasioen, Adik saya Ramadhan Sholahuddin Al-Ayyubi dan Nayla Putri Izzah Maqhesya, serta keluarga besar lainnya, terima kasih telah memberikan dukungan, semangat, dan motivasi yang terus mengalir tiada henti hingga saat ini. Kepala Laboratorium, Laboran, dan seluruh asisten Laboratorium Sistem Manufaktur Terintegrasi FTI UII, khususnya angkatan 2019 dan 2020, teman-teman, dan sahabat-sahabat saya yang telah meluangkan waktu, tenaga, dan pikirannya untuk mendukung saya dari awal sampai bisa menyelesaikan Tugas Akhir ini.

HALAMAN MOTTO

“Indeed, with every difficulty, comes relief.”

(QS. Al-Insyirah: 5)

“Indeed, the patient will be given their reward without account”

(QS. Az Zumar: 101)

*“All you have to do is start doing and trying, doubt kills more dream than a failure
ever will”*

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillahirabbil'alamin, segala puji serta syukur kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan nikmat, rahmat, dan hidayah-Nya, sehingga Tugas Akhir dengan judul **Integrasi Supervised Machine Learning dan Metode Failure Mode and Effect Analysis (FMEA) Sebagai Upaya Pencegahan Komplikasi Penyakit Diabetes Melitus di Daerah Istimewa Yogyakarta** sebagai salah satu syarat untuk mendapatkan gelar sarjana ini dapat diselesaikan dengan lancar. Shalawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad *Shalallahu'alaihi Wasallam* beserta keluarga, sahabat, serta para pengikut beliau hingga akhir zaman.

Tugas Akhir merupakan salah satu persyaratan bagi mahasiswa dalam memperoleh gelar sarjana strata satu pada jurusan Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia. Tugas Akhir ini disusun oleh penulis berdasarkan penelitian yang dilaksanakan selama kurang lebih dua bulan dengan harapan dapat mengaplikasikan teori ataupun keilmuan Teknik Industri yang telah didapatkan di bangku perkuliahan. Selama kegiatan penelitian dan pengerjaan laporan Tugas Akhir itu pula, penulis sadar bahwa semua tidak akan berjalan lancar tanpa bimbingan dan dorongan dari berbagai pihak.

Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah berjasa memberikan bimbingan dan motivasi dalam menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini. Ucapan terima kasih tersebut ditujukan kepada:

1. Kedua orang tua penulis, Naswar Teguh Karya dan Andi Adee Havelia, yang tiada henti mendo'akan, mendidik, dan memberikan fasilitas serta semangat dari kecil hingga saat ini.
2. Bapak Prof. Dr. Ir. Hari Purnomo, M.T., IPU., ASEAN Eng., selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
3. Bapak Dr. Drs. Imam Djati Widodo, M.Eng.Sc. selaku Ketua Jurusan Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.
4. Bapak Ir. Muhammad Ridwan Andi Purnomo, S.T. M.Sc., Ph.D., IPM. selaku Ketua Program Studi Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.
5. Bapak Abdullah 'Azzam, S.T., M.T. selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir.
6. Seluruh dosen pengajar dan staff Prodi Teknik Industri yang telah memberikan bekal ilmu dan atas bantuannya, semoga menjadi amal kebaikan Bapak/Ibu.
7. Seluruh keluarga besar Laboratorium Sistem Manufaktur Terintegrasi, khususnya angkatan 2019 dan 2020, serta kepala laboratorium Bapak Abdullah 'Azzam, S.T., M.T., Bapak Heri Susilo selaku laboran, dan teman-teman Teknik Industri Angkatan 2019 lainnya yang telah memberikan doa dan dukungan.
8. Teruntuk seluruh teman dan sahabat saya yang telah memberikan dukungan dan semangat dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

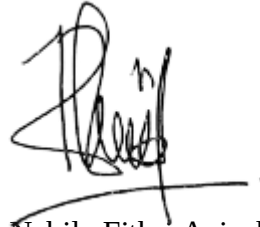
9. Semua pihak yang belum disebutkan melainkan terlibat dari awal hingga akhir dalam pembuatan tugas akhir.

Sekali lagi penulis mengucapkan banyak terima kasih. Besar harap semoga semua pihak senantiasa diberikan kemudahan dalam segala urusan dan pahala yang berlipat ganda dari Allah *Subhanahu Wa Ta'ala*.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Yogyakarta, 10 April 2023

Penulis

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Nabila Fithri Azizah', with a horizontal line extending from the bottom of the signature.

Nabila Fithri Azizah

ABSTRAK

Menurut data dari Riskesdas menunjukkan bahwa D.I. Yogyakarta menempati urutan ketiga dengan prevalensi penderita diabetes melitus tertinggi, setelah Jakarta dan Balikpapan, dengan total penderita mencapai 747.712 jiwa hingga tahun 2020 lalu. Hal tersebut seiring dengan peningkatan angka kematian yang disebabkan karena penderita diabetes melitus tipe II yang mengalami komplikasi karena faktor yang tidak diketahui. Oleh karenanya, untuk mengatasi hal tersebut maka diperlukan adanya upaya pencegahan faktor risiko komplikasi diabetes melitus bagi pada penderita untuk menekan angka kematian akibat komplikasi diabetes sekaligus meningkatkan kualitas hidupnya. Dalam penelitian diberikan solusi permasalahan dengan mengintegrasikan antara algoritma *supervised machine learning* dan *Failure Method and Effect Analysis*. Penerapan *machine learning* dilakukan menggunakan *dataset* dari Rumah Sakit Panti Rapih dan komunitas diabet di Jogja, yaitu “Sobat Diabet”, dengan membandingkan tiga algoritma untuk memprediksi apakah seseorang berpotensi terkena komplikasi diabetes tipe apa, yaitu *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine*, dan *Random Forest*. Dari hasil perbandingan tersebut menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* memiliki nilai akurasi yang paling tinggi, yaitu 98,82% sedangkan kedua algoritma lainnya, yaitu *Naïve Bayes* menghasilkan performansi sebesar 86% dan *Support Vector Machine* sebesar 69%, sehingga dapat disimpulkan bahwa dalam studi kasus penelitian yang dilakukan, *Random Forest* merupakan algoritma yang paling optimal untuk memprediksi kemungkinan terjadinya komplikasi pada penderita DM. Setelah diketahui hasil prediksi berdasarkan *output machine learning*, selanjutnya akan diberikan rekomendasi upaya pencegahan untuk masing-masing jenis komplikasi pada diabetes melitus, yang dilakukan berdasarkan perhitungan nilai *Risk Priority Number* (RPN) dan *Probability Impact Matrix* dari FMEA.

Kata Kunci: *Supervised Machine Learning*, *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine*, *Random Forest*, *Failure Method and Effect Analysis* (FMEA), Diabetes Mellitus, Komplikasi

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN	ii
SURAT BUKTI PENELITIAN	iii
LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING.....	iv
LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI.....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN	vi
HALAMAN MOTTO	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
ABSTRAK.....	x
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR GAMBAR.....	xv
DAFTAR NOTASI.....	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	6
1.3 Tujuan Penelitian	6
1.4 Manfaat Penelitian	6
1.5 Batasan Penelitian.....	7
1.6 Statistika Penulisan	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	10
2.1 Kajian Literatur	10
2.2 Landasan Teori	24
2.2.1 <i>Diabetes Melitus</i>	24
2.2.2 <i>Data Mining</i>	25
2.2.3 <i>Machine Learning</i>	27
2.2.4 <i>Algoritma Klasifikasi dalam Prediksi Keputusan</i>	28
2.2.5 <i>Random Forest</i>	29
2.2.6 <i>Naïve Bayes Classifier</i>	31
2.2.7 <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	33
2.2.8 <i>Failure Mode and Effect Analysis (FMEA)</i>	35
BAB III METODE PENELITIAN	37
3.1 Objek Penelitian	37

3.2	Populasi dan <i>Sample</i> Penelitian.....	37
3.3	Metode Pengumpulan Data	37
3.4	Jenis dan Sumber Data.....	38
3.5	Variabel Penelitian.....	38
3.6	Metode Analisis Data.....	39
3.7	Alur Penelitian.....	39
3.7.1	Alur Penelitian Umum	39
BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA		48
4.1	Pengumpulan Data.....	48
4.2	<i>Preprocessing Data</i>	49
4.2.1	<i>Data Cleaning</i>	50
4.2.2	<i>Encode Categorical Data</i>	52
4.2.3	<i>Encoding Categorical Data Visualization dengan Heatmap</i>	56
4.2.4	<i>Data Preparation</i>	59
4.3	<i>Data Modelling & Classification Report</i>	60
4.4	Perbandingan Akurasi Algoritma Naïve Bayes, SVM, dan <i>Random Forest</i>	62
4.5	Evaluasi Algoritma Naïve Bayes, SVM, dan <i>Random Forest</i>	63
4.5.1	<i>Evaluasi algoritma Naïve Bayes</i>	63
4.5.2	<i>Evaluasi algoritma Support Vector Machine</i>	64
4.5.3	<i>Evaluasi algoritma Random Forest</i>	65
4.6	Data Penderita DM Terkena Komplikasi.....	66
4.7	FMEA untuk Komplikasi Diabetes Melitus Melitus Makrovaskuler.....	67
4.7.1	<i>Rating score Severity (S), Occurance (O), dan Detection (D)</i>	68
4.7.2	<i>Risk Event Komplikasi Makrovaskuler pada DM</i>	72
4.7.3	<i>Penentuan Nilai Risk Priority Number (RPN) Komplikasi Makrovaskuler</i> 73	
4.7.4	<i>Evaluasi Risiko Komplikasi Makrovaskuler</i>	77
4.7.5	<i>Probability Impact Matrix Komplikasi Makrovaskuler</i>	78
4.7.6	<i>Fault Tree Analysis (FTA) Komplikasi Makrovaskuler</i>	86
4.8	FMEA untuk Komplikasi Diabetes Melitus Melitus Mikrovaskuler	93

4.8.1	<i>Risk Event</i> Komplikasi Mikrovaskuler pada DM.....	93
4.8.2	Penentuan Nilai <i>Risk Priority Number (RPN)</i> Komplikasi Makrovaskuler 94	
4.8.3	Evaluasi Risiko Komplikasi Mikrovaskuler	96
4.8.4	<i>Probability Impact Matrix</i> Komplikasi Mikrovaskuler.....	97
4.8.5	<i>Fault Tree Analysis (FTA)</i> Komplikasi Mikrovaskuler	102
4.9	Rangkuman Hasil FMEA sebagai Usulan Perbaikan	104
4.10	Simulasi Hasil Integrasi <i>Machine Learning</i> dan FMEA.....	118
4.10.1	<i>Random Forest Machine Learning</i>	119
4.10.2	Penerapan FMEA	120
BAB V ANALISA DAN PEMBAHASAN		124
5.1	Analisis Penerapan <i>Supervised Machine Learning</i> dalam Mencegah Komplikasi.....	124
5.2	Analisis Penerapan <i>Failure Method and Effect Analysis</i> FMEA	127
BAB VI PENUTUP		131
6.1	Kesimpulan.....	131
6.2	Saran	132
DAFTAR PUSTAKA		134

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 <i>State of the Art</i>	16
Tabel 2. 2 Penentuan Kategori Risiko untuk Pencegahan	36
Tabel 4. 1 <i>Code Input Library dan Dataset</i>	50
Tabel 4. 2 <i>Data Cleaning Code</i>	51
Tabel 4. 3 <i>Encode Categorical Data Code</i>	53
Tabel 4. 4 <i>Data Visualization Code</i>	57
Tabel 4. 5 <i>Drop Column Code</i>	59
Tabel 4. 6 <i>Data Preparation Code</i>	60
Tabel 4. 7 <i>Data Modelling Code</i>	61
Tabel 4. 8 Perbandingan Akurasi Model dengan nilai Mean	62
Tabel 4. 9 Perbandingan Akurasi Model dengan nilai Median	62
Tabel 4. 10 Tabel Perbandingan Akurasi Model dengan nilai Modus	63
Tabel 4. 11 Data Penelitian Penderita Komplikasi DM.....	67
Tabel 4. 12 <i>Severity Scale</i>	68
Tabel 4. 13 <i>Occurate Scale</i>	70
Tabel 4. 14 <i>Detection Scale</i>	71
Tabel 4. 15 Risk Event Komplikasi Makrovaskuler pada DM	72
Tabel 4. 16 Rangkuman Faktor Risiko Makrovaskuler	73
Tabel 4. 17 <i>Severity Score</i> Ekspert Komplikasi Makrovaskuler	74
Tabel 4. 18 <i>Occurance Score</i> Ekspert Komplikasi Makrovaskuler	75
Tabel 4. 19 <i>Severity Score</i> Ekspert Komplikasi Makrovaskuler	75
Tabel 4. 20 Perhitungan Nilai RPN Komplikasi Makrovaskuler	76
Tabel 4. 21 Pengurutan Ranking RPN Komplikasi Makrovaskuler	77
Tabel 4. 22 <i>Probability Impact Matrix</i> Komplikasi Makrovaskuler.....	79
Tabel 4. 23 Rekapitulasi Evaluasi Risiko Komplikasi Makrovaskular	81
Tabel 4. 24 Keterangan FTA.....	87
Tabel 4. 25 <i>Risk Event</i> Komplikasi Mikrovaskuler pada DM.....	93
Tabel 4. 26 Rangkuman Faktor Risiko Mikrovaskuler.....	94
Tabel 4. 27 <i>Severity Score</i> Ekspert Komplikasi Mikrovaskuler.....	94
Tabel 4. 28 <i>Occurance Score</i> Ekspert Komplikasi Mikrovaskuler	95
Tabel 4. 29 <i>Detection Score</i> Ekspert Komplikasi Mikrovaskuler	95
Tabel 4. 30 Perhitungan Nilai RPN Komplikasi Mikrovaskuler	96
Tabel 4. 31 Pengurutan Ranking RPN Komplikasi Mikrovaskuler	97
Tabel 4. 32 <i>Probability Impact Matrix</i> Komplikasi Mikrovaskuler.....	98
Tabel 4. 33 Rekapitulasi Evaluasi Risiko Komplikasi Mikrovaskular	99
Tabel 4. 34 Keterangan FTA.....	103
Tabel 4. 35 Rangkuman Hasil FMEA Komplikasi Makrovaskuler	104
Tabel 4. 36 Tabel Data Input Simulasi <i>Machine Learning</i>	119
Tabel 5. 1 Identifikasi Nilai Error dalam Dataset.....	127

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Peningkatan Prevalensi Diabetes Melitus Tipe 2 di Wilayah Indonesia .	2
Gambar 1. 2 Urutan Prevalensi Diabetes Melitus Tipe-2 di Yogyakarta	2
Gambar 2. 1 Visualisasi Tahapan <i>Data Mining</i>	27
Gambar 2. 2 Skema <i>Artificial Intelligence</i> dan <i>Machine Learning</i>	28
Gambar 2. 3 Visualisasi Algoritma <i>Random Forest</i>	30
Gambar 2. 4 Ilustrasi Algoritma <i>Support Vector Machine</i>	34
Gambar 3. 1 Diagram Alur Penelitian	40
Gambar 4. 1 Dataset Penderita Diabetes Melitus	48
Gambar 4. 6 <i>Output Data Mapping Dependent Variable</i>	55
Gambar 4. 7 <i>Output Label Encoding</i> - Kadar Kolesterol	55
Gambar 4. 8 <i>Output Label Encoding</i> - Riwayat Keluarga	55
Gambar 4. 9 <i>Output Label Encoding</i> - Jenis Kelamin	55
Gambar 4. 10 <i>Output Data Mapping</i> - Tekanan Darah	56
Gambar 4. 11 <i>Heatmap Analysis</i>	58
Gambar 4. 12 <i>Drop Coloumn Process</i>	59
Gambar 4. 13 <i>Naive Bayes Evaluation Score</i>	64
Gambar 4. 14 <i>Support Vector Machine Evaluation Score</i>	65
Gambar 4. 15 <i>Random Forest Evaluation Score</i>	66
Gambar 4. 16 <i>Fault Tree Analysis</i> Komplikasi Makrovaskuler	86
Gambar 4. 17 <i>Fault Tree Analysis</i> Komplikasi Mikrovaskuler	102
Gambar 4. 18 Hasil Pengujian Data 1	119

DAFTAR NOTASI

(2.1)..... 31

(2.2)..... 31

(2.3)..... 32

(2.4)..... 32

(2.5)..... 32

(2.6)..... 34

(2.7)..... 35

(2.8)..... 36

(4.1)..... 77

(4.2)..... 96

BAB I

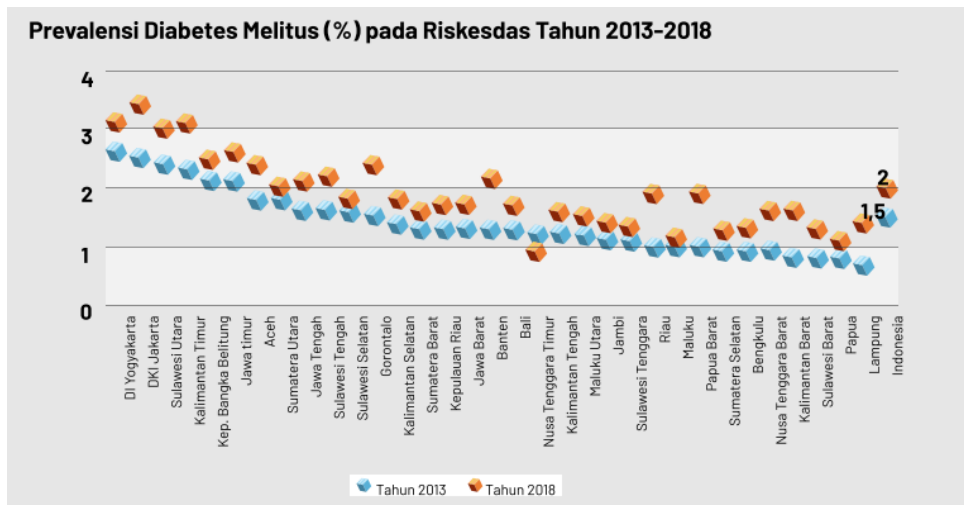
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kesehatan merupakan hal yang sangat penting bagi kehidupan manusia sehingga perlu dijaga keberadaannya agar manusia dapat melakukan aktivitas sehari-harinya dengan mudah dan produktif. Namun, ada beberapa orang yang tidak bisa merasakan sehat sepenuhnya karena suatu penyakit yang dialami oleh tubuhnya. Salah satu jenis penyakit yang dialami oleh manusia adalah jenis Penyakit Tidak Menular (PTM) yang saat ini ternyata merupakan masalah pada bidang kesehatan yang cukup besar di Indonesia. Adanya pergeseran pola penyakit secara epidemiologi dari penyakit menular menjadi penyakit tidak menular yang ternyata meningkat secara global di Indonesia dengan menduduki sepuluh besar penyakit penyebab kematian dan kasus terbanyak. Salah satu penyakit yang termasuk dalam golongan Penyakit Tidak Menular tersebut adalah Diabetes Melitus dan Penyakit Metabolik (Toharin, et al., 2015).

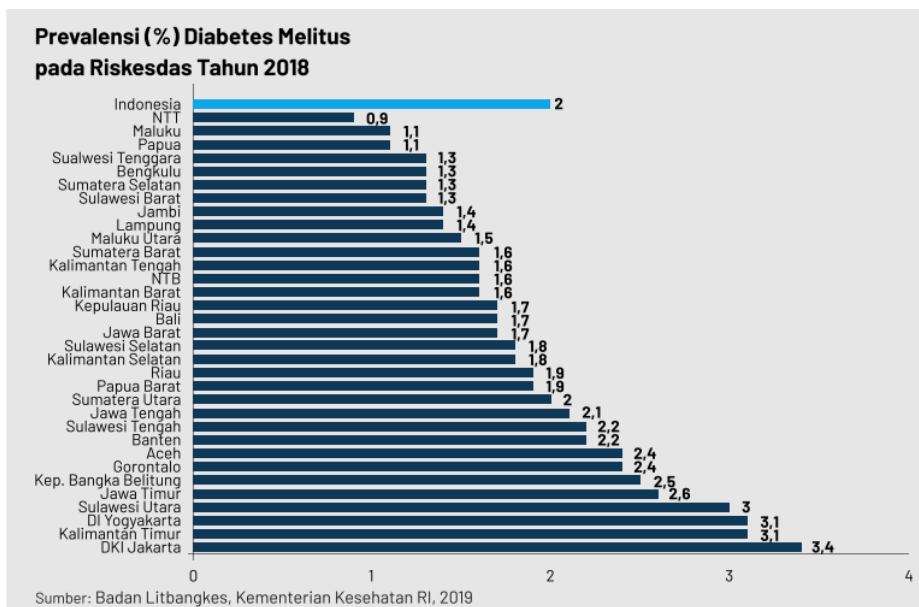
Diabetes Melitus merupakan penyakit metabolik yang disebabkan karena kekurangan sekresi insulin dan gangguan aktifitas insulina atau keduanya yang ditandai dengan tingginya glukosa dalam darah (Bulu A., et al., 2019). Kondisi ini sering disebut dengan *Hyperglykemia Kronik* pada diabetes yang dapat berakibat pada kerusakan bahkan disfungsi beberapa organ tubuh, khususnya pada pembuluh darah, jantung, mata, saraf, dan ginjal (Amir S., et al., 2015). *World Health Organization* (WHO) mengatakan bahwa Indonesia menempati peringkat keempat sebagai negara dengan jumlah kasus Diabetes Melitus Tipe II terbanyak, yaitu 8,4 juta jiwa dan diprediksi akan menginjak angka 21,3 juta jiwa pada tahun 2030 (Delima N., et al., 2018). Faktor pendukung yang menjadi penyebabnya adalah kurangnya wawasan dan keterlambatan penanganan pada penderita penyakit Diabetes Melitus ini, sehingga perlu adanya kemampuan atau sistem yang dapat membantu masyarakat untuk dapat mengetahui gejala penyakit Diabetes Melitus untuk mencegah komplikasi yang tentu dapat meningkatkan prevalansi penderita *stroke* (Febrian, et al., 2023).

Hal tersebut juga didukung dengan adanya kenaikan prevalensi Diabetes Melitus di 33 provinsi di Indonesia. Salah satunya adalah provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta dengan jumlah penderita Diabetes Melitus yang terus bertambah hingga tahun 2020 mencapai 747.712 jiwa menurut data Profil Kesehatan D.I. Yogyakarta. Daerah Istimewa Yogyakarta (DIY) menempati peringkat ketiga provinsi dengan prevalensi diabetes mellitus tertinggi di Indonesia yakni sebesar 3,1% berdasarkan Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas, 2018).



Gambar 1. 1 Peningkatan Prevalensi Diabetes Melitus Tipe 2 di Wilayah Indonesia

Sumber: Pusat Data dan Informasi Kementrian Kesehatan RI, 2019



Gambar 1. 2 Urutan Prevalensi Diabetes Melitus Tipe-2 di Yogyakarta

Sumber: Badan Litbangkes, Kementrian Kesehatan RI, 2019

Terdapat dua jenis penyakit diabetes, yaitu Diabetes tipe 1 dan Diabetes tipe 2. Diabetes tipe 1 adalah Diabetes yang tergantung kepada insulin, dimana tubuh kekurangan hormon insulin atau biasa disebut Insulin Dependent Diabetes Mellitus (IDDM). Hal ini disebabkan karena hilangnya sel beta penghasil insulin pada pulau-pulau Langerhans pada pankreas. Diabetes Tipe ini banyak ditemukan pada balita, anak-anak dan remaja. Sedangkan Diabetes tipe 2 memiliki hubungan yang sangat kuat dengan pola makan, obesitas dan aktivitas tubuh. Persentase penderita Diabetes Tipe 2 terhadap keseluruhan penderita penyakit diabetes berkisar antara 90-95%. Tipe ini dikenal pula dengan istilah Non-Insulin Dependent Diabetes Mellitus (NIDDM) (Rintyarna, 2013).

Untuk menekan angka kematian dan komplikasi penyakit Diabetes Melitus, perlu dilakukan pendeteksi dini berdasarkan gejala yang menjadi indikasi muncul dan bertambah ganasnya salah satu penyakit mematikan ini. Komplikasi Diabetes Melitus dapat mempengaruhi seluruh aspek kehidupan penderitanya dan memiliki peningkatan risiko terjadinya komplikasi seperti penyakit jantung, stroke, neuropati di kaki yang dapat meningkatkan kejadian ulkus kaki infeksi bahkan keharusan untuk amputasi, gagal ginjal, dan dapat mengancam jiwa bahkan kematian apabila tidak segera ditangani dan dilakukan pengontrolan yang tepat (Wulan, et al., 2020).

Dalam hal ini peran *Machine Learning* dapat menjadi solusi yang dapat diterapkan dalam mendeteksi gejala awal dan komplikasi penyakit Diabetes Melitus dengan mengenali gejala umum yang sering dialami penderita pada umumnya. Gejala umum tersebut diantaranya seperti banyak kencing (polyuria), haus dan banyak minum (polidipsia), lapar (polyfagia), letih dan lesu, penurunan berat badan yang tidak dapat dijelaskan sebabnya, lemah badan, kesemutan, gatal, pandangan gatal, disfungsi ereksi pada pria dan pruritus vulvae pada wanita, dan lain-lain (Tuomilehto J., et al., 2010). Dapat diketahui bahwa secara garis besar gejala komplikasi yang terjadi, pada umumnya merupakan gejala yang umum dirasakan, bahkan pada orang yang tidak menderita penyakit tersebut sekalipun, sehingga sulit untuk dikenali dan berdampak pada terlambatnya upaya pencegahan yang bisa dilakukan. Komplikasi Diabetes Melitus menjadi penyebab semakin buruknya kondisi yang dialami penderita karena berpotensi menjalar ke kerusakan organ tubuh lainnya, bahkan dapat berujung pada kematian

(Papanas, et al., 2016). Menurut Purwanti dan Maghfirah (2017), komplikasi menahun Diabetes Melitus di Indonesia terdiri atas neuropati 60%, penyakit jantung koroner 20,5%, kaki diabetik 15%, retinopati 10%, dan nefropati 7,1%.

Penerapan *Machine Learning* dipilih karena peran dan kapasitasnya yang dapat memudahkan proses medis seperti identifikasi, diagnosis, prediksi suatu penyakit, *smart health record*, *medical imaging*, dalam hal ini khususnya dilakukan untuk prediksi dan menentukan persentase probabilitas terjadinya komplikasi pada penderita Diabetes Melitus untuk menekan angka kematian akibat penyakit tidak menular ini (Siregar, et al., 2020). Dalam penelitian yang dilakukan, digunakan algoritma tipe *supervised machine learning* yang fungsi dan kegunaannya sesuai dengan tujuan penelitian, yaitu melakukan prediksi. *Supervised learning* bersifat prediktif yang hasil prediksinya diperoleh dari hasil analisis pendekatan data dan penyelesaian masalah secara linear, multilinear, maupun polynomial. *Supervised learning* membutuhkan *input* data pembelajaran mesin yang memiliki “label” untuk kemudian dicari pola *dataset* sebagai acuan keputusan yang akan diperoleh, yang mana hal ini berbeda dengan *unsupervised learning* yang melakukan pengelompokan data tanpa label atau dengan menemukan pola tersembunyi (Santoso, et al., 2021).

Akan dilakukan analisis perbandingan metode yang akan ditinjau dari beberapa aspek pembandingan, yaitu aspek akurasi atau performansi, *output* yang ingin dihasilkan, kemudahan dalam pengolahan dan pengambilan data bagi peneliti. Ketiga aspek tersebut dinilai oleh peneliti berdasarkan referensi jurnal atau penelitian yang sudah pernah dilakukan sebelumnya dan definisi teoritis dari sumber yang kredibel. Komparasi algoritma prediksi penyakit Diabetes Melitus beserta analisisnya akan dikaji berdasarkan penelitian sebelumnya dengan tujuan untuk menentukan algoritma pilihan yang akan digunakan dalam penelitian yang dilakukan, diantaranya sebagai berikut:

- a. *Multiple Linear Regression* (MLR) yang dilakukan oleh (Hayuningtyas & Sari, 2022) dengan akurasi sebesar 59,7%, dimana dengan menggunakan MLR ini peneliti dapat memperoleh variabel dependen berdasarkan *multiple* variabel atau variabel yang lebih dari satu dan saling berkaitan, dimana hal ini dapat diterapkan dalam melakukan prediksi komplikasi diabetes melitus dengan variabel yang saling berhubungan, seperti usia, riwayat keluarga terkena diabetes, IMS, kadar glukosa, dan lain-lain.

- b. Kemudian untuk algoritma prediksi Diabetes Melitus lainnya terdapat algoritma *Naïve Bayes* penelitian yang dilakukan oleh (Supandi, et al., 2022) tentang prediksi diabetes melitus dengan akurasi mencapai 95,94%,
- c. *Decision Tree* yang dilakukan oleh (Noviandi, 2018) dengan akurasi sebesar 70,32%,
- d. *K-NN Method* penelitian oleh (Taufiq, et al., 2022) dengan akurasi sebesar 72%,
- e. *Support Vector Machine* (SVM) penelitian yang dilakukan oleh (Wafa, et al., 2022) dengan akurasi sebesar 91%,
- f. *Random Forest* yang diterapkan dalam penelitian oleh (Apriliah, et al., 2021) dengan akurasi hampir sempurna, yaitu 97,88%,
- g. Kemudian yang terakhir adalah algoritma prediksi *Evolving Artificial Neuron Network* yang dilakukan oleh (Santoso, et al., 2020) dengan akurasi sebesar 83,55%.

Berdasarkan beberapa penelitian yang sudah dilakukan terkait algoritma prediksi Diabetes Melitus beserta persentase akurasinya diatas dipilih algoritma dengan persentase akurasi diatas 90%, yaitu *Support Vector Machine* dengan akurasi 91%, *Naïve Bayes* dengan akurasi 95,94%, dan *Random Forest* dengan akurasi sebesar 97,88%. Persentase 90% dipilih karena nilainya yang terbilang tinggi sehingga *gap* antara nilai benar dari hasil *output* sistem yang dibandingkan dengan nilai aktual semakin kecil.

Setelah mengetahui persentase faktor risiko terjadinya komplikasi pada penderita Diabetes Melitus dan algoritma pilihan yang memiliki akurasi tertinggi, perlu adanya usulan upaya pencegahan berdasarkan hasil prediksi yang diperoleh dari algoritma *machine learning* yang dibangun. Salah satu upaya yang dapat dilakukan adalah dengan penerapan metode *Failure Mode and Effects Analysis* (FMEA), yaitu metode yang digunakan untuk menganalisis faktor risiko, mengidentifikasi sumber dan akar penyebab terjadinya suatu masalah, serta potensi kegagalan suatu sistem berdasarkan tingkat keparahan dan kemungkinan terjadinya kegagalan tersebut (Basori & Supriyadi, 2017). Dalam hal ini FMEA juga dapat diterapkan untuk sebagai penentuan langkah preventif yang mungkin dilakukan untuk mencegah komplikasi penyakit Diabetes Melitus yang terjadi berdasarkan identifikasi faktor risikonya. Berdasarkan persentase data tersebut, maka perlu adanya upaya pencegahan yang dilakukan untuk menurunkan potensi pasien terkena komplikasi Diabetes Melitus yang dalam hal ini menjadi latar belakang penelitian

tentang integrasi *machine learning* dan FMEA sebagai upaya pencegahan komplikasi penyakit Diabetes Melitus di Daerah Istimewa Yogyakarta.

1.2 Rumusan Masalah

Berikut merupakan rumusan masalah yang digunakan dalam penelitian yang dilakukan:

1. Bagaimana hasil dari komparasi ketiga algoritma prediksi *supervised machine learning*, yaitu *Support Vector Machine* (SVM), *Naïve Bayes*, dan *Random Forest*?
2. Bagaimana hasil dari integrasi antara algoritma prediksi *supervised machine learning* terpilih dengan metode *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA) dalam mencegah komplikasi penyakit diabetes melitus Tipe II?
3. Apa usulan pencegahan komplikasi diabetes melitus yang dapat diberikan berdasarkan hasil perhitungan dari FMEA yang dilakukan?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang sudah dideskripsikan sebelumnya, maka dapat ditentukan tujuan dari penelitian yang dilakukan, yaitu:

1. Untuk mengetahui hasil dari analisis komparasi ketiga algoritma prediksi *supervised machine learning*, yaitu *Support Vector Machine* (SVM), *Naïve Bayes*, dan *Random Forest*.
2. Mengetahui bagaimana integrasi dari algoritma prediksi *supervised machine learning* pilihan dengan metode *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA) dalam mencegah komplikasi penyakit Diabetes Melitus Tipe II.
3. Memberikan usulan pencegahan komplikasi diabetes melitus berdasarkan hasil perhitungan FMEA yang diperoleh.

1.4 Manfaat Penelitian

Dari penelitian yang dilakukan haruslah memberikan manfaat bagi beberapa pihak, diantaranya sebagai berikut:

1. Membantu tenaga medis dalam melakukan diagnosis komplikasi penderita penyakit diabetes melitus

2. Pasien dan tenaga medis dapat mengambil tindakan lebih awal sebagai preventif sebelum terjadinya komplikasi pada penderita diabetes melitus
3. Pasien dan tenaga medis dapat mengukur probabilitas atau potensi pasien terkena komplikasi penyakit Diabetes Melitus dan langkah pencegahannya.
4. Membantu pengembangan keilmuan di bidang kesehatan dan teknologi berdasarkan evaluasi dan uji performansi yang dilakukan

1.5 Batasan Penelitian

Agar penelitian yang dilakukan dapat lebih terarah dan topik yang dibahas tidak meluas, maka perlu dilakukan pembatasan lingkup penelitian. Berikut merupakan batasan lingkup penelitian yang dilakukan:

1. Digunakan 421 *dataset* pasien yang sedang mengalami diabetes melitus Tipe II yang diperoleh dari Rumah Sakit Panti Rapih Yogyakarta dan Komunitas Sobat Diabet yang ada di Yogyakarta.
2. Objek penelitian hanya berfokus pada prediksi probabilitas terkena komplikasi penyakit diabetes melitus tipe II serta usulan pencegahan komplikasi yang mungkin terjadi.
3. Komparasi algoritma *machine learning* hanya dilakukan untuk 3 algoritma prediksi, yaitu *Support Vector Machine* (SVM), *Naïve Bayes*, dan *Random Forest* dengan dasar pemilihan algoritma berdasarkan penelitian serupa yang pernah dilakukan sebelumnya yang menghasilkan persentase akurasi diatas 90%.
4. Usulan pencegahan komplikasi diabetes melitus Tipe II diberikan berdasarkan hasil dari penerapan dan analisis metode *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA).

1.6 Statistika Penulisan

Dalam penulisan hasil penelitian ini dibagi menjadi beberapa bagian yang tersusun agar penyusunan hasilnya bisa rapi dan terstruktur, berikut sistematika penulisan dan penjelasannya:

BAB I PENDAHULUAN

Pada BAB I ini dibahas mengenai latar belakang yang menjadi landasan penelitian yang didalamnya berisikan informasi pendukung yang kredibel berdasarkan penelitian atau studi yang pernah dilakukan sebelumnya, sehingga masalah yang ingin diselesaikan dapat lebih

terarah dan mengerucut. Berdasarkan permasalahan yang sudah didefinisikan dan ingin diselesaikan pada pembahasan latar belakang, disusunlah rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian, dan statistika penelitian. Keenam poin tersebut dilakukan sebagai tahapan awal yang mendasari dilakukannya penelitian.

BAB II DASAR TEORI

Dalam BAB II ini berisikan teori-teori yang mendukung penelitian dan membantu peneliti dalam menyelesaikan penelitian. Pada BAB ini akan ditinjau dari dua aspek, yaitu kajian induktif dan kajian deduktif yang keduanya bersumber dari sumber yang kredibel seperti jurnal, buku, studi literatur, dan sumber lainnya.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Alur penelitian yang terstruktur dan metode penelitian yang tepat sangat dibutuhkan bagi peneliti agar proses penelitian yang dilakukan dapat lebih terarah dan mudah dilakukan. Dalam BAB III ini berisikan beberapa pembahasan, diantaranya adalah objek penelitian, pengumpulan data, kerangka penelitian, tahap pengolahan data, analisis hasil serta diagram alir (*flowchart*).

BAB IV PEMBAHASAN

Pada BAB IV ini dijelaskan tentang tahapan pengumpulan dan pengolahan data yang dilakukan dalam penelitian. Hasil olah data yang dilakukan kemudian akan dianalisis untuk diambil kesimpulan yang menjawab rumusan masalah sekaligus menjadi *output* dari penelitian. Dalam hal ini, pengumpulan data dilakukan untuk mendapatkan *dataset* yang menjadi *input* pengolahan data, dimana pengumpulan *dataset* tersebut dilakukan dengan metode wawancara, kuesioner, observasi langsung ke rumah sakit.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Pada BAB yang menjadi pembahasan akhir dari penulisan penelitian yang dilakukan ini, akan dibahas mengenai hasil dari pengolahan data yang dilakukan pada BAB sebelumnya. Pada BAB ini pula, kesimpulan yang dituliskan akan menjawab rumusan masalah yang sudah

didefinisikan pada BAB I. Dari hasil yang dicapai tersebut diperlukan adanya saran baik untuk penelitian yang dilakukan maupun untuk penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kajian Literatur

Dalam kajian literatur berisikan pembahasan dan perbandingan mengenai penelitian-penelitian yang sebelumnya pernah dilakukan untuk menjadi rujukan dalam penelitian ini. Hal tersebut juga berkaitan dengan *State of the Art* untuk menentukan posisi penelitian yang dilakukan, sekaligus sebagai bentuk *improvement* dan evaluasi dari penelitian terdahulu.

Penelitian dilakukan oleh (Dagliati, et al., 2018) yang membahas tentang upaya prediksi komplikasi diabetes melitus, yaitu *retinopathy*, *neuropathy*, dan *nephropathy* dengan penerapan algoritma *logistic regression*. *Dataset* berisi data 1000 pasien yang terkena diabetes melitus tipe 2 dengan atribut data penelitian diantaranya adalah jenis kelamin, usia, waktu setelah didiagnosis, Indeks Massa Tubuh (IMT), hemoglobin terglikasi, dan kebiasaan merokok. Akurasi yang didapatkan dari penerapan *logistic regression* adalah 83,8%. Dari hasil persentase tersebut disimpulkan bahwa lamanya durasi terdiagnosa diabetes melitus dan Indeks Massa Tubuh menjadi faktor risiko utama seorang pasien terkena retinopati dan neuropati. Sedangkan Hipertensi adalah faktor risiko utama seorang pasien terkena retinopati dan nefropati.

Penelitian lainnya dilakukan oleh (Shin, et al., 2021) yang meneliti terkait salah satu komplikasi mayor pada penyakit diabetes melitus tipe 2, yaitu *Diabetic Sensorimotor Polyneuropathy* (DSPN), yang bertujuan untuk mengidentifikasi lebih awal risiko terjadinya *neuropathic pain* dan amputasi kaki pada penderita. Sebanyak 470 pasien diklasifikasikan menjadi empat kelompok yang terbagi menjadi kelompok normal (n=93), mungkin (n=91), paling mungkin (n=13), dan dikonfirmasi (n=273) terkena komplikasi neuropati atau amputasi kaki. Hal tersebut kemudian didukung dengan penggunaan algoritma *Random Forest* yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 74,4% dengan nilai *Area Under Curve* (AUC) adalah 82,5%. Variabel penelitian yang digunakan diantaranya adalah usia, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, indeks

massa tubuh (IMT), durasi penyakit (dari diagnosis awal T2DM hingga tanggal tindak lanjut terakhir di rumah sakit), riwayat merokok, riwayat keluarga T2DM, dan pengetahuan tentang penyakit maupun komplikasi diabetes itu sendiri.

Cardiac Autonomic Neuropathy (CAN) merupakan salah satu komplikasi diabetes melitus yang memiliki peningkatan prevalensi yang cukup signifikan dan dianggap cukup menantang untuk dideteksi dalam aturan klisini oleh rekan medis. Hal ini berhubungan dengan enlitian yang dilakukan oleh (Abdalrada, et al., 2022) yang bertujuan untuk membangun sistem prediksi komplikasi CAN agar dapat diketahui gejalanya lebih awal oleh pasien yang didiagnosa diabetes melitus Tipe 2, khususnya di wilayah Australia. Penelitian ini menggunakan 200 *CAN-related test* pada 2000 pasien dengan variabel yang diuji adalah fungsi saraf, *ewing-test*, bikomia darah, faktor demografi, dan riwayat kesehatan. Digunakan rasio 90% untuk *training model* dan 10% untuk *evaluate performance* pada model *machine learning* yang dibangun. Hasil dari penelitian ini terdapat total 237 pasien yang terkena diabetes, dengan 105 diantaranya terdiagnosa komplikasi CAN dan 132 sisanya tidak. Parameter hasil yang diperoleh sebesar 87,34% untuk akurasi dan 87,12% untuk sensitivitasnya. Pembangunan sistem atau model ini dapat berguna bagi penyedia layanan kesehatan untuk memprediksi terjadinya CAN pada pasien diabetes, memantau perkembangannya, dan memberikan intervensi tepat waktu.

Faktor risiko *Diabetic Retinopathy (DR)* diselidiki secara ekstensif dalam studi sebelumnya, tetapi masih belum diketahui faktor risiko mana yang lebih terkait dengan DR daripada yang lain. Pencegahan lebih awal dalam mendeteksi DR terkait faktor risiko lebih akurat akan memudahkan strategi pencegahan dini untuk retinopati diabetik secara maksimal kepada populasi berisiko tinggi. Tujuan dari penelitian ini adalah membangun model prediksi DR pada diabetes melitus tipe 2 menggunakan algoritma *machine learning*, yaitu *Support Vector Machine*, *Decision Trees*, *Artificial Neural Networks*, dan *Logistic Regressions*. Algoritma yang memiliki akurasi paling tinggi adalah *Support Vector Machine* dengan perentase sebesar 83,9% dan nilai AUCnya adalah 79,5%. Hasil tersebut didapatkan dari *dataset* yang berisi 3.734 data pasien diabetes dengan 60% *data training set*, 20% *data validation set*, dan 20% *data test set*. Model ini dapat mengidentifikasi penggunaan insulin dan durasi diabetes yang dapat diinterpretasikan

untuk membantu memberikan keputusan klinis dalam mengidentifikasi populasi berisiko tinggi untuk risiko *Diabetic Retinopathy* (DR).

Komplikasi yang terjadi pada diabetes melitus tipe 2 menjadi hal yang sering terjadi, dimana hal itu disebabkan karena kurangnya pemahaman faktor risiko yang dialami oleh penderita karena gejala yang sukar pula untuk dikenali. Dalam penelitian yang dilakukan oleh (Momenzadeh, et al., 2022) ditunjukkan bagaimana peran *machine learning* dalam membantu penderita diabetes melitus untuk lebih mengenali gejala dan faktor risiko komplikasi diabetes melitus lebih awal. Komplikasi yang diangkat dalam penelitian ini adalah neuropati, nefropati, *cardiovascular disease*, dan *ocular disease*. *Dataset* yang digunakan berisi 10.486 pasien diabetes dengan variabel penelitian diantaranya adalah jenis kelamin, *social-lifestyle history*, Indeks Massa Tubuh (IMT), kadar glukosa, kadar seratinin, demografi, dan data laboratorium. Dari total 1000 data yang ada, digunakan rasio 80% *data training* dan 20% *data test set* yang menghasilkan akurasi sebesar 74,7% pada algoritma *Random Forest*.

Machine learning merupakan bidang Kecerdasan Buatan yang terus berkembang dengan menggunakan sejumlah besar data untuk mengembangkan algoritma yang dapat mendeteksi pola dan sistem. Salah satu pengaplikasian hal tersebut adalah mengembangkan model prediksi untuk komplikasi penyakit diabetes melitus yang prevalensinya terus meningkat. Seperti pada penelitian yang dilakukan pada (Rahman, Farzana, & Khanom, 2018) yang menyatakan bahwa meskipun kemajuan besar dalam Ilmu Kedokteran dan penemuan penyakit kompleks membuat setiap orang lebih sadar akan kesehatan, tidak ada cara dalam Ilmu Kedokteran untuk memprediksi prevalensi penyakit. Namun, dengan memiliki data yang relevan, metode *machine learning* dapat memprediksi timbulnya banyak penyakit. Dalam penelitiannya dibahas mengenai analisis komparatif dari berbagai algoritma *machine learning*, tepatnya *Naïve Bayes* dan *Decision Tree* yang penerapannya dapat memprediksi komplikasi kesehatan terkait Diabetes Mellitus. Komplikasi spesifik yang dibahas dalam penelitian ini diantaranya adalah *Nephropathy*, *Cardiovascular disease*, *Retinopathy*, *Neuropathy*. Digunakan *dataset* yang bersumber dari Tokyo Womens Medical University Hospital di Jepang dengan variabel penelitian diantaranya adalah Indeks Massa Tubuh (IMT), jenis kelamin, usia, tekanan darah sistol dan diastol, plasma glukosa, kadar insulin, hemoglobin,

porinsulin, glikoalbumin, dan lain-lain. Dalam penelitian ini dihasilkan akurasi algoritma *Decision Tree* menghasilkan sebesar 87% dan *Naïve Bayes* sebesar 74%.

Penelitian lain yang dilakukan oleh (Zou, et al., 2022) dilatarbelakangi oleh salah satu komplikasi dari penyakit diabetes, yaitu *Diabetic Kidney Disease* (DKD), yang menjadi penyebab paling umum dari penyakit *End-Stage Renal Disease* (ESRD). Hal tersebut berkaitan dengan peningkatan morbiditas dan mortalitas pada pasien diabetes yang faktor risikonya sulit diketahui oleh pasien sehingga menyebabkan komplikasi penyakit DKD tersebut terjadi. Pada Juli 2019, total 319 pasien Diabetes Melitus tipe 2 di Cina terkonfirmasi terkena komplikasi DKD dan membutuhkan waktu penanganan paling minimal 1 tahun lamanya. Dalam hal ini, upaya pencegahan komplikasi DKD berdasarkan identifikasi beberapa faktor lima klinis dan patologis (Cystatin-C, albumin serum (sAlb), hemoglobin (Hb), total protein di urin selama 24 jam, dan perkiraan laju filtrasi glomerulus) dilakukan menggunakan pendekatan *machine learning* algoritma *Random Forest* (RF). Performansi yang dihasilkan dari algoritma RF berdasarkan kelima faktor klinis dan patologis sebesar 82,65% dengan nilai *Area Under Curve* (AUC) tertingginya 90%. Hasil tersebut diperoleh dari total *dataset* berjumlah 390 yang dibagi menjadi 292 *training set* dan 98 *validation set*.

Penelitian yang lain mengenai peran *machine learning* dalam kasus komplikasi diabetes melitus juga pernah dilakukan oleh (Jing Li, et al., 2022) yang bertujuan untuk mengevaluasi model prediksi komplikasi diabetes melitus pada penderita *metabolic syndrom*. Penelitian ini menggunakan data historis 6 tahun yang lalu dari 4510 responden *metabolic syndrom* dengan rentang usia 7-8 tahun yang sebelumnya tidak pernah dinyatakan mengidap diabetes melitus. Prediksi dan klasifikasi penyakit diabetes ini dilakukan dengan pendekatan *machine learning*, yaitu algoritma *logistic regression*, *random forest*, dan *XGBoost*. Untuk masing-masing algoritma tersebut, total terdapat lima model yang dibangun, tiga model untuk evaluasi per tahun (tahun 1, tahun 2, dan tahun 3) dan dua untuk model rentang tahun (tahun 1–2 dan tahun 1–3).

Prediksi ciri pasien diabetes melitus mana yang kondisinya paling mungkin untuk terkena komplikasi diabetes melitus, dimana hal ini akan menjadi pendukung keputusan apakah seorang pasien harus menjalani rawat inap atau cukup dengan rawat jalan (Baker & Saeed, 2021). Atribut yang digunakan dalam penelitian ini antara lain tahun terkena

infeksi, pembengkakan pada bagian tubuh, ketoasidosis, dan kaki septik diabetik. Dalam menghadapi perihai tersebut, peneliti menggunakan pendekatan *machine learning*, tepatnya *logistic regression*, *random forest*, dan *k-nearest neighbor* (KNN). Ketiga algoritma tersebut dibandingkan untuk mencari nilai akurasi paling optimal yang dapat diterapkan, dan didapati algoritma dengan hasil performansi akurasi tertinggi adalah algoritma *Logistic Regression* dengan tingkat akurasi sebesar 81%, sedangkan dua algoritma lainnya, yaitu *Random Forest* sebesar 78% dan KNN sebesar 76%. Dengan hasil tersebut dapat berguna untuk pasien karena dapat membantu identifikasi probabilitas komplikasi dan juga membantu tenaga medis untuk membuat keputusan apakah seorang pasien yang mengalami diabetes bisa melakukan rawat jalan atau harus diopname untuk mencegah terjadinya komplikasi.

Peran *machine learning* dapat berperan penting dalam pengembangan aplikasi di bidang kesehatan. Seperti penelitian yang dilakukan oleh (Alazzam, et al., 2021) yang membuat aplikasi monitoring penyakit diabetes melitus untuk mencegah komplikasi penyakit jantung berbaris *mobile apps* dengan penerapan algoritma prediksi *Support Vector Machine* (SVM). Penelitian ini bertujuan untuk memudahkan dokter melakukan pemantauan jarak jauh kepada pasien dengan sistem yang dibangun berdasarkan *physician feedback* dari dokter dan pengumpulan data dari penderita diabetes beserta data pengobatan yang sesuai. Nilai akurasi dari algoritma menunjukkan nilai 86% berdasarkan *real time activity* dari *mobile apps*, dimana nilai tersebut dianggap cukup untuk membantu pasien untuk melakukan *self-manage* dan dokter pun juga mudah dalam mengawasi keadaan pasiennya. Dalam penelitian ini digunakan 768 *dataset* dengan rasio *data test* dan *data trainingnya* dilakukan beberapa percobaan, yaitu untuk rasio 10:90, 15:85, 20:80, 25:75, dan 30:70.

Diabetes merupakan masalah yang memiliki peningkatan signifikan di negeri Cina, dimana hal tersebut juga menjadi salah satu penyebab banyak warganya yang terkena komplikasi karena kurangnya kualitas kesehatan masyarakat yang menunjang. Hal tersebut yang melatarbelakangi penelitian oleh (Jun Li, et al., 2021) yang membangun model untuk prediksi komplikasi diabetes melitus. Penelitian ini menggunakan *tongue diagnosis instrument* atau diagnosis adanya komplikasi berdasarkan gambar lidah dari pasien untuk mengetahui gejala awal komplikasi *pradiabetic* dan *diabetics* secara

noninvasif. Algoritma yang digunakan dalam penelitiannya adalah *XGBoost* dengan hasil performansi, yaitu 90,7% untuk nilai AUORC, 79,7% untuk nilai *Recall*, 82% untuk nilai *precision*, dan 77,4% untuk nilai F1-Score. Digunakan 570 kasus dengan pembagian *training set* 60%, *validation set* 20%, dan *test set* 20%.

Kemajuan bioteknologi dan infrastruktur kesehatan publik sangat penting dalam menghasilkan dan mengolah data di bidang kesehatan yang kritis dan sensitif sehingga dapat membantu masyarakat yang terkena penyakit tertentu dalam proses penyembuhan dan pemulihannya. Berkaitan dengan hal tersebut maka perlu adanya teknik atau *tools* yang dapat menemukan pola data menarik untuk selanjutnya diidentifikasi yang menghasilkan suatu hasil prediksi dengan persentasi yang maksimal. (Butt, et al., 2021) melakukan penelitian terkait prediksi komplikasi diabetes melitus yang menyebabkan kerusakan jantung, ginjal, dan saraf berdasarkan peningkatan glukosa dengan pendekatan *machine learning* algoritma *Logistic Regression* yang diimplementasikan kedalam aplikasi untuk memonitoring glukosa darah, aktivitas fisik penderita, injeksi insulin, dan *nutritional information*. Hasil performansi algoritma yang digunakan mencapai 86,08% dengan *dataset* yang digunakan adalah PIMA *Indian Diabetes*, tepatnya 768 *dataset* dengan rentang usia data 21 tahun. Atribut data yang digunakan diantaranya adalah kadar glukosa, tekanan darah, *skin thickness*, insulin, Indeks Massa Tubuh (IMT), *Diabetes Pedigree Function*, usia, dan kehamilan.

Tabel 2. 1 *State of the Art*

No.	Judul	Algoritma atau Metode									
		Naïve Bayes	Support Vector Machine	K-Nearest Neighbor	Random Forest	Neural Network	Logistic Regression	XGBoost	Failure Mode and Effect Analysis (FMEA)	Decision Tree	Artificial Neural Network (ANN)
1.	Machine Learning Methods to Predict Diabetes Complications (Dagliati, et al., 2018)						✓				
2.	Prediction of Diabetic Sensorimotor Polyneuropathy Using Machine Learning Techniques (Shin, et al., 2021)				✓						
3.	Prediction of Cardiac Autonomic Neuropathy						✓				

No.	Judul	Algoritma atau Metode									
		Naïve Bayes	Support Vector Machine	K-Nearest Neighbor	Random Forest	Neural Network	Logistic Regression	XGBoost	Failure Mode and Effect Analysis (FMEA)	Decision Tree	Artificial Neural Network (ANN)
4.	Using a Machine Learning Model in Patients with Diabetes (Abdalrada, et al., 2022) Predicting Diabetic Retinopathy and Identifying Interpretable Biomedical Features Using Machine Learning Algorithms (Tsao, et al., 2018)		✓							✓	✓
5.	Clinical Interpretation of Machine Learning Models for Prediction of Diabetic				✓						

No.	Judul	Algoritma atau Metode									
		Naïve Bayes	Support Vector Machine	K-Nearest Neighbor	Random Forest	Neural Network	Logistic Regression	XGBoost	Failure Mode and Effect Analysis (FMEA)	Decision Tree	Artificial Neuron Network (ANN)
	Complications using Electronic Health Records (Momenzadeh, et al., 2022)										
6.	Prediction of Diabetes Induced Complications Using Different Machine Learning Algorithms (Rahman, et al., 2018)	✓								✓	
7.	Development and Internal Validation of Machine Learning Algorithms for End-Stage Renal Disease Risk Prediction Model of				✓						

No.	Judul	Algoritma atau Metode									
		Naïve Bayes	Support Vector Machine	K-Nearest Neighbor	Random Forest	Neural Network	Logistic Regression	XGBoost	Failure Mode and Effect Analysis (FMEA)	Decision Tree	Artificial Neuron Network (ANN)
	People with Type 2 Diabetes Mellitus and Diabetic Kidney Disease (Zou, et al., 2022)										
	Predicting Diabetes in Patients with Metabolic Syndrome										
8.	Using MachineLearning Model Based on Multiple Years' Data (Jing Li, et al., 2022)				✓		✓	✓			
9.	A Comparative Analysis of Machine Learning Algorithms to Build a			✓	✓		✓				

No.	Judul	Algoritma atau Metode									
		Naïve Bayes	Support Vector Machine	K-Nearest Neighbor	Random Forest	Neural Network	Logistic Regression	XGBoost	Failure Mode and Effect Analysis (FMEA)	Decision Tree	Artificial Neuron Network (ANN)
10.	<i>Predictive Model for Detecting Diabetes Complications (Baker & Saeed, 2021)</i> <i>Machine Learning Implementation of a Diabetic Patient Monitoring System Using Interactive E-App (Alazzam, et al., 2021)</i>		✓								
11.	<i>A Tongue Features Fusion Approach to Predicting Prediabetes and Diabetes</i>							✓			

No.	Judul	Algoritma atau Metode									
		Naïve Bayes	Support Vector Machine	K-Nearest Neighbor	Random Forest	Neural Network	Logistic Regression	XGBoost	Failure Mode and Effect Analysis (FMEA)	Decision Tree	Artificial Neuron Network (ANN)
12.	<i>with Machine Learning</i> (Jun Li, et al., 2021) <i>Machine Learning Based Diabetes Classification and Prediction for Healthcare Applications</i> (Butt, et al., 2021) <i>Integrasi Supervised Machine Learning dan Metode Failure Mode and Effect Analysis Sebagai Upaya Pencegahan Komplikasi Penyakit Diabetes Melitus di</i>						✓				
13.	<i>Effect Analysis Sebagai Upaya Pencegahan Komplikasi Penyakit Diabetes Melitus di</i>	✓	✓		✓				✓		

No.	Judul	Algoritma atau Metode									
		<i>Naïve Bayes</i>	<i>Support Vector Machine</i>	<i>K-Nearest Neighbor</i>	<i>Random Forest</i>	<i>Neural Network</i>	<i>Logistic Regression</i>	<i>XGBoost</i>	<i>Failure Mode and Effect Analysis (FMEA)</i>	<i>Decision Tree</i>	<i>Artificial Neuron Network (ANN)</i>
	Daerah Istimewa Yogyakarta (Nabila Fithri Azizah, 2023)										

Berdasarkan kajian diatas dapat disimpulkan bahwa penerapan *machine learning* dapat dilakukan dan bermanfaat di bidang kesehatan, dalam hal ini terkhusus untuk prediksi komplikasi Diabetes Melitus. Tabel diatas bertujuan untuk mengetahui posisi penelitian kali ini dengan yang pernah dilakukan sebelumnya dan berdasarkan hasil kajian beberapa jurnal diatas menunjukkan bahwa algoritma yang akan digunakan dalam penelitian ini, yaitu *Support Vector Machine* (SVM), *Naïve Bayes*, dan *Random Forest*, sebelumnya sudah pernah digunakan pada penelitian sebelumnya. Dari tabel kajian literatur diatas juga menunjukkan bahwa banyak *Random Forest* merupakan algoritma yang kegunaannya mendominasi 50% tabel diatas dengan rata-rata tingkat akurasi diatas 75%. Namun, apabila ditinjau secara keseluruhan, kajian literatur diatas tidak ditemukan saran pencegahan yang dapat dilakukan oleh penderita diabetes melitus atau dapat dikatakan bahwa penelitian hanya berhenti sampai di prediksinya saja tanpa ada usulan pencegahan dari masing-masing komplikasi yang sudah terprediksi. Oleh karena itu, pada penelitian kali ini akan dilakukan *improvement* dengan melakukan prediksi jenis komplikasi apa yang mungkin terjadi berdasarkan beberapa gejala yang dirasakan

beserta persentase kemungkinan komplikasi itu akan terjadi pada penderita diabetes melitus dan juga akan adanya saran sebagai upaya pencegahan komplikasi bagi pasien yang didiagnosa penyakit diabetes. Diharapkan dengan hal tersebut, penderita Diabetes Melitus dapat melakukan pencegahan lebih awal sebelum terkena komplikasi yang serius. Akan digunakan metode *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA) untuk mengetahui upaya pencegahan komplikasi diabetes dengan mengetahui apa yang bisa dilakukan berdasarkan tingkat intensitas kejadian gejala yang terjadi serta keparahannya. Selain itu, objek penelitian juga dilakukan di Daerah Istimewa Yogyakarta yang menduduki peringkat ketiga di Indonesia sebagai wilayah yang memiliki kasus diabetes terbanyak ketiga di Indonesia, setelah Kalimantan Timur dan Jakarta. Pemilihan algoritma juga didasarkan pada beberapa penelitian sebelumnya tentang prediksi komplikasi diabetes yang memiliki nilai akurasi tinggi.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 *Diabetes Melitus*

Diabetes Melitus merupakan penyakit metabolik yang disebabkan karena kekurangan sekresi insulin dan gangguan aktifitas insulina atau keduanya yang ditandai dengan tingginya glukosa dalam darah (Bulu A., et al., 2019). Kondisi ini sering disebut dengan *Hyperglukemia* Kronik pada diabetes yang dapat berakibat pada kerusakan bahkan disfungsi beberapa organ tubuh, khususnya pada pembuluh darah, jantung, mata, saraf, dan ginjal (Amir S., et al., 2015).

Terdapat dua jenis penyakit diabetes, yaitu Diabetes tipe 1 dan Diabetes tipe 2. Diabetes tipe 1 adalah Diabetes yang tergantung kepada insulin, dimana tubuh kekurangan hormon insulin atau biasa disebut *Insulin Dependent Diabetes Mellitus* (IDDM). Hal ini disebabkan karena hilangnya sel beta penghasil insulin pada pulau-pulau Langerhans pada pancreas. Diabetes Tipe ini banyak ditemukan pada balita, anak-anak dan remaja. Sedangkan Diabetes tipe 2 memiliki hubungan yang sangat kuat dengan pola makan, obesitas dan aktivitas tubuh. Persentase penderita Diabetes Tipe 2 terhadap keseluruhan penderita penyakit diabetes berkisar antara 90-95%. Tipe ini dikenal pula dengan istilah *Non-Insulin Dependent Diabetes Mellitus* (NIDDM) (Rintyarna, 2013).

Penyakit Diabetes melitus merupakan penyakit yang memiliki kenaikan signifikan di beberapa negara, khususnya Indonesia. Hal tersebut ditunjukkan berdasarkan data dari *International Diabetes Federation* (IDF) yang memprediksi bahwa persentase penderita diabetes di Indonesia dapat meningkat 47% pada tahun 2045 dengan jumlah penderita dapat mencapai 783,7 juta jiwa, dimana hal tersebut juga ditinjau berdasarkan kenaikan jumlah penderita diabetes melitus yang melonjak sampai ke angka 167% dari tahun 2011 – 2021, tepatnya dari 7,29 juta jiwa dan meningkat menjadi 19,47 juta jiwa (Pebrianti, et al., 2022). Laporan Riskesdas tahun 2018 menunjukkan bahwa prevalensi Diabetes Melitus yang terdiagnosis oleh dokter pada penduduk umur ≥ 15 tahun adalah 2%. Hal ini menunjukkan bahwa ada peningkatan prevalensi di Indonesia dibandingkan hasil

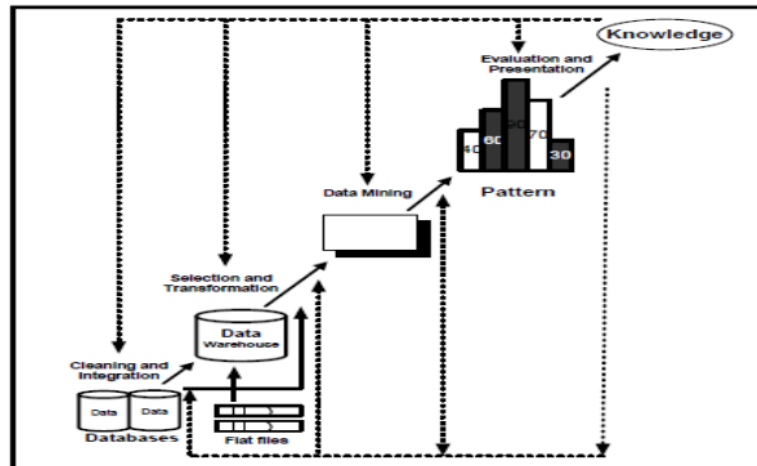
Riskesdas 2013 yaitu 1,5%. Berdasarkan pengelompokan usia, penderita Diabetes Melitus terbanyak ada pada kelompok usia 55-64 tahun dan 65-74 tahun (Millita, et al., 2021).

Berdasarkan studi yang pernah dilakukan oleh (Hestiana, 2017), dapat dikatakan bahwa terdapat beberapa faktor penyebab meningkatnya penyakit Diabetes Melitus, khususnya di Indonesia, salah satunya adalah rendahnya wawasan dan tingkat kepatuhan masyarakat dalam menanggapi gejala penyakit yang dialaminya, sehingga adanya komplikasi yang terjadi. Komplikasi Diabetes Melitus dapat mempengaruhi sebagian besar aspek kehidupan penderitanya, seperti adanya peningkatan risiko terjadinya penyakit jantung, stroke, neuropati di kaki bahkan keharusan untuk amputasi, retinopati, gagal ginjal, bahkan dapat mengancam jiwa bahkan kematian apabila tidak segera ditangani (Wulan, et al., 2020).

2.2.2 *Data Mining*

Data Mining merupakan salah satu cara yang memanfaatkan penerapan *machine learning* untuk mendapatkan informasi dengan melakukan prediksi berdasarkan pola atau aturan tertentu dari suatu objek dalam data besar. *Data Mining* juga sering disebut *Knowledge Discovery in Database* (KDD) yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis, untuk menemukan keteraturan pola atau hubungan dalam *dataset* yang berukuran cukup besar. Keluaran dari *data mining* ini bisa dipakai untuk memperbaiki pengambilan keputusan di masa depan. *Data Mining* memiliki beberapa sifat, diantaranya adalah *classification (predictive)*, *clustering (descriptive)*, *association rules (descriptive)*, *regression (descriptive)*, dan *deviation detection predictive*) (Gilchrist M., et al., 2012). Dalam menerapkan *data mining* terdapat beberapa tahapan, diantaranya adalah (Santoso, et al., 2016):

1. Pembersihan Data (*data cleaning*), yaitu proses menghilangkan *noise* dan data yang tidak relevan atau konsisten yang dapat berpengaruh pada hasil dan performansi metode yang akan diperoleh
2. Integrasi data (*data integration*), yaitu penggabungan data dari berbagai *database* ke dalam satu *database* baru.
3. Seleksi data (*data selection*), yaitu proses pemilihan data yang sesuai untuk digunakan dalam sistem pengambilan suatu keputusan, karena tidak jarang semua data dari *database* bisa digunakan.
4. *Data Transformation*, yaitu proses mengubah atau menggabungkan kedalam format yang sesuai untuk diproses kedalam *data mining*
5. Proses *Mining*, yaitu proses utama yang bertujuan untuk menemukan *knowledge* atau informasi yang bahkan tersembunyi dari data yang ada.
6. *Pattern Evaluation*, yaitu untuk mengidentifikasi pola-pola menarik kedalam *knowledgebased* yang ditemukan.
7. Presentasi Pengetahuan, yaitu proses visualisasi dan penyajian pengetahuan mengenai metode yang digunakan dan membantu mengkomunikasikan hasil *data mining* yang diperoleh.

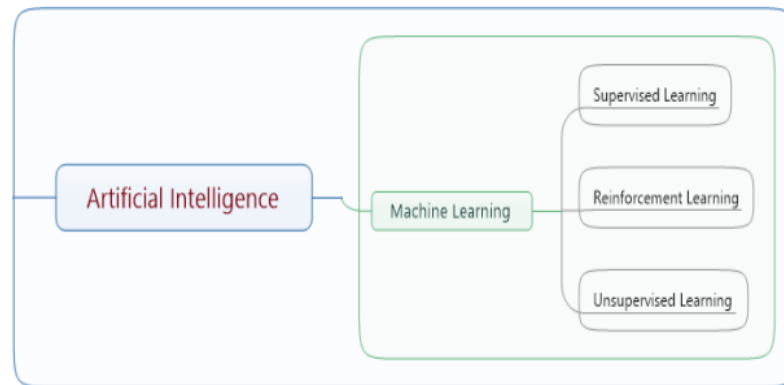


Gambar 2. 1 Visualisasi Tahapan *Data Mining*

Sumber: *Google Image*, 2023

2.2.3 *Machine Learning*

Machine Learning adalah suatu area dalam *artificial intelligence* atau kecerdasan buatan yang berhubungan dengan pengembangan teknik-teknik yang bisa diprogramkan berdasarkan data dari data masa lalu. *Machine Learning* juga dapat didefinisikan sebagai salah satu implementasi algoritma matematika yang diadopsi untuk menghasilkan suatu prediksi dan pengetahuan atau informasi berdasarkan pembelajaran historis dari data yang ada sehingga suatu sistem atau komputer dapat meningkatkan kecerdasannya (Budiharto W., 2017). *Machine learning* memiliki fokus pada pengembangan sebuah sistem yang mampu belajar sendiri untuk memutuskan sesuatu, tanpa harus berulang kali diprogram oleh manusia. Dengan metode tersebut, mesin tidak hanya bisa menemukan aturan untuk perilaku optimal dalam pengambilan keputusan, namun juga bisa beradaptasi dengan perubahan yang terjadi (Wahyono, 2018).



Gambar 2. 2 Skema *Artificial Intelligence* dan *Machine Learning*

Sumber: *Google Image*, 2023

Machine learning sendiri terbagi menjadi tiga kategori, yaitu *Supervised Learning*, *Unsupervised Learning*, *Reinforcement Learning* (Somvanshi M. & Chavan P., 2016). *Supervised Learning* adalah metode klasifikasi dimana kumpulan data sepenuhnya diberikan label untuk mengklasifikasikan kelas yang tidak dikenal. *Supervised learning* dikelompokkan lebih lanjut dalam masalah klasifikasi dan regresi. Masalah klasifikasi adalah ketika variabel output berbentuk kategori, seperti merah atau biru atau penyakit dan tidak ada penyakit (Brownlee, 2016). Sedangkan teknik *Unsupervised Learning* sering disebut *cluster* dikarenakan tidak ada kebutuhan untuk pemberian label dalam kumpulan data dan hasilnya tidak mengidentifikasi contoh di kelas yang telah ditentukan (Thupae R., et al., 2018). Kemudian *Reinforcement Learning* biasanya berada antara *Supervised Learning* dan *Unsupervised Learning* (Board, 2017), teknik ini bekerja dalam lingkungan yang dinamis dimana konsepnya harus menyelesaikan tujuan tanpa adanya pemberitahuan dari komputer secara eksplisit jika tujuan tersebut telah tercapai (Das S. & Nene M.J., 2017).

2.2.4 *Algoritma Klasifikasi dalam Prediksi Keputusan*

Prediksi merupakan penjelasan tentang hal yang terjadi di masa yang akan datang dengan mempertimbangkan informasi, opini, dan pengalaman di masa lalu, dimana dalam

terminologi *data mining*, istilah prediksi digunakan untuk penyajian secara umum dan bergantung pada sifat alami yang secara spesifik dapat disebut dengan klasifikasi atau regresi (Angelita, 2021). Sedangkan klasifikasi merupakan penempatan objek-objek ke salah satu dari beberapa kategori yang telah ditetapkan sebelumnya. Klasifikasi telah banyak ditemui dalam berbagai studi kasus kehidupan sehari-hari. Sebagai contoh, pendeteksian pesan *email spam* berdasarkan *header* dan isi atau mengklasifikasikan harga mobil berdasarkan warna dan tahun rilisnya (Rumini & Norhikmah, 2019).

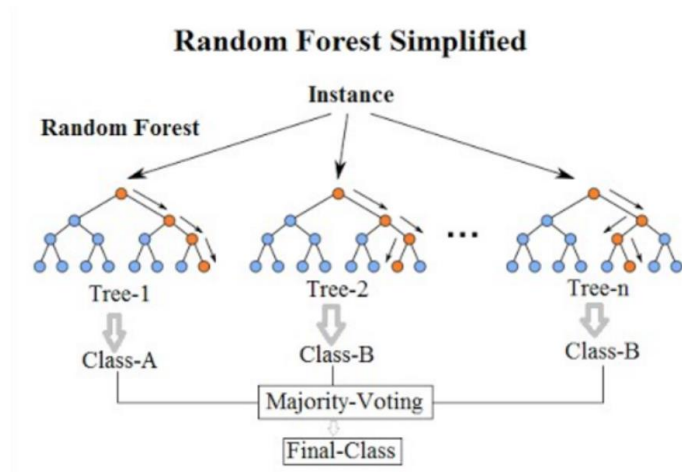
Prediksi dapat dikatakan sebagai pendekatan sistematis untuk pembuatan model klasifikasi dari sebuah *data set input*. Contoh algoritma prediksi diantaranya meliputi *decision tree classifier*, *rule-based classifier*, *neural network*, *support vector machines*, dan *Naïve Bayes classifier*. Setiap teknik menggunakan algoritma pembelajaran untuk mengidentifikasi model yang memberikan hubungan yang paling sesuai antara himpunan atribut dan label kelas dari *data input*. Model yang dibangun dengan sebuah algoritma pembelajaran haruslah sesuai dengan data input dan memprediksi dengan benar label kelas dari *record* yang belum pernah terlihat sebelumnya (Wulandari, et al., 2019).

Data input untuk melakukan prediksi menggunakan klasifikasi adalah koleksi dari *record*, dimana setiap *record* dikenal sebagai contoh, yang ditentukan oleh sebuah variabel (x, y) , dimana x adalah himpunan atribut dan y adalah atribut tertentu, yang dinyatakan sebagai label kelas (juga dikenal sebagai kategori atau atribut target). Pada umumnya klasifikasi memiliki 2 model, yaitu Pemodelan deskriptif dan pemodelan prediktif. Pemodelan deskriptif dapat bertindak sebagai alat penjelas untuk membedakan objek-objek dari kelas-kelas yang berbeda. Sedangkan pemodelan prediktif digunakan untuk memprediksi label kelas dari *record* yang tidak diketahui (Syadzali, et al., 2020).

2.2.5 *Random Forest*

Random Forest merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang merupakan pengembangan dari metode *Classification and Regression Tree* (CART), yaitu dengan

menerapkan metode *bootstrap aggregating (bagging)* dan *random feature selection* (Breiman, 2001). Algoritma ini umum digunakan karena kemudahan serta fleksibilitasnya yang tidak memerlukan banyak parameter dalam memperoleh informasi. *Random Forest* memiliki beberapa kelebihan diantaranya adalah dapat meningkatkan hasil akurasi jika terdapat data yang hilang dengan mengambil fitur terbaik sehingga dapat meningkatkan performa terhadap model klasifikasi dan efisien untuk penyimpanan sebuah data. *Random Forest* juga dapat melakukan seleksi fitur tentu *Random Forest* dapat bekerja pada *big data* bahkan dengan parameter yang kompleks secara efektif (S. Devella, et al., 2020).



Gambar 2. 3 Visualisasi Algoritma *Random Forest*

Sumber: Google Image, 2023

Algoritma *Random Forest* terdiri dari *root node*, *internal node*, dan *leaf node*. *Root node* biasa disebut akar dari pohon keputusan yang merupakan simpul atau kotak teratas pada pohon *random forest* dan tidak memiliki *edge* masuk namun memiliki nol atau lebih *edge* yang keluar (bercabang). *Internal node* memiliki tepat satu *edge* yang masuk dan memiliki 2 atau lebih simpul percabangan. Sedangkan *leaf node* merupakan simpul terakhir dalam pohon *random forest* yang tidak memiliki *output* atau percabangan dengan *input* tepat berjumlah satu. Pohon keputusan dimulai

dengan cara menghitung nilai *entropy* sebagai penentu tingkat ketidakmurnian atribut dan nilai *information gain*. Berikut rumusnya (Sandag, 2020):

$$Entropy(Y) = - \sum_i p(c|Y) \log^2 p(c|Y) \quad (2.1)$$

Dimana,

Y = Himpunan kasus

$P(c|Y)$ = Proporsi nilai Y terhadap kelas c

Information Gain (Y, a)

$$Entropy(Y) - \sum_v \epsilon Values(a) \frac{|Y_v|}{|Y_a|} Entropy(Y_v) \quad (2.2)$$

Dimana,

$Values(a)$ = Nilai yang mungkin dalam himpunan kasus a

Y_v = Subkelas Y dengan kelas v yg berhubungan dengan kelas a

Y_a = Semua nilai yang sesuai dengan a

2.2.6 *Naïve Bayes Classifier*

Naïve Bayes Classifier merupakan salah satu algoritma yang menerapkan teorema keputusan *Bayes* untuk memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya, sehingga metode ini dikenal sebagai *Teorema Bayes* (Santosa, 2007). Algoritma ini juga menggunakan pendekatan statistik yang fundamental dalam *pattern recognition* dan didasarkan pada asumsi bahwa nilai atribut saling bebas saat diberikan nilai *output* atau probabilitas pengamatan yang dilakukan secara bersamaan adalah produk atau luaran dari probabilitas individu (Mustafa, et al., 2017). *Bayesian classification* diketahui memiliki tingkat kecepatan dan nilai akurasi yang cukup tinggi

ketika diaplikasikan pada *database* yang besar. Ciri utama dari *Naive Bayes Classifier* ini adalah asumsi yang sangat kuat akan independensi dari masing-masing kondisi atau kejadian, dimana algoritma ini akan menghitung probabilitas di setiap kelas keputusan dengan syarat bahwa kelas keputusan adalah benar. Algoritma ini berdasar pada mengasumsikan bahwa atribut obyek adalah sesuatu yang independen (Olsen D.L. & Delen D., 2008). Formula perhitungan *Naive Bayes Classifier* berdasarkan probabilitas adalah sebagai berikut:

$$p(A|B).p(B) = p(B|A).p(A) \quad (2.3)$$

$$p(A_i|B) = \frac{p(A_i).(B|A_i)}{\sum_j^c = 1 p(j).p(B|A_j)} \quad (2.4)$$

Dengan mengubah nilai A_i dan A_j kedalam vector “x” maka didapatkan bentuk formula sebagai berikut:

$$p(x|i) = \frac{p(i|x).p(x)}{\sum_j^c = 1 p(j).p(x|j)} \quad (2.5)$$

Dimana,

i = Data dengan kelas yang belum diketahui

x = Hipotesis data x merupakan suatu kelas spesifik

$p(x|i)$ = Probabilitas hipotesis x jika diberikan fakta atau *record i* (*Posterior probability*) atau Probabilitas hipotesis x berdasarkan kondisi i

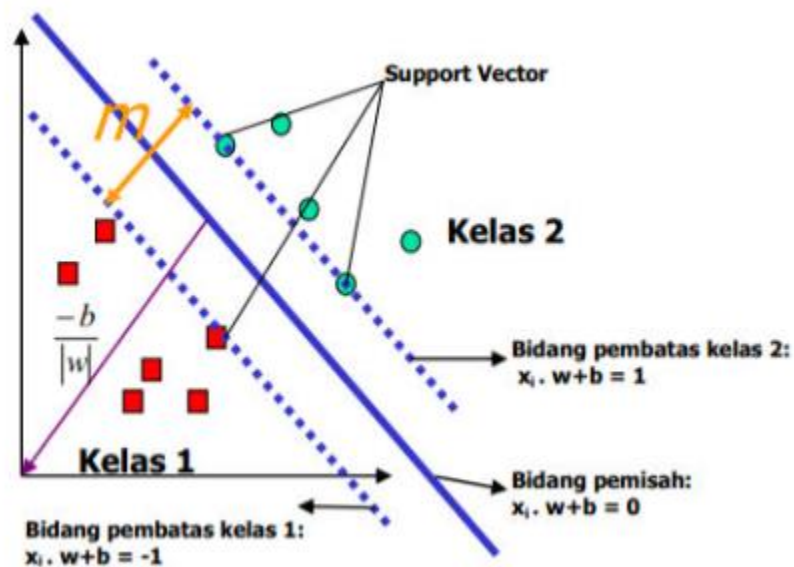
$p(x)$ = *Prior probability* dari x (*Prior Probability*)

$p(i|x)$ = Mencari nilai parameter yang memberi kemungkinan yang paling besar (*Likelihood*)

$p(i)$ = Jumlah *probability tuple* (i) yang muncul

2.2.7 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi linear dalam ruang fitur berdimensi tinggi dalam sistem pembelajarannya. SVM juga dapat melakukan implementasi *learning* bias dari teori pembelajaran statistik yang dilatih dengan algoritma pembelajaran (Joachmis, 2000). SVM bertujuan untuk menghasilkan sebuah model klasifikasi berupa fungsi $\text{sign}(x)$, $f(x) = y$ agar dapat mengklasifikasikan data pada proses testing akan mencari *hyperplane*, yaitu *best line* atau *decision boundary* yang membagi ruang n -dimensi ke dalam kelas/kategori sehingga nantinya akan dengan mudah menentukan kelas/kategori data baru, terbaik berdasarkan *support vectors*, yaitu seluruh vektor data yang jaraknya paling dekat dengan *hyperplane* dan *margins* atau yang biasa menyatakan lebar dari *separating* (jarak) antar *hyperplane* (Jumeilah, 2017).



Gambar 2. 4 Ilustrasi Algoritma *Support Vector Machine*

Sumber: *Google Image*, 2023

Pada ilustrasi diatas terdapat dua kelas dapat dipisahkan oleh sepasang bidang pembatas (*hyperplane*) yang sejajar. Bidang pembatas pertama menjadi batas kelas pertama sedangkan bidang pembatas kedua adalah batas dari kelas kedua, sehingga diperoleh persamaan berikut:

$$x_i . w + b \geq \text{for}(y_i) = +1 \quad (2.6)$$

$$x_i \cdot w + b \leq \text{for}(y_i) = -1 \quad (2.7)$$

Dimana,

w = Normal bidang

b = Posisi bidang relatif terhadap pusat koordinat

Secara umum, cara kerja dari SVM adalah menemukan jarak terjauh dari *hyperplane* dengan kedua kelas. Proses penentuan jarak terjauh dilakukan berulang kali hingga menemukan *hyperplane* terbaik. Untuk itulah diperlukan optimasi pada SVM untuk menemukan jarak maksimum *hyperplane* dengan kedua kelas tersebut.

2.2.8 Failure Mode and Effect Analysis (FMEA)

Failure Mode and Effect Analysis atau FMEA merupakan salah satu metode sistematis yang dapat mengidentifikasi potensi kegagalan atau kesalahan yang timbul dalam suatu sistem sehingga dapat dibangun pula upaya pencegahan untuk meminimasi dan menghindari kesalahan tersebut (Ateng, Rahmawati, & Prawatya, 2021). Berkaitan dengan faktor risiko, FMEA juga merupakan salah satu metode penilaian risiko yang kuat dalam suatu proses desain, produksi, dan layanan (*service*) dengan menemukan sebab dan sumber kegagalan, mendefinisikan jenis kegagalan, dan tindakan regulasi apa yang paling baik dilakukan untuk meminimalisir risiko kegagalan atau kesalahan yang mungkin terjadi (Dewi & Yuamita, 2022). FMEA berguna untuk menganalisa suatu sistem berdasarkan prioritas potensi risiko dalam suatu proses dan memfokuskan untuk melakukan perbaikan pada masalah yang memiliki prioritas tinggi berdasarkan nilai *Risk Priority Number* (RPN) (Yulianingtyas, et al., 2016).

FMEA dilakukan beberapa tahapan untuk mengidentifikasi kegagalan atau kesalahan berdasarkan tingkat kejadian kesalahan (*occurrence*), tingkat keparahan kesalahan (*severity*), dan tingkat deteksi kesalahan (*detection*), dimana ketiga hal tersebut akan

diperhitungkan berdasarkan nilai *Risk Priority Number* (RPN) dengan rumus perhitungan sebagai berikut (Dewi & Yuamita, 2022):

$$RPN = S \times O \times D \quad (2.8)$$

Dimana,

S = *Severity* (Pengaruh bukti)

O = *Occurance* (Kemungkinan)

D = *Detection* (Tingkat pencegahan)

Tabel 2. 2 Penentuan Kategori Risiko untuk Pencegahan

<i>Risk Priority Number</i> (RPN)	Kategori	Perlakuan
192 – 1000	Tinggi	Upaya pencegahan perlu dilakukan saat ini juga
65 – 191	Sedang	Pencegahan yang masih bisa dilakukan segera
0 - 64	Rendah	Pencegahan tidak perlu dilakukan

Selain itu, sebelum melakukan perhitungan FMEA, maka perlu perlu diketahui terlebih dahulu sebab akibat dari sebuah permasalahan, dimana pengetahuan tersebut dapat diketahui dan dianalisis menggunakan diagram sebab akibat atau *fishbone* yang berguna untuk memperlihatkan faktor-faktor utama yang berpengaruh pada sebab akibat yang dialami secara lebih terperinci (Zakaria & Sari, 2019).

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Objek Penelitian

Objek dalam suatu penelitian sangat diperlukan untuk menentukan fokus penelitian itu sendiri sekaligus sebagai acuan pengambilan variabel penelitian. Dalam hal ini objek penelitian yang digunakan adalah komplikasi Diabetes Melitus dengan mengusulkan upaya pencegahan yang dapat dilakukan untuk menekan kelonjakan angka kematian penderita DM tipe II di sekitar Daerah Istimewa Yogyakarta dengan mengintegrasikan metode FMEA dan *supervised machine learning*.

3.2 Populasi dan *Sample* Penelitian

Dalam penelitian yang dilakukan, subjek penelitiannya adalah masyarakat di Yogyakarta dan sekitarnya yang menderita penyakit diabetes. Pemilihan spesifik daerah yang menjadi lokasi penelitian didasarkan karena Yogyakarta menempati 3 besar prevalensi diabetes melitus tertinggi di Indonesia. *Sample* yang diambil selanjutnya akan menjadi *dataset* sebagai *input* dalam algoritma klasifikasi *machine learning* yang digunakan dalam penelitian.

3.3 Metode Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah metode wawancara untuk memperoleh informasi berupa jumlah penderita Diabetes Melitus beserta atribut yang menjadi indikator seseorang dapat dikatakan terkena penyakit tidak menular tersebut, yang sekaligus menjadi data historis sebagai *input* pembelajaran mesin menggunakan algoritma klasifikasi pada penelitian. Metode ini sekaligus menjadi sumber data primer

yang diperlukan dalam penelitian. Studi literatur untuk mendapatkan data sekunder juga menjadi metode pengumpulan yang dilakukan dalam penelitian.

3.4 Jenis dan Sumber Data

Terdapat 2 Jenis dan sumber data pada penelitian yang dilakukan, yaitu:

1. Data Primer

Data primer merupakan data yang diperoleh secara langsung dari tempat penelitian yang terdiri dari wawancara, observasi, dan penyebaran kuesioner yang disebarakan kepada penderita diabetes melitus tipe II yang tergabung dalam komunitas “Sobat Diabet” yang ada di Yogyakarta.

2. Data Sekunder

Data sekunder diperoleh dari data rekam medis pada instansi kesehatan terkait, yaitu Rumah Sakit Panti Rapih, Yogyakarta. Atribut yang diambil pada data sekunder tentunya juga akan disesuaikan dengan kebutuhan data penelitian untuk mengoptimalkan proses pembelajaran mesin

3.5 Variabel Penelitian

Pada penelitian ini terdapat beberapa variabel atau atribut yang dibutuhkan untuk menjadi *input dataset* pada proses pembelajaran mesin untuk menghasilkan suatu keputusan dalam performansi setiap algoritma. Variabel penelitian yang digunakan berdasarkan beberapa referensi terdahulu yang dilakukan oleh Yuhelma, Yesi, Fathra (2019) dan hasil wawancara dengan dokter spesialis endokrin dan spesialis penyakit dalam. Variabel atau atribut yang dibutuhkan diantaranya sebagai berikut:

Tabel 3. 1 Pendefinisian Variabel Penelitian

No.	Variabel Penelitian	Singkatan dalam <i>dataset</i>
1.	Lama menderita diabetes melitus tipe II	“n”

No.	Variabel Penelitian	Singkatan dalam <i>dataset</i>
2.	Kolestrol	“klstrl”
3.	Tekanan darah	“blood_prsr”
4.	Kadar gula dalam tubuh	“kdr_gula”
5.	Jenis kelamin	“jns_klmn”
6.	Usia	“usia”
7.	Indeks Massa Tubuh (IMT)	“imt”
8.	Riwayat keluarga	“keluarga”
9.	Intensitas aktivitas fisik	“aktvs_fisik”
10.	Pola diet	“diet”
11.	Jenis komplikasi	“komplikasi”

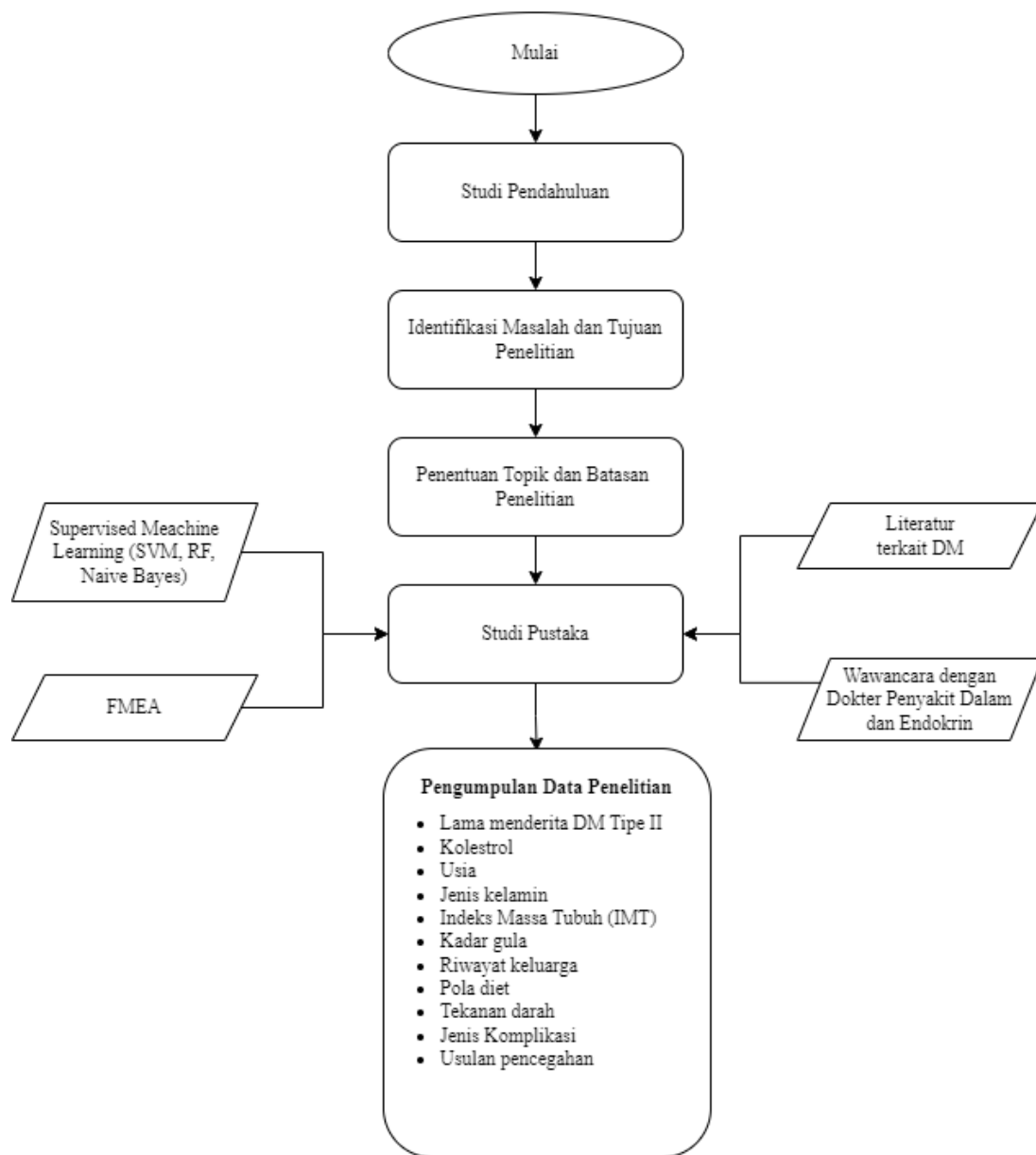
3.6 Metode Analisis Data

Metode analisis data dilakukan berdasarkan hasil komparasi algoritma *machine learning* untuk memprediksi komplikasi yang mungkin terjadi beserta persentasenya. Kemudian analisis data juga dilakukan pada metode FMEA untuk menentukan langkah penatalaksanaan khusus Diabetes Melitus, tingkat pencegahan, dan upaya pencegahan yang mungkin dilakukan berdasarkan *Failure Tree Analysis* dan nilai *Risk Priority Number* (RPN).

3.7 Alur Penelitian

3.7.1 Alur Penelitian Umum

Berikut merupakan alur penelitian secara umum yang digunakan dalam penelitian:



Gambar 3. 1 Diagram Alur Penelitian Umum

Berikut merupakan penjelasan spesifik mengenai diagram alur penelitian umum diatas:

1. Mulai
2. Studi pendahuluan

Studi pendahuluan dilakukan untuk menentukan arah penelitian yang akan dilakukan agar sejalan dengan konsentrasi studi yang sudah diambil, sehingga dasar kedudukan penelitian yang akan dilakukan menjadi lebih jelas guna menampung informasi yang dibutuhkan saat penelitian dijalankan.

3. Identifikasi masalah dan tujuan penelitian

Identifikasi masalah dan tujuan penelitian berguna untuk menyaring informasi yang telah diperoleh secara lebih signifikan. Dalam hal ini rumusan masalah yang akan diselesaikan adalah bagaimana upaya pencegahan risiko komplikasi diabetes melitus dengan penerapan integrasi *supervised machine learning* dan *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA). Sedangkan tujuannya sendiri untuk mengenali gejala, tingkat pencegahan, dan pemberian penatalaksanaan khusus sehingga upaya pencegahan risiko komplikasi dapat lebih awal dilakukan untuk meningkatkan kualitas hidup masyarakat terkhusus di D.I. Yogyakarta dan sekitarnya.

4. Penentuan topik dan batasan penelitian

Topik dan batasan penelitian diperlukan agar topik yang diambil tidak terlalu luas sehingga peneliti dapat lebih fokus dengan masalah mana yang akan diselesaikan dan usulan yang akan diberikan. Dalam hal ini batasan penelitian diantaranya adalah komparasi algoritma yang digunakan, subjek yang digunakan sejumlah 421 dengan domisili di Yogyakarta dan sekitarnya, serta metode analisis risiko komplikasi diabetes melitus dengan metode *FMEA*.

5. Studi pustaka

Studi pustaka penting dilakukan untuk mengetahui lebih dalam terkait topik penelitian yang dilakukan, baik dari segi teoritis maupun rumus dan algoritma perhitungan. Dari studi pustaka ini juga akan diperoleh informasi terkait atribut data apa saja yang dibutuhkan sekaligus dapat diperoleh dalam penelitian. Studi pustaka dilakukan untuk menggali lebih dalam terkait diabetes melitus, baik dari komplikasi, gejala, sampai upaya pencegahan yang dapat dilakukan. Selain itu dilakukan pula

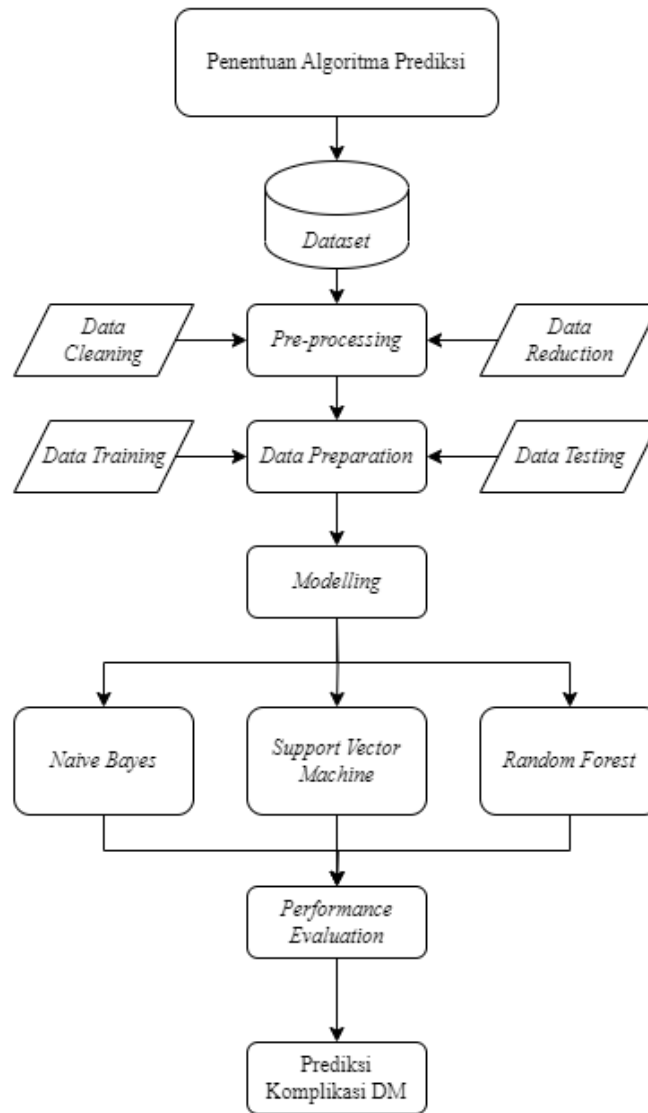
studi pustaka mengenai *Supervised Machine Learning* (SVM, *Random Forest*, dan *Naïve Bayes*) dan FMEA.

6. Pengumpulan data

Pengumpulan data dilakukan berdasarkan sumber informasi dari kajian pustaka dan wawancara yang dilakukan terkait dengan atribut data yang diperlukan untuk pengolahan data dalam bentuk *dataset*. Data yang digunakan diperoleh langsung dari data rumah sakit Panti Rapih Yogyakarta dan wawancara dengan penderita diabetes yang berdomisili di Yogyakarta.

3.7.2 Alur *Machine Learning*

Berikut merupakan alur pengerjaan *machine learning* yang digunakan dalam penelitian:



Gambar 3. 2 Alur *Machine Learning*

1. Penentuan algoritma prediksi *machine learning*

Selanjutnya adalah tahapan penentuan algoritma yang dilakukan dengan *input* dari *dataset* yang sudah diperoleh dari pengumpulan data. *Dataset* yang diperoleh berjumlah 421 data dari 3 tahun terakhir yang bersumber dari rekam medis rumah sakit dan komunitas “sobat diabet” yang ada di Yogyakarta.

2. *Pre-processing Data*

Pre-processing bertujuan untuk meningkatkan kualitas data yang akan dianalisis dan lebih terstruktur sehingga perolehan informasi menjadi lebih jelas, dengan cara menyeleksi data yang tidak diperlukan. Dalam *preprocessing* ini dilakukan proses *data cleaning* dan *data reduction*.

3. *Data preparation*

Pada tahapan *data preparation* akan dilakukan pemisahan untuk *data training* dan *data testing* dari seluruh *dataset* yang tersedia. *Data training* ini nantinya akan digunakan untuk membuat model *machine learning*, sedangkan *Data testing* ini akan digunakan untuk menguji performa dan kebenaran (terhadap korelasi) dalam model yang bersangkutan. Dalam hal ini digunakan test size sebesar 0,2 atau 80% tingkat keyakinan terhadap data test dan train yang dibuat.

4. *Data Modelling*

Dalam hal ini digunakan 3 algoritma yang akan dikomparasi untuk dipilih sebagai algoritma prediksi terbaik yang dapat digunakan berdasarkan performansi yang paling baik, yaitu *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Random Forest*. Komparasi dari ketiga algoritma tersebut dipilih berdasarkan tingkat performansi yang tinggi di beberapa penelitian sebelumnya terkait prediksi komplikasi diabetes melitus dari kajian literatur yang sudah dilakukan.

5. Evaluasi performansi algoritma

Evaluasi performansi algoritma dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi yang diperoleh dari setiap algoritma. Evaluasi tersebut dilakukan berdasarkan model dengan perolehan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan nilai *error*.

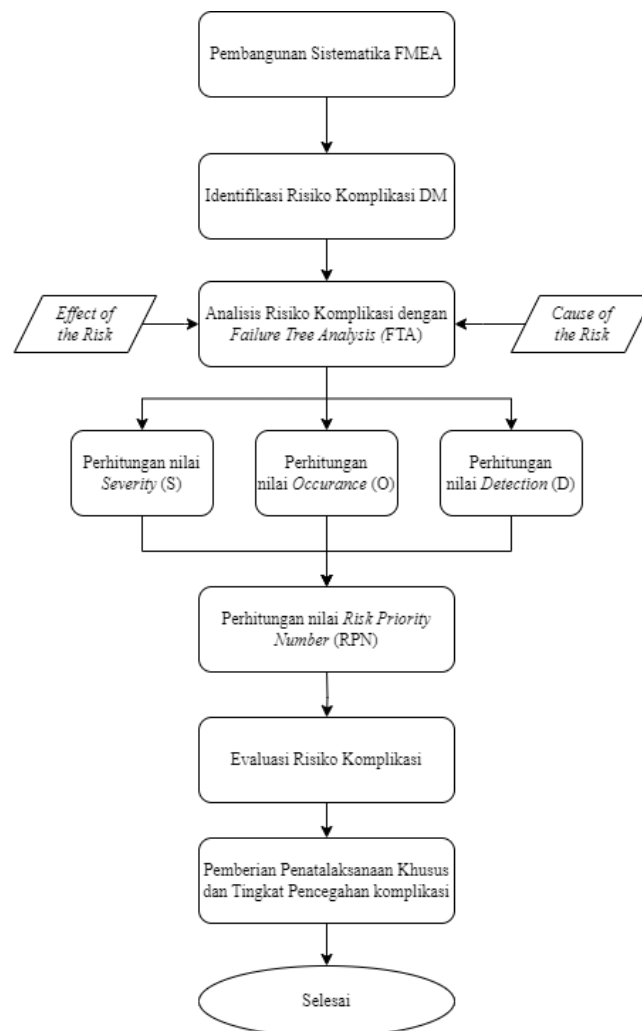
6. Penentuan algoritma prediksi pilihan

Hasil evaluasi yang diperoleh digunakan untuk menentukan algoritma prediksi mana yang paling optimal untuk diterapkan dalam studi kasus penelitian yang dilakukan. Dalam hal ini algoritma pilihan tentu akan dibangun untuk dapat menghasilkan *output*

komplikasi diabetes apa yang mungkin terjadi serta seberapa besar persentase risiko komplikasinya. Gejala komplikasi yang terjadi yang menjadi fokus penelitian adalah jenis komplikasi makrovaskuler atau komplikasi yang umum terjadi dan menyerang jantung, otak, dan pembuluh darah, seperti ganggrem di kaki (amputasi).

3.7.3 Alur Penerapan FMEA

Berikut merupakan alur penerapan FMEA dalam penelitian yang dilakukan:



Gambar 3. 3 Alur Penerapan FMEA

1. Pembangunan sistematika FMEA

Setelah diketahui komplikasi apa yang mungkin terjadi beserta presentasinya, selanjutnya digunakan FMEA sebagai tahapan untuk memberikan usulan pencegahan komplikasi berdasarkan *Failure Tree Analysis* dan nilai *Risk Priority Number* (RPN).

2. Identifikasi risiko komplikasi

Dalam tahapan ini akan diidentifikasi terkait komplikasi makrovaskuler dengan dasar identifikasi 5W+1H, Apa risiko yang bisa terjadi, Bagaimana efek dari risiko yang terjadi, Mengapa risiko tersebut bisa terjadi, Kapan risiko tersebut dapat berpotensi memperburuk kualitas hidup penderita DM, Komplikasi tersebut akan menyerang bagian makrovaskuler yang mana, dan Siapa yang memiliki gejala komplikasi makrovaskuler?

3. Analisis risiko komplikasi

Analisis risiko ini dilakukan secara sistematis menggunakan *Failure Tree Analysis* untuk mengetahui *effect* dan *cause of the risk* yang diperoleh.

4. Perhitungan nilai *Severity* (S), *Occurance* (O), dan *Detection* (D)

Perhitungan nilai S, O, dan D masing-masing memiliki penjelasan terkait tujuan penentuannya, yaitu:

- a. *Severity* (S), bertujuan untuk menentukan tingkat bahaya atau seberapa serius kondisi yang akan diperoleh jika terjadi komplikasi pada penderita diabetes melitus
- b. *Occurance* (O), bertujuan untuk mengetahui seberapa sering intensitas gejala yang ditimbulkan dari faktor risiko komplikasi tersebut terjadi.
- c. *Detection* (D), bertujuan untuk menentukan tingkat kemungkinan suatu gejala dari faktor risiko dapat dideteksi.

5. Perhitungan nilai *Risk Priority Number* (RPN)

Nilai RPN diperoleh dari hasil perkalian pada pembobotan *Severity* (S), *Occurance* (O), dan *Detection* (D). Dari nilai RPN ini nanti akan menentukan tingkat prioritas risiko komplikasi mana yang harus diselesaikan atau diatasi terlebih dahulu. Semakin tinggi

nilai RPN maka akan semakin tinggi pula skala prioritasnya untuk ditindaklanjuti atau dicegah.

6. Pemberian penatalaksanaan khusus dan tingkat pencegahannya

Tujuan tahapan ini terbagi menjadi jangka pendek dan jangka panjang, dimana untuk jangka pendek sendiri untuk menghilangkan keluhan dari gejala DM, memperbaiki kualitas hidup, dan mengurangi risiko komplikasi akut. Sedangkan untuk jangka panjang sendiri yaitu untuk mencegah dan menghambat progresivitas penyulit dari diabetes melitus, seperti stroke, neuropati, nefropati, dan lain-lain. Berikut merupakan langkah penatalaksanaan khusus yang diusulkan:

- a. Edukasi pasien
- b. Terapi Nutrisi Medis (TNM)
- c. Aktivitas Fisik
- d. Terapi Farmakologis

Terdapat juga klasifikasi berdasarkan tingkat pencegahan risiko komplikasi, diantaranya adalah sebagai berikut:

- a. Pencegahan primer, yaitu upaya yang ditujukan pada kelompok yang memiliki faktor risiko, namun belum terkena tetapi berpotensi untuk terkena DM dan intoleransi glukosa
- b. Pencegahan sekunder, yaitu upaya yang dilakukan untuk mencegah atau menghambat timbulnya penyulit pada pasien yang sudah terdiagnosis Diabetes Melitus. Pencegahan sekunder ini dilakukan dengan pengendalian kadar glukosa sesuai dengan target terapi dan pemberian obat yang optimal
- c. Pencegahan tersier, yaitu pencegahan pada pasien yang telah mengalami penyulit sebagai upaya pencegahan terjadinya kecacatan lebih lanjut serta meningkatkan kualitas hidup.

7. Selesai

BAB IV

PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

4.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan untuk penelitian merupakan data primer yang diambil dari hasil rekam medis Rumah Sakit Panti Rapih Yogyakarta serta kuesioner terbuka yang disebarakan melalui komunitas diabetes “Sobat Diabet” cabang Yogyakarta. Data yang diambil dari rekam medis merupakan data pasien rawat jalan dan rawat inap pada periode 2020-2023 dengan total 421 data. Untuk atribut data yang disebarakan melalui sobat diabet cabang jogja tersebut sudah disesuaikan dengan variabel penelitian dan data yang diambil di rekam medis Rumah Sakit Panti Rapih Yogyakarta, diantaranya adalah data kolestrol, tekanan darah, insulin, jenis kelamin, usia, indeks massa tubuh, intensitas konsumsi kafein, riwayat keluarga, intensitas aktivitas fisik, dan pola diet yang dijalani. Variabel data tersebut merupakan faktor risiko yang dapat memicu timbulnya komplikasi pada penderita penyakit Diabetes Melitus.

	n	klstrl	blood_prsr	kdr_gula	jns_klmn	usia	imt	keluarga	aktvs_fisik	diet	komplikasi
0	36	Terkontrol	Normal	220	Laki-laki	27	25.593737	Ya	2.0	1.0	Makrovaskuler
1	15	Terkontrol	Normal	145	Perempuan	25	21.230572	Ya	6.0	NaN	Tidak Pernah
2	34	Tidak Terkontrol	Normal	230	Laki-laki	34	21.513859	Ya	5.0	2.0	Makrovaskuler
3	37	Terkontrol	Hipertensi derajat 1	220	Perempuan	48	23.437500	Ya	3.0	3.0	Makrovaskuler
4	30	Terkontrol	Hipertensi derajat 1	230	Laki-laki	40	24.801587	Ya	1.0	2.0	Makrovaskuler
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
417	18	Tidak Terkontrol	Normal	180	Laki-laki	35	21.786492	Ya	5.0	2.0	Mikrovaskuler
418	18	Tidak Terkontrol	Normal	210	Perempuan	45	26.037494	Ya	4.0	2.0	Makro_Mikro
419	14	Tidak Terkontrol	Prahipertensi	210	Laki-laki	48	24.444444	Ya	5.0	2.0	Mikrovaskuler
420	25	Terkontrol	Normal	150	Perempuan	34	24.801587	Ya	6.0	3.0	Mikrovaskuler
421	15	Terkontrol	Prahipertensi	170	Perempuan	38	21.453574	Ya	5.0	2.0	Makrovaskuler

Gambar 4. 1 *Dataset* Penderita Diabetes Melitus

Selain *dataset* diatas, diperoleh pula data yang dibutuhkan untuk meminimalisir kemungkinan terjadinya risiko komplikasi penderita dengan menerapkan *Failure Method*

and Effect Analysis. Data tersebut diperoleh dari hasil wawancara dengan dokter spesialis endokrin dan penyakit dalam Rumah Sakit Panti Rapih, diantara seperti tingkatan pencegahan berdasarkan jenis komplikasi, langkah penatalaksanaan khusus, nutrisi makanan yang dianjurkan, dan kandungan obat yang dapat dikonsumsi.

4.2 Preprocessing Data

Preprocessing data merupakan tahapan pembersihan, pengubahan sumber data, dan penghilangan data yang dapat mengganggu proses pembangunan model *machine learning*. Hal ini perlu dilakukan dengan tujuan untuk mengoptimalkan performansi hasil atau *output* dari algoritma yang digunakan. Dalam proses ini, digunakan beberapa *library python*, diantaranya adalah:

- a. Modul *pandas* yang dapat mengolah dan memanipulasi data dalam bentuk tabular yang tersimpan dalam baris dan kolom
- b. Modul *Numpy* yang berfungsi untuk memudahkan proses perhitungan secara statistik dan matematis
- c. Modul *matplotlib* yang digunakan untuk memvisualisasikan data interaktif dan statis pada *python*

Tabel 4. 1 *Code Input Library dan Dataset*

Code	Fungsi
<code>#import library</code>	Memasukkan <i>library</i> untuk
<code>import numpy as np</code>	memproses data dalam <i>machine</i>
<code>import pandas as pd</code>	<i>learning</i> sesuai dengan masing-
<code>import matplotlib.pyplot as plt</code>	masing fungsinya
<code>#import data yang akan diuji</code>	Memasukkan <i>dataset</i> untuk diproses
<code>dataset = pd.read_excel("data dm- TA.xlsx")</code>	dalam pembelajaran mesin
<code>dataset</code>	Untuk mengetahui tipe data dan pada
<code>#cek informasi data</code>	atribut mana saja yang terdapat data
<code>dataset.info()</code>	kosong

Ada banyak tahapan *preprocessing* data yang tentunya harus disesuaikan dengan *dataset* yang ada. Berikut merupakan tahapan *preprocessing data* yang digunakan dalam penelitian ini:

4.2.1 *Data Cleaning*

Tahapan yang pertama perlu dilakukan untuk membersihkan data yang berpotensi mengganggu optimalnya hasil model *machine learning*. Pembersihan data ini dilakukan karena adanya data kosong yang akan diisi dengan beberapa percobaan yang dilakukan, yaitu percobaan untuk mengganti dengan nilai rata-rata (mean), nilai tengah (median), dan nilai yang paling sering muncul (modus) dari keseluruhan data yang ada. Berdasarkan informasi *dataset info* yang diperoleh, terdapat beberapa kolom yang mengandung data kosong, diantaranya adalah variabel 'imt', 'aktvs_fisik', dan 'diet'.

Tabel 4. 2 Data Cleaning Code

Code	Fungsi
<pre>#Data Null in Dataset - cek 1 dataset.isnull().sum() #Handling missing values ##Mean import math dataset['imt'].fillna (math.floor(dataset['imt'].mean()), inplace=True) dataset['aktvs_fisik'].fillna (math.floor(dataset['aktvs_fisi '].mean()), inplace=True) dataset['diet'].fillna (math.floor(dataset['diet'].mean()), inplace=True) #Handling missing values ##Median import math dataset['imt'].fillna(math.floor (dataset['imt '].median()), inplace=True) dataset['aktvs_fisik'].fillna(math.floor (dataset['aktvs_fisik'].median()), inplace=True) dataset['diet'].fillna(math.floor (dataset['diet'].median()), inplace=True) #Handling missing values ##Modus import math dataset['imt'].fillna(math.floor (dataset['imt'].mode()), inplace=True) dataset['aktvs_fisik'].fillna(math.floor (dataset['aktvs_fisik'].mode()), inplace=True) dataset['diet'].fillna(math.floor (dataset['diet'].mode()), inplace=True)</pre>	Cek data berapa banyak jumlah data kosong dan letaknya ada di kolom mana saja Percobaan 1: Mengganti data yang kosong dengan nilai mean Percobaan 2: Mengganti data yang kosong dengan nilai median Percobaan 3: Mengganti data yang kosong dengan nilai median

Selanjutnya adalah proses *handling missing values* yang dilakukan untuk mengganti data yang hilang dengan nilai mean, median, dan modus dari keseluruhan data yang ada pada setiap kolom atau variabel. Hal tersebut bertujuan untuk melihat nilai apa yang dapat menghasilkan performansi *machine learning* yang paling optimal.

4.2.2 *Encode Categorical Data*

Selanjutnya adalah mengubah tipe data *string* menjadi tipe data *integer* atau angka, dimana hal ini dilakukan mengubah jenis data string atau integer menjadi bentuk numerik agar dapat dibaca oleh *machine learning*. Dalam hal ini, variabel yang perlu diubah kedalam bentuk *integer* diantaranya adalah 1 ('komplikasi') sebagai *dependent variable* dan kemudian 'klstrl', 'blood_prsr', 'jns_klmn', dan 'keluarga' sebagai *independent variable*. Pada pembangunan *machine learning* di penelitian ini menerapkan *label encoding* untuk atribut data jenis kelamin ('jns_klmn'), kadar kolestrol ('klstrl'), dan riwayat keluarga ('keluarga'), dimana hal ini dilakukan karena kategori dari data tersebut berbentuk hirarki dan digunakan untuk variabel yang hanya memiliki 2 kategori atau kelompok data. Kemudian untuk atribut lain yang belum ditransformasi dari *string* ke *integer*, yaitu tekanan darah ('blood_prsr') dan komplikasi ('komplikasi') sebagai data *dependent*, diterapkan penggunaan *data mapping* yang mana dapat mengubah data yang bersifat ordinal menjadi bentuk *integer* atau dengan kata lain mendefinisikan variabel *string* tersebut menjadi *integer*.

Tabel 4. 3 *Encode Categorical Data Code*

Code	Fungsi
<pre>#Data Mapping dependen variabel dataMapping={ "Makro_Mikro": 4, "Makrovaskuler": 3, "Mikrovaskuler": 2, "Tidak Pernah": 1 } dataset["komplikasi"]=dataset["komplikasi"].map (dataMapping) dataset</pre>	Pendefinisian variabel dependen yang memiliki lebih dari 2 kelompok data dari tipe data <i>string</i> menjadi <i>integer</i> untuk memudahkan analisis pembelajaran mesin
<pre>#Handling missing values dataMapping={ "Hipertensi derajat 3": 5, "Hipertensi derajat 2": 4, "Hipertensi derajat 1": 3, "Prahipertensi": 2, "Normal": 1 } dataset["blood_prsr"]=dataset["blood_prsr"].map (dataMapping) dataset</pre>	Pendefinisian variabel independen 'blood_prsr' yang memiliki lebih dari 2 kelompok data dari tipe data <i>string</i> menjadi <i>integer</i> untuk memudahkan analisis pembelajaran mesin
<pre>x = dataset.iloc[:, :10].values y = dataset.iloc[:, 10].values</pre>	Mendefinisikan <i>dependent</i> variabel (x) dan <i>independent</i> variabel (y)

<i>Code</i>	<i>Fungsi</i>
<code>print(x)</code>	Menampilkan nilai independen variabel, yaitu x
<code>Print(y)</code>	Menampilkan nilai dependen variabel, yaitu y
<pre>#Kadar Kolestrol - Label encoding from sklearn.preprocessing import LabelEncoder le = LabelEncoder() x[:,1] = le.fit_transform(x[:,1]) print(x)</pre>	Mengubah data <i>string</i> pada variabel ‘kolestrol’ menjadi integer dengan pengkodean kategorikal <i>Lebel Encoding</i>, karena hanya terdapat 2 kelompok data, yaitu “terkontrol” dan “tidak terkontrol”
<pre>#Riwayat Keluarga - Label encoding from sklearn.preprocessing import LabelEncoder le = LabelEncoder() x[:, -3] = le.fit_transform(x[:, -3]) print(x)</pre>	Mengubah data <i>string</i> pada variabel ‘keluarga’ menjadi integer dengan pengkodean kategorikal <i>Lebel Encoding</i>, karena hanya terdapat 2 kelompok data, yaitu “Ya” dan “Tidak”
<pre>#Jenis Kelamin - Label encoding from sklearn.preprocessing import LabelEncoder le = LabelEncoder() x[:, -6] = le.fit_transform(x[:, -6]) print(x)</pre>	Mengubah data <i>string</i> pada variabel ‘jns_klmn’ menjadi integer dengan pengkodean kategorikal <i>Lebel Encoding</i>, karena hanya terdapat 2 kelompok data, yaitu “Laki-laki” dan “Perempuan”

	n	kistrl	blood_prsr	insulin	jns_klmn	usia	bmi	keluarga	olahraga	diet	komplikasi
0	36	Terkontrol	Normal	220	Laki-laki	27	25.593737	Ya	2.0	1.0	3
1	15	Terkontrol	Normal	145	Perempuan	25	21.230572	Ya	6.0	2.0	1
2	34	Tidak Terkontrol	Normal	230	Laki-laki	34	21.513859	Ya	5.0	2.0	3
3	37	Terkontrol	Hipertensi derajat 1	220	Perempuan	48	23.437500	Ya	3.0	3.0	3
4	30	Terkontrol	Hipertensi derajat 1	230	Laki-laki	40	24.801587	Ya	1.0	2.0	3
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
417	18	Tidak Terkontrol	Normal	180	Laki-laki	35	21.786492	Ya	5.0	2.0	2
418	18	Tidak Terkontrol	Normal	210	Perempuan	45	26.037494	Ya	4.0	2.0	4
419	14	Tidak Terkontrol	Normal Tinggi / Prahipertensi	210	Laki-laki	48	24.444444	Ya	5.0	2.0	2
420	25	Terkontrol	Normal	150	Perempuan	34	24.801587	Ya	6.0	3.0	2
421	15	Terkontrol	Normal Tinggi / Prahipertensi	170	Perempuan	38	21.453574	Ya	5.0	2.0	3

Gambar 4. 2 *Output Data Mapping Dependent Variable*

```
[[36 0 'Normal' ... 'Ya' 2.0 1.0]
 [15 0 'Normal' ... 'Ya' 6.0 2.0]
 [34 1 'Normal' ... 'Ya' 5.0 2.0]
 ...
 [14 1 'Normal Tinggi / Prahipertensi' ... 'Ya' 5.0 2.0]
 [25 0 'Normal' ... 'Ya' 6.0 3.0]
 [15 0 'Normal Tinggi / Prahipertensi' ... 'Ya' 5.0 2.0]]
```

Gambar 4. 3 *Output Label Encoding - Kadar Kolestrol*

```
[[36 0 'Normal' ... 1 2.0 1.0]
 [15 0 'Normal' ... 1 6.0 2.0]
 [34 1 'Normal' ... 1 5.0 2.0]
 ...
 [14 1 'Normal Tinggi / Prahipertensi' ... 1 5.0 2.0]
 [25 0 'Normal' ... 1 6.0 3.0]
 [15 0 'Normal Tinggi / Prahipertensi' ... 1 5.0 2.0]]
```

Gambar 4. 4 *Output Label Encoding - Riwayat Keluarga*

```
[[36 0 'Normal' ... 1 2.0 1.0]
 [15 0 'Normal' ... 1 6.0 2.0]
 [34 1 'Normal' ... 1 5.0 2.0]
 ...
 [14 1 'Normal Tinggi / Prahipertensi' ... 1 5.0 2.0]
 [25 0 'Normal' ... 1 6.0 3.0]
 [15 0 'Normal Tinggi / Prahipertensi' ... 1 5.0 2.0]]
```

Gambar 4. 5 *Output Label Encoding - Jenis Kelamin*

	n	kistrl	blood_prsr	insulin	jns_klmn	usia	bmi	keluarga	olahraga	diet	komplikasi
0	36	Terkontrol	1	220	Laki-laki	27	25.593737	Ya	2.0	1.0	3
1	15	Terkontrol	1	145	Perempuan	25	21.230572	Ya	6.0	2.0	1
2	34	Tidak Terkontrol	1	230	Laki-laki	34	21.513859	Ya	5.0	2.0	3
3	37	Terkontrol	3	220	Perempuan	48	23.437500	Ya	3.0	3.0	3
4	30	Terkontrol	3	230	Laki-laki	40	24.801587	Ya	1.0	2.0	3
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
417	18	Tidak Terkontrol	1	180	Laki-laki	35	21.786492	Ya	5.0	2.0	2
418	18	Tidak Terkontrol	1	210	Perempuan	45	26.037494	Ya	4.0	2.0	4
419	14	Tidak Terkontrol	2	210	Laki-laki	48	24.444444	Ya	5.0	2.0	2
420	25	Terkontrol	1	150	Perempuan	34	24.801587	Ya	6.0	3.0	2
421	15	Terkontrol	2	170	Perempuan	38	21.453574	Ya	5.0	2.0	3

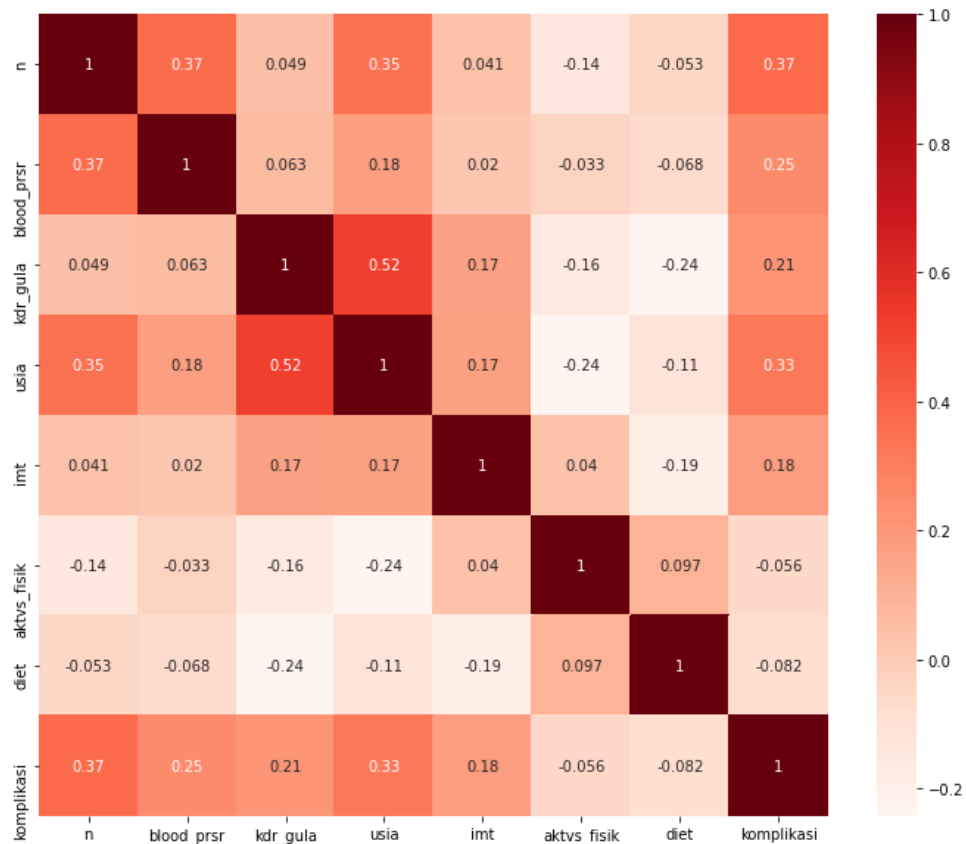
Gambar 4. 6 Output Data Mapping - Tekanan Darah

4.2.3 Encoding Categorical Data Visualization dengan Heatmap

Tahapan ini dilakukan untuk mengetahui hubungan antar variabel yang dapat berpengaruh pada hasil *machine learning*. Hubungan antar variabel ini diidentifikasi dengan visualisasi data menggunakan *heatmap* sebagai matriks korelasi hubungan antar variabel.

Tabel 4. 4 *Data Visualization Code*

Code	Fungsi
<pre>#Visualisasi Analisis Data import seaborn as sns dataset[['n', 'klstrl','blood_prsr','kdr_gula','jns_klmn','usia','IMT', 'keluarga', 'aktvs_fisik', 'diet', 'komplikasi']].corr()</pre>	Memunculkan visualisasi data dengan EDA (<i>encoding categorical data</i>)
<pre>#Visualisasi Analisis Data dengan EDA plt = plt.figure(figsize=(12,10)) sns.heatmap(dataset[['n', 'klstrl','blood_prsr','kdr_gula', ',jns_klmn','usia','IMT', 'keluarga', 'aktvs_fisik', 'diet', 'komplikasi']]).corr(), annot=True, cmap='Reds')</pre>	Memunculkan jenis visualisasi, yaitu <i>heatmap</i>



Gambar 4. 7 *Heatmap Analysis*

Dalam pembacaan *heatmap*, semakin pekat warna pada suatu hubungan antar dua variabel menunjukkan bahwa hubungannya semakin kuat. Dalam hal ini variabel yang diperhatikan adalah ‘komplikasi’ sebagai variabel dependen dengan variabel independen lainnya. Berdasarkan hasil yang diperoleh pada *heatmap* diatas, dapat diketahui bahwa terdapat warna yang paling pudar jika ditinjau dari variabel ‘komplikasi’ sebagai depedennya dan nilainya juga minus jika dihubungkan dengan variabel ‘diet’ dan ‘aktvs_fisik’. Oleh karena itu, kedua variabel atau kolom tersebut dapat dihilangkan karena nilainya yang sangat kecil, namun akan berpengaruh pada performansi *machine learning* yang akan diperoleh nantinya. Berikut tahapan penghilangan variabel ‘diet’ dan ‘aktvs_fisik’

Tabel 4. 5 Drop Column Code

Code	Fungsi
#Drop kolom diet dataset.drop('diet', axis = 1, inplace=True)	Menghapus kolom 'diet'
#Drop kolom aktvs_fisik dataset.drop("aktvs_fisik", axis = 1, inplace=True) dataset	Menghapus kolom 'aktvs_fisik'

	n	klstrl	blood_prsr	insulin	jns_klmn	usia	bmi	keluarga	komplikasi
0	36	Terkontrol	Normal	220	Laki-laki	27	25.593737	Ya	3
1	15	Terkontrol	Normal	145	Perempuan	25	21.230572	Ya	1
2	34	Tidak Terkontrol	Normal	230	Laki-laki	34	21.513859	Ya	3
3	37	Terkontrol	Hipertensi derajat 1	220	Perempuan	48	23.437500	Ya	3
4	30	Terkontrol	Hipertensi derajat 1	230	Laki-laki	40	24.801587	Ya	3
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
417	18	Tidak Terkontrol	Normal	180	Laki-laki	35	21.788492	Ya	2
418	18	Tidak Terkontrol	Normal	210	Perempuan	45	26.037494	Ya	4
419	14	Tidak Terkontrol	Normal Tinggi / Prahipertensi	210	Laki-laki	48	24.444444	Ya	2
420	25	Terkontrol	Normal	150	Perempuan	34	24.801587	Ya	2
421	15	Terkontrol	Normal Tinggi / Prahipertensi	170	Perempuan	38	21.453574	Ya	3

Gambar 4. 8 Drop Coloumn Process

4.2.4 Data Preparation

Setelah tahapan *preprocessing* data selesai dilakukan, tahap penting selanjutnya adalah mendefinisikan *data training* dan *data testing* atau dapat disebut sebagai data latih yang akan digunakan untuk melatih proses pembelajaran mesin berdasarkan data yang ada sehingga dapat menghasilkan *output* prediksi data. Untuk proporsi *data training* dan *data testing sendiri* digunakan 3 perbandingan untuk masing-masing *missing values* (mean, media, dan modus) dalam setiap algoritma yang diujikan dengan proporsi *data training* dan *data testing* adalah 80:20, 70:30, dan 60:40.

Tabel 4. 6 *Data Preparation Code*

Code	Fungsi
<pre>#Reshape variabel dependen print(y) len(y) y = y.reshape(len(y),1)</pre>	Mengubah variabel dependen
<pre>#Split data train dan data test (80:20) from sklearn.model_selection import train_test_split x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size = 0.2, random_state = 0)</pre>	Split data untuk reporsi <i>data training</i> dan <i>data set</i> sebesar 80:20
<pre>#Split data train dan data test (70:30) from sklearn.model_selection import train_test_split x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size = 0.3, random_state = 0)</pre>	Split data untuk reporsi <i>data training</i> dan <i>data set</i> sebesar 70:30
<pre>#Split data train dan data test (90:10) from sklearn.model_selection import train_test_split x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size = 0.1, random_state = 0)</pre>	Split data untuk reporsi <i>data training</i> dan <i>data set</i> sebesar 90:10

4.3 Data Modelling & Classification Report

Setelah data sudah siap untuk diproses, kemudian *split data training* dan *data testing* juga sudah dilakukan, selanjutnya adalah memasukkan algoritma *machine learning* yang akan dikomparasi untuk kemudian dipilih algoritma mana yang paling optimal.

Tabel 4. 7 *Data Modelling Code*

Code	Fungsi
<pre>#Algoritma Naïve Bayes from sklearn.naive_bayes import GaussianNB from sklearn.metrics import accuracy_score model = GaussianNB() model.fit(x_train, y_train) y_pred = model.predict(x_test) accuracy_score(y_test, y_pred) #Classification Report ketuga Algoritma (NBC, SVM, RF) from sklearn.metrics import classification_report y_pred = model.predict(x_test) print(classification_report(y_test, y_pred)) #Algoritma Support Vector Machine from sklearn.svm import SVC model = SVC(random_state=0) model.fit(x_train, y_train) #Algoritma Random Forest from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier model = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=0) model.fit(x_train, y_train)</pre>	Penerapan algoritma <i>Naïve Bayes</i> Memunculkan <i>classification report</i> yang berisi nilai <i>precision</i>, <i>recall</i>, <i>f1-score</i>, dan <i>support</i> untuk semua algoritma yang diujikan Penerapan algoritma <i>Support Vector Machine</i> Penerapan algoritma <i>Random Forest</i> dengan jumlah pohon estimator yang dipilih berjumlah 100 pohon dan nilai <i>random state</i> = 0

4.4 Perbandingan Akurasi Algoritma Naïve Bayes, SVM, dan *Random Forest*

Perbandingan akurasi dilakukan berdasarkan proses *handling missing values* pada *preprocessing data* yang mengisi data kosong atau bernilai “NaN” dengan nilai rata-rata (mean), nilai tengah (median), dan nilai yang paling sering muncul “modus” dari keseluruhan data yang ada. Selain itu, pada masing-masing tipe pengisian data kosong tersebut akan dibandingkan performa setiap algoritma dengan proporsi *data training* dan *data testing* yang berbeda pula, yaitu proporsi 80:20, 70:30, dan 60:40. Nilai performansi diukur dengan menggunakan rumus pada python untuk setiap algoritma, berikut hasilnya:

a. *Handling missing values* dengan nilai *Mean*

Tabel 4. 8 Perbandingan Akurasi Model dengan nilai *Mean*

Percobaan	Akurasi model		
	<i>Naïve Bayes</i>	SVM	<i>Random Forest</i>
Perc. 1 (80:20)	76%	65%	98%
Perc. 2 (70:30)	76%	69%	98%
Perc. 3 (90:10)	86%	65%	98%

b. *Handling missing values* dengan nilai *Median*

Tabel 4. 9 Perbandingan Akurasi Model dengan nilai *Median*

Percobaan	Akurasi model		
	<i>Naïve Bayes</i>	SVM	<i>Random Forest</i>
Perc. 1 (80:20)	71%	65%	99%
Perc. 2 (70:30)	73%	69%	98%
Perc. 3 (90:10)	81%	65%	98%

c. *Handling missing values* dengan nilai *Modus*

Tabel 4. 10 Tabel Perbandingan Akurasi Model dengan nilai Modus

Percobaan	Akurasi model		
	<i>Naïve Bayes</i>	SVM	<i>Random Forest</i>
Perc. 1 (80:20)	74%	65%	99%
Perc. 2 (70:30)	73%	69%	98%
Perc. 3 (90:10)	81%	65%	98%

Berdasarkan hasil perbandingan tabel diatas, dapat disimpulkan bahwa algoritma *random forest* merupakan algoritma dengan performansi dan akurasi yang paling balik dibandingkan algoritma yang lain, *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* dalam melakukan prediksi komplikasi penyakit diabetes.

4.5 Evaluasi Algoritma *Naïve Bayes*, SVM, dan *Random Forest*

Setelah meninjau hasil akurasi dari setiap algoritma pada tahap sebelumnya, selanjutnya akan dilakukan evaluasi terkait pengukuran performansi dari masing-masing algoritma, tepatnya nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*.

4.5.1 Evaluasi algoritma *Naïve Bayes*

Berdasarkan komparasi akurasi yang dilakukan sebelumnya, algoritma *Naïve Bayes* memiliki tingkat akurasi yang tinggi pada persentase 90% untuk *data training* dan 10% untuk *data testing* dengan nilai *median* sebagai data yang digunakan untuk menggantikan nilai “NaN” pada *dataset*. Sehingga proporsi data inilah yang akan digunakan untuk melakukan pengukuran performansi algoritma sebagai langkah evaluasi.

	precision	recall	f1-score	support
1	1.00	0.85	0.92	13
2	0.78	1.00	0.88	7
3	0.85	0.85	0.85	13
4	0.80	0.80	0.80	10
accuracy			0.86	43
macro avg	0.86	0.87	0.86	43
weighted avg	0.87	0.86	0.86	43

Gambar 4. 9 *Naive Bayes Evaluation Score*

Hasil diatas menunjukkan bahwa secara keseluruhan akurasi dari algoritma *Naïve Bayes* ini bernilai 86%, dengan nilai *precision* atau ketepatan dalam meprediksi berdasarkan data asli atau data latih yang diberikan, nilai tertinggi ada pada kelas ke-3 dengan jenis kelas komplikasi Makrovaskuler (Stroke/Jantung/Ulkus Kaki) sebesar 68% dan yang terendah ada pada kelas ke-4 atau dua jenis komplikasi sekaligus, yaitu mikro dan makrovaskuler. Selanjutnya nilai *recall* atau keberhasilan model dalam menemukan informasi untuk memprediksi didapatkan *score* tertinggi ada pada kelas ke-1 atau kemungkinan tidak terjadinya komplikasi dengan *score* 96%. Kemudian nilai *f1-score* yang menjadi nilai rata-rata tertimbang dari nilai presisi dan *recall* tertinggi juga ada di kelas ke-1 dengan nilai 79%.

4.5.2 *Evaluasi algoritma Support Vector Machine*

Berdasarkan komparasi akurasi yang dilakukan sebelumnya, algoritma *Support Vector Machine* memiliki tingkat akurasi yang tinggi pada persentase 70% untuk *data training* dan 30% untuk *data testing* dengan nilai *median* sebagai data yang digunakan untuk menggantikan nilai “NaN” pada *dataset*. Sehingga proporsi data inilah yang akan digunakan untuk melakukan pengukuran performansi algoritma sebagai langkah evaluasi.

	precision	recall	f1-score	support
1	0.72	0.85	0.78	39
2	0.75	0.12	0.21	25
3	0.80	0.85	0.82	33
4	0.55	0.77	0.64	30
accuracy			0.69	127
macro avg	0.70	0.65	0.61	127
weighted avg	0.71	0.69	0.64	127

Gambar 4. 10 *Support Vector Machine Evaluation Score*

Hasil diatas menunjukkan bahwa secara keseluruhan akurasi dari algoritma *Support Vector Machine* ini bernilai 69%, dengan nilai *precision* atau ketepatan dalam meprediksi berdasarkan data asli atau data latih yang diberikan, nilai tertinggi ada pada kelas ke-3 dengan jenis kelas komplikasi Makrovaskuler (Stroke/Jantung/Ulkus Kaki) sebesar 78% kemudian yang terendah ada pada kelas ke-2 atau komplikasi mikrovaskuler. Selanjutnya nilai *recall* atau keberhasilan model dalam menemukan informasi untuk memprediksi didapatkan *score* tertinggi ada pada kelas ke-1 dan 3 dengan *score* 85%. Kemudian nilai *f1-score* yang menjadi nilai rata-rata tertimbang dari nilai presisi dan *recall* tertinggi juga ada di kelas ke-3 dengan nilai 81%.

4.5.3 Evaluasi algoritma *Random Forest*

Berdasarkan komparasi akurasi yang dilakukan sebelumnya, algoritma *Support Vector Machine* memiliki tingkat akurasi yang tinggi pada persentase 80% untuk *data training* dan 20% untuk *data testing* dengan nilai *median* sebagai data yang digunakan untuk menggantikan nilai “NaN” pada *dataset*. Sehingga proporsi data inilah yang akan digunakan untuk melakukan pengukuran performansi algoritma sebagai langkah evaluasi.

	precision	recall	f1-score	support
1	1.00	1.00	1.00	28
2	1.00	0.94	0.97	18
3	0.96	1.00	0.98	23
4	1.00	1.00	1.00	16
accuracy			0.99	85
macro avg	0.99	0.99	0.99	85
weighted avg	0.99	0.99	0.99	85

Gambar 4. 11 Random Forest Evaluation Score

Hasil diatas menunjukkan bahwa secara keseluruhan akurasi dari algoritma *Support Vector Machine* ini bernilai 99%, dengan nilai *precision* atau ketepatan dalam meprediksi berdasarkan data asli atau data latih yang diberikan, nilai tertinggi ada pada kelas ke-1, ke-2, dan ke-4 dengan jenis sebesar 100% kemudian yang terendah ada pada kelas ke-3 atau komplikasi makrovaskuler. Selanjutnya nilai *recall* atau keberhasilan model dalam menemukan informasi untuk memprediksi didapatkan *score* tertinggi ada pada kelas ke-1, ke-3, dan ke-4 dengan *score* 100%. Kemudian nilai *f1-score* yang menjadi nilai rata-rata tertimbang dari nilai presisi dan *recall* tertinggi juga ada di kelas ke-1 dan ke-4 dengan nilai 100%. Dalam hal ini dapat dikatakan bahwa *random forest* merupakan algoritma yang paling optimal diantara kedua algoritma yang sudah dievaluasi sebelumnya.

4.6 Data Penderita DM Terkena Komplikasi

Pada penelitian ini digunakan 421 data penderita diabetes melitus dari tahun 2020 - 2023 dengan komplikasi yang dialaminya. Secara umum komplikasi diabetes terbagi menjadi dua, yaitu Makrovaskuler dan Mikrovaskuler. Untuk makrovaskuler, penelitian ini berfokus pada komplikasi jantung, stroke, dan ulkus kaki, kemudian untuk

Mikrovaskuler penelitian ini berfokus pada retinopati dan nefropati. Berikut data penderita diabetes melitus dan komplikasinya yang digunakan dalam penelitian:

Tabel 4. 11 Data Penelitian Penderita Komplikasi DM

No	Komplikasi	Jml Penderita	Persentase
1.	Mikrovaskuler (Retinopati/ Nefropati)	170	40,28%
2.	Makrovaskuler (Stroke/Jantung/Ulkus Kaki)	183	43,60%
3.	Makrovaskuler dan Mikrovaskuler (Neuropati)	27	6,39%
4.	Tidak mengalami komplikasi	41	9,71%
	Total	421	100%

Berdasarkan data diatas, dapat diketahui bahwa dari 421 responden, paling banyak yang menderita komplikasi makrovaskuler (stroke/jantung/ulkus kaki) dengan persentase 43,6% dan diurutan tertinggi selanjutnya ada pada penderita komplikasi mikrovaskuler (retinopati/nefropati) dengan persentase 40,28%. Dalam pene

4.7 FMEA untuk Komplikasi Diabetes Melitus Melitus Makrovaskuler

Menurut (Yuhelma, et al., 2019) komplikasi makrovaskuler merupakan salah satu manifestasi komplikasi pada penderita diabetes melitus yang berpotensi menyebabkan kematian karena terjadi di pembuluh-pembuluh darah besar, seperti pada jantung dan otak. Selain itu komplikasi makrovaskuler juga mengganggu sistem peredaran darah besar diekstrematas bawah yang mengakibatkan *ganggren* pada kaki, sehingga dapat menyebabkan amputasi. Dalam hal ini akan dilakukan upaya pencegahan dari masing-masing komplikasi berdasarkan hasil prediksi *machine learning*, yaitu komplikasi makrovaskuler menggunakan metode FMEA.

4.7.1 Rating score Severity (S), Occurance (O), dan Detection (D)

Prioritas risiko yang akan dicegah dapat diketahui dengan menghitung nilai *Risk Priority Number* (RPN), dimana nilai tersebut didasarkan pada perhitungan masing-masing komponen perhitungan nilai bobot perangkangan *Severity* (S), *Occurance* (O), dan *Detection* (D). Pada masing-masing komponen tersebut memiliki kriteria dengan skor tertentu dengan masing-masing *rating* atau bobotnya. Data dari masing-masing nilai S, O, dan D dirancang oleh dokter spesialis endokrin dan penyakit dalam Rumah Sakit Panti Rapih serta acuan *rating* berdasarkan sumber (ISQua, 2020):

4.7.1.1 Severity Score and Criteria

Severity merupakan salah satu komponen perhitungan dalam menghitung nilai *Risk Priority Number* (RPN). Dalam penelitian yang dilakukan nilai *severity* merupakan nilai yang menentukan seberapa serius risiko komplikasi tersebut dapat memperburuk kondisi dari pasien DM yang bisa terjadi apabila faktor risiko komplikasinya terus terjadi. Untuk memberikan penilaian terkait hal tersebut, berikut adalah *severity scale* nya:

Tabel 4. 12 *Severity Scale*

Rating	Deskripsi	Definisi
1	<i>Insignificant</i>	Tidak menimbulkan cacat/luka sama sekali, tidak mengganggu fungsi organ yang lain, perlu, kecil dilakukan penanganan/pencegahan primer
2	<i>Minor</i>	Tidak menimbulkan cacat/luka namun perlu adanya monitoring rutin, perlu penanganan/pencegahan primer
3	<i>Moderate</i>	Cacat/Luka yang tidak permanen pada organ tubuh lain, kecil potensinya menyebabkan dampak buruk untuk organ/sistem lain bahkan

Rating	Deskripsi	Definisi
		disfungsi organ/sistem tubuh, perlu penanganan/pencegahan sekunder
4	<i>Major</i>	Cacat/Luka besar sampai permanen pada organ tubuh lain, berpotensi besar menyebabkan dampak buruk untuk organ/sistem lain bahkan disfungsi organ/sistem tubuh, perlu penanganan/pencegahan tersier
5	<i>Catastrophic</i>	Potensi besar menyebabkan kematian

Dalam penanganan komplikasi diabetes melitus, terdapat 3 urutan tata laksana khusus yang digunakan, yaitu penanganan/pencegahan primer, sekunder, dan tersier. Penanganan/pencegahan primer sendiri merupakan upaya yang dilakukan dengan mengubah gaya hidup dengan intervensi keberhasilannya adalah berat badan dapat turun 5-7% dalam waktu 6 bulan (bagi yang memiliki berat badan berlebih), pengaturan pola makan, meningkatkan aktivitas fisik dan latihan jasmani setidaknya 150 menit/minggu atau latihan jasmani setidaknya 3-4 kali aktivitas per minggu, serta menghilangkan kebiasaan merokok.

Kemudian untuk penanganan/pencegahan sekunder adalah upaya yang dilakukan untuk menghambat timbulnya komplikasi atau penyulit pada pasien DM, seperti adanya pengendalian glukosa sesuai target terapi dan pemberian obat-obatan yang optimal, melakukan deteksi dini komplikasi secara rutin, serta penyuluhan program pengobatan kepada pasien DM dan selalu diulang secara rutin, serta pemberian vaksin sesuai dengan kondisi tubuh pasien, seperti vaksin influenza, vaksin Hepatitis B, vaksin pneumokokus, dan lain-lain. Dalam upaya pencegahan ini juga

dapat dilakukan bersamaan dengan intervensi farmakologis, seperti pemberian obat anti hiperglikemia secara oral maupun suntikan.

Upaya penanganan/pencegahan yang terakhir adalah upaya tersier, yaitu upaya yang mencegah terjadinya kecacatan lebih lanjut dan meningkatkan kualitas hidup penderita DM. Dalam upaya ini tentu pasien DM harus melakukan sekaligus upaya pencegahan primer dan sekunder, kemudian adanya upaya rehabilitasi, pelayanan kesehatan yang komprehensif dan terintegrasi antar disiplin terkait, terutama di rumah sakit rujukan, serta kerjasama yang baik antar para ahli dari berbagai disiplin (jantung, ginjal, mata, saraf, bedah ortopedi, bedah vaskuler, gizi, radiologi, dan lain-lain.)

4.7.1.2 Occurance Score and Criteria

Occurance merupakan komponen perhitungan nilai RPN yang digunakan untuk mengukur intensitas atau seberapa sering faktor risiko komplikasi diabetes melitus dilakukan oleh penderita DM. Untuk memberikan penilaian terkait hal tersebut, berikut adalah *occurance scale* nya:

Tabel 4. 13 *Occurate Scale*

Rating	Deskripsi	Definisi
1	<i>Rare</i>	Sangat jarang terjadi bahkan hampir tidak pernah (kurang dari 3 kali selama mengalami DM), jarak waktu dari tiap kejadian yang jauh
2	<i>Unlikely</i>	Jarang terjadi (lebih dari 3 kali selama mengalami DM), jarak waktu dari tiap kejadian yang cukup jauh
3	<i>Possible</i>	Intensitas kejadian cukup sering, jarak waktu tiap kejadian cukup dekat

Rating	Deskripsi	Definisi
4	<i>Likely</i>	Intensitas kejadian yang sering terjadi, jarak waktu tiap kejadian sangat dekat (setiap bulan terjadi)
5	<i>Almost Certain</i>	Intensitas kejadian yang sangat sering terjadi, setiap minggu setidaknya 3 kali atau lebih

4.7.1.3 Detection Score and Criteria

Detection merupakan komponen perhitungan nilai RPN yang digunakan untuk mengidentifikasi kemungkinan dalam mendeteksi risiko komplikasi yang terjadi dapat dideteksi berdasarkan faktor-faktor tertentu. Untuk memberikan penilaian terkait hal tersebut, berikut adalah *detection scale* nya:

Tabel 4. 14 *Detection Scale*

Rating	Deskripsi	Probability of Detection	Definisi
1	<i>Certain to detect</i>	10 out to 10	Pasti mudah terdeteksi secara langsung ditandai dengan gejala fisik
2	<i>High likelihood</i>	7 out to 10	Sangat mungkin dideteksi
3	<i>Moderate likelihood</i>	5 out to 10	Kemungkinan terdeteksi sedang
4	<i>Low likelihood</i>	2 out to 10	Sulit untuk dideteksi
5	<i>Almost certain not to detect</i>	0 out to 10	Sangat sulit untuk dideteksi (perlu ada

Rating	Deskripsi	Probability of Detection	Definisi
			tindakan medis lebih lanjut)

4.7.2 Risk Event Komplikasi Makrovaskuler pada DM

Dalam hal ini akan dilakukan upaya pencegahan dari komplikasi makrovaskuler dilakukan berdasarkan hasil prediksi *machine learning*, untuk kemudian diketahui cara untuk melakukan pencegahan komplikasi apa saja yang bisa dilakukan, maka perlu diketahui terkait faktor risiko apa saja yang menjadi penyebab terjadinya suatu komplikasi kemudian mengidentifikasi langkah pencegahannya. Berdasarkan pernyataan tersebut, maka dapat disimpulkan bahwa contoh komplikasi makrovaskuler diantaranya adalah penyakit jantung, *stroke*, dan ulkus diabetik atau ulkus kaki. Berikut merupakan jenis penyakit beserta faktor risiko pada komplikasi makrovaskuler DM:

Tabel 4. 15 Risk Event Komplikasi Makrovaskuler pada DM

Komplikasi	Potential Risk / Risk Event
Ulkus kaki (Hastuti, 2008)	Ketidakpatuhan diet DM
	Kurang aktivitas fisik
	Obesitas
	Hipertensi
	Merokok
	Penggunaan alas kaki tidak tepat
Stroke (Hasnah, 2020)	Intensitas merokok yang tinggi
	Beban kerja dan pikiran yang berlebihan
	Ketidakseimbangan jumlah kalori yang masuk dan keluar
	Aktivitas fisik yang jarang dilakukan
	Intensitas konsumsi kafein yang tinggi (250-350 mg/hari, >4 kali per minggu)

Komplikasi	Potential Risk / Risk Event
Jantung (Yuhelma, Hasneli, & Nauli, 2015)	Pola konsumsi sayur yang rendah (>150 gr/minggu)
	Merokok
	Gangguan pikiran dan emosional
	Indeks Massa Tubuh melebihi batas normal (obesitas)

Berdasarkan data diatas, informasi *potential risk* kemudian dirangkum untuk sebagai hasil identifikasi faktor risiko yang akan diukur skala prioritasnya pada penentuan nilai *Risk Priority Number* (RPN) nantinya. Berikut rangkumannya:

Tabel 4. 16 Rangkuman Faktor Risiko Makrovaskuler

No	Rangkuman Faktor Risiko Makrovaskuler
1	Ketidakpatuhan diet DM
2	Kurangnya aktivitas fisik
3	Tekanan darah tinggi (hipertensi)
4	Obesitas
5	Intensitas merokok
6	Kolesterol tinggi
7	Pola hidup yang kurang sehat dan teratur
8	Kurangnya wawasan pencegahan komplikasi

4.7.3 Penentuan Nilai Risk Priority Number (RPN) Komplikasi Makrovaskuler

Setelah mengetahui masing-masing *score* dan kriteria dari *Severity*, *Occurance*, dan *Detection* selanjutnya adalah melakukan perhitungan nilai RPN. Perhitungan akan dilakukan oleh dua orang *expert*, dimana dalam penelitian ini adalah dokter spesialis endokrin, dokter spesialis penyakit dalam, dan satu orang mahasiswa *coass* yang sudah menyelesaikan stase IPD (Ilmu Penyakit Dalam) dari angkatan 2019. Mahasiswa *coass* yang telah melewati stase IPD ditunjuk sebagai *expert* karena dalam perjalanan masa *coass* selama 5 minggu, stase IPD merupakan stase yang memiliki pasien yang banyak dan secara umum banyak menderita DM, sehingga

intensitas dalam mahasiswa dalam berinteraksi dengan penyakit ini cukup sering. Dibutuhkannya penilaian dari lebih dari satu *expert* untuk meminimalisir subjektivitas dalam proses penilaian RPN. Hal tersebut juga mengacu pada penelitian oleh (Amri, 2019) tentang FMEA, dimana pada penelitian tersebut digunakan 3 responden untuk mengambil nilai *Severity*, *Occurance*, dan *Detection* kemudian diambil rata-rata dari ketiga responden yang bersangkutan, sehingga pada penelitian ini juga dalam perhitungan nilai RPNnya secara keseluruhan akan digunakan skor rata-rata dari ketiga ekspert. Berikut hasil perhitungannya:

Tabel 4. 17 *Severity Score* Ekspert Komplikasi Makrovaskuler

No	Risk Event	SEVERITY			Rata-rata (S)
		Sp. endokrin	Sp. Penyakit Dalam	Mahasiswi coass post IPD	
1	Ketidakpatuhan diet DM	3	3	3	3
2	Kurangnya aktivitas fisik	3	4	3	4
3	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	4	4	4	4
4	Obesitas	3	3	3	3
5	Intensitas merokok	3	3	3	3
6	Kolestrol tinggi	4	3	4	4
7	Pola hidup yang kurang sehat dan teratur	4	4	3	4
8	Kurangnya wawasan pencegahan komplikasi	3	3	2	3

Tabel 4. 18 *Occurance Score* Ekspert Komplikasi Makrovaskuler

OCCURANCE					Rata-rata (S)
No	Risk Event	Sp. endokrin	Sp. Penyakit Dalam	Mahasiswi coass post IPD	
1	Ketidakpatuhan diet DM	4	3	4	4
2	Kurangnya aktivitas fisik	4	3	4	4
3	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	4	5	3	4
4	Obesitas	3	3	2	3
5	Intensitas merokok	1	1	2	2
6	Kolestrol tinggi	5	4	3	4
7	Pola hidup yang kurang sehat dan teratur	5	3	3	4
8	Kurangnya wawasan pencegahan komplikasi	5	4	3	4

Tabel 4. 19 *Severity Score* Ekspert Komplikasi Makrovaskuler

DETECTION					Rata-rata (S)
No	Risk Event	Sp. endokrin	Sp. Penyakit Dalam	Mahasiswi coass post IPD	
1	Ketidakpatuhan diet DM	2	2	1	2
2	Kurangnya aktivitas fisik	2	3	2	3

<i>DETECTION</i>					Rata-rata (S)
No	Risk Event	Sp. endokrin	Sp. Penyakit Dalam	Mahasiswa coass post IPD	
3	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	2	2	2	2
4	Obesitas	1	1	1	1
5	Intensitas merokok	1	1	2	2
6	Kolestrol tinggi	2	2	3	3
7	Pola hidup yang kurang sehat dan teratur	3	2	2	3
8	Kurangnya wawasan pencegahan komplikasi	2	3	3	3

Tabel 4. 20 Perhitungan Nilai RPN Komplikasi Makrovaskuler

No	Risk Event	Rating			RPN
		S	O	D	
1	Ketidakpatuhan diet DM	3	4	3	36
2	Kurangnya aktivitas fisik	3	4	3	36
3	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	4	4	2	32
4	Obesitas	3	3	1	9
5	Intensitas merokok	3	2	2	12
6	Kolestrol tinggi	4	4	3	48
7	Pola hidup yang kurang sehat dan teratur	4	4	3	48

No	Risk Event	Rating			RPN
		S	O	D	
8	Kurangnya wawasan pencegahan komplikasi	3	4	3	36

4.7.4 Evaluasi Risiko Komplikasi Makrovaskuler

Evaluasi risiko dilakukan untuk meninjau hasil nilai RPN dari tiap *risk event* dengan nilai kritis RPN untuk selanjutnya ditentukan *risk event* mana yang memiliki prioritas paling mungkin untuk ditangani terlebih dahulu. Berikut perhitungannya:

$$\text{Nilai Kritis RPN} = \frac{\text{Total nilai RPN}}{\text{Jumlah risiko}} = \frac{257}{8} = 32,125 \quad (4.1)$$

Setelah mengetahui nilai kritis RPN, selanjutnya adalah mengurutkan *ranking* RPN untuk mengetahui urutan prioritas risiko yang mungkin diselesaikan atau dicegah terlebih dahulu.

Tabel 4. 21 Pengurutan *Ranking* RPN Komplikasi Makrovaskuler

No	Risk Event	RPN	RPN>Nilai Kritis RPN
1	Pola hidup yang kurang sehat dan teratur	48	Ya
2	Kolestrol tinggi	48	Ya
3	Ketidakpatuhan diet DM	36	Ya
4	Kurangnya aktivitas fisik	36	Ya

No	Risk Event	RPN	RPN>Nilai Kritis RPN
5	Kurangnya wawasan pencegahan komplikasi	36	Tidak
6	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	32	Tidak
7	Obesitas	12	Tidak
8	Intensitas merokok	12	Tidak

Berdasarkan hasil tabel diatas menunjukkan bahwa dari 8 *risk event* yang ada terdapat 3 *risk event* teratas yang nilai RPNnya melebihi batas kritis atau rata-rata keseluruhan, dimana hal tersebut dapat memperkuat nilai dari *risk event* untuk dilakukan pencegahan sesegera mungkin agar tidak berdampak pada komplikasi makrovaskular penderita DM.

4.7.5 *Probability Impact Matrix Komplikasi Makrovaskuler*

Dalam tahapan ini akan dilakukan evaluasi untuk mengetahui upaya apa yang dapat dilakukan untuk mengatasi risiko sesuai dengan nilai prioritas dari hasil RPN yang sudah diketahui (Junianto & Basuki, 2018). Pada tahapan ini juga akan dibuat *Probability Impact Matrix* untuk mengetahui seberapa tinggi suatu risiko komplikasi bisa terjadi, sehingga dapat diketahui pula upaya seperti apa yang paling mungkin dilakukan dan dengan skala seperti apa, apakah harus segera ditindak pada skala tinggi, biasa, atau bahkan rendah. Penentuan *Probability Impact Matrix* didasarkan dengan nilai *severity* dan *occurance*.

Tabel 4. 22 *Probability Impact Matrix* Komplikasi Makrovaskuler

No	Risk Event	Severity	Occurance	Severity x Occurance
1	Ketidakpatuhan diet DM	3	4	12
2	Kurangnya aktivitas fisik	3	4	12
3	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	4	4	16
4	Obesitas	3	3	9
5	Intensitas merokok	3	2	6
6	Kolestrol tinggi	4	4	16
7	Pola hidup yang kurang sehat dan teratur	4	4	16
8	Kurangnya wawasan pencegahan komplikasi	3	4	12

Berdasarkan tabel diatas, selanjutnya akan dimasukkan kedalam matrix risiko sebagai berikut:

SEVERITY					
				3, 6, 7	
	5	4		1, 2, 8	
OCCURANCE					

Keterangan:

	<i>High risk</i> , konsultasi ke dokter untuk diberikan penanganan lebih jauh, seperti obat, jadwal terapi, dan penanganan tersier
	<i>Significant risk</i> , memerlukan tindakan pencegahan segera, melakukan pencegahan sekunder
	<i>Medium risk</i> , cukup lakukan pencegahan primer
	<i>Low risk</i> , melakukan sosialisasi terkait upaya pencegahan yang bisa dilakukan

Dari hasil pemetaan diatas dapat diketahui bahwa hampir keseluruhan posisi risiko berada di kolom *high risk* berdasarkan tinjauan *occurance* dan *severity*, hanya *risk event* terkait intensitas merokok yang berada di *significant risk*. Berdasarkan data tersebut maka berikut tabel rekapitulasi hasil perhitungan RPN dan *Probablity Impact Matrix*

Tabel 4. 23 Rekapitulasi Evaluasi Risiko Komplikasi Makrovaskular

No	Risk Event	RPN	RPN>Nilai Kritis RPN	Probability Impact Matrix
1	Ketidakpatuhan diet DM	36	Ya	High
2	Kurangnya aktivitas fisik	36	Ya	High
3	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	32	Tidak	High
4	Obesitas	9	Tidak	Significant
5	Rokok	12	Tidak	Medium
6	Kolestrol tinggi	48	Ya	High
7	Pola hidup yang kurang sehat dan teratur	48	Ya	High
8	Kurangnya wawasan pencegahan komplikasi	36	Ya	High

Berdasarkan tabel diatas, dapat disimpulkan perlakuan atau usulan apa yang dapat diberikan berdasarkan nilai RPN. Terkait hal tersebut, maka masing-masing *risk event* akan dikelompokkan berdasarkan *probability impact* yang sudah dilakukan perhitungan sebelumnya. Berikut merupakan penjelasan mengenai hal tersebut:

a. “High” Probability Impact

Pada kategori ini terdapat 6 dari 8 poin yang termasuk kedalam *probability impact* yang paling tinggi atau “High”. Apabila hal ini tidak segera diselesaikan atau

dibiarkan berlanjut tanpa adanya penanganan serius, maka faktor risiko tersebut dapat menyebabkan komplikasi bahkan di waktu yang singkat. Komplikasi diabetes tentu akan semakin memperburuk kualitas hidup penderita diabetes melitus, bahkan memicu peluang sampai ke kematian. Untuk poin 7 yang menunjukkan pola hidup yang kurang sehat dan teratur memiliki nilai RPN 48 atau yang paling tinggi diantara *risk event* lainnya (kecuali kolesterol tinggi). Pola hidup yang perlu dihindari adalah terlalu sering mengonsumsi makanan yang berkarbohidrat tinggi dan tidak dibarengi dengan olahraga yang sehat. Hal ini termasuk kedalam *high probability impact* karena banyak pengidap DM yang tidak disiplin terkait gaya hidup dan intensitas konsultasi (*check up*) ke instansi kesehatan sehingga tidak mengetahui penatalaksanaan seperti apa yang dapat dilakukan agar komplikasi diabetes tidak terjadi (Ernia, et al., 2022). Untuk mengatasi permasalahan ini, perlu adanya dukungan dari keluarga atau kerabat serta meningkatkan kesadaran diri yang dapat diabangun dengan mengikuti sosialisasi atau penyuluhan yang diselenggarakan oleh rumah sakit atau instansi kesehatan lainnya.

Selanjutnya adalah poin yang ke-6, yaitu kolesterol tinggi. Pada pasien DM kadar trigliserida sangat mudah naik karena peran insulin yang berfungsi untuk mengolahnya sudah tidak lagi bekerja secara optimal, sehingga apabila seseorang menderita DM harus mengalami kolesterol yang tinggi pula, maka akan terjadi penumpukan lemak pada pembuluh darah arteri, sehingga dapat menyebabkan komplikasi makrovaskular DM, yaitu penyakit jantung dan stroke dan kemungkinan terburuknya dapat menyebabkan kematian (Purwanti, et al., 2016). Sehingga, poin terkait kolesterol yang tinggi ini harus segera dihindari, dengan mengurangi makanan yang mengandung lemak jenuh, mengonsumsi banyak makanan yang mengandung serat, dan banyak melakukan aktivitas fisik setidaknya 3-4 kali per minggunya secara rutin.

Selanjutnya untuk ketiga *risk event*, yaitu pada *risk event* 1, 2, dan 8 yang sama-sama memiliki nilai RPN 36 dan masih menjadi urutan teratas yang harus diselesaikan dalam upaya mencegah terjadinya komplikasi DM. Ketidakpatuhan diet DM, kurangnya aktivitas fisik, dan minimnya wawasan pencegahan komplikasi dapat termasuk kedalam *High probability impact* karena ini termasuk rutinitas yang sering tidak disadari oleh orang banyak, khususnya orang dengan DM. Ketika seseorang tidak mengetahui wawasan tentang potensi komplikasi yang mungkin akan dialaminya, maka itu akan berpengaruh pada kebiasaan buruk yang bahkan tidak disadari, contohnya apabila seorang DM mengalami luka yang terlihat kecil namun tidak kunjung sembuh dan dibiarkan selama berminggu-minggu, dimana pada saat yang sama pasien tersebut juga tidak mengetahui bahwa dirinya sedang terkena gejala salah satu komplikasi makrovaskuler, yaitu ulkus kaki yang apabila dibiarkan akan menjadi semakin parah bahkan sampai harus diamputasi (Hastuti, 2008). Sama halnya dengan ketidakpatuhan menjalani diet DM, yang akan semakin memperburuk sensitivitas insulin dalam mengatur kadar glukosa dan garam yang masuk kedalam tubuh, yang mana apabila kebiasaan ini tidak segera dihilangkan dibiarkan terjadi secara terus menerus maka akan berpotensi terkena komplikasi DM seperti nefropati atau penyakit ginjal dan retinopati atau penyakit pada mata (Noventi, 2018).

Poin terakhir dari *risk event* yang termasuk kedalam *High Probability Impact* adalah hipertensi atau tekanan darah tinggi. Hal ini sangat perlu dihindari karena apabila seorang DM terkena hipertensi, maka akan menyebabkan komplikasi makrovaskuler, yaitu jantung. Saat seorang DM maka besar kemungkinannya akan mengalami frustrasi, marah, secara berlebihan yang dapat berpengaruh pada hipertensi yang dapat memicu penyakit jantung dan *stroke* (Purba & Hemi, 2017).

b. “*Significant*” *Probability Impact*

Risk event yang termasuk kedalam *significant risk* pada penelitian ini adalah obesitas. Bila ditinjau dan dibandingkan dengan nilai RPN *risk event* rokok pada poin 5, obesitas ini menempati urutan terakhir skala prioritas penyelesaian namun dalam *probability impact* levelnya lebih tinggi dibandingkan poin 5. Hal ini dapat ditinjau dari nilai *occurrence* dan *detection*nya, dimana untuk nilai *occurrence* poin 4 yang lebih tinggi dibandingkan poin 5, hal ini dikarenakan lemahnya hubungan antara rokok dengan komplikasi DM berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Trisnawati, 2013), sedangkan obesitas erat hubungannya dengan komplikasi karena disebabkan oleh beberapa faktor diantaranya pola hidup/makan dan aktivitas fisik. Kemudian jika ditinjau dari nilai *detection* orang yang merokok dan orang yang obesitas lebih sulit dideteksi orang yang merokok karena banyak kemungkinannya, apakah orang tersebut sering/jarang/mantan perokok, sedangkan orang yang obesitas cukup mudah hanya dengan menghitung IMT atau dilihat secara fisik luarnya saya sudah dapat terdeteksi. Kemudian untuk level *significant* ini, pasien DM dapat melakukan pencegahan sekunder, seperti melakukan pencegahan primer (latihan fisik, atur pola makan), pengendalian kadar glukosa yang ketat dengan mengatur nutrisi medis, serta mengikuti penyuluhan sejak pertemuan pertama dan selalu rutin diulang pada pertemuan berikutnya dengan dokter.

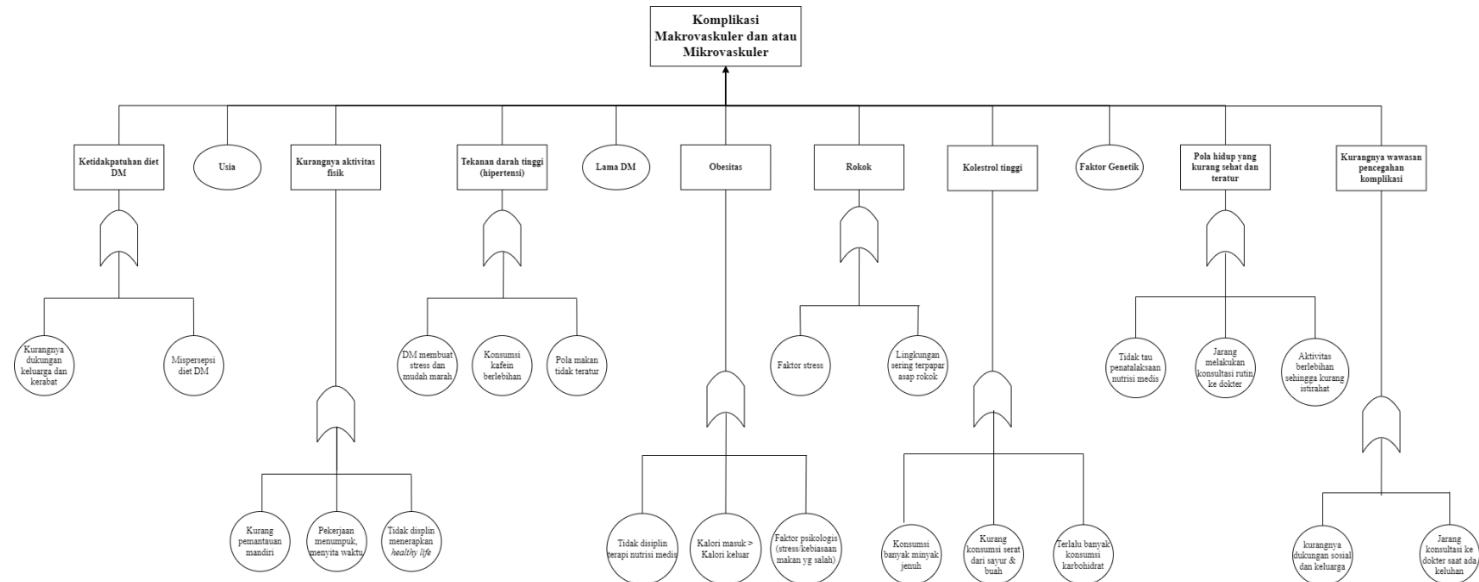
c. “*Medium*” *Probability Impact*

Risk Event “rokok” menempati *probability impact* paling rendah jika dibandingkan dengan *risk event* yang lain, dimana hal ini disebabkan karena nilai *severity* yang setara dengan 3 atau *moderate* yang dapat diselesaikan dengan pencegahan primer yang sekaligus dapat menjadi distraksi untuk mengurangi aktivitas merokok, seperti latihan fisik, senam jasmani dengan total waktu minimal 150 menit per minggu dibarengi dengan mengatur pola makan, atau

komunitas diabet untuk menciptakan lingkungan dan dukungann sosial yang baik (Irawan, 2010) dalam (Trisnawati, 2013).

4.7.6 Fault Tree Analysis (FTA) Komplikasi Makrovaskuler

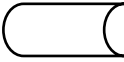
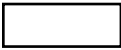
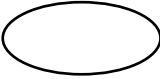
Fault Tree Analysis merupakan kombinasi kesalahan yang terjadi secara paralel atau berurutan yang digambarkan dalam model diagram untuk mengetahui sebab akibat dari terjadinya suatu *failure* atau *risk event* (Pasaribu, et al., 2017). Pada penelitian ini FTA dirancang berdasarkan sumber wawancara ekspert (dokter spesialisin endokrin dan penyakit dalam), referensi jurnal, dan beberapa data pendukung dari kuesioner yang disebarakan kepada responden DM. Berikut merupakan hasil FTA untuk komplikasi makrovaskuler dan penjelasannya:



Gambar 4. 12 Fault Tree Analysis Komplikasi Makrovaskuler

Keterangan:

Tabel 4. 24 Keterangan FTA

Simbol	Definisi	Deskripsi
	<i>Basic Event</i>	Dasar dari inisiasi terjadinya fakto risiko yang membutuhkan perbaikan lebih jauh
	Gerbang “Or”	Faktor risiko komplikasi yang terjadi akibat salah satu <i>basic event</i> yang terjadi
	<i>Risk Event</i>	Risiko komplikasi
	<i>Conditioning Eventy</i>	Faktor masalah yang mempengaruhi terjadinya risiko komplikasi

Berdasarkan hasil dari FTA yang sudah dibuat maka selanjutnya akan dijelaskan terkait hubungan antar simbol yang berpengaruh pada kedelapan *risk event* yang dapat memicu komplikasi makrovaskuler diabetes melitus. Berikut penjelasannya:

a. Ketidakpatuhan Diet DM

Pada poin ini terdapat *root cause* yang menyebabkan tidak disiplinnya seorang yang terkena DM untuk menjalani dietnya. Menurut penelitian yang dilakukan oleh (Khan, et al., 2012) pasien DM dengan tingkat disiplin yang rendah memiliki tingkat kematian 12% lebih tinggi dibandingkan dengan yang disiplin. Tidak disiplin dalam menjalani diet DM ini juga dapat meningkatkan kadar gula darah, berat badan tidak terkontrol, sehingga merusak sistem koagulasi darah dan insulin. Hal ini dapat terjadi yang secara umum disebabkan karena tiga poin penting yang digaris bawahi, yaitu kurangnya dukungan keluarga dan kerabat, mispersepsi dengan manfaat yang dapat diperoleh dari diet DM, dan faktor ekonomi (Ubaidillah & Dipanusa, 2019).

Untuk faktor dukungan keluarga sendiri berhubungan dengan rasa optimisme yang dapat mengurangi rasa stress dan depresi yang dialami seseorang terkena DM, terutama pada lansia yang membutuhkan perhatian lebih (Miller & DiMatteo, 2013).

Dalam penelitian yang dilakukan juga terdapat 29,6% responden yang memiliki usia diatas 41 tahun, dimana di rentang usia ini lah peran keluarga menjadi sangat dibutuhkan sebagai dukungan moral. Kemudian untuk faktor mispersepsi terkait diet DM ini disebabkan karena kepatuhan penderita yang masih didasarkan dengan pandangan tradisional yang menganggap bahwa minum obat dan aktivitas fisik saja sudah cukup untuk menjaga kondisi diabetnya. Hal tersebut juga dibarengi dengan kesalahan persepsi bahwa saat diabet itu bukan dilarang untuk makan sama sekali, tetapi mengurangi porsi agar sesuai dengan perhitungan kalori nutrisi yang sesuai dengan tubuh (Safitri, 2013).

Untuk mengatasi kedua hal tersebut, dapat diatasi dengan menciptakan lingkungan yang dapat menghidupkan semangat dalam menjalani terapi diabet, salah satunya dengan mengikuti komunitas sesama diabet yang tentu bukan hanya menambah wawasan terkait DM, tetapi juga lingkungan yang bisa mendukung jalannya proses terapi, serta mengikuti kegiatan positif lain seperti *workshop* terkait DM untuk meningkatkan rasa optimis. Untuk menjalani diet DM tersebut juga dapat dibarengi dengan asupan makanan sehat yang bervariasi sehingga tidak menimbulkan kejenuhan menjalani diet DM. Intensitas melakukan konsultasi ke dokter minimal satu bulan sekali untuk mengontrol kondisi dari penderita DM itu sendiri, sehingga apabila terdapat kejanggalan atau kebiasaan buruk yang dialami dapat langsung diberikan edukasi langsung dari dokter terkait upaya penanganannya harus seperti apa.

b. Kurangnya Aktivitas Fisik

Dalam hal ini, kekurangan aktivitas fisik dapat menyebabkan komplikasi DM karena dapat meningkatkan kolesterol, menghambat kalsium dan unsur lain yang menyuplai darah ke otak, sehingga berdampak terhadap penurunan jumlah aliran darah ke otak, dan berujung dengan *stroke* (Hasnah, 2020). Selain itu faktor risiko ini juga dampak pada berat badan yang berlebihan karena jumlah kalori yang masuk lebih besar

dibandingkan dengan jumlah kalori yang keluar. Kekurangan aktivitas fisik ini disebabkan karena kurangnya pemantauan mandiri terkait, pekerjaan yang menumpuk dan menyita waktu, dan ketidakdisiplinan menerapkan pola hidup sehat. Hal ini dapat diatasi tentu dimulai dengan meningkatkan kesadaran terkait pentingnya menjaga kondisi tubuh yang sedang terkena DM, meningkatkan pengetahuan dengan rutin konsultasi ke dokter dan mengecek gula darah mandiri dirumah, dan mulai membiasakan beraktivitas setidaknya 3-4 kali dalam satu minggu, atau setidaknya dapat dilakukan saat *weekend*. Faktor risiko ini dapat diatasi dengan tingkatan pencegahan primer, diantaranya pengaturan pola makan, menghentikan kebiasaan merokok, dan menciptakan lingkungan yang sehat.

c. Tekanan Darah Tinggi (Hipertensi)

Faktor risiko komplikasi ini dapat menyebabkan penyakit pada pembuluh darah perifer yang terletak pada bagian kaki, apabila tidak segera diatasi maka sangat berpotensi terkena ulkus kaki diabetik juga komplikasi diabet makrovaskuler lainnya, seperti jantung dan *stroke*. (Roza, et al., 2015). Dalam hal ini, disebabkan karena konsumsi kafein yang berlebihan (>4 kali per minggu), pola makan yang tidak teratur, dan penyakit DM yang cenderung mudah membuat stress dan marah menurut penelitian yang dilakukan oleh (Ubaidillah & Dipanusa, 2019). Untuk mengatasi faktor risiko ini dapat dilakukan dengan cara melakukan olahraga rutin karena dapat membantu menurunkan tekanan darah, serta mengkonsumsi makanan yang mengandung asupan natrium tinggi (Kustiani & Arza, 2020). Berhubungan dengan tingkat stress, seorang yang terkena DM dapat mencari aktifitas yang dapat membantu merelaksasikan tubuh dan jiwanya, seperti melakukan hobi, mengikuti komunitas diet, atau kegiatan positif lain yang dapat mengurangi stressnya.

d. Obesitas

Obesitas atau berat badan yang melebihi Indeks Massa Tubuh (IMT), menjadi salah satu faktor risiko terjadi komplikasi diabetes melitus, dimana hal ini disebabkan karena timbunan lemak jenuh dalam tubuh dapat menyebabkan resistensi dan pengurangan sensitivitas insulin (Musyafirah, et al., 2016). Secara spesifik, obesitas dapat menimbulkan komplikasi makrovaskuler, yaitu jantung. Hal tersebut disebabkan karena tidak disiplin melakukan terapi nutrisi medis, faktor psikologis (stress atau kebiasaan makan yang salah), dan jarang melakukan aktivitas fisik. Untuk dapat mengatasi faktor risiko tersebut agar tidak terjadi, diperlukan adanya disiplin penatalaksanaan khusus, seperti edukasi pasien, melakukan latihan fisik secara rutin, melakukan terapi nutrisi medis, dan terapi farmakologi seperti pemberian obat oral ataupun suntikan insulin bila diperlukan.

e. Merokok

Rokok merupakan salah satu faktor risiko yang sangat perlu dihindari, karena asapnya yang dapat meningkatkan kadar gula darah melalui nikotin yang terkandung didalamnya, dimana hal ini juga didukung oleh penelitian yang membuktikan bahwa Perokok aktif memiliki risiko 22% lebih tinggi untuk terkena komplikasi diabetes mellitus dibanding orang yang tidak merokok, sedangkan pada perokok pasif ditemukan memiliki risiko 17% (Musyafirah, et al., 2016). Intensitas seorang yang terkena DM untuk merokok ini disebabkan oleh dua hal, yaitu faktor stress dan faktor lingkungan (Latifah & Nugroho, 2020). Untuk faktor stress ini kebanyakan dilakukan oleh laki-laki berdasarkan data RISKESDAS 2018 jumlah perokok perempuan yang sangat kecil (4,8%) dibandingkan mayoritas perokok laki-laki (62,9%) (RISKESDAS, 2018). Untuk mengatasi permasalahan tersebut maka seorang penderita DM harus dapat menghindari stress dengan menciptakan distraksi ke hal yang positif, seperti melakukan hobi, menggantikan rokok dengan permen, menciptakan dan berbau

dengan lingkungan yang jauh dari rokok, serta meningkatkan komitmen dalam diri bahwa merokok dapat memperburuk kondisi DM yang sedang dialami (Wulandari & Santoso, 2012).

f. Kolestrol Tinggi

Pada penderita DM, kolesterol berpotensi meningkatkan kadar lipid yang dapat menyebabkan menimbulkan komplikasi mikrovaskuler, yaitu nefropati atau penyakit ginjal (Satria ES, et al., 2018). Tingginya kolesterol ini banyak disebabkan oleh kandungan makanan yang dikonsumsi dan banyak mengandung lemak jenuh, karbohidrat berlebih, serta tidak diimbangi dengan serat yang cukup dari sayur dan buah. Kurangnya aktivitas fisik juga mendukung terjadinya kolesterol pada penderita DM yang sering mengonsumsi makanan kurang sehat. Untuk mengatasi hal ini, penderita DM perlu untuk mengurangi asupan lemak dan karbohidrat kemudian diganti dengan sayuran dan buah, tentunya hal ini perlu diiringi dengan aktivitas fisik yang cukup, menghindari kegiatan merokok karena dapat mempercepat penumpukan plak di pembuluh darah arteri yang berpotensi menimbulkan komplikasi makrovaskular, yaitu *stroke* dan penyakit jantung (Karminingtyas, Vifta, & Lestari, 2021).

g. Pola Hidup Yang Kurang Sehat dan Teratur

Pola hidup yang kurang sehat dan teratur pada orang dengan DM dapat menurunkan kualitas hidupnya karena dengan demikian maka besar potensinya untuk terkena komplikasi, baik itu makrovaskuler, mikrovaskuler, ataupun keduanya. Ada beberapa komplikasi diabetes yang kehadirannya tidak terprediksi apabila belum terkena dampaknya karena kebiasaan yang tidak disadari, seperti yang terjadi pada penelitian yang dilakukan oleh (Lawrence, et al., 2001) mengatakan bahwa penderita DM baru diketahui memiliki komplikasi sebesar 5% jantung koroner dan maksimal 45-92%

mengalami hipertensi. Berdasarkan hal tersebut maka dapat terlihat bahwa pentingnya menjaga pola hidup yang sehat agar terhindar dari komplikasi yang muncul secara tiba-tiba. Pola hidup yang kurang sehat ini dapat disebabkan karena beberapa hal, diantaranya jaranganya melakukan konsultasi rutin ke dokter dan kurangnya istirahat karena aktivitas yang berlebih dan tidak diimbangi dengan nutrisi medis yang cukup (Widyasari, 2017). Untuk menghindari hal tersebut dapat dilakukan beberapa upaya, diantaranya menyeimbangkan pola makan dengan aktivitas yang sesuai, aktivitas fisik minimal 3 kali seminggu, membangun lingkungan yang baik untuk bisa saling menguatkan dan mengingatkan seperti ikut kedalam komunitas diabet di daerah setempat.

h. Kurangnya Wawasan Pencegahan Komplikasi

Wawasan terkait pencegahan komplikasi ini juga menjadi salah satu faktor risiko yang penting untuk diperhatikan, karena dengan memiliki wawasan yang baik tentang ini maka orang yang sedang DM akan mengetahui sebab akibat dari pola hidup yang ia jalani. Apabila hal ini tidak cukup dimiliki oleh orang dengan DM, maka akan berpengaruh kepada pola hidup yang salah dan justru tanpa disadari dapat menyebabkan komplikasi (Fidianingsih, et al., 2017). Secara umum, faktor risiko ini terjadi karena 2 hal, yaitu kurangnya dukungan sosial dan keluarga serta tidak disiplinnya mengikuti jadwal konsultasi ke dokter. Kedua hal tersebut dapat diatasi dengan rutin melakukan *check up* ke dokter bukan hanya pada saat terjadi keluhan saja sekaligus memanfaatkan momen tersebut untuk berkonsultasi terkait kegiatan yang sudah dilakukan selama 1 bulan belakangan, kemudian mengikuti kegiatan penyuluhan yang diadakan oleh rumah sakit atau instansi kesehatan tertentu, mencari lingkungan yang mendukung dan membantu dalam menjalani DM tersebut, serta memulai untuk meningkatkan kesadaran diri untuk selalu hidup sehat.

4.8 FMEA untuk Komplikasi Diabetes Melitus Melitus Mikrovaskuler

Berbeda dengan makrovaskuler, komplikasi mikrovaskuler merupakan komplikasi yang terjadi pada pembuluh darah kecil, seperti terjadinya penyumbatan yang menyebabkan terganggunya sistem pada ginjal dan fungsi pengelihan atau mata yang dapat menyebabkan kebutaan (Yuhelma, et al., 2019). Dalam hal ini akan dilakukan upaya pencegahan dari masing-masing komplikasi berdasarkan hasil prediksi *machine learning*, yaitu komplikasi mikrovaskuler menggunakan metode FMEA

4.8.1 Risk Event Komplikasi Mikrovaskuler pada DM

Berikut merupakan jenis penyakit beserta faktor risiko pada komplikasi mikrovaskuler DM:

Tabel 4. 25 Risk Event Komplikasi Mikrovaskuler pada DM

Komplikasi	Potential Risk / Risk Event
Retinopati (Noventi, 2018)	Tidak rutin melakukan <i>medical control</i>
	Hipertensi
	Tidak menjaga kadar gula darah dan kolestrol
Nefropati (Satria ES, Decroli, & Afriwadi, 2018)	Tidak menjaga asupan dan diet DM yang teratur
	Tekanan darah tinggi (hipertensi)
	Nilai trigelserida atau kolestrol yang tinggi

Berdasarkan data diatas, infromasi *potential risk* kemudian dirangkum untuk sebagai hasil identifikasi faktor risiko yang akan diukur skala prioritasnya pada penentuan nilai *Risk Priority Number* (RPN) nantinya. Berikut rangkumannya:

Tabel 4. 26 Rangkuman Faktor Risiko Mikrovaskuler

No	Rangkuman Faktor Risiko
1	Ketidakpatuhan diet DM
2	Kadar gula darah dan trigelserida tinggi
3	Tidak rutin melakukan <i>medical control</i>
4	Tekanan darah tinggi (hipertensi)

4.8.2 Penentuan Nilai Risk Priority Number (RPN) Komplikasi Makrovaskuler

Sama halnya dengan perhitungan RPN untuk komplikasi makrovaskuler, dimana pada penelitian tersebut digunakan 3 responden untuk mengambil nilai *Severity*, *Occurance*, dan *Detection* kemudian diambil rata-rata dari ketiga responden yang bersangkutan, sehingga pada penelitian ini juga dalam perhitungan nilai RPNnya secara keseluruhan akan digunakan skor rata-rata dari ketiga ekspert. Berikut hasil perhitungannya:

Tabel 4. 27 *Severity Score* Ekspert Komplikasi Mikrovaskuler

SEVERITY					Rata-rata (S)
No	Risk Event	Sp. endokrin	Sp. Penyakit Dalam	Mahasiswa coass post IPD	
1	Tidak disiplin diet DM	4	3	4	4
2	Kadar gula darah dan trigelserida tinggi	3	4	4	4
3	Tidak rutin melakukan <i>medical control</i>	4	4	4	4

SEVERITY					Rata-rata (S)
No	Risk Event	Sp. endokrin	Sp. Penyakit Dalam	Mahasiswa coass post IPD	
4	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	3	3	4	4

Tabel 4. 28 *Occurance Score* Ekspert Komplikasi Mikrovaskuler

OCCURANCE					Rata-rata (S)
No	Risk Event	Sp. endokrin	Sp. Penyakit Dalam	Mahasiswa coass post IPD	
1	Tidak disiplin diet DM	4	4	4	4
2	Kadar gula darah dan trigelserida tinggi	4	4	3	4
3	Tidak rutin melakukan <i>medical control</i>	4	4	4	4
4	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	3	3	2	3

Tabel 4. 29 *Detection Score* Ekspert Komplikasi Mikrovaskuler

DETECTION					Rata-rata (S)
No	Risk Event	Sp. endokrin	Sp. Penyakit Dalam	Mahasiswa coass post IPD	
1	Tidak disiplin diet DM	2	2	3	3
2	Kurangnya aktivitas fisik	2	2	2	2

DETECTION					Rata-rata (S)
No	<i>Risk Event</i>	Sp. endokrin	Sp. Penyakit Dalam	Mahasiswa coass post IPD	
3	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	3	3	2	3
4	Kolestrol tinggi	2	2	2	2

Tabel 4. 30 Perhitungan Nilai RPN Komplikasi Mikrovaskuler

No	<i>Risk Event</i>	Rating			RPN
		S	O	D	
1	Tidak disiplin diet DM	4	4	3	48
2	Kurangnya aktivitas fisik	4	4	2	32
3	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	4	4	3	48
4	Kolestrol tinggi	4	3	2	24

4.8.3 *Evaluasi Risiko Komplikasi Mikrovaskuler*

Evaluasi risiko dilakukan untuk meninjau hasil nilai RPN dari tiap *risk event* dengan nilai kritis RPN untuk selanjutnya ditentukan *risk event* mana yang memiliki prioritas paling mungkin untuk ditangani terlebih dahulu. Berikut perhitungannya:

$$\text{Nilai Kritis RPN} = \frac{\text{Total nilai RPN}}{\text{Jumlah risiko}} = \frac{152}{4} = 38 \quad (4.2)$$

Setelah mengetahui nilai kritis RPN, selanjutnya adalah mengurutkan *ranking* RPN untuk mengetahui urutan prioritas risiko yang mungkin diselesaikan atau dicegah terlebih dahulu.

Tabel 4. 31 Pengurutan *Ranking* RPN Komplikasi Mikrovaskuler

No	<i>Risk Event</i>	RPN	RPN>Nilai Kritis RPN
1	Tidak disiplin diet DM	48	Ya
2	Tidak rutin melakukan <i>medical control</i>	48	Ya
3	Kadar gula darah dan triglesterida tinggi	32	Tidak
4	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	24	Tidak

Berdasarkan hasil tabel diatas menunjukkan bahwa dari 8 *risk event* yang ada terdapat 3 *risk event* teratas yang nilai RPNnya melebihi batas kritis atau rata-rata keseluruhan, dimana hal tersebut dapat memperkuat nilai dari *risk event* untuk dilakukan pencegahan sesegera mungkin agar tidak berdampak pada komplikasi makrovaskular penderita DM.

4.8.4 *Probability Impact Matrix Komplikasi Mikrovaskuler*

Dalam tahapan ini akan dilakukan evaluasi untuk mengetahui upaya apa yang dapat dilakukan untuk mengatasi risiko sesuai dengan nilai prioritas dari hasil RPN yang sudah diketahui (Junianto & Basuki, 2018). Pada tahapan ini juga akan dibuat *Probability Impact Matrix* untuk mengetahui seberapa tinggi suatu risiko komplikasi bisa terjadi, sehingga dapat diketahui pula upaya seperti apa yang paling mungkin dilakukan dan dengan skala seperti apa, apakah harus segera ditindak pada skala tinggi, biasa, atau bahkan rendah. Penentuan *Probability Impact Matrix* didasarkan dengan nilai *severity* dan *occurrence*.

Tabel 4. 32 *Probability Impact Matrix* Komplikasi Mikrovaskuler

No	Risk Event	Severity	Occurance	Severity x Occurance
1	Tidak disiplin diet DM	4	4	16
2	Kadar gula darah dan trigelserida tinggi	4	4	16
3	Tidak rutin melakukan <i>medical control</i>	4	4	16
4	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	4	3	12

Berdasarkan tabel diatas, selanjutnya akan dimasukkan kedalam matrix risiko sebagai berikut:

SEVERITY				
		4	1,2,3	
OCCURANCE				

Keterangan:

	<i>High risk</i> , konsultasi ke dokter untuk diberikan penanganan lebih jauh, seperti obat, jadwal terapi, dan penanganan tersier
	<i>Significant risk</i> , memerlukan tindakan pencegahan segera, melakukan pencegahan sekunder

	<i>Medium risk</i> , cukup lakukan pencegahan primer
	<i>Low risk</i> , melakukan sosialisasi terkait upaya pencegahan yang bisa dilakukan

Dari hasil pemetaan diatas dapat diketahui bahwa hampir keseluruhan posisi risiko berada di kolom *high risk* berdasarkan tinjauan *occurance* dan *severity*, hanya *risk event* terkait intensitas merokok yang berada di *significant risk*. Berdasarkan data tersebut maka berikut tabel rekapitulasi hasil perhitungan RPN dan *Probablity Impact Matrix*

Tabel 4. 33 Rekapitulasi Evaluasi Risiko Komplikasi Mikrovaskular

No	Risk Event	RPN	RPN>Nilai Kritis RPN	Probablity Impact Matrix
1	Tidak disiplin diet DM	48	Ya	High
2	Kadar gula darah dan trigelserida tinggi	48	Ya	High
3	Tidak rutin melakukan <i>medical control</i>	32	Tidak	High
4	Tekanan darah tinggi (hipertensi)	24	Tidak	Significant

Berdasarkan tabel diatas, dapat disimpulkan perlakuan atau usulan apa yang dapat diberikan berdasarkan nilai RPN. Terkait hal tersebut, maka masing-masing *risk event* akan dikelompokkan berdasarkan *probability impact* yang sudah dilakukan perhitungan sebelumnya. Berikut merupakan penjelasan mengenai hal tersebut:

a. *“High” Probability Impact*

Pada kategori ini terdapat 3 dari 4 poin atau setara dengan 75% yang termasuk kedalam *probability impact* yang paling tinggi atau *“High”*. Apabila hal ini tidak segera diselesaikan atau dibiarkan berlanjut tanpa adanya penanganan serius, maka faktor risiko tersebut dapat menyebabkan komplikasi bahkan di waktu yang singkat. Komplikasi mikrovaskuler diabetes tentu akan semakin memperburuk kualitas hidup penderita diabetes melitus, bahkan memicu peluang sampai ke kematian. Untuk poin yang pertama adalah tidak disiplinnya seorang pasien DM dalam melakukan diet DM, hal ini dapat berpengaruh juga pada poin yang ke-2, yaitu tidak menjaga gula darah dan trigliserida. Apabila hal ini tidak segera diselesaikan dan terus menerus dilakukan bahkan menjadi kebiasaan, maka akibat yang akan ditimbulkan adalah penderita DM dapat berpotensi besar terkena nefropati karena penumpukan kadar lipid yang berlebihan dapat mengganggu arteri renalis yang menuju ginjal. Selain itu penderita DM juga berpotensi terkena retinopati dengan tidak melakukan *control* secara rutin setidaknya 1-2 kali per bulan untuk mengecek kondisi DM, dimana hal ini juga didukung oleh penelitian yang dilakukan oleh (Sanjeev, 2014) yang mengatakan bahwa faktor risiko retinopati biasanya mendapat sedikit perhatian dan kepatuhan penderita DM untuk mengeceknya. Untuk mengatasi hal ini, perlu adanya tingkat kesadaran dan kepedulian yang tinggi, dimana hal tersebut dapat dibangun dengan menciptakan lingkungan yang mendukung, baik dari keluarga, sosial, maupun komunitas. Selain itu, upaya edukasi atau promosi kesehatan seperti penyuluhan dan pemberian pamflet di rumah sakit dapat meningkatkan kesadaran penderita DM.

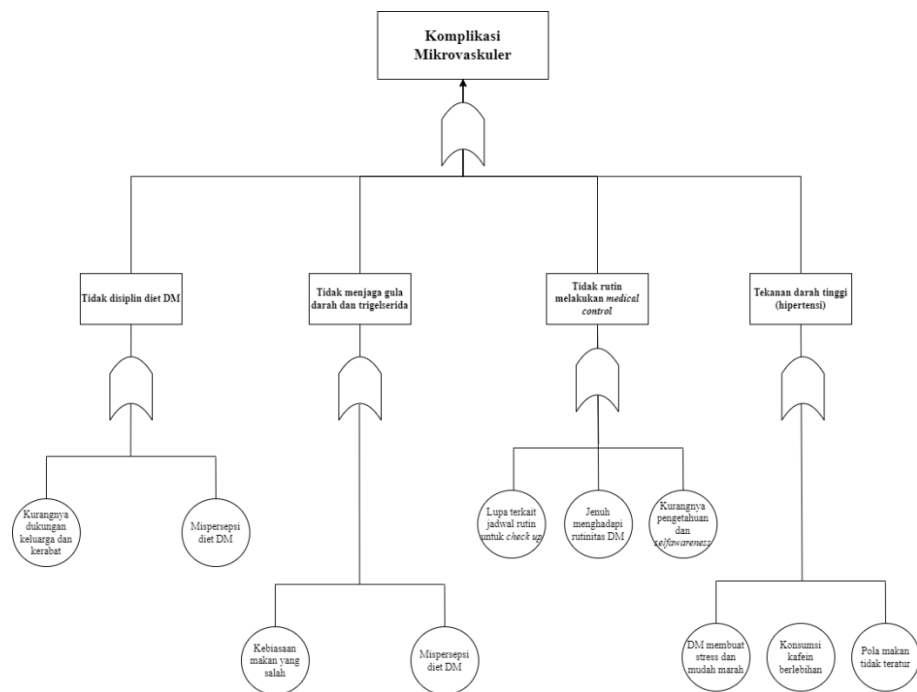
b. *“Significant” Probability Impact*

Risk event yang termasuk kedalam *significant risk* pada penelitian ini adalah Tekanan darah tinggi atau hipertensi. Walau faktor risiko ini berada tidak lebih

tinggi dari ketiga faktor risiko lainnya, tetapi hipertensi menjadi faktor risiko yang dapat menyebabkan komplikasi nefropati sekaligus. Hal ini didukung dengan penelitian oleh penelitian di Amerika Serikat yang menunjukkan bahwa 60% penderita DM berpotensi besar terkena nefropati. Sedangkan kaitannya dengan retinopati, naiknya tekanan darah dapat berisiko 12 kali lebih besar dibandingkan dengan yang non hipertensi menurut penelitian yang dilakukan oleh (Noventi, 2018). Untuk mengatasi hal ini, penderita DM harus memulai pola hidup yang sehat, seperti banyak mengonsumsi makanan yang mengandung serat dan mineral, mengurangi makanan yang mengandung garam dan lemak berlebih, serta membiasakan diri untuk rutin berolahraga setidaknya 3 kali dalam satu minggu. Apabila tekanan darah tidak kunjung turun dan cenderung naik secara signifikan dengan jeda waktu yang singkat, maka segera hubungi dokter untuk dilakukan penanganan secara farmakologis.

4.8.5 Fault Tree Analysis (FTA) Komplikasi Mikrovaskuler

Sama halnya dengan FTA pada komplikasi makrovaskuler, FTA merupakan kombinasi kesalahan yang terjadi secara paralel atau berurutan yang digambarkan dalam model diagram untuk mengetahui sebab akibat dari terjadinya suatu *failure* atau *risk event*. Namun yang membedakan adalah peruntukkan FTA ini hanya untuk komplikasi mikrovaskuler saja. Berikut hasilnya:



Gambar 4. 13 Fault Tree Analysis Komplikasi Mikrovaskuler

Keterangan:

Tabel 4. 34 Keterangan FTA

Simbol	Definisi	Deskripsi
	<i>Basic Event</i>	Dasar dari inisiasi terjadinya fakto risiko yang membutuhkan perbaikan lebih jauh
	Gerbang "Or"	Faktor risiko komplikasi yang terjadi akibat salah satu <i>basic event</i> yang terjadi
	<i>Risk Event</i>	Risiko komplikasi
	<i>Conditioning Eventy</i>	Faktor masalah yang mempengaruhi terjadinya risiko komplikasi

4.9 Rangkuman Hasil FMEA sebagai Usulan Perbaikan

Berdasarkan hasil perancangan model FMEA yang sudah dilakukan, maka akan disimpulkan mengenai skala prioritas beserta usulan apa yang dapat diberikan dalam membangun upaya pencegahan komplikasi dari penderita DM. Berikut tabel rangkumannya:

Tabel 4. 35 Rangkuman Hasil FMEA Komplikasi Makrovaskuler

KOMPLIKASI MAKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	<i>RP N</i>
Ketidakpatuhan diet DM		Kurangnya dukungan keluarga dan kerabat	a. Mengikuti komunitas sesama diet, mengikuti kegiatan positif lain seperti <i>workshop</i> terkait DM untuk meningkatkan rasa optimis	36
	Kadar gula darah tinggi, berat badan tidak terkontrol, merusak sistem koagulasi darah dan insulin	Mispersepsi dan kurangnya wawasan terkait komplikasi DM	b. Disiplin untuk melakukan	

KOMPLIKASI MAKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
			terapi DM dan konsultasi, serta kontrol minimal 1 kali per bulan	
		Kurang pemantauan mandiri Pekerjaan menumpuk, menyita waktu	a. meningkatkan pengetahuan dengan rutin konsultasi ke dokter dan mengecek gula darah mandiri dirumah	
Kurangnya aktivitas fisik	Kadar trigelserida naik berpotensi 4 kali lebih tinggi terkena ulkus	Tidak disiplin menerapkan pola hidup sehat	b. Melakukan pencegahan primer, diantaranya	36

KOMPLIKASI MAKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
Tekanan darah tinggi (hipertensi)			pengaturan pola makan, menghentikan kebiasaan merokok, dan menciptakan lingkungan yang sehat.	32
	a. Merusak endotel pembuluh darah pada kaki dan dapat menyebabkan ulkus kaki	DM membuat stress dan mudah marah Konsumsi kafein berlebihan	a. Banyak mengonsumsi makanan yang mengandung asupan natrium tinggi	
	b. Penyakit kardiovaskular	Pola makan tidak teratur	b. Menerapkan pola makan	

KOMPLIKASI MAKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
Obesitas	Pasiden DM dengan penumpukan lemak jenuh yang berlebih, rentan terkena vaskulopati (penyakit jantung)	Tidak disiplin terapi nutrisi medis Melakukan aktivitas fisik secara rutin Faktor psikologis (stress/kebiasaan makan yg salah)	mediterania (menjauhi lemak, meningkatkan serat)	9
			c. Pemberian upaya farmakologis, seperti terapi antihipertensi	
			a. Melakukan terapi nutrisi medis untuk menurunkan tekanan mekanis pada ekstremitas piggul dan lutut	

KOMPLIKASI MAKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
			b. Tidak mengonsu msi makanan dengan melak berlebih	
			c. Banyak konsumsi serat diimbangi dengan olahraga yang teratur (total 120 jam per minggu, 3- 4 hari seminggu)	
Intensitas merokok	Menurunkan aliran darah ke otak, mempercepat pertumbuhan	Lingkungan sering terpapar asap rokok Faktor stress	Menciptaka n distraksi ke hal yang positif,	12

KOMPLIKASI MAKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
	thrombus (penggumpalan di dinding pembuluh darah), merusak pembuluh darah		seperti melakukan hobi d. Mengganti kan rokok dengan permen e. Menciptaka n dan berbaur dengan lingkungan yang jauh dari rokok f. Meningkatkan kan komitmen dalam diri bahwa merokok dapat memperbur uk kondisi DM yang	

KOMPLIKASI MAKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
Kolestrol tinggi	Apabila pasien DM memiliki kolestrol yang tinggi maka berpotensi terkena nefropati atau gangguan ginjal	Konsumsi banyak minyak jenuh Kurang konsumsi serat dari sayur & buah Terlalu banyak konsumsi karbohidrat	sedang dialami	48
			a. Melakukan aktivitas fisik	
			b. Mengurangi konsumsi garam (<2300 gr/hari)	
			c. Meningkatkan konsumsi buah (8-10 porsi per hari)	
Pola hidup yang kurang	Terjadi hiperglikemia pada pembuluh darah	Tidak tau penatalaksanaan nutrisi medis	d. Mengonsumsi <i>dairy low-fat</i> (2-3 porsi per hari)	48
			a. Mulai menata jadwal	

KOMPLIKASI MAKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
sehat dan teratur	sehingga menyebabkan dekompensasi fungsi endotel di edema retina mata, obesitas, penyakit jantung, dan <i>stroke</i>	Jarang melakukan konsultasi rutin ke dokter	untuk disiplin melakukan terapi nutrisi medis	b. Membangun lingkungan yang baik dan mendukung proses pencegahan komplikasi DM, seperti ikut dalam komunitas sesama DM
		Aktivitas berlebihan sehingga kurang istirahat		
				c. Rutin <i>check up</i> dan mengikuti prosedur farmakolog

KOMPLIKASI MAKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
			i dengan teratur	
		Kurangnya dukungan sosial dan keluarga	a. Meningkatkan <i>self awareness</i> dengan rutin <i>check up</i>	
	Tidak paham kebutuhan tubuh pribadi dalam terkait kebutuhan kalori yang harus terpenuhi, tidak mengenali gejala yang terjadi yang berpotensi menjadi bom waktu terjadinya komplikasi jantung/ <i>stroke</i> /ulku s kaki		b. Membangun lingkungan yang baik, misalnya ikut komunitas diabet di daerah setempat	
Kurangnya wawasan pencegahan komplikasi		Tidak disiplin jadwal konsultasi ke dokter	c. Tidak mengganggu sepele suatu gejala yang dialami	36

KOMPLIKASI MAKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
			d. Disiplin menjalani diet DM dan asupan nutrisi yang seimbang dann dianjurkan dokter	
KOMPLIKASI MIKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
Ketidakpatuhan diet DM	Terkena retinopati atau nefropati	Kurang wawasan dan dukungan sosial terkait komplikasi DM	a. Mengikuti komunitas sesama diet, mengikuti kegiatan positif lain seperti <i>workshop</i> terkait DM untuk	48
		Mispersepsi diet DM		

KOMPLIKASI MIKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
			meningkatkan semangat dan wawasan komplikasi	
			b. Disiplin untuk melakukan terapi DM	
			c. Meningkatkan kesadaran diri tentang bahaya komplikasi	
Kadar gula darah dan trigelserida tinggi	Penderita DM dapat berpotensi besar terkena nefropati karena penumpukan kadar lipid yang berlebihan	Kebiasaan makan yang salah Mispersepsi diet DM	a. Meningkatkan wawasan terkait DM dengan rutin untuk konsultasi ke dokter, mengikuti <i>workshop</i> diabet, dan lain-lain.	32

KOMPLIKASI MIKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
	dapat mengganggu u arteri renalis yang menuju ginjal		b. Disiplin dalam menghitung kelori dan kadar nutrisi yang masuk saat mengonsumsi makanan dan minuman c. Rutin melakukan cek gula darah dan kolesterol secara mandiri	
Tidak rutin melakukan <i>medical control</i>	Berpotensi terkena retinopati dengan tidak melakukan	Lupa terkait jadwal rutin untuk <i>check up</i> Jenuh menghadapi rutinitas DM	a. Meningkatkan <i>self awareness</i> dengan rutin <i>check up</i>	48

KOMPLIKASI MIKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
	<i>control</i> secara rutin setidaknya 1-2 kali per bulan untuk mengecek kondisi DM		b. Membangun lingkungan yang baik, misalnya ikut komunitas diabet di daerah setempat c. Tidak menganggap sepele suatu gejala yang dialami d. Disiplin menjalani diet DM dan asupan nutrisi yang seimbang dann dianjurkan dokter	
		Kurangnya pengetahuan dan <i>selfawarenes</i> s		

KOMPLIKASI MIKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
Tekanan darah tinggi (hipertensi)	Berpotensi terkena nefropati	DM membuat stress dan mudah marah	a. Banyak mengonsumsi makanan yang mengandung asupan natrium tinggi	24
		Konsumsi kafein berlebihan	b. Menerapkan pola makan mediterania (menjauhi lemak, meningkatkan serat)	
		Pola makan tidak teratur	c. Pemberian upaya farmakologis, seperti terapi antihipertensi	
			d. <i>Management stress</i> yang baik, karena beban pikiran	

KOMPLIKASI MIKROVASKULER				
<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Cause of the Risk</i>	<i>Current Control</i>	RP N
			memicu naiknya tekanan darah, terlebih bagi penderita DM	

4.10 Simulasi Hasil Integrasi *Machine Learning* dan FMEA

Pada pembahasan *machine learning* yang sudah dilakukan sebelumnya, terpilih algoritma *Random Forest* sebagai algoritma pilihan untuk melakukan prediksi terkait komplikasi diabetes melitus. Setelah mengetahui hasil prediksi tersebut, selanjutnya dilakukan upaya pencegahan risiko yang dapat dilakukan terhadap hasil prediksi komplikasi yang sudah diperoleh, berdasarkan hasil dari FMEA yang dengan itu dapat diketahui faktor risiko mana yang memiliki prioritas untuk diselesaikan terlebih dahulu agar menghindari komplikasi dapat terjadi. Tak hanya itu, dari hasil FMEA juga diketahui langkah apa saja yang bisa dilakukan sebagai upaya pencegahan komplikasi DM sesuai dengan hasil *output* dari *machine learning*, yaitu komplikasi makrovaskuler atau mikrovaskuler, atau bahkan keduanya.

Untuk mengetahui gambaran lebih jelas terkait integrasi keduanya, maka dalam pembahasan ini dilakukan simulasi dengan memasukkan 3 data baru untuk diprediksi apakah seseorang dengan DM tersebut berpotensi terkena komplikasi atau tidak, jika iya maka akan diketahui jenis komplikasinya. Setelah mengetahui hal tersebut, maka data dengan orang tersebut akan diberi informasi terkait skala prioritas penyelesaian faktor risiko nya serta

usulan perbaikan yang harus ia lakukan seperti apa, agar tidak terkena komplikasi. Berikut adalah simulasi dari hasil integrasi *supervised machine learning* dan FMEA yang sudah dilakukan:

4.10.1 Random Forest Machine Learning

Dalam hal ini, akan diujikan 2 data baru untuk kemudian diprediksi apakah data atau seorang tersebut berpotensi terkena komplikasi atau tidak. Berikut data nya:

Tabel 4. 36 Tabel Data Input Simulasi *Machine Learning*

n	klstrl	blood_prsr	kdr_gula	jns_klmn	usia	IMT	keluarga	Aktvs_fisik	diet
36	Terkontrol	Prahipertensi	190	Laki-laki	27	23,7	Ya	5	2

Setelah diketahui data *input* untuk pengujian, tahapan selanjutnya adalah melakukan pengujian menggunakan algoritma *random forest*. Berikut merupakan hasil dari pengujian data 1, dimana dengan memasukkan *input* yang tertera ada Tabel 4.29 untuk data ke-1, maka diperoleh hasil prediksi, yaitu terindikasi terkena komplikasi mikrovaskuler:

```
#Data yang akan diprediksi
Data = [[40, 0, 2, 190, 1, 27, 30, 1, 5, 2]]

#Prediksi data berdasarkan
y_pred = model.predict(Data)

#Mencetak hasil prediksi
#Hasil 1 adalah Tidak Pernah
#Hasil 2 adalah Mikrovaskuler
#Hasil 3 adalah Makrovaskuler
#Hasil 4 adalah Makro dan Mikro
print("Hasil Prediksi : Komplikasi", y_pred)

Hasil Prediksi : Komplikasi [2]
```

Gambar 4. 14 Hasil Pengujian Data 1

4.10.2 Penerapan FMEA

Setelah mengetahui hasil prediksi komplikasi dari prediksi *machine learning*, selanjutnya adalah memberikan usulan pencegahan yang dapat dilakukan dengan menimbang sesuai faktor risiko prioritas dari perhitungan RPN dan *Probability Impact Matrix*. Berdasarkan hasil *machine learning random forest* diperoleh hasil adanya risiko komplikasi mikrovaskuler. Untuk komplikasi mikrovaskuler sendiri dapat terbagi menjadi retinopati dan nefropati, sehingga untuk usulan prioritas perbaikan serta langkah perbaikannya akan digunakan data hasil pengolahan FMEA untuk komplikasi mikrovaskuler sebagai berikut:

Tabel 4. 37 Implementasi FMEA dalam Penelitian

<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Evaluasi data input</i>	<i>Nilai RPN</i>	<i>Usulan Pencegahan</i>
Ketidakpatuhan diet DM	Terkena retinopati atau nefropati	Skala kepatuhan diet = 2	48	Mengikuti komunitas sesama diet, mengikuti kegiatan positif lain seperti <i>workshop</i> terkait DM untuk meningkatkan semangat dan wawasan komplikasi
Tidak menjaga gula darah dan trigelserida	Penderita DM dapat berpotensi besar terkena nefropati karena penumpukan	Insulin 190 yang hampir mendekati batas (200mg/dl)	48	d. Disiplin dalam menghitung kalori dan kadar nutrisi yang masuk saat mengonsumsi

<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Evaluasi data input</i>	<i>Nilai RPN</i>	<i>Usulan Pencegahan</i>
Tidak rutin melakukan <i>medical control</i>	kadar lipid yang berlebihan dapat mengganggu arteri renalis yang menuju ginjal			makanan dan minuman e. Rutin melakukan cek gula darah dan kolestrol secara mandiri
	Berpotensi terkena retinopati dengan tidak melakukan <i>control</i> secara rutin setidaknya 1-2 kali per bulan untuk mengecek kondisi DM	Skala aktivitas fisik 5 dari 5, skala diet 2 dari 5, kolestrol: terkontrol	32	• Disiplin untuk melakukan terapi DM dan konsultasi, serta kontrol minimal 1 kali per bulan
Tekanan darah tinggi (pra hipertensi)	Berpotensi terkena nefropati	Prahipertensi	24	e. Banyak mengonsumsi makanan yang

<i>Risk Event</i>	<i>Effect of the Risk</i>	<i>Evaluasi data input</i>	<i>Nilai RPN</i>	<i>Usulan Pencegahan</i>
				mengandung asupan natrium tinggi
				f. Menerapkan pola makan mediterania (menjauhi lemak, meningkatkan serat)

Berdasarkan tabel diatas, maka dapat dikatakan bahwa walau seorang dengan DM tersebut dapat sudah cukup rutin melakukan aktivitas fisik, insulin <200mg/dl, kolestrol yang masih terkontrol, namun tetap terindikasi komplikasi mikro. Hal ini dapat disebabkan karena faktor lain, seperti faktor keluarga, usia, lama mengidap DM, dan kepatuhan diet yang hanya bernilai 2 dari 5.

Sehingga berdasarkan hasil FMEA yang diperoleh, penderita DM dapat memulai tingkat pencegahan dengan meningkatkan disiplin dalam menjalani diet DM, seperti memperhatikan kalori yang masuk, jadwal makan, dan nutrisi yang terkandung didalamnya. Berkaitan dengan meningkatkan kedisiplinan tersebut, maka gula darah dan trigelserida juga akan ikut terjaga, sehingga meminimalisir terjadinya komplikasi mikrovaskuler, seperti retinopati dan nefropati. Tekanan darah juga masuk kedalam kategori prahipertensi, sehingga pola makan yang sehat dengan banyak mengonsumsi asupan tinggi natrium, minim garam dan lemak, dapat membantu menjaga tekanan darah agar tidak sampai ke hipertensi. Sebisa

mungkin menghindari konsumsi kafein yang berlebihan (200 mg per hari), serta mengurangi beban pikiran agar tekanan darah tetap stabil.

BAB V

ANALISA DAN PEMBAHASAN

5.1 Analisis Penerapan *Supervised Machine Learning* dalam Mencegah Komplikasi

Berdasarkan hasil dari perbandingan model *machine learning* yang sudah dilakukan menggunakan tiga algoritma komparasi dengan masing-masing 3 percobaan yang berbeda, diperoleh hasil performansi atau nilai akurasi tertinggi secara keseluruhan adalah algoritma *Random Forest* yang memiliki nilai akurasi tertinggi dibandingkan kedua algoritma lainnya, yaitu sebesar 98,82% dengan proporsi *data training* dan *data testing* sebesar 80:20, sehingga dapat disimpulkan bahwa algoritma yang paling optimal digunakan dalam kasus penelitian terkait prediksi komplikasi DM ini ialah *Random Forest*. Proporsi data tersebut memperoleh performansi tertinggi pada studi kasus penelitian ini dapat disebabkan karena konsep dari *model training* pada *machine learning* sendiri merupakan aproksimasi dari sejumlah parameter yang bisa mempresentasikan *dataset* yang diberikan atau dapat dikatakan bahwa jumlah dan variasi dari data yang digunakan akan menghasilkan performansi maksimal pada proporsi ini. Sehingga dapat dikatakan bahwa hasil performansi dari *splitting* data yang dilakukan dapat dipengaruhi oleh variasi dan jumlah *dataset* yang digunakan dalam penelitian. Apabila ditinjau dari jumlah *dataset* yang digunakan semakin kecil *data test* yang digunakan, maka akan semakin sensitif pula hasil performansi yang akan diperoleh. Dalam penelitian ini digunakan total 421 *dataset* yang dapat dikatakan bahwa data ini merupakan data yang tidak terlalu besar kuantitasnya (<1000 data), sehingga apabila menggunakan proporsi data *splitting* 90:10 maka besar kemungkinannya bahwa hasil performansinya akan semakin sensitif. Di sisi lain, peran data *testing* juga penting karena banyaknya proporsi data *testing* akan semakin baik agar suatu algoritma dapat semakin ‘terlatih’ untuk

memperoleh hasil prediksi yang semakin akurat, sehingga hal ini yang dapat diasumsikan menjadi penyebab hasil performansi proporsi data *splitting* 70:30 tidak seoptimal proporsi data *splitting* 80:20. Proporsi *data training* dan *data testing* tentu dapat menentukan besar/kecilnya variansi pada estimasi hasil yang diperoleh dari suatu algoritma. Hal tersebut berkaitan dengan jumlah dan sifat atau variasi *dataset* yang digunakan. Walau pada banyak penelitian yang sudah dilakukan, proporsi data *splitting* 80:20 merupakan proporsi data yang menghasilkan performansi algoritma yang paling optimal jika dibandingkan dengan proporsi data yang lain. Hal yang sudah dibahas diatas lah yang diasumsikan menjadi penjelasan dari optimalnya proporsi data *splitting* 80:20 tersebut.

Percobaan dilakukan berdasarkan 2 poin acuan, yaitu dari segi proporsi *data training* dan *data testing*, serta perbedaan pada *handling missing values* atau pengisian data yang kosong dengan nilai mean, median, dan modus. Percobaan dilakukan untuk mencari nilai performansi yang paling optimal untuk digunakan dalam kasus prediksi komplikasi diabetes melitus. Aspek rasio perbedaan *data training* dan *data testing* dipilih sebagai aspek pembanding karena perbedaan dari rasio tersebut memiliki pengaruh untuk hasil performansi model *machine learning*, dimana penentuan kelas pada *data testing* akan ditentukan oleh penentuan *data training* sebagai *rule* nya, sehingga besar kecil nilai performansi atau akurasi suatu model *machine learning* dapat dipengaruhi oleh penentuan *data training*. Kemudian untuk pemilihan *handling missing values* dengan pendekatan nilai mean, median, dan modus dilakukan karena apabila dilakukan penghapusan data dengan total data yang kosong hampir mencapai 40% sedangkan *dataset* hanya tersedia 421 maka akan berpengaruh cukup signifikan terhadap hasil performansi *machine learning*.

Persentase 86% merupakan persentase maksimal yang diperoleh pada penelitian kali ini untuk algoritma NBC, walau sudah terbilang baik, persentase ini masih perlu dievaluasi yang mana dapat ditinjau dari beberapa faktor, diantaranya adalah NBC hanya

akan menunjukkan akurasi dan kecepatan yang tinggi bila diimplementasikan pada *database* atau *dataset* yang jumlahnya besar walau memiliki sistematika perhitungan yang sederhana, sedangkan pada penelitian ini hanya menggunakan <500 data. Selain itu konsep NBC juga melihat bahwa tidak ada hubungan yang saling bergantung antara satu kategori independen dengan kategori lainnya, hal ini kurang sejalan dengan konsep dari atribut data yang tersedia, dimana suatu keputusan pada prediksi komplikasi diabetes ini dapat terjadi dengan membutuhkan korelasi antar kategori atau atribut data akan berpengaruh terhadap hasil keputusannya, sehingga dalam hal ini perlu keterkaitan yang cukup kuat antar variabel untuk dapat memprediksi komplikasi, inilah mengapa NBC juga dikenal dengan algoritma yang “naif”. Konsep ini dapat dijelaskan dengan permisalan adanya suatu proses identifikasi buah berdasarkan warna, rasa, dan bentuknya, maka buah berwarna merah, bulat, dan manis kemungkinan besar adalah apel. Bahkan apabila ada ketergantungan satu sama lain pada ciri-ciri ini ataupun yang lain, maka semua ciri tersebut akan berkontribusi untuk memberikan kemungkinan bahwa buah itu adalah apel, padahal bisa saja cheri, rambutan, dan sebagainya.

Sedangkan untuk hasil performansi dari *Random Forest* berada di angka 98,82% yang dapat dikatakan bahwa algoritma ini sangat baik untuk diterapkan dalam memprediksi komplikasi diabetes melitus. Tingginya nilai ini dapat disebabkan karena konsep dari *Random Forest* yang merupakan gabungan fungsional dari beberapa *decision tree* yang memiliki kesimpulan prediksinya masing-masing. Berkaitan dengan hal ini apabila terdapat kesalahan dalam salah satu prediksi, maka akan ditutupi dengan keputusan benar dari *decision tree* lain selama arah pembangunannya benar. *Random Forest* juga dapat berjalan dengan baik bahkan untuk kelas yang tidak memiliki populasi yang seimbang, dimana hal ini sejalan dengan *dataset* yang ada pada penelitian. Hasil performansi 98,82% yang diperoleh menunjukkan bahwa terdapat setidaknya 1,18% sisanya yang menjadi nilai *error*, dimana hal ini dapat ditinjau dari komparasi 20% data *testing* dan nilai prediksi pada proses *data preparation*. Hal tersebut kemudian dapat diidentifikasi

keberadaan *error* atau titik gagal yang menjadi penyebab 1,18% ketidaktepatan algoritma dalam melakukan prediksi, berikut tabel dan hasil identifikasinya:

Tabel 5. 1 Identifikasi Nilai *Error* dalam *Dataset*

Urutan data ke- ... dari 87 <i>data</i> <i>test</i>	Urutan data ke-... dari 421 <i>dataset</i>	Nilai <i>data</i> <i>testing</i>	Nilai <i>prediction</i>	<i>Decision</i>
44	384	Mikrovaskuler	Makrovaskuler	ERROR

Berdasarkan tabel diatas dapat diketahui bahwa proses identifikasi nilai *error* pada proses ‘pembelajaran mesin’ ditinjau dari 20% dari keseluruhan *dataset* yang berperan sebagai nilai *data test*, tepatnya 87 dari 421 data yang ada. Proporsi 20% ini dipilih karena performansi algoritma yang paling maksimal dari keseluruhan iterasi dari masing-masing algoritma ada pada proporsi data *splitting* 80:20. Nilai *data test* digunakan dalam identifikasi karena nilai *data test* lah yang berfungsi untuk meguji hasil pembelajaran mesin pada *data training*. Hasil yang diperoleh dari *data test* kemudian dibandingkan dengan nilai dari *data prediction*, yang mana dapat diketahui bahwa algoritma gagal melakukan prediksi pada data ke-44 dalam urutan *data test* atau urutan ke 384 dalam *dataset*. Hal ini dapat disebabkan oleh adanya bias dalam proses prediksi oleh algoritma yang digunakan karena tidak mempertimbangkan semua informasi yang ada, sehingga menghasilkan asumsi yang salah dalam proses pemodelannya.

5.2 Analisis Penerapan *Failure Method and Effect Analysis* FMEA

Identifikasi risiko komplikasi diabetes melitus serta usulan pencegahan yang bisa lakukan, dirancang dengan menggunakan metode FMEA. Untuk faktor risiko, *cause effect*, dan usulan perbaikan mengacu pada hasil wawancara tiga orang ekspert, yaitu dokter spesialis endokrin, dokter spesialis penyakit dalam, dan mahasiswi *coass* yang sudah melewati stase IPD (Ilmu Penyakit Dalam). FMEA ini dibangun untuk menentukan prioritas pencegahan risiko komplikasi diabetes melitus bagi penderita DM itu sendiri,

dimana tahapan FMEA pada penelitian ini dibuat untuk masing-masing komplikasi, yaitu FMEA untuk komplikasi mikrovaskuler (nefropati dan retinopati) dan komplikasi makrovaskuler. FMEA dijalankan berdasarkan hasil *output machine learning*, apakah penderita DM tersebut berpotensi terkena komplikasi atau tidak, untuk selanjutnya diperoleh nilai *Risk Priority Number* (RPN) yang akan menjadi acuan urutan prioritas risiko.

Untuk komplikasi Makrovaskuler terdapat 8 faktor risiko yang dapat memicu terjadinya komplikasi atau disebut dengan *risk event*, yaitu Pola hidup yang kurang sehat dan teratur, Kolesterol tinggi, Ketidakpatuhan diet DM, Kurangnya aktivitas fisik, Kurangnya wawasan pencegahan komplikasi, Tekanan darah tinggi (hipertensi), obesitas, dan kebiasaan merokok. Dari hasil perhitungan RPN, secara berturut-turut nilai RPN untuk setiap *risk event* adalah 48, 48, 36, 36, 36, 32, 12, 12. Nilai RPN didapatkan dari perkalian nilai *Severity* (S), *Occurance* (O), dan *Detection* (D) yang dinilai oleh tiga orang ekspert dengan mengambil rata-rata dari ketiganya. Dari hasil pemberian skor S, O, D dari ketiga expert menunjukkan beberapa perbedaan pandangan karena penilaian ini berdasarkan subjektifitas, namun untuk perbedaan *scoring* yang dilakukan tidak mengalami perbedaan yang cukup signifikan, dimana dari ketiga ekspert dalam setiap *risk event* untuk masing-masing S, O, dan D setidaknya ada dua dari tiga ekspert yang memiliki pendapat yang sama sedangkan satu orang lainnya memberikan pendapat berbeda satu poin diatas atau dibawah kedua eskpert yang lain. Tujuan dari diambilnya data dari ketiga ekspert ini untuk mempersempit ruang subjektivitas yang terlalu luas, dibarengi dengan sumber dari jurnal terkait.

Nilai RPN yang tertinggi ada pada pola hidup yang teratur dan kolesterol tinggi, dimana hal tersebut disebabkan karena pada aspek *Severity* dan *Occurance* bernilai 4 atau dapat dikategorikan sebagai faktor risiko yang tinggi. Menurut ekspert dan penelitian yang dilakukan oleh (Puji, 2021) hal tersebut disebabkan karena penderita DM lebih rentan terkena hiperlipedia (kadar lemak tinggi) karena partikel kolesterol pada penderita

DM lebih kecil dan padat (*sall and dense*) sehingga lebih mudah terkena kolestrol tinggi yang dapat menyebabkan penyumbatan pada peredaran besar, seperti jantung dan otak (menyebabkan *stroke*). Kemudian untuk aspek tertinggi lainnya, yaitu pola hidup yang kurang sehat dan teratur. Hal ini mendapatkan nilai yang tinggi dari ekspert untuk nilai *severity* dan *occurance* nya, dikarenakan hal tersebut merupakan kebiasaan yang intensitas keseringannya tidak sepenuhnya disadari oleh penderita DM, sehingga dikhawatirkan akan menjadi bom waktu di hari kemudian. Selain itu untuk seseorang dengan ketidakdisiplinannya dalam menjalani pola hidup sehat dapat mencapai 85,3% menurut penelitian yang dilakukan oleh (Yusnita, Djafar, & Tuharea, 2021). Berawal dari kebiasaan itu pula lah akan berdampak pada timbulnya komplikasi karena kadar glukosa berlebih, kolestrol yang tidak terkontrol, tekanan darah meningkat, sehingga berpotensi terkena penyakit makrovaskuler, seperti ulkus kaki, jantung, dan *stroke*.

Kemudian untuk dua nilai terendah, terdapat pada faktor risiko obesitas dan intensitas merokok yang dapat ditinjau pula dari nilai RPN nya, Bila ditinjau dan dibandingkan dengan nilai RPN *risk event* rokok, obesitas ini menempati urutan terakhir skala prioritas penyelesaian namun dalam *probability impact* levelnya lebih tinggi dibandingkan poin 5. Hal ini dapat ditinjau dari nilai *occurance* dan *detectionnya*, dimana untuk nilai *occurance* poin 4 yang lebih tinggi dibandingkan poin 5, hal ini dikarenakan lemahnya hubungan antara rokok dengan komplikasi DM berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Trisnawati, 2013), sedangkan obesitas erat hubungannya dengan komplikasi karena disebabkan oleh beberapa faktor diantaranya pola hidup/makan dan aktivitas fisik. Kemudian jika ditinjau dari nilai *detection* orang yang merokok dan orang yang obesitas lebih sulit dideteksi orang yang merokok karena banyak kemungkinannya, apakah orang tersebut sering/jarang/mantan perokok, sedangkan orang yang obesitas cukup mudah hanya dengan menghitung IMT atau dilihat secara fisik luarnya saya sudah dapat terdeteksi. Kemudian untuk level *significant* ini, pasien DM dapat melakukan pencegahan sekunder, seperti melakukan pencegahan primer (latihan fisik, atur pola

makan), pengendalian kadar glukosa yang ketat dengan mengatur nutrisi medis, serta mengikuti penyuluhan sejak pertemuan pertama dan selalu rutin diulang pada pertemuan berikutnya dengan dokter.

BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berikut merupakan kesimpulan yang menjawab rumusan masalah pada penelitian yang dilakukan:

1. Untuk hasil dari *machine learning* yang diperoleh dari 421 *dataset* penderita diabetes melitus dengan masing-masing jenis komplikasi yang dialaminya, yaitu makrovaskuler dan mikrovaskuler, menghasilkan nilai akurasi sebesar 98,82% dengan menggunakan algoritma *Random Forest*, dimana nilai ini lebih tinggi dibandingkan dengan kedua algoritma lain yang dikomparasikan, yaitu *Naïve Bayes Classifier* dengan performansi sebesar 86% dan *Support Vector Machine* dengan nilai akurasi sebesar 69%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa algoritma *Random Forest* merupakan algoritma yang paling optimal yang dapat diterapkan pada studi kasus penelitian ini.
2. Integrasi algoritma prediksi *supervised machine learning* ini diawali dengan penentuan algoritma pilihan yang paling optimal dalam studi kasus penelitian, yaitu *Random Forest*. Kemudian hasil prediksi tersebut selanjutnya akan menjadi acuan langkah pemberian usulan pencegahan komplikasi dengan penerapan metode FMEA untuk mengetahui prioritas pencegahan faktor risiko yang dapat dilakukan berdasarkan nilai *Risk Priority Number* (RPN) dari tiga orang ekspert untuk masing-masing komplikasi diabet, yaitu makrovaskuler dan mikrovaskuler.
3. Mengacu pada hasil nilai RPN dalam perhitungan FMEA, penderita DM Tipe II dianjurkan untuk memprioritaskan menjaga kolestrol agar tidak naik, menjaga pola hidup yang sehat, secara spesifik mengonsumsi makanan yang banyak mengandung serat dan mengurangi konsumsi kafein. Prioritas usulan tersebut disusul dengan meningkatkan kepatuhan diet dan aktivitas fisik minimal 150 menit per minggu agar

tidak terkena komplikasi makrovaskuler, seperti penyakit jantung, *stroke*, dan ulkus kaki. Berbeda dengan makrovaskuler, usulan pencegahan faktor risiko mikrovaskuler juga merupakan hasil lain yang diperoleh dari penelitian, yaitu dengan memprioritaskan tingkat pencegahan dengan meningkatkan disiplin dalam menjalani diet DM tipe II, seperti memperhatikan kalori yang masuk, jadwal makan, dan nutrisi yang terkandung didalamnya. Prioritas tersebut disusul dengan menjaga tekanan darah stabil dan meningkatkan aktivitas fisik, serta terakhir menjaga kadar kolesterol stabil dengan banyak mengonsumsi serat dan meminimalisir lemak jenuh untuk menjaga kadar trigeliserida dan meminimalisir terjadinya komplikasi mikrovaskuler, seperti retinopati dan nefropati.

6.2 Saran

Berikut saran yang dapat diberikan berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan:

1. Saran bagi pihak rumah sakit maupun instansi kesehatan lain
 - a. Untuk bisa membuat sistem *database* penderita DM yang rawat inap maupun rawat jalan agar lebih tersusun rapi dan sistematis sehingga data yang akan digunakan dalam penelitian lebih mudah untuk dikaji dan diambil informasinya.
 - b. Diharapkan dapat meningkatkan kesadaran pasien diabet dengan lebih gencar lagi dalam mengedukasi pasien melalui kegiatan penyuluhan rutin, *workshop*, pemberian pamflet yang berisi informasi tentang bahaya komplikasi DM.
2. Saran untuk penelitian selanjutnya:
 - a. Untuk keterlibatan lebih dari satu ekspert akan lebih baik bila terjadi diskusi terlebih dahulu antar semua eksperty, sehingga pendapat atau penilaian yang dihasilkan akan lebih setara karena pemberian skor untuk nilai *Severity*, *Ocuurance*, dan *Detection* sudah didiskusikan secara bersama terlebih dahulu.

- b. Untuk penelitian selanjutnya, dapat menggunakan *dataset* yang lebih banyak sehingga proporsi untuk data latih yang digunakan juga akan semakin banyak dan berpotensi untuk dapat meningkatkan akurasi dari algoritma *machine learning*.
- c. Untuk algoritma yang memiliki akurasi yang masih rendah, kedepannya dapat dilakukan peningkatan akurasi dengan menggunakan beberapa metode lain, seperti *information gain* untuk algoritma SVM dan jika memungkinkan untuk menggunakan algoritma klasifikasi lain seperti *K-Nearest Neighbor* misalnya, dapat menggunakan metode peningkatan akurasi *Mean Based K-Nearest Neighbor* (LMKNN) dan *Distance Weight K-Nearest Neighbor* (DWKNN).
- d. Untuk penelitian selanjutnya juga dapat dibangun sebuah aplikasi *controlling* jarak jauh untuk mengontrol kondisi pasien rawat jalan DM dengan menerapkan *knowldege* atau hasil penelitian dan analisis pada penelitian ini. Dimana aplikasi ini nantinya akan menjadi *reminder* untuk para penderita DM untuk dapat menjaga keseharian sehatnya berdasarkan hasil. Salah satu keilmuan lain yang dapat diterapkan adalah *Fuzzy FMEA*.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdalrada, A. S., Abawajy, J., Al-Quraishi, T., & Islam, S. M. (2022). Prediction of Cardiac Autonomic Neuropathy Using a Machine Learning Model in Patients with Diabetes. *Therapeutic Advances in Endocrinology and Metabolism* Vol. 13, 1-10.
- Alazzam, M. B., Mansour, H., Alassery, F., & Almulihi, A. (2021). Machine Learning Implementation of a Diabetic Patient Monitoring System Using Interactive E-App. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 1-7.
- Amir S., Wungouw H., & Pangemanan D. (2015). Kadar Glukosa pada Pasien Diabetes Melitus tipe II di Puskesmas Bahu kota Manado. *Jurnal E-Biomedik*, Vol. 3 No. 1, 32-40.
- Amri, K. A. (2019). *USULAN STRATEGI MANAJEMEN RISIKO PADA SISTEM MANAJEMEN KESEHATAN KESELAMATAN KERJA DENGAN METODE FMEA DI PT. WIRANA JAYATAMA ABADI PADA UNIT PROYEK GEOTHERMAL PANGALENGAN*. Yogyakarta: Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
- Angelita, Z. (2021, September 30). *Difference beetwen Association, Prediction, and Clustering*. Retrieved from BINUS School of Information System: <https://sis.binus.ac.id/2021/09/30/perbedaan-association-prediction-and-clustering/>
- Apriliyah, W., Kurniawan, I., Baydhowi, M., & Haryati, T. (2021). rediksi Kemungkinan Diabetes pada Tahap Awal Menggunakan Algoritma Klasifikasi Random Forest. *Jurnal Sistem Informasi (SISTEMASI)*, Vol. 10 No. 1, 163-171.
- Arcadu, F., Benmansour, F., Maunz, A., Willis, J., Haskova, Z., & Prunotto, M. (2019). Deep Learning Algorithm Predicts Diabetic Retinopathy Progression in Individual Patients. *NPJ Digital Medicine*, Vol. 2 No. 1.
- Association, A. D. (2004). Hypertension management in adults with diabetes (position statement). *Diabetes Care* Vol. 1.
- Ateng, V. E., Rahmawati, R., & Prawatya, Y. (2021). USULAN PERBAIKAN SISTEM K3 MENGGUNAKAN METODE FMEA DAN RCA PADA PT. XYZ. *Jurnal TIN Universitas Tanjungpura*, Vol. 5 No. 1, 124-129.
- Baker, A., & Saeed, F. (2021). A Comparative Analysis of Machine Learning Algorithms to Build a Predictive Model for Detecting Diabetes Complications. *International Journal of Computing and Informatics (Informatica)*, Vol. 45 No. 1, 117-125.
- Basori, M., & Supriyadi. (2017). Analisis Pengendalian Kualitas Cetakan Packaging Dengan Metode Failure Mode and Effect Analysis (FMEA). *Seminar Nasional Riset Terapan (SENASSET)*, 158-163.
- Breiman, L. (2001). "Random Forests". *Machine Learning* Vol. 45 No. 1, 5-32.
- Brownlee, J. (2016). *Master Machine Learning Algorithms: discover how they work and implement them from scratch*. URL <https://books.google.ca/books>.

- Budiharto W. (2017). *Machine Learning dan Komputasional Intelligence*. Penerbit Andi.
- Bulu A., Wahyuni T.D., & Sutriningsih A. (2019). Hubungan antara Tingkat Kepatuhan Minum Obat dengan Kadar Gula Darah pada Pasien Diabetes Melitus Tipe II. *Nursing News: Jurnal Ilmiah Keperawatan*, 4(1), 181-189.
- Butt, U. M., Letchumunan, S., Ali, M., Hassan, F. H., Baqir, A., & Sherazi, H. H. (2021). Machine Learning Based Diabetes Classification and Prediction for Healthcare Applications. *Journal of Healthcare Engineering*, 1-17.
- Byna, A., & Basit, M. (2020). Penerapan Metode Adaboost Untuk Mengoptimasi Prediksi Penyakit Stroke Dengan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal SISFOKOM (Sistem Informasi dan Komputer)*, Vol. 09, No. 03, 407-411.
- C. Freitas, J. Carvalho, J.J. Oliveira, S. Aires, & R. Sabourin. (2007). Confussion Matrix Disa-greement for Multiple Classifiers. *Iberoamerican congress on pattern recognition* (pp. 387-396). Springer, Berlin: Heidelberg.
- Dagliati, A., Marini, S., Sacchi, L., Cogni, G., Teliti, M., Tibollo, V., . . . Bellazzi, R. (2018). Machine Learning Methods to Predict Diabetes Complications. *Journal of Diabetes Science and Technology*, Vol. 12 No. 2, 295-302.
- Das S., & Nene M.J. (2017). A survey on types of machine learning techniques in intrusion prevention systems. *International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET)* (pp. 2296-2299). <https://doi.org/10.1109/WiSPNET.2017.8300169>.
- Delima N., Lisnawaty L., & Fithria F. (2018). Faktor Yang Berhubungan Dengan Kepatuhan Diet Diabetes Mellitus Pada Pasien Diabetes Mellitus Di RSUD Kota Kendari Tahun 2018. *Jurnal Gizi Dan Kesehatan Indonesia Vol.1 No.1*, 20-25.
- Dewi, A. A., & Yuamita, F. (2022). Pengendalian Kualitas Pada Produksi Air Minum Dalam Kemasan Botol 330 Ml Menggunakan Metode Failure Mode Effect Analysis (FMEA) Di PDAMTirta Sembada. *urnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan/ JTMIT Vol. 1, No. I*, 15-21.
- Erlin, Marlim, Y., Junadhi, Suryati, L., & Agustina, N. (2022). Deteksi Dini Penyakit Diabetes Menggunakan Machine Learning dengan Algoritma Logistic Regression. *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, Vol. 11 No. 2, 88-96.
- Ernia, R., Muslimin, Nabil, M., & Al Yahya, F. (2022). PERILAKU POLA MAKAN SEHAT MENGURANGI RISIKO DIABETES DI DESA SIDODADI KELURAHAN SETERIO KABUPATEN BANYUASIN PROVINSI SUMATERA SELATAN. *Jurnal Adam: Jurnal Pengabdian Masyarakat Vol. 1 No. 2*.
- Fatimah, P., & Siregar, P. (2020). POLA KONSUMSI BUAH DAN SAYUR DENGAN KEJADIAN DIABETES MELLITUS PADA MASYARAKAT PESISIR. *Bali Health Published Journal Vol.2 No.1*, 26-36.
- Febrian, M., Ferdinan, F., Sendani, G., Suryaningrum, K., & Yunanda, R. (2023). Diabetes Prediction Using Supervised Machine Learning. *7th International Conference on Computer Science and Computational Intelligence 2022*, 21-30.

- Fidianingsih, I., Sulistyoningrum, E., & Kharisma, M. (2017). Peningkatan Pengetahuan Warga Bromonilan untuk Mencegah Kejadian dan Komplikasi Diabetes Melitus Tipe II. *Kes Mas: Jurnal Fakultas Kesehatan Masyarakat*, Vol. 11, No. 1, 52-55.
- Gilchrist M., Mooers, L., Skrubbeltrang G., & Vachon, F. (2012). Knowledge Discovery in Databases for Competitive Advantage. *Journal of Management and Strategy*, 3(2).
- Hao, S., Bai, J., Liu, H., Wang, L., Liu, T., Lin, C., . . . Tang, H. (2020). Comparison of Machine Learning Tools for the Prediction of AMD Based on Genetic, Age, and Diabetes-Related Variables in The Chinese. *Regenerative Therapy Journal* Vol. 15, 180-186.
- Hasnah, F. (2020). *META ANALISIS FAKTOR RISIKO PENYAKIT STROKE DI ASIA*. Padang: Pascasarjana Kesehatan Masyarakat FK Universitas Andalas.
- Hastuti, R. (2008). *FAKTOR-FAKTOR RISIKO ULKUS DIABETIKA PADA PENDERITA DIABETES MELLITUS (Studi Kasus di RSUD Dr. Moewardi Surakarta)*. Semarang, Jawa Tengah: Magister Epidemiologi Universitas Diponegoro.
- Hayuningtyas, R., & Sari, R. (2022). Implementasi Data Mining Dengan Algoritma Multiple Linear Regression Untuk Memprediksi Penyakit Diabetes. *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI* Vol. 8, No. 1, 40-44.
- Hestiana, D. (2017). FAKTOR-FAKTOR YANG BERHUBUNGAN DENGAN KEPATUHAN DALAM PENGELOLAAN DIET PADA PASIEN RAWAT JALAN DIABETES MELLITUS TIPE 2 DI KOTA SEMARANG. *Jurnal of Health Education*, Vol. 2 No. 2, 138-145.
- Irawan, D. (2010). Prevalensi dan Faktor Risiko Kejadian Diabetes Melitus Tipe 2 di Daerah Urban Indonesia (Analisa Data Sekunder Risesdas 2007). *Thesis Universitas Islam Indonesia*.
- Islam, M., Rahman, J., Abedin, M., Ahammed, B., Ali, M., Ahmed, F., & Maniruzzaman. (2022). Identification of The Risk Factors of Type 2 Diabetes and its Prediction using Machine Learning Techniques. *A Journal of the Operational Research Society (Health Systems)*.
- ISQua, O. (2020, March 8). *Instruments Failure Mode and Effect Analysis*. Retrieved from Analisa risiko dengan Metode FMEA Arjaty 2020: <https://rsmitraplumbon.com/media/FMEA.pdf>
- J. Han, M. Kamber, & J. Pei. (2012). *Data Mining Concepts and Techniques*. Waltham: Elsevier.
- Jing Li, Zheng Xu, Tengda Xu, & Singbai Lin. (2022). Predicting Diabetes in Patients with Metabolic Syndrome Using Machine Learning Model Based on Multiple Years' Data. *Diabetes, Metabolic Syndrome and Obesity: Targets and Therapy*, 2951-2961.
- Joachmis. (2000). *Text Cotegorization with Support Vector Machines: Learning with Many Relevant Features*. Germany: University Dortmund.

- Jumeilah, F. (2017). Penerapan Support Vector Machine (SVM) untuk Pengkategorian Penelitian. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, Vol. 1 No. 1, 19-25.
- Jun Li, Pei Yuan, Xiaojuan Hu, Huang, J., Cui, L., Ma, X., . . . Jiatuo Xu. (2021). A Tongue Features Fusion Approach to Predicting Prediabetes and Diabetes with Machine Learning. *Journal of Biomedical Informatics*, 1-13.
- Junianto, D., & Basuki, M. (2018). DISAIN PENINGKATAN PRODUKTIVITAS DAN RISK OPERATIONAL ASSESSMENT DI PG. PESANTREN BARU KEDIRI. *Seminar Nasional Unisla Vol. 1 No.1*, 103-110.
- Karminingtyas, S., Vifta, R., & Lestari, P. (2021). Pencegahan Dini Bahaya Kolesterol dan Penyertanya Melalui Pengolahan Limbah Jelantah menjadi Waste Soap Serbaguna. *INDONESIAN JOURNAL OF COMMUNITY EMPOWERMENT (IJCE)* 3.1, 6-12.
- Kemenkes RI. (2014). *Profil Kesehatan Indonesia*. Jakarta: Kemenkes RI.
- Khan, Aatur R, Lateef, A., Al Aithan, M., Al Ibrahim, & Khan, S. (2012). Factors Contributing to Non-Compliance Among Diabetics Attending Primary Health Centers in the Al Hasa District of Saudi Arabia. *Journal of Family and Community Medicine Vol. 19, Issue 1*, 26-32.
- Kumari, S., Kumar, D., & Mittal, M. (2021). An Ensemble Approach for Classification and Prediction of Diabetes Mellitus Using Soft Voting Classifier. *International Journal of Cognitive Computing in Engineering* 2, 40-46.
- Kustiani, A., & Arza, P. (2020). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Tekanan Darah Penderita DM Tipe 2 Terkontrol Peserta Prolanis Puskesmas. *Jurnal Ilmu Gizi Indonesia (JIGZI) Vol. 1 No. 1*, 71-77.
- Latifah, N., & Nugroho, P. (2020). Hubungan Stres Dan Merokok Dengan Kejadian Diabetes Melitus Di Wilayah Kerja Puskesmas Palaran Kota Samarinda Tahun 2019. *Borneo Student Research Vol. 1, No. 2*, 1243-1248.
- Lawrence, J., Bennet, P., Young, A., & Robinson. (2001). Screening For Diabetes In General Practice: Cross Sectional Population Study. *British Medical Journal, England*.
- Miller, T., & DiMatteo. (2013). Importance of family/social support and impact on adherence to diabetic therapy. *Diabetes, Metabolic Syndrome and Obesity: Targets and Therapy*, Retrieved from: <http://dx.doi.org/10.2147/DMSO.S36>.
- Millita, F., Handayani, S., & Setiaji, B. (2021). Kejadian Diabetes Mellitus Tipe II pada Lanjut Usia di Indonesia (Analisis Riskesdas 2018). *Jurnal Kedokteran dan Kesehatan, Vol. 17 No. 1*, 9-20.
- Momenzadeh, A., Shamsa, A., & Meyer, J. (2022). Clinical Interpretation of Machine Learning Models for Prediction of Diabetic Complications using Electronic Health Records. *medRxiv*, 1-35.
- Mustafa, M., Ramadhan, M., & Thenata, A. (2017). Implementasi Data Mining untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier. *Citec Journal, Vol. 4, No. 2*, 151-162.

- Musyafirah, D., Rismayanti, & Ansar, J. (2016). *FAKTOR YANG BERHUBUNGAN DENGAN KEJADIAN KOMPLIKASI DM PADA PENDERITA DM DI RS IBNU SINA*. Makassar: Departemen Epidemiologi Fakultas Kesehatan Masyarakat Universitas Hasanuddin.
- Noventi, I. (2018). FAKTOR RESIKO RETINOPATI DIABETIKA : A CASE – CONTROL. *THE INDONESIAN JOURNAL OF HEALTH SCIENCE* Vol. 10 No. 2, 1-10.
- Noviandi. (2018). IMPLEMENTASI ALGORITMA DECISION TREE C4.5 UNTUK PREDIKSI PENYAKIT DIABETES. *Indonesian of Health Information Management Journal (INOHIM)*, Vol. 6 No. 1, 1-5.
- Nurmalasari, M. D., Kusrini, & Sudarmawan. (2021). Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor untuk Membangun Pengetahuan Diagnosa Penyakit Diabetes. *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)* Vol. 5, No. 1, 52-59.
- Olsen D.L., & Delen D. (2008). *Advanced Data Mining Techniques*. USA: Pringer Publisher.
- Papanas, N., Banach, M., Papazoglou, D., & Edmonds, M. (2016). Complications of Diabetes 2016. *Journal of diabetes research* 2016.
- Pasaribu, H., Setiawan, H., & Ervianto, W. (2017). METODE FAILURE MODE AND EFFECT ANALYSIS (FMEA) DAN FAULT TREE ANALYSIS (FTA) UNTUK MENGIDENTIFIKASI POTENSI DAN PENYEBAB KECELAKAAN KERJA PADA PROYEK GEDUNG. *Doctoral Dissertation Universitas Atma Jaya Yogyakarta*.
- Pebrianti, L., Aulia, F., Nisa, H., & Saputra S, K. (2022). Implementasi Metode Adaboost untuk Mengoptimasi Klasifikasi Penyakit Diabetes dengan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*. Vol. 7 No. 2, 122-127.
- Pratiwi, B., & Handayani, A. (2020). Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara dengan Teknologi WSN menggunakan Confussion Matrix. *JURNAL INFORMATIKA UPGRIS*, Vol. 6 No. 2, 66-75.
- Purba, E., & Hemi. (2017). Dukungan Keluarga dan Jadwal Makan Sebelum Edukasi Berhubungan Dengan Kepatuhan Jadwal Makan Pasien Diabetes Melitus (DM) Tipe 2 Rawat Jalan yang Mendapat Konseling Gizi Di RSUD Kota Yogyakarta. *Jurnal Gizi Klinik Indonesia*.
- Purwanti, L., & Maghfirah, S. (2017). FAKTOR RISIKO KOMPLIKASI KRONIS (KAKI DIABETIK) DALAM DIABETES MELLITUS TIPE 2. *THE INDONESIAN JOURNAL OF HEALTH SCIENCE*, Vol. 7 No. 1, 26-39.
- Purwanti, N., Ni Wayan, Jirna, I Nyoman, Arjani, S., & Made, I. A. (2016). ANALISIS HUBUNGAN KADAR GULA DARAH PUASA DENGAN KADAR KOLESTEROL HIGH DENSITY LIPOPROTEIN (HDL) PADA PASIEN DIABETES MELLITUS TIPE 2 DI RSUP SANGLAH. *Meditory The Journal of Medical Laboratory* Vol. 4 No.2, 65-71.

- Rahajeng, E. (2004). Resiko Kebiasaan Minum Kopi pada Kasus Toleransi Glukosa Terganggu terhadap Terjadinya Diabetes Mellitus Tipe 2. *REPOSITORI BADAN LITBANG KESEHATAN RI*. Retrieved from Resiko Kebiasaan Minum Kopi pada Kasus Toleransi Glukosa Terganggu terhadap Terjadinya Diabetes Mellitus Tipe 2: <http://repository.bkpk.kemkes.go.id/271/>
- Rahman, T., Farzana, S., & Khanom, A. (2018). Prediction of Diabetes Induced Complications Using Different Machine Learning Algorithms. *Doctoral dissertation, BRAC University*. Retrieved from <https://dspace.bracu.ac.bd/xmlui/handle/10361/10945>
- Rintyarna, B. S. (2013). KLASIFIKASI PENYAKIT DIABETES DENGAN HIDDEN NAIVE BAYES. *Biro Afiliasi Fakultas Teknik UM Jember-Elevasi*.
- Riskesdas. (2018). *Hasil Utama Riskesdas 2018*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan.
- Riskesdas. (2018, Agustus 12). *Riskesdas 2018: Laporan Provinsi Yogyakarta*. Retrieved from Lembaga Penerbit Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan: <http://ejournal2.litbang.kemkes.go.id/index.php/lpb/article/view/3639>
- Rivki, M., & Bachtiar, A. (2017). IMPLEMENTASI ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR DALAM PENGKLASIFIKASIAN FOLLOWER TWITTER YANG MENGGUNAKAN BAHASA INDONESIA. *Jurnal Sistem Informasi (Journal of Information Systems)*, Vol. 1 No. 13, 31-37.
- Roza, R., Afriant, R., & Edward, Z. (2015). Faktor Risiko Terjadinya Ulkus Diabetikum pada Pasien Diabetes Mellitus yang Dirawat Jalan dan Inap di RSUP Dr. M.Djamil dan RSI Ibnu Sina Padang. *Jurnal Kesehatan Andalas Vol. 4 No. 1*, 243-248.
- Rumini, & Norhikmah. (2019). PREDIKSI KEGAGALAN SISWA DALAM DATA MINING DENGAN MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES. *Jurnal Mantik Penusa Vol. 3 No. 1*.
- S. Devella, Y. Yohannes, & F.N. Rahmawati. (2020). Implementasi Random Forest Untuk Klasifikasi Motif Songket Palembang Berdasarkan SIFT. *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, 310-320.
- Safitri, I. (2013). *Kepatuhan Penderita Diabetes Mellitus Tipe II Ditinjau Dari Locus Of Control*. Malang: Fakultas Psikologi Universitas Muhammadiyah Malang.
- Sandag, G. A. (2020). Application Rating Prediction on App Store using Random Forest Algorithm. *Cogito Smart Journal Vol. 6 No. 2*, 167-178.
- Sanjeev, P. (2014). Glycaemic status is an important risk factor for the occurrence of diabetic retinopathy in newly diagnosed type 2 diabetic patient. *Asian Journal of Medical Sciences Vol.6*.
- Santoni, M. M., Chamidah, N., & Matondang, N. (2020). Prediksi Hipertensi Menggunakan Decision Tree, Naïve Bayes dan Artificial Neural Network pada Software. *Journal Techno. Com, Vol. 19 No. 4*, 353-363.

- Santosa, B. (2007). *Data Mining: Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Santoso, H., Hariyadi, I., & Prayitno. (2016). Data Mining Analisa Pola Pembelian Produk Dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia*, Vol. 4 No. 1, 3-7.
- Santoso, P., Abijono, H., & Anggreini, N. L. (2021). Algoritma Supervised Learning Dan Unsupervised Learning Dalam Pengolahan Data. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, Vol. 4 No. 2, 315-318.
- Santoso, R., Megasari, R., & Hambali, Y. (2020). Implementasi Metode Machine Learning Menggunakan Algoritma Evolving Artificial Neural Network Pada Kasus Prediksi Diagnosis Diabetes. *JATIKOM: Jurnal Aplikasi dan Teori Ilmu Komputer*, Vol. 3 No. 2, 85-96.
- Satria ES, H., Decroli, E., & Afriwadi. (2018). FAKTOR RISIKO PASIEN NEFROPATI DIABETIK YANG DIRAWAT DI BAGIAN PENYAKIT DALAM RSUP DR. M. DJAMIL PADANG. *Jurnal Kesehatan Andalas*, 149.
- Satria, H., Decroli, E., & Afriwardi. (2018). FAKTOR RISIKO PASIEN NEFROPATI DIABETIK YANG DIRAWAT DI BAGIAN PENYAKIT DALAM RSUP DR. M.DJAMIL PADANG. *Jurnal Kesehatan Andalas Vol. 7 No.2*.
- Shin, D., Lee, B., Yoo, W., Park, J., & Hyun, J. (2021). Prediction of Diabetic Sensorimotor Polyneuropathy Using Machine Learning Techniques. *Journal of Clinical Medicine* 10(19), 1-18.
- Shukla A., Tiwari R., & Kala R. (2010). Real Life Applications of Soft Computing. *United States of America on: Taylor and Francis Group, LLC*.
- Siregar, Kemal N., Eryando, Rahmaniati M., & Trihandini I. (2020). Potentials Use of Machine Learning for Public Health. *4th International Symposium on Health Research (ISHR 2019)*, 142-147.
- Somvanshi M., & Chavan P. (2016). A review of machine learning techniques using decision tree and support vector. *2016 International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA)* (pp. 1-7). <https://doi.org/10.1109/ICCUBEA.2016.7860040>.
- Supandi, A., Faqih, A., & Basysyar, F. M. (2022). PREDIKSI PENYAKIT DIABETES MENGGUNAKAN MACHINE LEARNINGDENGAN ALGORITMA NAÏVE BAYES. *Jurnal Sistem Informasi dan Manajemen (JURISMA)*, Vol. 10 No. 2, 146-152.
- Syadzali, Chasif, Suryono, & Endro, J. (2020). *DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR UNTUK ANALISA PERILAKU PELANGGAN PADA SISTEM LAYANAN PENGGALANGAN DANA ONLINE*. Diss. School of Postgraduate Studies.

- Taufiq, Hasmin, E., Susanto, C., & Aryasa, K. (2022). Expert System for Predicting Diabetes Using the Android-Based K-NN Method. *Cogito Smart Journal*, Vol. 8 No, 2, 359-370.
- Thupae R., Isong B., Gasela N., & Abu Mahfouz A.M. (2018). Machine Learning Techniques for Traffic Identification and Classification in SDWSN: A Survey. *IECON 2018 - 44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society* (pp. 4645-4650). <https://doi.org/10.1109/IECON.2018.8591178>.
- Toharin, Nur Rahman, S., Cahyati S, W., & Zinafree MH, I. (2015). Hubungan Modifikasi Gaya Hidup Dan Kepatuhan Konsumsi Obat Antidiabetik Dengan Kadar Gula Darah Pada Penderita Diabetes Melitus Tipe 2 Di RS Qim Batang Tahun 2013. *Unnes Journal of Public Health*, Vol. 4 No. 2.
- Trisnawati, S. (2013). Faktor Risiko Kejadian Diabetes Melitus Tipe II Di Puskesmas Kecamatan Cengkareng Jakarta Barat Tahun 2012. *Jurnal Ilmiah Kesehatan*, 5(1), 6-11.
- Tsao, H.-Y., Chan, P.-Y., & Su, E. C.-Y. (2018). Predicting Diabetic Retinopathy and Identifying Interpretable Biomedical Features Using Machine Learning Algorithms. *BMC bioinformatics* 19(9), 111-121.
- Tulloch, J., Zamani, R., & Akrami, M. (2020). Machine Learning in the Prevention, Diagnosis and Management of Diabetic Foot Ulcers (DFU). *IEEE Access* 8, 198977-9000.
- Tuomilehto J., Lindstrom J., Eriksson J.G., & Valle T.T. (2010). "Prevention of Type 2 Diabetes Mellitus by Changes in Lifestyle among Subjects with Impaired Glucose Tolerance. *The New England Journal of Medicine* Vol. 344 Number 18, 1343-1350.
- Ubaidillah, Z., & Dipanusa, A. (2019). FAKTOR-FAKTOR KETIDAKPATUHAN DIET PADA KLIEN DIABETES MELLITUS. *Journal of Borneo Holistic Health*, Volume 2 No. 1, 17-29.
- Wafa, H. S., Hadiana, A., & Umbara, F. (2022). Prediksi Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *INFORMATICS AND DIGITAL EXPERT (INDEX) - VOL. 4 NO. 1* , 40-45.
- Wahyono, T. (2018). *Phyton for Machine Learning (Dasar-dasar Pemrograman Python untuk Machine Learning dan Kecerdasan Buatan)*. Yogyakarta: Penerbit Gava Media.
- Widyasari. (2017). HUBUNGAN KARAKTERISTIK RESPONDEN DENGAN RISIKO DIABETES MELITUS DAN DISLIPIDEMIA KELURAHAN TANAH KALIKEDINDING. *urnal Berkala Epidemiologi* Vol. 5 No. 1, 130-141.
- Wulan S.S., Nur B.M., & Azzam R. (2020). Peningkatan Self Care Melalui Metode Edukasi Brainstorming Pada Pasien Diabetes Melitus Tipe 2. *Jurnal Ilmiah Kesehatan* 9(1), 7-16.

- Wulan, S., Nur B.M., & Azzam R. (2020). Peningkatan Self Care Melalui Metode Edukasi Brainstorming Pada Pasien Diabetes Melitus Tipe 2. *Jurnal Ilmiah Kesehatan*, Vol. 9 No. 1, 7-16.
- Wulandari, Ari, & Sifaujanah, A. (2019). *Perbandingan Efektivitas Klasifikasi Algoritma C. 4.5 dan Algoritma Naive Bayes dengan Menggunakan Pihak ke 3 (WEKA)*. embaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat Universitas KH. A. Wahab Hasbullah.
- Wulandari, C., & Santoso, A. (2012). PENGALAMAN MENGHENTIKAN KEBIASAAN MEROKOK PADA MANTAN PEROKOK. *JURNAL NURSING STUDIES*, Volume 1, Nomor 1, 36-42.
- Yuhelma, Hasneli, Y., & Nauli, F. (2015). IDENTIFIKASI DAN ANALISIS KOMPLIKASI MAKROVASKULER DAN MIKROVASKULER PADA PASIEN DIABETES MELLITUS. *Jurnal Online Mahasiswa (JOM) Bidang Ilmu Keperawatan*, Vol. 2, No. 1, 569-579.
- Yuhelma, Hasneli, Y., & Nauli, F. (2019). IDENTIFIKASI DAN ANALISIS KOMPLIKASI MAKROVASKULER DAN MIKROVASKULER PADA PASIEN DIABETES MELLITUS. *Jurnal Online Mahasiswa (JOM) Bidang Ilmu Keperawatan* Vol. 2 No. 1, 569-579.
- Yulianingtyas, R., Wigati, P., & Suparwati, A. (2016). Analisis Pelaksanaan Manajemen Risiko di Rumah Sakit Islam Sultan Agung Semarang. *JURNAL KESEHATAN MASYARAKAT (e-Journal)*, Volume 4, Nomor 4, 121-128.
- Zakaria, M., & Sari, I. (2019). PENERAPAN TOTAL QUALITY MANAGEMENT PADA PERENCANAAN KAIZEN KUALITAS PLATING DI PT SURTEC KARIYA INDONESIA DENGAN METODE FISHBONE BERBASIS ANDROID. *Jurnal Informatika SIMANTIK* Vol.4 No.2, 1-9.
- Zou, Y., Zhao, L., Zhang, J., Wang, Y., Yucheng Wu, Ren, H., . . . Fang Liu. (2022). Development and Internal Validation of Machine Learning Algorithms for End-Stage Renal Disease Risk Prediction Model of People with Type 2 Diabetes Mellitus and Diabetic Kidney Disease. *Journal of Affective Disorders* 318, 364-379.