

**IMPLEMENTASI ALGORITMA *LOGISTIC REGRESSION*
DALAM MENGANALISIS RISIKO *POSTPARTUM*
DEPRESSION BERBASIS WEBSITE**

SKRIPSI

DISUSUN OLEH

NURUL FATIHAH RAMADHANI

NPM. 2209010205



**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

MEDAN

2026

**IMPLEMENTASI ALGORITMA *LOGISTIC REGRESSION* DALAM
MENGANALISIS RISIKO *POSTPARTUM DEPRESSION* BERBASIS
WEBSITE**

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
(S.Kom) dalam Program Studi Sistem Informasi pada Fakultas Ilmu Komputer
dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara**

NURUL FATIHAH RAMADHANI

NPM. 2209010205

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**


MEDAN

2026

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : IMPLEMENTASI ALGORITMA *LOGISTIC REGRESSION* DALAM MENGANALISIS RISIKO *POSTPARTUM DEPRESSION* BERBASIS WEBSITE
Nama Mahasiswa : NURUL FATIHAH RAMADHANI
NPM : 2209010205
Program Studi : SISTEM INFORMASI

Menyetujui
Komisi Pembimbing



(Dr. Firaumi Rizky, M.Kom.)
NIDN. 0116079201

Ketua Program Studi



(Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0117088902

Dekan



(Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

IMPLEMENTASI ALGORITMA *LOGISTIC REGRESSION* DALAM MENGANALISIS RISIKO *POSTPARTUM DEPRESSION* BERBASIS WEBSITE

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, Mei 2026

Yang membuat pernyataan



Nurul Fatimah Ramadhani

NPM. 2209010205

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN
AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Nurul Fatihah Ramadhani
NPM : 2209010205
Program Studi : Sistem Informasi
Karya Ilmiah : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

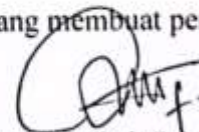
**IMPLEMENTASI ALGORITMA *LOGISTIC REGRESSION* DALAM
MENGANALISIS RISIKO *POSTPARTUM DEPRESSION* BERBASIS
WEBSITE**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, Mei 2026

Yang membuat pernyataan



Nurul Fatihah Ramadhani

NPM. 2209010205

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Nurul Fatihah Ramadhani
Tempat dan Tanggal Lahir : Medan, 31 Oktober 2004
Alamat Rumah : Jl. Jermal IV Gg. Pekantan No. 2
Telepon/Faks/HP : 081279736031
E-mail : fatihahnurul168@gmail.com
Instansi Tempat Kerja : -
Alamat Kantor : -

DATA PENDIDIKAN

SD	: HIKMATUL FADHILLAH	TAMAT: 2016
SMP	: HIKMATUL FADHILLAH	TAMAT: 2019
SMA	: SMAS AL-ULUM MEDAN	TAMAT: 2022

KATA PENGANTAR



Assalamualaikum warahmatullahi Wabarakatu

Segala puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT. atas segala rahmat dan kesempatan yang diberikan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul **“IMPLEMENTASI ALGORITMA *LOGISTIC REGRESSION* DALAM MENGANALISIS RISIKO *POSTPARTUM DEPRESSION* BERBASIS WEBSITE”**. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer & Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

Dalam proses penyusunan dan penyelesaian skripsi ini, banyak pembelajaran dan tantangan yang dapat dipelajari, sehingga dapat dimanfaatkan untuk masa yang akan datang. Semua pencapaian ini, tidak luput dari bantuan luar yang didapatkan. Oleh karena itu, pada kesempatan ini ingin menyampaikan rasa terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd. Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU)
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom. Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
3. Ibu Dr. Firahti Rizky, S.Kom., M.Kom. selaku Wakil Dekan Bidang Akademik sekaligus Dosen Pembimbing penulis, yang telah memberikan

arahan dan masukan kepada penulis dengan penuh kesabaran dan ilmu yang diberikan sampai tahap penyelesaian skripsi ini.

4. Bapak Mhd. Basri, S.Si, M.Kom Wakil Dekan Bidang Kemanusiaan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
5. Bapak Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom., M.Kom. Ketua Program Studi Sistem Informasi.
6. Bapak Mulkan Azhari, S.Kom., M.Kom. Sekretaris Program Studi Sistem Informasi
7. Ucapan sebesar-besarnya kepada papa tercinta penulis yang telah memberikan pencerahan dan arahan selama penyusunan skripsi dan meyakinkan penulis bisa menyelesaikan skripsi dengan baik hingga detik ini.
8. Serta terima kasih banyak kepada mama tercinta penulis yang telah menemani, selalu mendoakan yang terbaik untuk penulis dalam penyusunan skripsi ini.
9. Pakar skripsi penulis Ibu Dyna Dara Yunita yang telah memberikan arahan dan meluangkan waktu untuk memberikan ilmunya kepada penulis.
10. Teman-teman penulis selama mengemban pendidikan di kampus yang telah memberikan doanya dan dukungan dalam penyusunan skripsi.
11. Teruntuk sahabat seperjuangan penulis Firda Haliza, Nadia Aprillia Siregar, yang telah memberikan dukungan, tetap menemani di saat sempat kehilangan arah hingga dapat menyelesaikan skripsi ini.
12. Untuk diri penulis Nurul Fatimah Ramadhani hingga detik ini tidak pantang menyerah, terus berjuang dan berpikir positif dalam penyusunan skripsi ini, bahwa bisa menyelesaikannya dengan tepat waktu, dan menjadi diri yang terus membanggakan kedepannya.

IMPLEMENTASI ALGORITMA *LOGISTIC REGRESSION* DALAM MENGANALISIS RISIKO *POSTPARTUM DEPRESSION* BERBASIS WEBSITE

ABSTRAK

Depresi pascapersalinan (*postpartum depression*) merupakan salah satu gangguan kesehatan mental yang dapat dialami oleh ibu setelah melahirkan. Kondisi ini dapat mempengaruhi kesejahteraan ibu, hubungan dengan bayi, serta kondisi keluarga secara keseluruhan. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem yang dapat membantu melakukan analisis awal terhadap risiko depresi pascapersalinan secara lebih cepat dan mudah diakses. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma *Logistic Regression* dalam menganalisis risiko *postpartum depression* berbasis website. Metode *Logistic Regression* digunakan karena mampu melakukan klasifikasi terhadap data biner serta memberikan interpretasi yang jelas terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi risiko. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini meliputi dukungan sosial, komplikasi persalinan, status kehamilan, kualitas hubungan dengan suami, serta ketidakstabilan emosional. Sistem yang dikembangkan mampu menghitung probabilitas risiko depresi pascapersalinan berdasarkan input pengguna, serta menampilkan hasil analisis berupa kategori risiko, nilai probabilitas, dan faktor-faktor yang berkontribusi terhadap risiko tersebut. Selain itu, sistem juga dirancang dengan antarmuka yang sederhana sehingga mudah digunakan oleh pengguna. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Logistic Regression* dapat diimplementasikan dengan baik dalam sistem berbasis website untuk membantu melakukan analisis awal terhadap risiko depresi pascapersalinan.

Kata Kunci: *Logistic Regression*; *Postpartum Depression*; *Machine Learning*; Analisis Risiko; Sistem Berbasis Website.

**IMPLEMENTATION OF THE LOGISTIC REGRESSION ALGORITHM
FOR ANALYZING THE RISK OF POSTPARTUM DEPRESSION BASED
ON A WEB APPLICATION**

ABSTRACT

Postpartum depression is a mental health condition that may occur in mothers after childbirth. This condition can affect the well-being of the mother, the relationship between mother and baby, and the overall family environment. Therefore, a system that can assist in conducting an initial analysis of the risk of postpartum depression in a faster and more accessible way is needed. This research aims to implement the Logistic Regression algorithm to analyze the risk of postpartum depression through a web-based system. Logistic Regression is used because it is capable of performing binary classification and providing clear interpretation of the factors influencing the risk. The variables used in this study include social support, birth complications, pregnancy planning, quality of relationship with the husband, and emotional instability. The developed system is able to calculate the probability of postpartum depression risk based on user input and display the analysis results in the form of risk categories, probability values, and contributing risk factors. In addition, the system is designed with a simple interface to ensure ease of use for users. The results of this study indicate that the Logistic Regression algorithm can be successfully implemented in a web-based system to assist in conducting an initial analysis of postpartum depression risk.

Keywords: *Logistic Regression; Postpartum Depression; Machine Learning; Risk Analysis; Web-Based System.*

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
PERNYATAAN ORISINALITAS	i
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI	iii
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN	iii
RIWAYAT HIDUP	iv
KATA PENGANTAR	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Batasan Masalah	7
1.4 Tujuan Penelitian	7
1.5 Manfaat Penelitian	7
BAB II LANDASAN TEORI	9
2.1 Depresi Pascapersalinan	9
2.1.1 Faktor Risiko Depresi Pascapersalinan	9
2.2 EPDS	10
2.3 <i>Machine Learning</i>	11
2.3.1 Jenis – Jenis <i>Machine Learning</i>	12
2.4 <i>Logistic Regression</i>	13
2.4.1 Jenis-Jenis <i>Logistic Regression</i>	13
2.4.2 Variabel pada <i>Logistic Regression</i>	14
2.4.3 Model Matematis <i>Logistic Regression</i>	15
2.4.4 Penetapan Ambang Batas Risiko Berdasarkan ROC	17
2.4.5 Faktor Kontribusi	18
2.4.6 Hasil Akhir.....	19
2.5 Python.....	19
2.6 PHP.....	20
2.7 Laravel.....	20
2.8 UML	21
2.8.1 Jenis-jenis UML.....	21

2.9 Flowchart.....	26
2.10 Kerangka Berpikir	27
2.11 Penelitian Terdahulu	29
BAB III ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM.....	32
3.1 Analisis Permasalahan.....	32
3.2 Metode Penelitian.....	33
3.3 Pengolahan Data (<i>Preprocessing Data</i>).....	37
3.3.1 Tahap <i>Pra-processing</i>	39
3.3.2 Hasil Setelah <i>Processing (Training Data)</i>	43
3.3.3 Penentuan Ambang Batas Risiko Menggunakan ROC.....	44
3.3.4 Evaluasi Model <i>Logistic Regression</i>	46
3.4 Algoritma <i>Logistic Regression</i>	47
3.5 Pemodelan dan Perancangan Sistem	50
3.5.1 <i>Use Case Diagram</i>	51
3.5.2 <i>Activity Diagram</i>	52
3.5.3 <i>Sequence Diagram</i>	53
3.5.4 <i>Class Diagram</i>	53
3.6 Rancangan Antarmuka Website.....	57
3.7 Spesifikasi Perangkat Keras dan Perangkat Lunak Sistem	60
3.7.1 Spesifikasi Perangkat Keras.....	61
3.7.2 Spesifikasi Perangkat Lunak.....	61
4.1 Keterkaitan Perangkat dengan sistem.....	62
BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM	63
4.2 Implementasi Antarmuka (UI)	65
4.2.1 Alur Interaksi Pengguna.....	65
4.2.2 Tampilan Halaman <i>Home</i>	66
4.2.3 Halaman Informasi.....	66
4.2.4 <i>Form Analisis</i>	67
4.1.5 Halaman Hasil Analisis.....	68
4.2 Pengujian Sistem	69
4.3 Keunggulan Sistem.....	71
4.4 Kekurangan Sistem.....	72
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	74
5.1. Kesimpulan.....	74
5.2. Saran	75
DAFTAR PUSTAKA.....	76
LAMPIRAN.....	79

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Simbol – Simbol Use Case Diagram	22
Tabel 2.2 Simbol – Simbol <i>Activity Diagram</i>	23
Tabel 2.3 Simbol – Simbol <i>Sequence Diagram</i>	24
Tabel 2.4 Simbol – Simbol <i>Class Diagram</i>	25
Tabel 2.5 Simbol – Simbol <i>Flowchart</i>	26
Table 2.6 Penelitian Terdahulu.	29
Tabel 3.1 Jenis Variabel Dan Kategori Skala	34
Tabel 3.2 Pertanyaan EPDS	35
Tabel 3.3 Akumulasi Error.....	41
Tabel 3.4 <i>Gradient</i>	41
Tabel 3.5 <i>Code</i> Pelatihan Model.....	43
Tabel 3.6 Ilustrasi Hasil Pelatihan Model	43
Tabel 3.7 <i>Code</i> Ambang Batas Risiko	45
Tabel 3.8 Contoh Dataset.....	46
Tabel 3.9 <i>Code</i> Evaluasi Model	47
Tabel 3.10 Nilai Koefisien <i>Training Data</i>	48
Tabel 3.11 Nilai Variabel Ibu Pascapersalinan	48
Tabel 3.12 <i>Code</i> Faktor Risiko	49
Tabel 3.13 Faktor Kontribusi	50
Tabel 3.14 Spesifikasi Perangkat Keras.....	61
Tabel 3.13 Spesifikasi Perangkat Lunak.....	61
Tabel 4.1 <i>Code</i> Perhitungan Probabilitas Pada Sistem	63
Tabel 4.2 <i>Code Code</i> Penentuan Saran Tindakan.....	65
Tabel 4.1 <i>Blackbox Testing</i> Halaman <i>Dashboard</i>	70
Tabel 4.2 <i>Blackbox Testing</i> Halaman Analisis	70
Tabel 4.3 <i>Blackbox Testing</i> Halaman Hasil Analisis	70

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Jenis <i>Machine Learning</i>	12
Gambar 2.2 Kerangka Berpikir	28
Gambar 3.1 Dataset Penelitian	37
Gambar 3.2 Hasil Pengolahan Data	38
Gambar 3.3 <i>Flowchart</i> Alur Sistem	51
Gambar 3.4 <i>Use Case Diagram</i>	51
Gambar 3.5 <i>Activity Diagram</i>	52
Gambar 3.6 <i>Sequence Diagram</i>	53
Gambar 3.7 <i>Class Diagram</i>	54
Gambar 3.8 Rancangan Halaman Awal	58
Gambar 3.9 Rancangan Halaman Pertanyaan	59
Gambar 3.10 Rancangan Halaman Hasil	60
Gambar 4.1 Halaman <i>Home</i>	66
Gambar 4.2 Halaman Informasi	67
Gambar 4.3 Halaman <i>Form</i> Analisis	67
Gambar 4.4 Halaman Hasil Analisis	68
Gambar 4.5 Hasil Analisis dalam Bentuk File.....	69
Gambar 4.6 Data Input Ibu Pascapersalinan	69

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Perkembangan teknologi informasi dan komputasi yang semakin pesat telah mendorong pemanfaatan teknologi berbasis data dalam berbagai bidang, termasuk bidang kesehatan. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah *machine learning*, yang mampu mengolah data dalam jumlah besar untuk membantu proses analisis dan pengambilan keputusan. Dalam bidang kesehatan, pendekatan ini tidak hanya digunakan untuk penyakit fisik, tetapi juga mulai diterapkan pada permasalahan kesehatan mental yang bersifat kompleks dan dipengaruhi oleh banyak faktor (Saqib *et al.*, 2021).

Salah satu permasalahan kesehatan mental yang masih menjadi perhatian hingga saat ini adalah depresi pascapersalinan (*postpartum depression*). Depresi pascapersalinan merupakan gangguan mental yang dapat dialami ibu setelah melahirkan dan berdampak pada kondisi psikologis ibu, hubungan ibu dan bayi, serta tumbuh kembang anak. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa depresi pascapersalinan merupakan masalah kesehatan masyarakat yang cukup serius dengan prevalensi yang bervariasi di berbagai negara, khususnya di negara berkembang (Woody *et al.*, 2022).

Di Indonesia, depresi pascapersalinan dilaporkan memiliki angka kejadian yang cukup tinggi. Penelitian yang dilakukan oleh Sari *et al.* (2023) menunjukkan bahwa prevalensi depresi pascapersalinan pada ibu berada pada kisaran 10–22%, yang dipengaruhi oleh perbedaan wilayah, karakteristik responden, serta instrumen pengukuran yang digunakan. Studi tersebut juga melaporkan bahwa

sekitar satu dari lima ibu pascapersalinan berisiko mengalami depresi, namun sebagian besar kasus tidak terdeteksi secara dini akibat keterbatasan skrining dan rendahnya kesadaran ibu terhadap kondisi kesehatan mentalnya. Kondisi ini menunjukkan bahwa depresi pascapersalinan bukan merupakan kasus yang jarang terjadi, melainkan permasalahan nyata yang membutuhkan perhatian serius.

Meskipun demikian, angka prevalensi tersebut belum sepenuhnya menggambarkan kondisi yang sebenarnya di lapangan. Banyak kasus depresi pascapersalinan tidak terdeteksi karena ibu tidak menyadari kondisi mentalnya, tidak melaporkan keluhan psikologis, atau menganggap gejala yang dialami sebagai kelelahan biasa setelah melahirkan. Fokus pelayanan kesehatan ibu pascapersalinan yang masih dominan pada aspek fisik menyebabkan kondisi kesehatan mental ibu sering terlewatkan, sehingga depresi pascapersalinan baru diketahui ketika gejalanya sudah memburuk. Permasalahan utama dalam hal ini bukan hanya pada angka prevalensi, tetapi pada rendahnya deteksi dini terhadap ibu yang berisiko mengalami depresi pascapersalinan.

Depresi pascapersalinan memiliki dampak yang signifikan terhadap kesejahteraan ibu dan dinamika keluarga. Slomian *et al.* (2019) menjelaskan bahwa ibu yang mengalami depresi pascapersalinan cenderung mengalami penurunan kualitas hidup, kesulitan dalam menjalankan peran sebagai ibu, serta gangguan dalam membangun hubungan emosional dengan bayinya. Kondisi ini dapat memengaruhi kualitas interaksi ibu–anak dan proses pengasuhan, yang berpotensi berdampak pada perkembangan emosional anak apabila depresi pascapersalinan tidak dikenali dan ditangani secara tepat.

Kondisi ibu pascapersalinan dipengaruhi oleh berbagai faktor sosial yang berkaitan dengan peran dan lingkungan sehari-hari. Penelitian oleh Amna & Khairani (2024) menunjukkan bahwa ibu yang tidak bekerja cenderung menghabiskan sebagian besar waktunya untuk mengasuh bayi dan mengurus rumah tangga, sehingga rentan mengalami kelelahan fisik dan emosional, terutama apabila tidak didukung oleh lingkungan sosial yang memadai. Kondisi tersebut dapat meningkatkan tingkat stres dan berpotensi berkembang menjadi depresi pascapersalinan. Namun, dukungan dari pasangan, keluarga, dan lingkungan kerja berperan penting dalam membantu ibu mengelola stres, sehingga gejala *baby blues* yang dialami tidak berkembang menjadi depresi pascapersalinan yang lebih berat.

Secara teoritis, periode pascapersalinan merupakan fase transisi kritis yang terbagi dalam beberapa tahapan, mulai dari *immediate postpartum* pada 24 jam pertama, *early postpartum* hingga minggu pertama, hingga *late postpartum* yang berlangsung sampai minggu keenam. Menurut Perry *et al.* (2022) pembagian periode ini sangat penting bagi tenaga kesehatan untuk memantau pemulihan fisik sekaligus stabilitas psikologis ibu. Hal ini dikarenakan gangguan kesehatan mental seperti depresi pascapersalinan tidak selalu muncul secara drastis di awal, melainkan dapat berkembang secara perlahan dan bertahan dalam jangka waktu yang lebih lama jika tidak terdeteksi dengan baik sejak dini.

Namun, pada kenyataannya, batasan waktu klinis tersebut sering kali luput dari perhatian karena adanya normalisasi terhadap perubahan emosional ibu. Hal ini sejalan dengan penelitian Aadillah dan Nurbaeti (2023) bahwa prevalensi depresi postpartum tetap tinggi, dengan stres pengasuhan (*parenting stress*)

sebagai faktor risiko yang paling dominan. Rendahnya kesadaran untuk membedakan antara kelelahan biasa dengan gejala depresi menyebabkan banyak ibu baru enggan mencari bantuan profesional hingga kondisi mental mereka memburuk. Kondisi ini mempertegas perlunya sebuah pendekatan mandiri yang privat dan mudah diakses agar ibu dapat mengenali kondisi mentalnya lebih awal tanpa harus menunggu hambatan stigma sosial atau keterbatasan akses layanan kesehatan teratasi.

Melihat kompleksitas faktor yang memengaruhi depresi pascapersalinan serta rendahnya kesadaran ibu terhadap kondisi mentalnya, diperlukan pendekatan yang mampu menganalisis tingkat risiko depresi pascapersalinan secara dini dan terukur. Pendekatan berbasis *machine learning*, termasuk algoritma *Logistic Regression*, telah digunakan dalam penelitian prediksi depresi pascapersalinan karena kemampuannya dalam menilai hubungan antara faktor risiko dengan hasil prediksi dan dibandingkan dengan model lainnya dalam hal performa prediksi (Kim, 2025).

Pendekatan regresi dalam *data mining* juga telah digunakan dalam berbagai penelitian untuk melakukan analisis dan prediksi terhadap data yang dipengaruhi oleh beberapa variabel. Penelitian yang dilakukan oleh Syahra *et al.* (2019) menerapkan metode regresi linier berganda untuk memprediksi angka kelahiran bayi dengan memanfaatkan beberapa variabel yang berkaitan dengan kondisi kependudukan. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode regresi mampu membantu proses analisis data secara sistematis serta menghasilkan informasi prediktif yang dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan berbasis data.

Penggunaan algoritma regresi logistik dalam penelitian *machine learning* juga telah diterapkan untuk melakukan klasifikasi berbagai jenis data. Penelitian yang dilakukan oleh Ikhsan & Maulana (2025) menunjukkan bahwa algoritma *Logistic Regression* mampu digunakan untuk mengklasifikasikan data berdasarkan beberapa variabel karakteristik dengan performa model yang baik. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa regresi logistik efektif untuk menganalisis hubungan antara variabel independen dan variabel target dalam proses klasifikasi data.

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa regresi logistik efektif digunakan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang berhubungan signifikan dengan kejadian depresi pascapersalinan serta menganalisis besarnya pengaruh masing-masing faktor terhadap peningkatan risiko depresi. Penelitian oleh Imaninditya *et al.* (2020) menggunakan regresi logistik untuk menganalisis hubungan faktor sosial dan psikologis dengan depresi pascapersalinan, sedangkan Sari *et al.* (2023) memanfaatkan regresi logistik untuk mengidentifikasi faktor risiko yang berkontribusi signifikan terhadap kejadian depresi pascapersalinan pada ibu. Meskipun demikian, penelitian-penelitian tersebut umumnya masih berfokus pada analisis statistik dan identifikasi faktor risiko, tanpa dikembangkan lebih lanjut menjadi sistem prediksi yang dapat dimanfaatkan secara langsung oleh ibu pascapersalinan.

Selain itu, penelitian-penelitian sebelumnya juga masih menitikberatkan pada permasalahan depresi pascapersalinan sebagai objek kajian, tanpa mengembangkan solusi yang dapat digunakan untuk memantau kondisi mental ibu secara berkelanjutan selama masa pascapersalinan. Padahal, rendahnya kesadaran

ibu terhadap kondisi mentalnya merupakan salah satu faktor utama keterlambatan penanganan depresi pascapersalinan. Keterbatasan inilah yang menunjukkan perlunya pengembangan sistem yang tidak hanya menganalisis faktor risiko, tetapi juga dapat membantu ibu mengenali dan memantau kondisi mentalnya secara lebih mudah dan berkelanjutan.

Oleh karena itu, penelitian ini mengimplementasikan metode regresi logistik ke dalam sebuah sistem berbasis web untuk menganalisis risiko depresi pascapersalinan serta mengidentifikasi faktor-faktor yang paling berpengaruh. Sistem ini dirancang sebagai alat bantu analisis dan monitoring kondisi mental ibu selama masa pascapersalinan, sehingga mencegah dampak yang lebih buruk bagi ibu dan anak. Dengan demikian, penelitian diangkat dengan judul “**Implementasi Algoritma Logistic Regression Dalam Menganalisis Risiko Postpartum Depression Berbasis Website**”.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan permasalahan diatas, maka penelitian ini merumuskan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi risiko depresi pascapersalinan menggunakan *Logistic Regression*?
2. Bagaimana merancang sistem berbasis website yang mampu menganalisis risiko depresi pascapersalinan?
3. Bagaimana membangun sistem berbasis website menggunakan model *Logistic Regression*?
4. Bagaimana mengimplementasikan algoritma *Logistic Regression* ke dalam sistem yang dibuat?

1.3 Batasan Masalah

Penelitian ini dibatasi pada ruang lingkup berikut:

1. Penelitian ini difokuskan pada analisis risiko depresi pascapersalinan
2. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari dataset penelitian sebelumnya yang relevan dengan kasus depresi pascapersalinan.
3. Variabel yang digunakan meliputi faktor psikologis, dan perilaku ibu pascapersalinan.
4. Metode yang digunakan adalah *Logistic Regresion* yang dikembangkan menjadi website.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diidentifikasi, penelitian ini bertujuan untuk:

1. Menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi risiko depresi pascapersalinan menggunakan *Logistic Regression*.
2. Merancang sistem berbasis website yang dapat digunakan untuk menganalisis risiko depresi pascapersalinan secara dini.
3. Membangun sistem berbasis website dengan menerapkan *Logistic Regression*.
4. Mengimplementasikan algoritma *Logistic Regression* ke dalam sistem untuk menghasilkan risiko depresi pascapersalinan.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat bagi berbagai pihak sebagai berikut:

1. Akademik

Memberikan referensi dan wawasan keilmuan dalam penerapan *machine learning* untuk analisis risiko kesehatan mental ibu pascapersalinan. Selain itu, penelitian ini dapat menjadi rujukan bagi penelitian selanjutnya yang mengembangkan sistem analisis risiko depresi pascapersalinan atau sistem kesehatan mental berbasis data.

2. Penulis

Memberikan pemahaman dalam menerapkan teori *machine learning*, khususnya algoritma *Logistic Regression*, ke dalam permasalahan nyata di bidang kesehatan mental. Selain itu, penelitian ini juga melatih penulis dalam merancang dan membangun sistem berbasis web menggunakan algoritma *Logistic Regression* secara terstruktur dan sistematis.

3. Masyarakat

Membantu ibu pascapersalinan dalam mengenali dan memantau kondisi mentalnya secara mandiri melalui sistem berbasis website yang mudah diakses. Selain itu, sistem ini dapat menjadi alat bantu awal untuk meningkatkan kesadaran ibu terhadap risiko depresi pascapersalinan, sehingga dapat mendorong ibu untuk mencari bantuan profesional lebih dini dan mencegah dampak yang lebih buruk bagi ibu dan anak.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Depresi Pascapersalinan

Depresi pascapersalinan (*postpartum depression*) merupakan gangguan kesehatan mental yang dialami ibu setelah melahirkan dan ditandai dengan perasaan sedih berkepanjangan, kehilangan minat, kelelahan ekstrem, gangguan tidur, hingga kesulitan menjalin ikatan emosional dengan bayi. Berbeda dengan *baby blues* yang bersifat ringan dan sementara, depresi pascapersalinan berlangsung lebih lama, umumnya lebih dari dua minggu, serta dapat mengganggu fungsi kehidupan ibu secara signifikan (Stewart & Vigod, 2019).

Depresi pascapersalinan termasuk dalam gangguan depresi mayor yang terjadi pada periode pascapersalinan dan dipengaruhi oleh interaksi faktor biologis, psikologis, dan sosial. Kondisi ini tidak hanya berdampak pada ibu, tetapi juga pada kualitas pengasuhan, hubungan ibu dan bayi (*mother–infant bonding*), serta perkembangan emosional dan kognitif anak dalam jangka panjang (Wang *et al.*, 2021).

Karena dampaknya yang luas dan sering tidak terdeteksi secara dini, depresi pascapersalinan menjadi salah satu fokus utama dalam penelitian kesehatan ibu dan anak, khususnya dalam upaya identifikasi faktor risiko dan pengembangan sistem skrining yang efektif.

2.1.1 Faktor Risiko Depresi Pascapersalinan

Depresi pascapersalinan tidak disebabkan oleh satu faktor tunggal, melainkan merupakan hasil dari kombinasi berbagai faktor risiko. Faktor-faktor tersebut dapat dikelompokkan ke dalam faktor obstetrik, dan sosial lingkungan.

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa faktor sosial seperti rendahnya dukungan sosial, kurangnya dukungan pasangan, konflik rumah tangga, serta pengalaman kekerasan dalam rumah tangga terbukti berkontribusi signifikan terhadap kejadian depresi pascapersalinan. Dukungan sosial yang memadai berperan sebagai faktor protektif yang dapat menurunkan risiko depresi pada ibu pascapersalinan (Aadillah & Nurbaeti 2023).

Faktor obstetrik dan perilaku, seperti komplikasi persalinan, kehamilan yang tidak direncanakan, serta hambatan dalam menyusui juga dikaitkan dengan peningkatan risiko depresi pascapersalinan. Ibu yang tidak dapat menyusui secara eksklusif sering mengalami perasaan bersalah dan tidak percaya diri, yang dapat memperburuk kondisi emosionalnya (Imaninditya *et al.*, 2020).

Banyaknya faktor risiko yang saling berinteraksi menunjukkan bahwa depresi pascapersalinan merupakan kondisi multifaktorial, sehingga diperlukan pendekatan analisis yang mampu mengintegrasikan berbagai variabel tersebut secara bersamaan.

2.2 EPDS

Edinburgh Postnatal Depression Scale (EPDS) merupakan instrumen skrining yang paling banyak digunakan untuk mendeteksi gejala depresi pascapersalinan. EPDS dikembangkan sebagai kuesioner singkat yang terdiri dari 10 pertanyaan yang mengukur kondisi emosional ibu dalam tujuh hari terakhir (Cox *et al.*, 1987).

Setiap item *Edinburgh Postnatal Depression Scale* (EPDS) memiliki skor antara 0 hingga 3, sehingga total skor yang diperoleh berkisar antara 0 hingga 30, di mana skor yang lebih tinggi menunjukkan tingkat gejala depresi yang lebih

berat. Dalam praktik klinis dan penelitian, EPDS digunakan sebagai alat skrining dengan penentuan nilai ambang (*cut-off*) tertentu untuk mengidentifikasi tingkat keparahan gejala depresi pascapersalinan sesuai dengan tujuan penggunaan dan karakteristik populasi yang diteliti (Cox et al., 1987).

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa EPDS memiliki validitas dan reliabilitas yang baik dalam mendeteksi depresi pascapersalinan di berbagai negara serta dinilai mudah digunakan dan tidak memerlukan waktu lama dalam pengisian, sehingga dapat diterapkan sebagai alat skrining mandiri (*self-screening*) (Smith-Nielsen et al., 2018).

Namun, EPDS tidak dirancang sebagai alat diagnosis klinis, melainkan sebagai alat skrining awal. Oleh karena itu, hasil EPDS perlu dianalisis bersama faktor risiko lain untuk memberikan gambaran risiko depresi pascapersalinan yang lebih komprehensif.

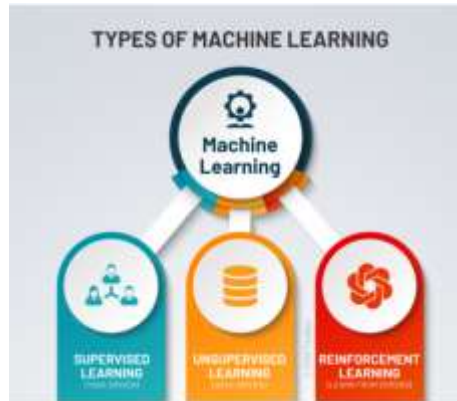
2.3 Machine Learning

Machine learning merupakan cabang dari kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) yang memungkinkan sistem komputer untuk belajar dari data dan menghasilkan pola atau prediksi tanpa diprogram secara eksplisit. Dalam bidang kesehatan, *machine learning* banyak digunakan untuk membantu analisis data medis, prediksi risiko penyakit, serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data (Esteva et al., 2019).

Dalam konteks kesehatan mental, *machine learning* memungkinkan integrasi berbagai variabel psikologis, sosial, dan klinis untuk menganalisis kondisi yang bersifat kompleks dan multifaktorial, seperti depresi pascapersalinan.

2.3.1 Jenis – Jenis *Machine Learning*

Machine learning secara umum dibagi menjadi tiga jenis utama, yaitu *supervised learning*, *unsupervised learning*, dan *reinforcement learning*.



Gambar 2.1 Jenis Machine Learning

(Sumber: Potentiaco.com)

1. *Supervised learning* merupakan metode pembelajaran dengan data berlabel, di mana model dilatih menggunakan pasangan data input dan output. Metode ini banyak digunakan dalam prediksi dan klasifikasi kondisi kesehatan, termasuk depresi pascapersalinan (Saqib *et al.*, 2021).
2. *Unsupervised learning* digunakan untuk menemukan pola atau kelompok dalam data tanpa label, seperti pengelompokan (*clustering*) berdasarkan karakteristik tertentu. Metode ini lebih sering digunakan untuk eksplorasi data daripada prediksi klinis.
3. *Reinforcement learning* melibatkan proses pembelajaran berbasis umpan balik dari lingkungan dan jarang digunakan dalam studi kesehatan mental karena kompleksitas dan kebutuhan data yang besar.

Dalam penelitian depresi pascapersalinan, *supervised learning* menjadi pendekatan yang paling relevan karena tujuan utama adalah menganalisis dan mengklasifikasikan risiko berdasarkan data yang telah diberi label.

2.4 Logistic Regression

Logistic Regression merupakan salah satu algoritma *supervised learning* yang banyak digunakan dalam bidang kesehatan untuk menganalisis hubungan antara variabel independen dan variabel dependen bersifat kategorik. Algoritma ini menghasilkan output berupa nilai probabilitas terjadinya suatu kondisi, yang selanjutnya dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi ke dalam kategori tertentu. (Hosmer *et al.*, 2013). Dalam penelitian kesehatan mental, *Logistic Regression* sering digunakan karena memiliki tingkat interpretabilitas yang tinggi, di mana setiap koefisien model menunjukkan arah dan besar pengaruh masing-masing variabel terhadap peningkatan atau penurunan risiko suatu kondisi.

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa *Logistic Regression* efektif digunakan untuk mengidentifikasi faktor risiko depresi pascapersalinan serta menghasilkan estimasi risiko yang relatif mudah dipahami oleh tenaga Kesehatan (Saqib *et al.*, 2021).

Oleh karena itu, *Logistic Regression* dipilih dalam penelitian ini sebagai algoritma utama untuk menganalisis risiko depresi pascapersalinan, karena mampu mengintegrasikan berbagai faktor risiko, menghasilkan probabilitas risiko, serta mudah diimplementasikan dalam sistem berbasis web.

2.4.1 Jenis-Jenis *Logistic Regression*

Logistic Regression memiliki beberapa jenis yang ditentukan berdasarkan jumlah dan karakteristik kategori pada variabel dependen. Secara umum, *Logistic*

Regression dibedakan menjadi *binary logistic regression*, *multinomial logistic regression*, dan *ordinal logistic regression*.

1. *Binary logistic regression* digunakan apabila variabel dependen hanya memiliki dua kategori.
2. *Multinomial logistic regression* digunakan apabila variabel dependen memiliki lebih dari dua kategori tanpa urutan tertentu.
3. *Ordinal logistic regression* digunakan apabila variabel dependen memiliki kategori yang bersifat berurutan.

Pemilihan jenis *Logistic Regression* yang tepat sangat penting karena akan memengaruhi cara model mempelajari data dan menghasilkan probabilitas risiko (Agresti, 2018).

2.4.2 Variabel pada *Logistic Regression*

Pada *Logistic Regression*, data yang digunakan terdiri dari dua komponen utama, yaitu variabel independen (X) dan variabel dependen (Y). Variabel independen merepresentasikan faktor-faktor risiko yang diduga memengaruhi depresi pascapersalinan, seperti kondisi sosial, dan faktor kesehatan ibu, sedangkan variabel dependen merupakan variabel target yang dianalisis, yaitu kondisi atau tingkat risiko depresi pascapersalinan. Variabel independen dapat berupa data numerik maupun kategori yang telah melalui proses pengkodean agar dapat diolah oleh model *Logistic Regression*. Pemilihan dan perumusan variabel yang tepat sangat berpengaruh terhadap performa model serta kemudahan interpretasi hasil analisis (Menard, 2010).

2.4.3 Model Matematis *Logistic Regression*

Logistic Regression bekerja dengan membentuk hubungan linear antara variabel independen dan nilai logit dari probabilitas kejadian. Model dasar *Logistic Regression* dinyatakan sebagai kombinasi linear dari variabel independen dan koefisien regresi. Persamaan model tersebut dirumuskan sebagai berikut:

$$z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n$$

(Sumber: Hosmer *et al.*, 2013)

Keterangan:

z : hasil kombinasi linear dari seluruh variabel independen

β_0 : konstanta (*intercept*)

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$: koefisien regresi masing-masing variabel independen

X_1, X_2, \dots, X_n : variabel independent

Nilai z yang dihasilkan dari model kemudian dimasukkan ke dalam fungsi *sigmoid* atau fungsi logistik untuk menghasilkan nilai probabilitas antara 0 dan 1.

Fungsi *sigmoid* dirumuskan sebagai berikut:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Keterangan:

$P(Y = 1)$: probabilitas terjadinya kondisi (misalnya risiko depresi)

e : bilangan eksponensial ($\approx 2,718$)

(Sumber: Kleinbaum & Klein, 2010)

Fungsi ini memastikan bahwa nilai probabilitas yang dihasilkan berada dalam rentang 0 hingga 1, sehingga dapat diinterpretasikan sebagai peluang terjadinya suatu kondisi, seperti risiko depresi pascapersalinan. Penggunaan

fungsi *sigmoid* merupakan ciri utama *Logistic Regression* yang membedakannya dari regresi linear klasik.

2.4.3.1 Estimasi Parameter Model

Koefisien regresi (β) dalam *Logistic Regression* tidak ditentukan secara manual, melainkan diestimasi menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Metode ini bertujuan untuk mencari nilai koefisien yang memaksimalkan kemungkinan model dalam memprediksi data yang diamati. Secara umum, fungsi *likelihood* pada *Logistic Regression* dapat dinyatakan:

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n P(y_i | x_i)^{y_i} (1 - P(y_i | x_i))^{1 - y_i}$$

(Sumber: Hosmer *et al.*, 2013)

Di mana y_i merupakan nilai variabel dependen ke- i , dan $P(y_i | x_i)$ merupakan probabilitas kejadian yang dihasilkan oleh model untuk pengamatan ke- i . Proses estimasi parameter dilakukan secara iteratif hingga diperoleh nilai koefisien regresi yang memaksimalkan fungsi *likelihood*. Metode MLE banyak digunakan dalam *Logistic Regression* karena mampu menghasilkan estimasi parameter yang konsisten dan efisien untuk data dengan variabel dependen bersifat kategorik (Hosmer *et al.*, 2013).

2.4.3.2 Interpretasi Koefisien dan *Odds Ratio*

Setiap koefisien regresi (β) dalam model *Logistic Regression* menunjukkan arah dan besar pengaruh variabel independen terhadap probabilitas terjadinya suatu kejadian, seperti depresi pascapersalinan. Koefisien bernilai positif menunjukkan bahwa variabel tersebut meningkatkan risiko kejadian, sedangkan koefisien bernilai negatif menunjukkan penurunan risiko. Untuk

mempermudah interpretasi, koefisien regresi sering dikonversi menjadi *odds ratio* (OR) dengan persamaan sebagai berikut:

$$OR = e^{\beta}$$

Dengan keterangan:

OR: Nilai ratio yang menunjukkan perbandingan peluang terjadinya suatu kejadian

e^{β} : Nilai eksponensial dari koefisien regresi

(Sumber: Hosmer *et al.*, 2013)

Nilai *odds ratio* menggambarkan seberapa besar peluang kejadian meningkat atau menurun akibat perubahan satu satuan pada variabel independen, sehingga interpretasi OR banyak digunakan dalam penelitian kesehatan dan epidemiologi (Hosmer *et al.*, 2013).

2.4.4 Penetapan Ambang Batas Risiko Berdasarkan ROC

Receiver Operating Characteristic (ROC) merupakan metode evaluasi yang digunakan untuk menilai kemampuan suatu model klasifikasi dalam membedakan dua kelas atau kategori. ROC bekerja dengan memvisualisasikan hubungan antara *True Positive Rate* (TPR) atau sensitivitas dengan *False Positive Rate* (FPR) pada berbagai nilai ambang batas (*threshold*) klasifikasi. Kurva ROC membantu peneliti menentukan nilai ambang batas yang optimal dalam membedakan antara individu yang berisiko dan tidak berisiko terhadap suatu kondisi tertentu (Fawcett, 2006).

Dalam konteks regresi logistik, model menghasilkan nilai probabilitas antara 0 hingga 1 yang menunjukkan peluang terjadinya suatu kejadian. Nilai probabilitas tersebut kemudian dibandingkan dengan suatu nilai ambang batas

(*cut-off*) untuk menentukan kategori klasifikasi, misalnya berisiko atau tidak berisiko depresi pascapersalinan. ROC digunakan untuk mengevaluasi berbagai kemungkinan nilai ambang batas tersebut dengan melihat keseimbangan antara sensitivitas dan spesifisitas model (Fawcett, 2006).

2.4.5 Faktor Kontribusi

Dalam model *Logistic Regression*, setiap variabel independen memiliki koefisien regresi yang menunjukkan arah dan besar pengaruh variabel tersebut terhadap probabilitas terjadinya suatu kejadian. Koefisien regresi (β) merepresentasikan perubahan nilai log-odds dari probabilitas kejadian akibat perubahan satu satuan pada variabel independen dengan asumsi variabel lainnya konstan (Hosmer *et al.*, 2013).

Nilai koefisien regresi dapat digunakan untuk mengetahui kontribusi masing-masing faktor terhadap hasil prediksi model. Koefisien yang bernilai positif menunjukkan bahwa variabel tersebut meningkatkan kemungkinan terjadinya suatu kejadian, sedangkan koefisien yang bernilai negatif menunjukkan bahwa variabel tersebut menurunkan kemungkinan terjadinya kejadian tersebut (Hosmer *et al.*, 2013).

Dalam penelitian ini, kontribusi masing-masing faktor risiko dihitung berdasarkan nilai koefisien regresi yang diperoleh dari proses pelatihan model *Logistic Regression* serta nilai variabel yang diinput oleh pengguna. Perhitungan kontribusi faktor dilakukan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\text{Kontribusi}_i = \beta_i \times X_i$$

(Sumber: Hosmer *et al.*, 2013)

Dimana:

1. β_i adalah koefisien regresi variabel ke-i
2. X_i adalah nilai variabel berdasarkan input ibu (0 atau 1)

2.4.6 Hasil Akhir

Secara keseluruhan, *Logistic Regression* menghasilkan analisis hubungan antara faktor risiko dan depresi pascapersalinan, nilai probabilitas risiko yang bersifat individual, serta informasi mengenai kontribusi masing-masing faktor terhadap peningkatan risiko. Karakteristik tersebut menjadikan *Logistic Regression* sebagai algoritma yang sesuai digunakan dalam sistem analisis risiko depresi pascapersalinan berbasis web karena mampu menghasilkan model yang interpretatif, terukur, dan mudah dipahami oleh pengguna maupun tenaga kesehatan (Saqib *et al.*, 2021).

2.5 Python

Python merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang dirancang dengan sintaks sederhana dan mudah dibaca, sehingga mendukung proses pengembangan dan analisis data secara efisien. Karakteristik tersebut menjadikan Python banyak digunakan dalam penelitian ilmiah dan pengolahan data karena mampu meningkatkan keterbacaan kode dan mempermudah implementasi algoritma komputasi (Van Rossum, 2001).

Dalam bidang analisis data dan machine learning, Python широко digunakan untuk mengolah data latih dan menjalankan perhitungan algoritma seperti Logistic Regression. Hal ini didukung oleh ketersediaan pustaka analisis data dan komputasi numerik yang kuat, seperti NumPy dan pandas, yang memungkinkan pengolahan data training secara sistematis sebelum diimplementasikan ke dalam sistem (McKinney, 2018).

2.6 PHP

PHP merupakan bahasa pemrograman sisi server yang dirancang untuk membangun halaman web dinamis dan memungkinkan aplikasi web berinteraksi dengan basis data. Proses pengolahan data dilakukan pada sisi server sebelum hasilnya dikirimkan ke klien dalam bentuk halaman web, sehingga PHP banyak digunakan dalam pengembangan sistem informasi berbasis web (Lerdorf, 1995). Selain itu, PHP mendukung pengelolaan sesi pengguna, autentikasi, serta pemrosesan data secara efisien, sehingga sesuai digunakan sebagai bahasa pemrograman dalam pengembangan sistem analisis risiko depresi pascapersalinan berbasis web (Welling & Thomson, 2017).

Dalam penelitian ini, PHP berperan sebagai bahasa pemrograman yang mendukung pengembangan sistem analisis risiko depresi pascapersalinan berbasis web.

2.7 Laravel

Laravel merupakan *framework* aplikasi web berbasis PHP yang dirancang untuk mempermudah proses pengembangan sistem web melalui struktur kode yang rapi, terorganisasi, dan mudah dipelihara. Laravel menerapkan arsitektur *Model–View–Controller* (MVC) yang memisahkan antara logika aplikasi, pengolahan data, dan tampilan antarmuka pengguna, serta menyediakan berbagai fitur bawaan seperti autentikasi pengguna, pengelolaan basis data, dan pengamanan aplikasi. Karakteristik tersebut menjadikan Laravel sesuai digunakan dalam pengembangan sistem informasi berbasis web, termasuk sistem analisis

risiko depresi pascapersalinan yang bersifat interaktif dan mudah diakses oleh pengguna (Otwell, 2011).

Pada penelitian ini, Laravel dimanfaatkan untuk membangun sistem analisis risiko depresi pascapersalinan berbasis web yang menampilkan hasil analisis risiko serta memberikan informasi yang mendukung bagi ibu.

2.8 UML

Unified Modeling Language (UML) merupakan bahasa pemodelan standar yang digunakan untuk memvisualisasikan, merancang, dan mendokumentasikan struktur serta perilaku sistem perangkat lunak secara sistematis. UML menyediakan notasi yang seragam sehingga pengembang dan pemangku kepentingan dapat memiliki pemahaman yang sama terhadap sistem yang dibangun. Penggunaan UML membantu mengurangi ambiguitas dalam perancangan dan meningkatkan kualitas dokumentasi sistem. Dalam penelitian ini, UML digunakan untuk memodelkan struktur dan alur kerja sistem analisis risiko depresi pascapersalinan sebelum tahap implementasi sistem berbasis web dilakukan (Booch *et al.*, 2005).

2.8.1 Jenis-jenis UML

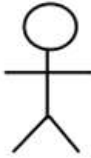


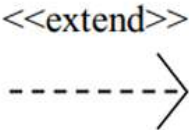
Unified Modeling Language (UML) terdiri dari berbagai jenis diagram yang digunakan untuk memodelkan aspek struktural dan perilaku sistem secara terpisah namun saling melengkapi. Setiap diagram UML memiliki fungsi dan fokus pemodelan yang berbeda, sehingga dapat digunakan sesuai dengan kebutuhan analisis dan perancangan sistem perangkat lunak. Penggunaan kombinasi beberapa diagram UML memungkinkan pengembang untuk

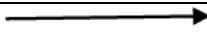
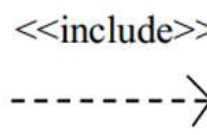
memperoleh gambaran sistem yang lebih lengkap dan terstruktur Booch et al., 2005). Diagram UML yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

1. Use Case Diagram

Use case merupakan pemodelan untuk kelakuan (behavior) sistem informasi yang akan dibuat. *Use case* mendeskripsikan sebuah interaksi antara satu atau lebih aktor dengan sistem. Adapun simbol-simbol yang digunakan dalam *use case* adalah sebagai berikut:

Tabel 2.1 Simbol – Simbol Use Case Diagram

Simbol	Nama	Keterangan
	<i>Actor</i>	Orang, proses, atau sistem lain yang berinteraksi dengan sistem informasi yang akan dibuat di luar sistem informasi yang akan dibuat itu sendiri.
	<i>Use case</i>	Fungsionalitas yang disediakan sistem sebagai unit-unit yang saling bertukar pesan antar unit atau aktor.
	<i>Association</i>	Komunikasi antara aktor dan <i>use case</i> yang berpartisipasi pada <i>use case</i> atau <i>use case</i> memiliki interaksi dengan aktor.
	<i>Extend</i>	Relasi use case tambahan ke sebuah <i>use case</i> yang ditambahkan dapat berdiri sendiri walau tanpa use case tambahan itu.



	<i>Generalization</i>	Hubungan generalisasi dan spesialisasi (umum-khusus) antara dua buah <i>use case</i> dimana fungsi yang satu adalah fungsi yang lebih umum dari lainnya.
	<i>include</i>	Relasi <i>use case</i> tambahan ke sebuah <i>use case</i> dimana <i>use case</i> yang ditambahkan memerlukan <i>use case</i> ini untuk menjalankan fungsinya atau sebagai syarat dijalankan <i>use case</i> ini.





(Sumber: Rustam, 2021)

2. Activity Diagram

Activity diagram menggambarkan *workflow* (aliran kerja) atau aktivitas dari sebuah sistem atau proses bisnis atau menu yang ada pada perangkat lunak. Yang perlu diperhatikan disini adalah bahwa diagram aktivitas menggambarkan aktivitas sistem bukan apa yang dilakukan aktor, jadi aktivitas yang dapat dilakukan oleh sistem. Adapun simbol-simbol yang digunakan dalam activity diagram adalah sebagai berikut:

Tabel 2.2 Simbol – Simbol Activity Diagram

Simbol	Nama	Deskripsi
	Status awal	Status awal aktivitas sistem, sebuah diagram aktivitas memiliki sebuah status awal.
	Aktivitas	Aktivitas yang dilakukan sistem, biasanya diawali dengan kata kerja.

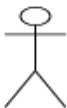

	Decision	Asosiasi percabangan dimana jika ada pilihan aktivitas lebih dari satu.
	Join	Asosiasi penggabungan dimana lebih dari satu aktivitas digabungkan menjadi satu.
	Status akhir	Status akhir yang dilakukan sebuah sistem, sebuah diagram aktivitas memiliki sebuah status akhir.
	Swimlane	Memisahkan organisasi bisnis yang bertanggung jawab terhadap aktivitas yang terjadi.


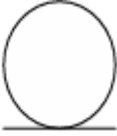



(Sumber: Rustam, 2021)

3. *Sequence Diagram*

Diagram sequence menggambarkan kelakuan objek pada *usecase* dengan mendeskripsikan waktu hidup objek dan *message* yang dikirimkan dan diterima antar objek, Berikut adalah tabel simbol yang digunakan dalam pembuatan *sequence diagram* (Rosa & Shalahuddin, 2013). Adapun simbol-simbol yang digunakan dalam *sequence diagram* adalah sebagai berikut:

Tabel 2.3 Simbol – Simbol *Sequence Diagram*

Simbol	Keterangan
	<i>Actor Object</i> Menggambarkan pihak yang melakukan interaksi atau yang memicu sistem untuk berfungsi.
	<i>Bondary object</i> Menggambarkan objeck yang menjadi interface.


	<i>Control Object</i> Menggambarkan object yang menjadi control system.
	<i>Entity Object</i> Menggambarkan object yang berupa entitas.
	<i>Lifeline</i> Menggambarkan eksekusi objek selama sequence.
	<i>Message</i> Menggambarkan komunikasi yang terjadi antar objek.
	<i>Activation</i> Menunjukkan periode selama suatu obyek atau aktor sedang melakukan suatu tindakan.

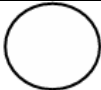





(Sumber: Rosa & Shalahuddin, 2013)

4. *Class Diagram*

Class diagram menggambarkan struktur sistem dari segi pendefinisian kelas-kelas yang akan dibuat untuk membangun sistem. Diagram kelas dibuat agar pembuat program atau programmer membuat kelas-kelas sesuai rancangan di dalam diagram kelas agar antara dokumentasi perancangan dan perangkat lunak sinkron. Adapun simbol-simbol yang digunakan dalam *class diagram* adalah sebagai berikut:

Tabel 2.4 Simbol – Simbol *Class Diagram*

Gambar	Nama	Deskripsi
	<i>Class</i>	Kelas pada struktur.

	<i>Anterface</i>	Sama dengan konsep <i>interface</i> dalam pemrograman berorientasi objek.
	<i>Association</i>	Relasi antar kelas dengan makna umum, asosiasi biasanya juga disertai dengan <i>multiplicity</i> .
	<i>Directed association</i>	Relasi antar kelas dengan makna kelas yang satu digunakan oleh kelas yang lain.
	<i>Generalization</i>	Relasi antar kelas dengan makna generalisasi-spesialisasi (umum khusus).
	<i>Dependency</i>	Relasi antar kelas dengan makna kebergantungan antar kelas.
	<i>Aggregation</i>	Relasi antar kelas dengan makna semua bagian (<i>whole-part</i>).








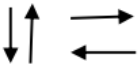
(Sumber: Rustam, 2021)

2.9 Flowchart

Flowchart adalah suatu teknik untuk menggambarkan urutan logika dari suatu prosedur penyelesaian masalah. Dengan kata lain, *flowchart* merupakan langkah-langkah penyelesaian masalah yang disajikan dalam bentuk simbol-simbol tertentu. *Flowchart* akan menunjukkan alur logika di dalam program (Hanief & Jepriana, 2020). Adapun simbol-simbol *flowchart* bisa diamati pada tabel 2.5 berikut ini:

Tabel 2.5 Simbol – Simbol *Class Diagram*

Simbol	Nama	Fungsi
---------------	-------------	---------------

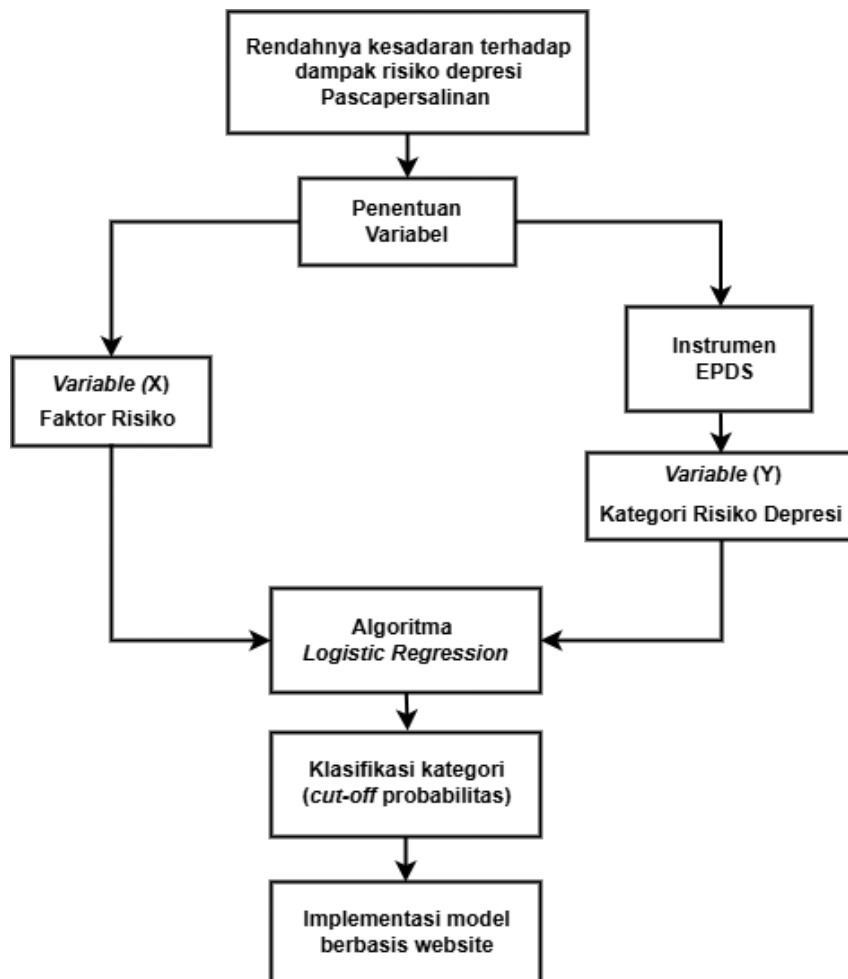
	<i>Terminal</i>	Permulaan atau akhir dari suatu tahapan yang disajikan dalam flowchart.
	<i>Data</i>	Proses masukan (input) atau keluaran (output) data.
	<i>Process</i>	Suatu Tindakan atau aksi (proses) yang dilakukan
	<i>Decision</i>	Pengujian terhadap suatu kondisi tertentu yang akan menghasilkan dua jawaban: ya/ tidak.
	<i>Connector</i>	Suatu hubungan dari suatu proses ke proses yang lain pada halaman yang sama.
	<i>Manual Input</i>	Setiap proses yang dilakukan secara manual (oleh manusia).
	<i>Stored Data</i>	Bentuk tempat penyimpanan data.
	<i>Flow</i>	Jalannya arus suatu proses.

(Sumber: Hanief & Jepriana, 2020)

2.10 Kerangka Berpikir

Kerangka berpikir penelitian ini menggambarkan alur sistematis dalam pengembangan sistem analisis risiko depresi pascapersalinan berbasis algoritma *Logistic Regression*. Penelitian diawali dari permasalahan rendahnya deteksi dini dan kesadaran ibu terhadap depresi pascapersalinan, meskipun prevalensinya

cukup tinggi dan berdampak serius bagi ibu dan anak. Selanjutnya dilakukan studi literatur untuk mengidentifikasi faktor-faktor risiko depresi pascapersalinan yang relevan, seperti kondisi fisik, psikologis, serta skor EPDS. Faktor-faktor tersebut digunakan sebagai variabel penelitian dan diolah datanya menggunakan algoritma *Logistic Regression* untuk menganalisis hubungan antar variabel. Pada klasifikasi kategori risiko ditentukan berdasarkan nilai ambang batas (*cut-off*) yang telah ditetapkan. Hasil analisis kemudian diimplementasikan ke dalam model berbasis web yang berfungsi sebagai alat bantu analisis dan *monitoring* risiko depresi pascapersalinan secara dini bagi ibu.



Gambar 2.2 Kerangka Berpikir

(Sumber: Peneliti)

2.11 Penelitian Terdahulu

Berikut adalah tinjauan pustaka yang relevan pada penelitian seperti pada tabel 2.6 di bawah ini:

Tabel 2.6 Penelitian Terdahulu

No.	Penulis & Tahun	Judul Penelitian	Metode & Instrumen	Kelebihan & Keterbatasan
1	Amna & Khairani (2024)	FAKTOR-FAKTOR RISIKO DEPRESI PADA IBU PASCABERSALIN	Penelitian ini menggunakan desain kuantitatif <i>cross-sectional</i> dengan instrumen <i>Edinburgh Postnatal Depression Scale</i> (EPDS) dan analisis regresi logistik.	Menunjukkan bahwa regresi logistik efektif dalam mengidentifikasi faktor dominan depresi pascapersalinan, dengan faktor risiko utama berupa dukungan sosial, kepuasan pernikahan, dan regulasi emosi, namun hasil analisis belum dikembangkan menjadi sistem pemantauan risiko yang dapat digunakan secara langsung.
2	Aadillah & Nurbaeti (2023)	<i>Postpartum Depression and Its Contributing Factors among</i>	Dengan pendekatan <i>cross-sectional</i> dan instrumen EPDS. Analisis dilakukan menggunakan	Unggul dalam konteks situasional pandemi yang memperkuat urgensi masalah, dan mengidentifikasi status kehamilan sebagai

		<i>Mothers during the COVID-19 Pandemic in North Jakarta, Indonesia</i>	regresi logistik untuk mengetahui faktor-faktor yang berkontribusi terhadap depresi pascapersalinan.	faktor paling berkontribusi, namun hasil penelitian masih terbatas pada analisis statistik tanpa pengembangan sistem pendukung bagi ibu.
3	Ulfah <i>et al.</i> (2025)	Prevalensi dan Faktor-faktor yang Berhubungan dengan Depresi <i>Postpartum</i> di Kota Pontianak	Menggunakan EPDS dan analisis kuantitatif.	Memberikan gambaran prevalensi depresi pascapersalinan dan menemukan hubungan signifikan antara praktik menyusui (ASI) dan kejadian depresi pascapersalinan, tetapi belum memanfaatkan model analitik atau sistem berbasis teknologi untuk deteksi dini.
4	Sari <i>et al.</i> (2023)	<i>Maternal Factors Influencing Postpartum Depression in Indonesia</i>	Menggunakan regresi logistik dan instrumen EPDS.	Menunjukkan bahwa regresi logistik efektif dalam mengidentifikasi faktor risiko secara signifikan, tetapi belum dikembangkan menjadi sistem yang dapat digunakan untuk monitoring kondisi mental ibu secara berkelanjutan.
5	Imanind	Analisis	Menggunakan	Menunjukkan bahwa

	itya <i>et al.</i> , 2020	Faktor Risiko Gejala Depresi Pada Ibu di Masa Nifas di Kecamatan Banjarsari, Surakarta	metode kuantitatif <i>cross-sectional</i> dengan analisis regresi logistic serta pengukuran gejala depresi dilakukan dengan instrumen EPDS.	regresi logistik efektif dalam mengidentifikasi faktor risiko depresi pada ibu nifas dalam konteks lokal. Faktor risiko yang berhubungan signifikan meliputi praktik menyusui eksklusif dan jenis persalinan, namun penelitian ini masih terbatas pada wilayah tertentu dan belum dikembangkan menjadi sistem deteksi dini.
6	Mustofa <i>et al.</i> , 2021	Faktor Risiko Depresi Pasca Persalinan di Negara-negara Asia Tenggara	Menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain <i>cross-sectional</i> dan analisis statistik menggunakan regresi logistik serta menggunakan instrumen EPDS.	Menunjukkan bahwa regresi logistik mampu menganalisis faktor risiko depresi pascapersalinan dalam skala regional Asia Tenggara. Faktor risiko utama yang teridentifikasi meliputi kehamilan yang tidak direncanakan, dukungan sosial keluarga, dan riwayat kehamilan, namun hasilnya masih terbatas pada analisis statistik tanpa implementasi ke dalam

				sistem yang dapat digunakan langsung.
--	--	--	--	---------------------------------------

BAB III

ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1 Analisis Permasalahan

Depresi pascapersalinan merupakan kondisi kesehatan mental yang sering kali tidak disadari oleh ibu setelah melahirkan. Banyak ibu mengalami perubahan suasana hati, kelelahan fisik, gangguan tidur, dan tekanan emosional, namun menganggap kondisi tersebut sebagai hal yang wajar atau hanya *baby blues*. Ketidaksadaran ini menyebabkan ibu tidak melakukan upaya pemeriksaan atau pencarian bantuan sejak dini, sehingga kondisi mental yang dialami dapat berkembang menjadi depresi pascapersalinan dengan tingkat keparahan yang lebih tinggi.

Permasalahan tersebut diperberat oleh adanya hambatan dalam mengakses layanan kesehatan mental, seperti stigma sosial terhadap gangguan mental, keterbatasan biaya, serta minimnya layanan konsultasi psikologis yang mudah dijangkau. Di sisi lain, setiap ibu pascapersalinan memiliki faktor risiko yang berbeda-beda, seperti kurangnya dukungan sosial, kelelahan fisik, kualitas tidur yang buruk, tekanan ekonomi, hingga riwayat gangguan mental sebelumnya. Perbedaan faktor ini menyebabkan risiko depresi pascapersalinan tidak selalu tampak secara kasat mata dan sering terlewatkan, sementara layanan kesehatan pascapersalinan yang ada masih lebih berfokus pada kondisi fisik ibu dibandingkan pemantauan kesehatan mental secara menyeluruh.

Kondisi tersebut menunjukkan perlunya suatu pendekatan yang mampu menganalisis berbagai faktor risiko secara terintegrasi dan menghasilkan informasi yang mudah dipahami oleh ibu. Algoritma *Logistic Regression* dinilai

sesuai untuk menangani permasalahan ini karena mampu menganalisis hubungan antara faktor-faktor risiko dengan kejadian depresi pascapersalinan, menentukan faktor yang paling berpengaruh, serta menghasilkan nilai probabilitas risiko yang dapat dikategorikan secara terukur. Namun, pemanfaatan *Logistic Regression* selama ini masih terbatas pada analisis data dan belum dikembangkan menjadi sistem yang dapat digunakan secara langsung oleh ibu sebagai alat bantu pemantauan kondisi mentalnya.

Oleh karena itu, diperlukan pengembangan sistem analisis risiko depresi pascapersalinan berbasis web yang mengimplementasikan algoritma *Logistic Regression* yang memungkinkan proses pengembangan sistem dilakukan secara terstruktur, mulai dari pemahaman permasalahan hingga implementasi sistem. Dengan mengintegrasikan *Logistic Regression* ke dalam sistem berbasis website, diharapkan sistem yang dihasilkan dapat membantu ibu pascapersalinan dalam mengenali dan memantau kondisi mentalnya secara mandiri selama masa pascapersalinan.

3.2 Metode Penelitian

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode dokumentasi, yaitu memanfaatkan data sekunder yang diperoleh dari penelitian terdahulu serta hasil pengolahan data survei yang telah tersedia. Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas lima variabel independen dan satu variabel dependen.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari sekitar 800 *record* data responden. Setiap *record* mewakili satu responden dengan nilai variabel independen dan label risiko depresi pascapersalinan.

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini, sebagai berikut:

1. Variabel Independen (X) : Faktor Risiko

Variabel independen menggambarkan kondisi sosial dan psikologis ibu pascapersalinan yang berpengaruh terhadap risiko depresi, yang diukur menggunakan skala *Likert* dan skala *biner*. Penentuan variabel independen dalam penelitian ini didasarkan kajian dan temuan pada penelitian terdahulu yang relevan. Seluruh variabel independen disajikan dalam tabel berikut:

Tabel 3.1 Jenis Variabel dan Kategori Skala

No	Variabel	Skala
X ₁	Dukungan sosial	<i>Likert</i> (kurang, cukup, sangat baik)
X ₂	Komplikasi persalinan	<i>Biner</i> (ya/tidak)
X ₃	Status kehamilan	<i>Biner</i> (ya/tidak)
X ₄	Kualitas hubungan	<i>Likert</i> (sangat buruk, buruk, biasa saja, baik, sangat baik)
X ₅	Ketidakstabilan emosional	<i>Biner</i> (ya/tidak)

(Sumber: Peneliti)

Variabel dukungan sosial (X₁), kualitas hubungan/kepuasan pernikahan (X₄) serta ketidakstabilan emosional/regulasi emosi (X₅) mengacu pada penelitian Amna & Khairani (2024), variabel komplikasi persalinan (X₂) mengacu pada Imaninditya *et al.* (2020), sedangkan status kehamilan (X₃) mengacu pada Aadillah & Nurbaeti (2023) sebagai faktor risiko signifikan terhadap risiko depresi pascapersalinan.

2. Variabel Dependen (Y) : Skor EPDS

Variabel dependen menggambarkan pertanyaan dari instrumen EPDS, di mana setiap pertanyaan memiliki empat pilihan jawaban yang merepresentasikan frekuensi atau intensitas perasaan ibu dalam 7 hari terakhir. Setiap jawaban diberi skor 0 hingga 3, sehingga total skor EPDS berada pada rentang 0–30.

Cara penilaian EPDS:

Pemberian skor pada EPDS dilakukan dengan dua pola penilaian, yaitu penilaian langsung dan penilaian terbalik, sesuai dengan pedoman EPDS.

1. Pertanyaan Q1, Q2 dan Q4 menggunakan penilaian langsung, di mana:
 - a. Pilihan jawaban paling atas bernilai 0 → Sebanyak biasanya
 - b. Bernilai 1 → Tidak sebanyak biasanya
 - c. Bernilai 2 → Jauh lebih sedikit
 - d. Pilihan jawaban paling bawah bernilai 3 → Tidak sama sekali
2. Pertanyaan Q3, Q5 sampai Q10 menggunakan penilaian terbalik, di mana:
 - a. Pilihan jawaban paling atas bernilai 3 → Sering
 - b. Bernilai 2 → Kadang – kadang
 - c. Bernilai 1 → Jarang
 - d. Pilihan jawaban paling bawah bernilai 0 → Tidak pernah

Berikut pertanyaan dari instrumen EPDS:

Tabel 3.2 Pertanyaan EPDS

No	Kode	Pertanyaan
1	Q1	Saya dapat tertawa dan melihat hal-hal lucu
2	Q2	Saya menantikan sesuatu dengan perasaan senang
3	Q3	Saya menyalahkan diri sendiri tanpa alasan

4	Q4	Saya merasa cemas atau khawatir tanpa alasan
5	Q5	Saya merasa takut atau panik tanpa alasan
6	Q6	Segala sesuatu terasa berat bagi saya
7	Q7	Saya merasa sulit tidur karena merasa tidak bahagia
8	Q8	Saya merasa sedih atau tertekan
9	Q9	Saya merasa sangat tidak bahagia sehingga menangis
10	Q10	Saya pernah berpikir menyakiti diri sendiri

(Sumber: Cox *et al.*, 1987)

Menghitung total Skor EPDS:

$$\text{Skor EPDS total} = Q1 + Q2 + Q3 + Q4 + Q5 + Q6 + Q7 + Q8 + Q9 + Q10$$

Misalkan jawaban responden seperti berikut:

1. Jawaban responden setiap pertanyaan: 1 + 2 + 1 + 2 + 1 + 2 + 1 + 2 + 1 + 1 =


14 (**Berisiko**)

Standar kategori skor EPDS:

- a. Skor 0–10: Minimal atau tanpa gejala depresi (normal).
- b. Skor 10–30: Risiko menunjukkan gejala depresi.

Kategori inilah yang digunakan sebagai label target dalam proses pelatihan model *Logistic Regression*. Skor EPDS yang didapatkan kemudian dikategorikan menjadi risiko depresi dan tidak risiko depresi dengan nilai *cut-off* ≥ 10 untuk mengidentifikasi adanya gejala depresi, yang memiliki nilai sensitivitas 64% dan spesifisitas 85% (Gondo, 2012).

Ringkasan hasil pengumpulan data dapat dilihat pada gambar 3.1. berikut:



	A	B	C	D	E	F
1	recieved_support	birth_complication	pregnancy_plan	relationship_with_husband	angry_after_birth	epds_score
2	High	No	No	Good	No	13
3	Medium	No	Yes	Neutral	Yes	20
4	High	No	Yes	Good	Yes	16
5	Medium	No	Yes	Neutral	Yes	5
6	Medium	No	Yes	Good	Yes	7
7	High	Yes	Yes	Good	No	23
8	Medium	No	No	Good	Yes	30
9	High	No	Yes	Good	No	3
10	Medium	No	Yes	Good	Yes	15
11	High	No	Yes	Good	No	3
12	High	No	Yes	Good	No	3
13	Medium	Yes	Yes	Good	Yes	26

Gambar 3.1 Dataset Penelitian

Tabel tersebut menunjukkan bahwa seluruh variabel memiliki jumlah observasi yang konsisten. Konsistensi jumlah data sangat penting dalam analisis *Logistic Regression*, karena setiap variabel harus memiliki jumlah data yang sama agar perhitungan parameter model dapat dilakukan dengan tepat tanpa kehilangan informasi. Selain itu, data yang digunakan mencerminkan kondisi nyata responden, sehingga hasil penelitian diharapkan mampu memberikan gambaran empiris yang representatif terkait faktor risiko depresi pascapersalinan.

3.3 Pengolahan Data (*Preprocessing Data*)

Tahap pengolahan data merupakan proses awal sebelum dilakukan pelatihan model *Logistic Regression*. Pada penelitian ini, data yang digunakan berasal dari dataset yang telah dikumpulkan sebelumnya dan disimpan dalam format CSV. Proses pengolahan data dilakukan melalui beberapa tahapan berikut:

1. *Loading* data: Membaca dataset yang telah tersedia, kemudian menyesuaikan variabel yang digunakan dalam penelitian, yaitu lima variabel independen dan satu variabel dependen.

2. *Cleaning* data: dilakukan pemeriksaan data untuk memastikan tidak terdapat nilai yang kosong. Jika ditemukan data kosong, maka data tersebut dihapus agar tidak menyebabkan kesalahan dalam proses perhitungan pada metode *Logistic Regression*.

3. Transformasi data: Dataset awal masih memiliki data dalam bentuk kategorik seperti: *Low, Medium, High, Yes/No*, dan *Good, Friendly, Neutral, Poor, Bad*. Data tersebut kemudian dikonversi menjadi nilai numerik, misalnya *Yes* menjadi 1 dan *No* menjadi 0, serta kategori tingkat dukungan diubah menjadi skala angka tertentu. Proses ini dilakukan karena *Logistic Regression* hanya dapat memproses data dalam bentuk angka.

4. Pelabelan data: berdasarkan skor EPDS dengan ambang batas yang telah ditetapkan. Jika skor EPDS ≥ 10 maka diberi label 1 (berisiko), sedangkan jika skor EPDS < 10 diberi label 0 (tidak berisiko).

Setelah seluruh proses tersebut selesai, data yang telah dibersihkan, dikonversi, dan diberi label disimpan kembali ke dalam database untuk dilakukan pelatihan dan pengujian menggunakan metode *Logistic Regression*. Dengan langkah-langkah tersebut, data menjadi lebih siap dan terstruktur untuk digunakan dalam proses pembentukan model prediksi.

```

===== DATA SETELAH ENCODING DAN LABELING =====
received_support  birth_complication  pregnancy_plan  relationship_with_husband  angry_after_birth  label_y
0                1                    0                1                    1                    0        1
1                2                    0                0                    3                    1        1
2                1                    0                0                    1                    1        1
3                2                    0                0                    3                    1        0
4                2                    0                0                    1                    1        0
5                1                    1                0                    1                    0        1
6                2                    0                1                    1                    1        1
7                1                    0                0                    1                    0        0

```

Gambar 3.2 Hasil Pengolahan Data

3.3.1 Tahap *Pra-processing*

Langkah 1. Mengolah dataset yang terdiri dari variabel (X) dan label y.

Responden	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	Label y
R1	1	0	1	1	0	1
R2	2	0	0	3	1	1
R3	1	0	0	1	1	1
R4	2	0	0	3	1	0
R5	2	0	0	1	1	0

Distribusi Y:

1. Depresi ($Y=1$) = 3 ibu
2. Tidak depresi ($Y=0$) = 2 ibu

Langkah 2. Menentukan koefisien awal (*Intercept* β_0) tanpa mempertimbangkan faktor risiko (X) berdasarkan distribusi Y.

1. Probabilitas dasar depresi: $P(Y = 1) = \frac{3}{8} = 0.375$
2. Odds risiko depresi: $\text{odds} = \frac{0.375}{0.625} = 0.6$
3. Log-odds (Intercept): $\beta_0 = \ln(0.6) = -0.51$

Maka, semua $\beta_1 \dots \beta_5$ dimulai dari -0.51

Langkah 3. Menghitung probabilitas (P) awal dan *likelihood* awal

1. Misal nilai probabilitas responden 1, didapatkan:

$$z = -0.51 + (-0.51 \times 1) + (-0.51 \times 0) + (-0.51 \times 1) + (-0.51 \times 1) + (-0.51 \times 0)$$

$$z = -0.51 - 0.51 - 0.51 - 0.51 = -2.04$$

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(-2.04)}} = \frac{1}{1 + 4.055} = 0.197$$

Maka nilai probabilitas awal untuk semua responden:

	R1	R2	R3	R4	R5
P	0.20	0.07	0.20	0.07	0.15

2. Mengevaluasi *Likelihood* awal

Aturan *likelihood* ditetapkan sebagai:

$$Likelihood_i = \begin{cases} p_i & \text{jika } Y_i = 1 \\ 1 - p_i & \text{jika } Y_i = 0 \end{cases}$$

(Sumber: Hosmer *et al.*, 2013)

Misal pada responden (R4):

1. Y aktual = 0 (tidak berisiko)
2. P = 0.07 → model memprediksi:

Peluang berisiko = 7% dan peluang tidak berisiko = $1 - 0.07 = 0.93$ (93%)

Karena $Y = 0$, maka:

$$Likelihood_{R1} = 1 - p = 0.921$$

Didapatkan *Likelihood* awal untuk semua responden:

Responden	Y	P	<i>Likelihood</i>
R1	1	0.20	0.80
R2	1	0.07	0.07
R3	1	0.20	0.80
R4	0	0.07	0.93
R5	0	0.15	0.85

Likelihood total:

$$L = 0.20 \times 0.07 \times 0.20 \times 0.93 \times 0.85$$

$$L \approx 0.002$$

Langkah 4. Memperbaiki koefisien dalam proses *gradient*

1. Hitung selisih (*error*) tiap baris:

$$\text{Error} = \text{Aktual (Y)} - \text{Probabilitas (P)}$$

Tabel 3.3 Akumulasi Error

Responden	Aktual (Y)	Probabilitas	Error
R1	1	0.20	+0.80
R2	1	0.07	+0.93
R3	1	0.20	+0.80
R4	0	0.07	-0.07
R5	0	0.15	-0.85

2. Hitung *gradient* untuk tiap koefisien:

$$\text{Gradient} = \text{Total Error} \times \text{Nilai Variabel (X)}$$

Contoh nilai variabel responden:

Responden	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅
R1	1	0	1	1	0
R2	2	0	0	3	1
R3	1	0	0	1	1
R4	2	0	0	3	1
R5	2	0	0	1	1

Tabel 3.4 Gradient

	Error	Gradient	Gradient	Gradient	Gradient	Gradient	Gradient
		β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5
R1	+0.80	+0.80	+0.80	0	+0.80	+0.80	0
R2	+0.93	+0.93	+1.86	0	0	+2.79	+0.93
R3	+0.80	+0.80	+0.80	0	0	+0.80	+0.80
R4	-0.07	-0.07	-0.14	0	0	-0.21	-0.07
R5	-0.85	-0.85	-1.7	0	0	-0.85	-0.85
Total		+1.61	+1.62	0	+0.80	+3.33	+0.81

3. Memperbaiki koefisien menggunakan *learning rate* ($\alpha = 0.1$), rumusnya:

$$\beta_i \text{ baru} = \beta_i \text{ lama} + (\alpha \times \text{Total Gradient } \beta_i)$$

$$\beta_0 \text{ (konstanta)} \rightarrow \beta_0 \text{ baru} = -0.35 + (0.1 \times 1.61) = -0.189$$

$$\beta_1 \rightarrow \beta_1 \text{ baru} = -0.35 + (0.1 \times 1.62) = -0.188$$

$$\beta_2 \rightarrow \beta_2 \text{ baru} = -0.35 + (0.1 \times 0) = -0.35$$

$$\beta_3 \rightarrow \beta_3 \text{ baru} = -0.35 + (0.1 \times 0.80) = -0.27$$

$$\beta_4 \rightarrow \beta_4 \text{ baru} = -0.35 + (0.1 \times 3.33) = -0.017$$

$$\beta_5 \rightarrow \beta_5 \text{ baru} = -0.35 + (0.1 \times 0.81) = -0.269$$

Penentuan nilai *Gradient* didasarkan pada selisih antara nilai aktual dan probabilitas prediksi yang dikalikan dengan nilai setiap variabel. Untuk menjaga stabilitas perubahan koefisien, digunakan *Learning Rate* sebesar 0,1 sebagai parameter kontrol guna mencapai nilai *Maximum Likelihood* secara bertahap tanpa terjadi *overshooting*.

4. Hasil setelah perbaikan

Responden	Y	z	P	L
R1	1	-0.664	0.339	0.661
R2	1	-0.885	0.412	0.588
R3	1	-0.663	0.34	0.66
R4	0	-0.885	0.412	0.412
R5	0	-0.851	0.299	0.299

Evaluasi *Likelihood* baru (**L**) = $0.661 \times 0.588 \times 0.66 \times 0.412 \times 0.299 \approx \mathbf{0.031}$

Langkah 5. Membuktikan *Maximum Likelihood* (MLE) dengan membandingkan hasil *likelihood* lama dengan *likelihood* terbaru

1. *Likelihood* lama → **0.002**

2. *Likelihood* baru → **0.031**

Karena nilainya naik drastis, berarti koefisien hasil *gradient* tersebut sudah sangat bagus dan mendekati *Maximum Likelihood*. Setelah model mengulang Langkah diatas berkali-kali, didapatkan koefisien final.

3.3.2 Hasil Setelah *Processing* (*Training Data*)

Setelah model melakukan perhitungan secara berulang kali, didapatkan nilai koefisien akhir yang akan digunakan, dapat dilihat pada kode perhitungan model pada dataset.

Tabel 3.5 Code Pelatihan Model

train_ppd.py – Melatih Model <i>logistic regression</i> pada Dataset
<pre> final_model = LogisticRegression(class_weight='balanced') final_model.fit(X, y) print("\n===== FINAL MODEL UNTUK SISTEM =====") intercept = final_model.intercept_[0] print("Intercept (β_0):", intercept) print("OR Intercept:", np.exp(intercept)) coefficients = final_model.coef_[0] for name, coef in zip(X.columns, coefficients): print(f"\nβ untuk {name}: {coef}") print(f"OR untuk {name}: {np.exp(coef)}") </pre>

Contoh ilustrasi hasil pelatihan model menggunakan angka contoh dan bukan hasil perhitungan sistem yang sebenarnya.

Tabel 3.6 Ilustrasi hasil pelatihan model

Variabel Faktor Risiko	Koefisien (β)
<i>Intercept</i>	-0.63
Dukungan sosial	0.12
Komplikasi persalinan	-0.35

Status kehamilan	-0.25
Kualitas hubungan	0.87
Ketidakstabilan emosional	-0.17

Seluruh nilai koefisien ini disimpan sebagai file untuk nilai input variabel pada sistem dan digunakan kembali pada tahap prediksi tanpa perlu melatih ulang model.

3.3.3 Penentuan Ambang Batas Risiko Menggunakan ROC

Contoh ilustrasi nilai probabilitas masing-masing responden:

Ibu	Probabilitas	Status Aktual (1=Berisiko, 0=Tidak Berisiko)
A	0.65	1
B	0.80	1
C	0.95	1
D	0.45	0
E	0.30	0

Total Aktual: Berisiko (positif) = 3 orang, Tidak Berisiko (negatif) = 2 orang.

Dilakukan pengujian berbagai *threshold* (probabilitas) dengan menguji dua skenario ambang batas: 0.7, dan 0.5.

a. Skenario A → **Threshold 0.7**

Prediksi positif (> 0.7): Ibu B dan Ibu C (2 orang), Prediksi negatif (< 0.7): Ibu A, Ibu D, dan Ibu E (3 orang).

Evaluasi → **TP** (benar berisiko): 2 (Ibu B & C), **FN** (gagal deteksi): 1 (Ibu A), **TP** (benar tidak berisiko): 2 (Ibu D & E), **FP** (salah tuduh): 0

Metrik: Sensitivitas → $2/3 = 0.66$, Spesifisitas → $2/2 = 1$

Maka, *Youden's Index (J)*: $0.66 + 1 - 1 = 0.66$

b. Skenario B → **Threshold 0.5**

Prediksi positif (> 0.5): Ibu A, Ibu B dan Ibu C (3 orang), Prediksi negatif (< 0.5): Ibu D, dan Ibu E (2 orang).

Evaluasi → **TP** (benar berisiko): 3 (Ibu A, B & C), **FN** (gagal deteksi): 0, **TP** (benar tidak berisiko): 2 (Ibu D & E), **FP** (salah tuduh): 0

Metrik: Sensitivitas → $3/3 = 1$, Spesifisitas → $2/2 = 1$

Maka, *Youden's Index (J)*: $1 + 1 - 1 = 1$

Berdasarkan perbandingan nilai *Youden's Index (J)* dapat disimpulkan:

<i>Threshold</i>	Sensitivitas (TPR)	Spesifisitas (TNR)	<i>Youden's Index (J)</i>
0.7	0.66	1.00	0.66
0.5	1.00	1.00	1.00

Threshold (ambang batas) 0.5 dipilih sebagai titik potong optimal. Hal ini karena nilai **J** mencapai puncak (1.0), yang berarti model memiliki keseimbangan terbaik dalam mendeteksi seluruh ibu yang berisiko depresi (sensitivitas 100%), tanpa salah mendeteksi ibu yang sehat (spesifisitas 100%).

Contoh ambang batas kategori risiko:

a. Jika $P \geq 0.5$ → Berisiko

b. Jika $P < 0.5$ → Tidak Berisiko

Tabel 3.7 Code Ambang Batas Risiko

train_ppd.py – Ambang Batas Risiko Depresi Pascapersalinan
<pre>print("\n===== ROC ANALYSIS DETAIL =====") y_probs = eval_model.predict_proba(X_test)[:,-1] print("\nContoh nilai probabilitas (y_probs):") print(y_probs[:15]) # tampilkan 15 pertama supaya terlihat fpr, tpr, thresholds = roc_curve(y_test, y_probs) youden_values = []</pre>

```

for i in range(len(thresholds)):
    sensitivity = tpr[i]
    false_positive_rate = fpr[i]
    specificity = 1 - false_positive_rate
    J = sensitivity + specificity - 1 # sama dengan tpr - fpr

    youden_values.append(J)

# Cari threshold terbaik
best_index = np.argmax(youden_values)
best_threshold = thresholds[best_index]

```

3.3.4 Evaluasi Model *Logistic Regression*

Langkah 1. Dilakukan pembagian data menjadi 80:20, *training data:testing data*.

Tabel 3.8 Contoh Dataset

Responden	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	Label y
R1	1	0	1	1	0	1
R2	2	0	0	3	1	1
R3	1	0	0	1	1	1
R4	2	0	0	3	1	0
R5	2	0	0	1	1	0

Langkah 2. Melakukan perhitungan pada *testing data* responden:

R5 → $X_1 = 2, X_2 = 0, X_3 = 0, X_4 = 1, X_5 = 1$, Status Aktual: **Y = 0** (tidak berisiko)

Misal konstanta (*training data* R1–R4) → $\beta_0 = 1.5$

Koefisien → $\beta_1 = -0.5, \beta_2 = 0, \beta_3 = 0.5, \beta_4 = -0.7, \beta_5 = -0.2$

$$z = 1.5 + (-0.5 \times 2) + (0 \times 0) + (0.5 \times 0) + (-0.7 \times 1) + (-0.2 \times 0)$$

$$z = 1.5 - 1 + 0 - 0.7 - 0.2 = -0.4$$

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(-0.4)}} = \frac{1}{1 + 1.491} = \mathbf{0.401}$$

Tabel 3.9 Code Evaluasi Model

Train_ppd.py – Evaluasi Model
<pre>eval_model = LogisticRegression(class_weight='balanced') eval_model.fit(X_train, y_train) y_pred = eval_model.predict(X_test)</pre>

Langkah 3. Hasil evaluasi akhir

Testing Data	Status Aktual (Y)	Prediksi Sistem	Hasil
R5	0	1	Sesuai (<i>True Positive</i>)

Perhitungan akurasi model:

$$Accuracy = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Testing Data}} \times 100\% = \frac{1}{1} \times 100\% = 100\%$$

Pada pengujian data responden ke-5 menghasilkan nilai probabilitas sebesar **0.401**. Berdasarkan ambang batas risiko 0.5, sistem memberikan prediksi 0 (tidak berisiko) yang sesuai dengan kondisi aktual responden, sehingga menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100%.

3.4 Algoritma *Logistic Regression*

Penelitian ini menyajikan konsep kerja sistem dalam menghasilkan nilai probabilitas, kategori risiko dan faktor kontribusi terhadap depresi pascapersalinan. Perhitungan ini bersifat ilustratif, menggunakan angka contoh.

Langkah 1. Ibu mengisi pertanyaan terkait faktor risiko.

Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Q10
3	2	1	1	0	1	2	4	1	0

$$Q_1 \& Q_2 = X_1, Q_3 \& Q_4 = X_2, Q_5 \& Q_6 = X_3, Q_7 \& Q_8 = X_4, Q_9 \& Q_{10} = X_5$$

Langkah 2. Menghitung pertanyaan untuk setiap variabel

1. Variabel 1 $\rightarrow Q1 + Q2 = 3 + 2 = 5/2 = 2.5$
2. Variabel 2 $\rightarrow Q3 + Q4 = 1 + 1 = 2/2 = 1$
3. Variabel 3 $\rightarrow Q5 + Q6 = 0 + 1 = 1/2 = 0.5$
4. Variabel 4 $\rightarrow Q7 + Q8 = 2 + 4 = 6/2 = 3$
5. Variabel 5 $\rightarrow Q9 + Q10 = 1 + 0 = 1/2 = 0.5$

Langkah 3. Menghitung nilai kombinasi linear (z) berdasarkan nilai koefisien pada hasil *training data* dan nilai pada variabel.

Tabel 3.10 Nilai Koefisien *Training Data*

β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5
-0.63	0.12	-0.35	-0.25	0.87	-0.17

Tabel 3.11 Nilai Variabel Ibu Pascapersalinan

X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
2.5	1	0.5	3	0.5

Maka, nilai kombinasi linear:

$$Z = -0.63 + (0.12 \times 2.5) + (-0.35 \times 1) + (-0.25 \times 0.5) + (0.87 \times 3) + (-0.17 \times 0.5)$$

$$Z = -0.63 + 0.3 + (-0.35) + (-0.125) + 2.61 + (-0.085) = 1.72$$

Langkah 4. Mengonversi nilai z ke dalam bentuk probabilitas menggunakan fungsi *sigmoid*.

$$P = \frac{1}{1 + e^{-1.72}}$$

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + 0.179} = 0.848$$

Probabilitas risiko depresi = **84,8%**

Langkah 5. Menentukan kategori risiko depresi berdasarkan kurva ROC.

Ambang batas kategori risiko:

$P \geq 0,5 \rightarrow$ Berisiko, $P < 0,5 \rightarrow$ Tidak Berisiko

Maka, probabilitas risiko depresi = **84,8%** \rightarrow **Berisiko**

Langkah 6. Menentukan faktor kontribusi pada sistem.

Ditentukan dari nilai koefisien regresi (β) yang bernilai positif (kontribusi terbesar terhadap nilai prediksi) yang diperoleh dari hasil pelatihan model regresi logistik pada individu, dengan mempertimbangkan jawaban yang diinput oleh ibu.

Tabel 3.12 Code Faktor Risiko

AnalysisController.php – Faktor Risiko
<pre>// HITUNG KONTRIBUSI MODEL \$contributions = []; foreach (\$variableRules as \$name => \$data) { \$impact = \$data['coef'] * \$data['value']; \$oddsRatio = exp(\$data['coef']); \$contributions[] = ["name" => \$name, "impact" => \$impact, "odds_ratio" => round(\$oddsRatio, 2), "value" => \$data['value'], "positive_value" => \$data['positive_value']]; } // HITUNG PERSENTASE KONTRIBUSI \$totalImpact = array_sum(array_map(fn(\$c) => abs(\$c['impact']), \$contributions)); foreach (\$contributions as &\$c) { \$c['percentage'] = \$totalImpact > 0 ? round((abs(\$c['impact']) / \$totalImpact) * 100) : 0; } // URUTKAN BERDASARKAN PENGARUH TERBESAR usort(\$displayFactors, fn(\$a, \$b) => \$b['percentage'] <=> \$a['percentage']);</pre>

Contoh perhitungan kontribusi sebagai berikut:

Tabel 3.13 Faktor Kontribusi

Variabel	Nilai Koefisien	Nilai Variabel	Kontribusi _{<i>i</i>} = $\beta_i \times X_i$
Dukungan sosial	0.12	2.5	0.3
Komplikasi persalinan	-0.35	1	-0.35
Kualitas hubungan	-0.25	0.5	-0.12
Menyusui eksklusif	0.87	3	2.61
Ketidakstabilan emosional	-0.17	0.5	-0.08

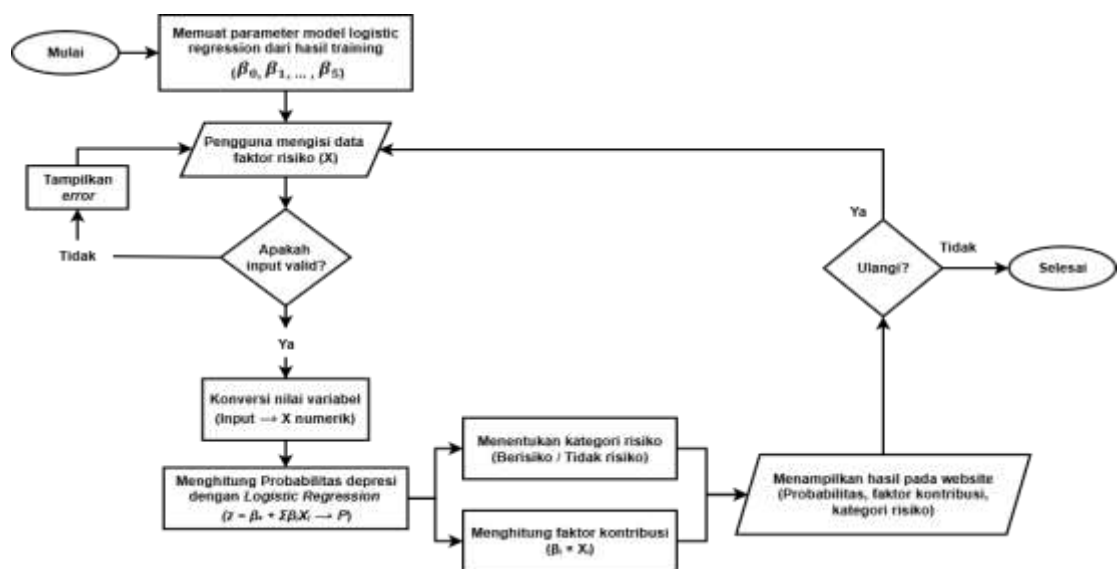
Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, faktor menyusui eksklusif memiliki nilai kontribusi terbesar terhadap risiko depresi pascapersalinan pada ibu tersebut. Contoh output sistem pada website:

1. Peluang Risiko: 84,8%
2. Kategori Risiko: Berisiko depresi
3. Faktor Kontribusi: Menyusui Eksklusif

3.5 Pemodelan dan Perancangan Sistem

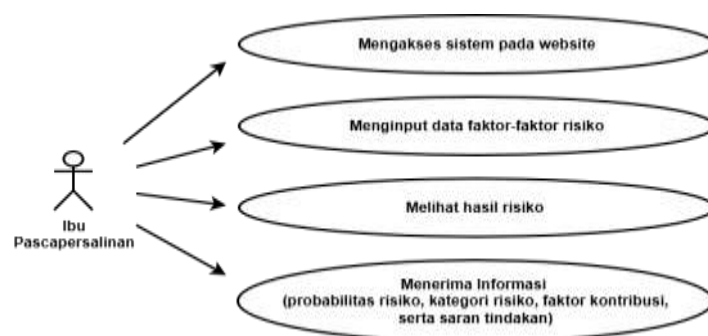
Bagian ini menjelaskan proses pemodelan dan perancangan sistem analisis risiko depresi pascapersalinan yang dikembangkan dalam penelitian ini. Perancangan sistem difokuskan pada pemodelan alur kerja sistem, kebutuhan fungsional, serta mekanisme interaksi antara pengguna dan sistem dalam menghasilkan analisis risiko depresi pascapersalinan. Pemodelan sistem dilakukan untuk memastikan bahwa sistem yang dibangun mampu mendukung proses analisis risiko secara terstruktur, mudah digunakan, dan sesuai dengan kebutuhan pengguna.

Pada penelitian ini, pemodelan sistem menggunakan *Unified Modeling Language* (UML) yang dibatasi pada beberapa diagram utama, yaitu *Use Case Diagram*, *Activity Diagram*, dan *Sequence Diagram*, serta didukung dengan Sistem. Pemilihan diagram tersebut disesuaikan dengan kebutuhan penelitian untuk *Flowchart* menggambarkan alur sistem, interaksi pengguna, dan proses analisis risiko secara jelas tanpa menambah kompleksitas yang tidak diperlukan. *Flowchart* ini menjadi acuan utama dalam implementasi algoritma sistem berbasis *Logistic Regression*.



Gambar 3.3 *Flowchart* Alur Sistem

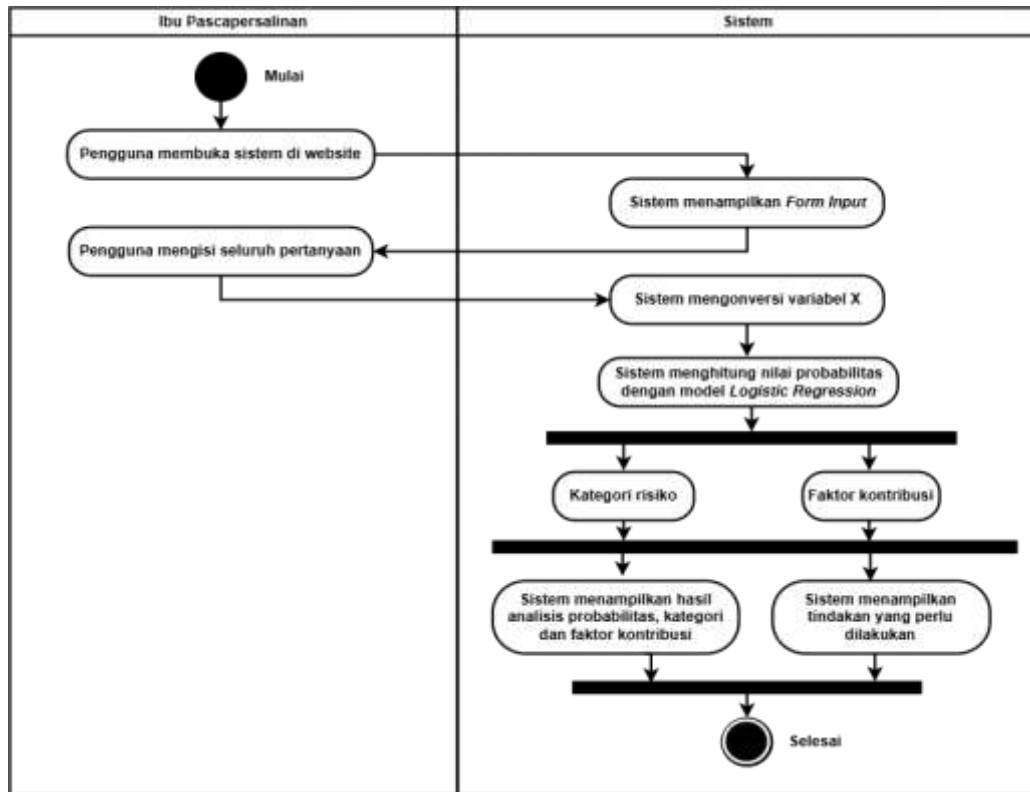
3.5.1 Use Case Diagram



Gambar 3.4 *Use Case Diagram*

Use Case Diagram digunakan untuk menggambarkan interaksi antara aktor dengan sistem serta fungsi-fungsi utama yang disediakan oleh sistem.

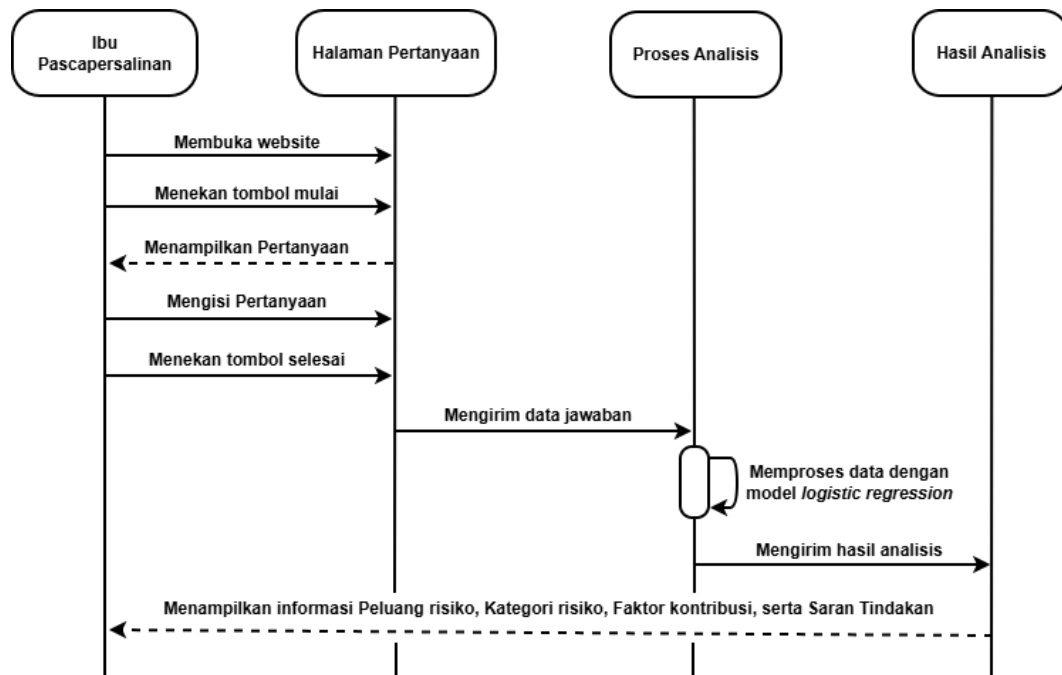
3.5.2 Activity Diagram



Gambar 3.5 Activity Diagram

Activity Diagram digunakan untuk menggambarkan alur aktivitas pengguna dan sistem secara lebih detail. Diagram ini menunjukkan urutan aktivitas mulai dari pengguna membuka sistem, mengisi data, hingga sistem menampilkan hasil analisis risiko.

3.5.3 Sequence Diagram



Gambar 3.6 Sequence Diagram

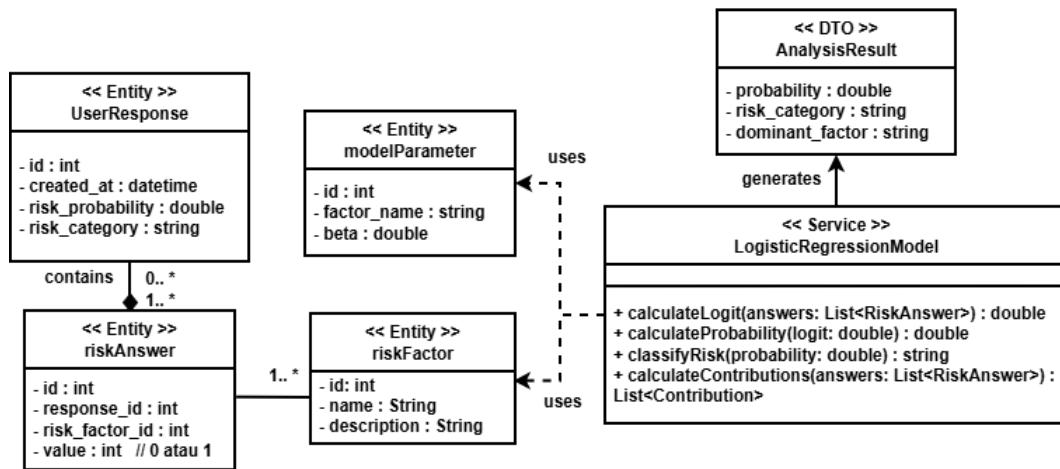
Sequence Diagram digunakan untuk menggambarkan urutan interaksi antar objek dalam sistem berdasarkan waktu. Diagram ini memperlihatkan bagaimana aliran data dan proses berlangsung secara berurutan.

3.5.4 Class Diagram

Class Diagram digunakan untuk merepresentasikan struktur kelas utama yang membentuk sistem analisis risiko depresi pascapersalinan. Diagram ini menggambarkan bagaimana sistem menyimpan data respons pengguna, memodelkan faktor risiko, serta menjalankan proses analisis menggunakan algoritma *Logistic Regression*.

Perancangan kelas dilakukan secara modular agar sistem mudah dikembangkan, dipelihara, dan diintegrasikan dengan proses analisis berbasis machine learning.

Berdasarkan Gambar 3.7 *Class Diagram*, sistem terdiri atas beberapa kelas sebagai berikut.



Gambar 3.7 Class Diagram

1. *UserResponse (Entity)*

Kelas *UserResponse* merepresentasikan satu sesi pengisian data oleh ibu pascapersalinan. Kelas ini berfungsi sebagai entitas utama yang menyimpan informasi dasar terkait proses input pengguna sebelum dilakukan analisis risiko depresi pascapersalinan oleh sistem, meliputi:

1. *id: int*, merupakan identitas unik untuk setiap respons pengguna.
2. *created_at: datetime*, menyimpan waktu ketika pengguna mengirimkan data faktor risiko ke dalam sistem.
3. *risk_probability: double*, menyimpan nilai probabilitas risiko depresi pascapersalinan hasil analisis model.
4. *risk_category: string*, menyimpan kategori tingkat risiko depresi pascapersalinan berdasarkan nilai probabilitas dan cut-off yang ditetapkan.

Kelas *UserResponse* memiliki relasi *contains* dengan kelas *RiskAnswer*, yang menunjukkan bahwa satu respons pengguna dapat memiliki banyak jawaban terhadap faktor risiko depresi pascapersalinan.

2. *RiskAnswer (Entity)*

Kelas *RiskAnswer* menyimpan jawaban pengguna terhadap setiap faktor risiko depresi pascapersalinan (variabel independen/X). Kelas ini memungkinkan sistem menyimpan nilai faktor risiko secara fleksibel dan terstruktur untuk keperluan analisis oleh model regresi logistik, meliputi:

1. *id: int*, merupakan identitas unik untuk setiap jawaban faktor risiko.
2. *response_id: int*, merupakan *foreign key* yang menghubungkan jawaban faktor risiko dengan entitas *UserResponse*.
3. *risk_factor_id: int*, merupakan *foreign key* yang menghubungkan jawaban dengan faktor risiko tertentu.
4. *value: int*, menyimpan nilai faktor risiko yang telah dikonversi ke bentuk numerik (misalnya 0 atau 1).

Kelas *RiskAnswer* berfungsi sebagai input utama bagi model *Logistic Regression* dalam menghitung nilai probabilitas risiko depresi pascapersalinan.

3. *RiskFactor (Entity)*

Kelas *RiskFactor* merepresentasikan daftar faktor risiko depresi pascapersalinan yang digunakan dalam sistem. Kelas ini bersifat statis dan berfungsi sebagai referensi terhadap jawaban faktor risiko yang diinput oleh pengguna, meliputi:

1. *id: int*, merupakan identitas unik untuk setiap faktor risiko.
2. *name: string*, menyimpan nama faktor risiko.

3. *description: string*, menyimpan deskripsi singkat mengenai faktor risiko.

Satu entitas *RiskFactor* dapat direferensikan oleh banyak entitas *RiskAnswer*.

4. *ModelParameter (Entity)*

Kelas *ModelParameter* menyimpan parameter model regresi logistik yang diperoleh dari hasil pelatihan (*training*) menggunakan data historis. Kelas ini memungkinkan sistem menggunakan kembali parameter model tanpa melakukan pelatihan ulang, meliputi:

1. *id: int*, merupakan identitas unik parameter model.
2. *factor_name: string*, menyimpan nama faktor risiko yang bersesuaian.
3. *beta: double*, menyimpan nilai koefisien regresi logistik (β).

5. *LogisticRegressionModel (Service)*

Kelas *LogisticRegressionModel* merupakan kelas layanan (*service*) yang menangani proses analisis risiko depresi pascapersalinan menggunakan algoritma *Logistic Regression*. Kelas ini tidak menyimpan data, tetapi menjalankan logika perhitungan berdasarkan input faktor risiko dan parameter model yang telah dilatih sebelumnya, meliputi:

1. *calculateLogit(answers)*, untuk menghitung nilai logit (η) berdasarkan koefisien regresi dan input faktor risiko.
2. *calculateProbability(logit)*, untuk menghitung nilai probabilitas risiko depresi pascapersalinan.
3. *classifyRisk(probability)*, untuk menentukan kategori risiko berdasarkan nilai *cut-off* probabilitas.
4. *calculateContributions(answers)*, untuk menghitung kontribusi masing-masing faktor risiko dan menentukan faktor kontribusi terbesar.

Kelas ini menggunakan data dari *RiskAnswer*, *RiskFactor*, dan *ModelParameter*, serta menghasilkan hasil analisis berupa *AnalysisResult*.

6. *AnalysisResult* (DTO)

Kelas *AnalysisResult* merepresentasikan hasil akhir analisis risiko depresi pascapersalinan yang ditampilkan kepada pengguna. Kelas ini bersifat *Data Transfer Object* (DTO) dan tidak digunakan sebagai entitas utama penyimpanan data, meliputi:

1. *probability*: *double*, menyimpan nilai probabilitas risiko depresi pascapersalinan.
2. *risk_category*: *string*, menyimpan kategori tingkat risiko depresi pascapersalinan.
3. *dominant_factor*: *string*, menyimpan informasi faktor risiko yang paling berkontribusi terhadap hasil analisis.

3.6 Rancangan Antarmuka Website

Rancangan antarmuka aplikasi dibuat untuk menggambarkan tampilan sistem serta alur penggunaan yang akan dilalui oleh pengguna dalam melakukan analisis risiko depresi pascapersalinan. Perancangan antarmuka difokuskan pada kemudahan penggunaan (*user friendly*), kejelasan informasi, serta kenyamanan pengguna, mengingat sistem ditujukan untuk ibu pascapersalinan dengan latar belakang yang beragam.

Pada penelitian ini, rancangan antarmuka disajikan dalam bentuk rancangan aplikasi berbasis web yang terdiri dari beberapa tampilan utama, yaitu halaman awal, halaman kuis, dan halaman hasil analisis. Setiap halaman dirancang untuk mendukung tahapan proses analisis secara sistematis dan terstruktur.

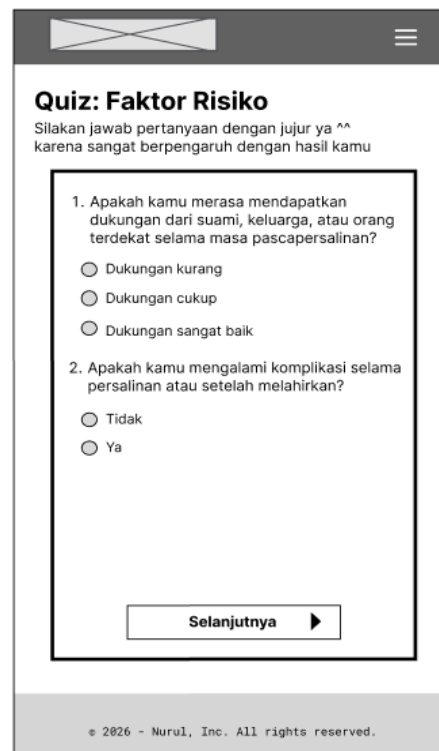
1. Halaman awal menampilkan tampilan utama berupa penjelasan singkat dan tujuan untuk skrining, serta menyediakan tombol mulai untuk memulai proses analisis.



Gambar 3.8 Rancangan Halaman Awal

(Sumber: Peneliti)

2. Halaman pertanyaan ditujukan untuk pengguna mengisi data yang diperlukan untuk proses analisis risiko depresi pascapersalinan. Pada halaman ini, pengguna diminta untuk menjawab serangkaian pertanyaan terkait faktor risiko.



Quiz: Faktor Risiko
Silakan jawab pertanyaan dengan jujur ya ^^
karena sangat berpengaruh dengan hasil kamu

1. Apakah kamu merasa mendapatkan dukungan dari suami, keluarga, atau orang terdekat selama masa pascapersalinan?
 - Dukungan kurang
 - Dukungan cukup
 - Dukungan sangat baik
2. Apakah kamu mengalami komplikasi selama persalinan atau setelah melahirkan?
 - Tidak
 - Ya

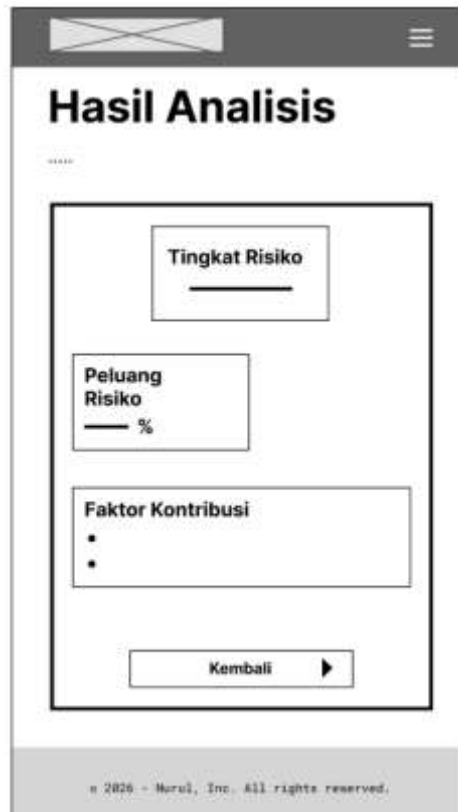
Selanjutnya ▶

© 2026 - Nuru1, Inc. All rights reserved.

Gambar 3.9 Rancangan Halaman Pertanyaan

(Sumber: Peneliti)

3. Halaman hasil analisis menampilkan Informasi kepada pengguna berupa nilai peluang risiko, kategori tingkat risiko, faktor kontribusi. Selain itu sistem memberikan tindakan yang disarankan secara jelas dan mudah dipahami.



Gambar 3.10 Halaman Hasil

(Sumber: Peneliti)

3.7 Spesifikasi Perangkat Keras dan Perangkat Lunak Sistem

Bagian ini menjelaskan spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan dalam pengembangan serta pengoperasian sistem analisis risiko depresi pascapersalinan berbasis web. Spesifikasi ini diperlukan untuk memastikan sistem dapat berjalan dengan baik, stabil, dan sesuai dengan kebutuhan pemrosesan data serta pemodelan *Logistic Regression*.

3.7.1 Spesifikasi Perangkat Keras

Perangkat keras digunakan sebagai sarana utama dalam proses pengolahan data, pelatihan model *Logistic Regression*, serta pengembangan dan pengujian aplikasi berbasis web. Adapun spesifikasi perangkat keras, meliputi:

Tabel 3.14 Spesifikasi Perangkat Keras

No	Perangkat	Spesifikasi
1	Laptop / PC	Prosesor minimal Intel Core i5 atau setara
2	RAM	Minimal 8GB
3	Penyimpanan	SSD minimal 256 GB
4	Sistem Operasi	Windows 10 / Windows 11
5	Perangkat Uji	<i>Smartphone</i> atau laptop dengan browser modern

Spesifikasi tersebut dianggap telah mencukupi untuk menjalankan proses analisis data, pelatihan model *Logistic Regression*, serta pengembangan dan pengujian sistem analisis risiko depresi pascapersalinan secara optimal.

3.7.2 Spesifikasi Perangkat Lunak

Perangkat lunak digunakan untuk mendukung proses pengolahan data, implementasi algoritma *Logistic Regression*, serta pengembangan sistem berbasis website. Adapun spesifikasi perangkat lunak yang digunakan pada Tabel 3.7.

Tabel 3.15 Spesifikasi Perangkat Lunak

No	Perangkat	Spesifikasi
1	Laravel	<i>Framework backend</i> untuk pengembangan sistem berbasis web.
2	Python	Bahasa pemrograman untuk mengolah <i>training data</i> .
3	PHP	Bahasa pemrograman untuk pengembangan sistem

		berbasis web.
4	MySQL	Sistem manajemen basis data untuk menyimpan data pengguna dan hasil analisis.
5	Visual Studio Code	Editor kode untuk pengembangan sistem.
6	Excel	Pengolahan dan pemeriksaan data awal.
7	Web browser	Media akses sistem bagi pengguna dan pengelola.

Perangkat lunak tersebut dipilih karena bersifat *open-source*, mudah digunakan, serta sesuai dengan kebutuhan pengembangan sistem analisis risiko depresi pascapersalinan berbasis web pada penelitian ini.

4.1 Keterkaitan Perangkat dengan sistem

Perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan saling terintegrasi untuk mendukung proses pengolahan data, pelatihan model, dan implementasi sistem analisis risiko depresi pascapersalinan. PHP digunakan untuk melatih model *Logistic Regression* berdasarkan data faktor risiko dan skor EPDS. Parameter model yang dihasilkan kemudian diintegrasikan ke dalam sistem berbasis website menggunakan *framework* Laravel untuk menampilkan probabilitas risiko, kategori depresi, dan faktor kontribusi. Dengan spesifikasi tersebut, sistem diharapkan dapat berjalan secara stabil sebagai alat bantu skrining awal risiko depresi pascapersalinan.

BAB IV

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1 Implementasi Sistem

Implementasi sistem merupakan tahap penerapan rancangan sistem ke dalam bentuk website yang dapat digunakan oleh pengguna. Sistem ini dikembangkan menggunakan framework Laravel dengan bahasa pemrograman PHP, sedangkan proses pelatihan model dilakukan menggunakan Python dengan metode *Logistic Regression*.

4.1.1 Implementasi Perhitungan Hasil Analisis

Proses perhitungan probabilitas pada sistem dilakukan menggunakan persamaan *Logistic Regression* yang telah diperoleh dari hasil pelatihan model. Sistem mengambil nilai koefisien model yang telah disimpan sebelumnya, kemudian menghitung probabilitas berdasarkan nilai variabel yang dimasukkan oleh pengguna. Kemudian sistem akan mengkategorikan terjadinya risiko depresi pascapersalinan berdasarkan nilai probabilitas ibu. Serta, menentukan seberapa besar pengaruh faktor risikonya. Berikut potongan kode yang digunakan untuk melakukan perhitungan probabilitas pada sistem.

Tabel 4.1 Code Perhitungan Probabilitas Pada Sistem

AnalysisController.php – Probabilitas Risiko
<pre>public function analysis(Request \$request) { \$modelPath = storage_path('app/model.json'); \$model = json_decode(file_get_contents(\$modelPath), true); \$x1 = (\$request->recieved_support + \$request->recieved_support_extra) / 2; \$x2 = (\$request->birth_complication + \$request->birth_complication_extra) / 2; \$x3 = (\$request->pregnancy_plan + \$request->pregnancy_plan_extra) / 2; \$x4 = (\$request->relationship_with_husband + \$request-> >relationship_with_husband_extra) / 2;</pre>

```

$x5 = ($request->angry_after_birth + $request->angry_after_birth_extra) / 2;

$z = $model['intercept']
  + ($model['recieved_support'] * $x1)
  + ($model['birth_complication'] * $x2)
  + ($model['pregnancy_plan'] * $x3)
  + ($model['relationship_with_husband'] * $x4)
  + ($model['angry_after_birth'] * $x5);

$probability = 1 / (1 + exp(-$z));

$result = $probability >= 0.4699
  ? "Berisiko Depresi Pascapersalinan"
  : "Tidak Berisiko Depresi Pascapersalinan";

UserInput::create([
  'recieved_support' => $x1,
  'birth_complication' => $x2,
  'pregnancy_plan' => $x3,
  'relationship_with_husband' => $x4,
  'angry_after_birth' => $x5,
  'predicted_probability' => $probability,
  'predicted_label' => $result,
]);

// HITUNG KONTRIBUSI MODEL
$contributions = [];

foreach ($variableRules as $name => $data) {

  $impact = $data['coef'] * $data['value'];
  $oddsRatio = exp($data['coef']);

  $contributions[] = [
    "name" => $name,
    "impact" => $impact,
    "odds_ratio" => round($oddsRatio, 2),
    "value" => $data['value'],
    "positive_value" => $data['positive_value']
  ];
}

```

4.1.2 Implementasi Penentuan Saran Tindakan

Setelah sistem menentukan kategori risiko berdasarkan nilai probabilitas yang dihasilkan, langkah selanjutnya adalah menampilkan saran tindakan kepada pengguna. Saran tindakan diberikan sebagai bentuk rekomendasi yang dapat membantu pengguna dalam menangani kondisi yang dialami.

Tabel 4.2 *Code* Penentuan Saran Tindakan

AnalysisController.php – Saran Tindakan
<pre> if (empty(\$displayFactors)) { \$tindakan = "Berdasarkan jawaban yang diberikan, tidak ditemukan faktor risiko yang signifikan. Disarankan untuk tetap menjaga kondisi kesehatan mental Ibu dengan stabil dan baik, agar Ibu tetap semangat dan kuat dalam menjalani fase pascapersalinan ini ^^."; } else { if (\$result === "Berisiko Depresi Pascapersalinan") { \$tindakan = "Disarankan untuk memperhatikan faktor-faktor yang meningkatkan risiko depresi pascapersalinan agar Ibu dapat menjalani fase pascapersalinan dalam kondisi stabil dan baik, semangat terus yaa (◡‿◡)◡."; } else { \$tindakan = "Meskipun terdapat beberapa faktor yang perlu diperhatikan, kondisi risiko secara keseluruhan masih tergolong rendah. Tetap jaga kesehatan mental Ibu ya ^^."; } } } </pre>

4.2 Implementasi Antarmuka (UI)

Pada tahap ini, model *Logistic Regression* yang telah melalui proses pelatihan dan pengujian diimplementasikan ke dalam sistem berbasis web. Implementasi ini bertujuan agar model yang telah dibangun tidak hanya bersifat teoritis, tetapi dapat digunakan secara langsung oleh pengguna sebagai alat skrining awal risiko depresi pascapersalinan. Sistem ini terdiri dari beberapa halaman utama, yaitu halaman *Home*, halaman Informasi, halaman *Form Analisis*, dan halaman Hasil Analisis. Setiap halaman memiliki fungsi dan peran masing-masing dalam mendukung proses prediksi risiko depresi pascapersalinan.

4.2.1 Alur Interaksi Pengguna

Alur interaksi pengguna dalam sistem adalah sebagai berikut:

1. Pengisian mengisi pertanyaan faktor risiko
2. Sistem memproses dan memvalidasi input

3. Sistem menghitung nilai probabilitas menggunakan model
4. Sistem menampilkan:
 - a. Kategori risiko
 - b. Nilai probabilitas dalam bentuk persentase
 - c. Faktor yang mempengaruhi risiko depresi pascapersalinan
 - d. Saran atau tindakan yang direkomendasikan

Alur ini dirancang agar sederhana dan mudah dipahami oleh pengguna umum.

4.2.2 Tampilan Halaman *Home*

Halaman *Home* merupakan halaman utama yang pertama kali ditampilkan ketika pengguna mengakses sistem. Pada halaman ini menampilkan: selamat datang, pentingnya menjaga kesehatan mental pascapersalinan, navigasi menu (*Home*, Informasi, Analisis), keterangan bahwa sistem ini bersifat prediksi awal dan bukan diagnosis medis dan tombol untuk memulai analisis.

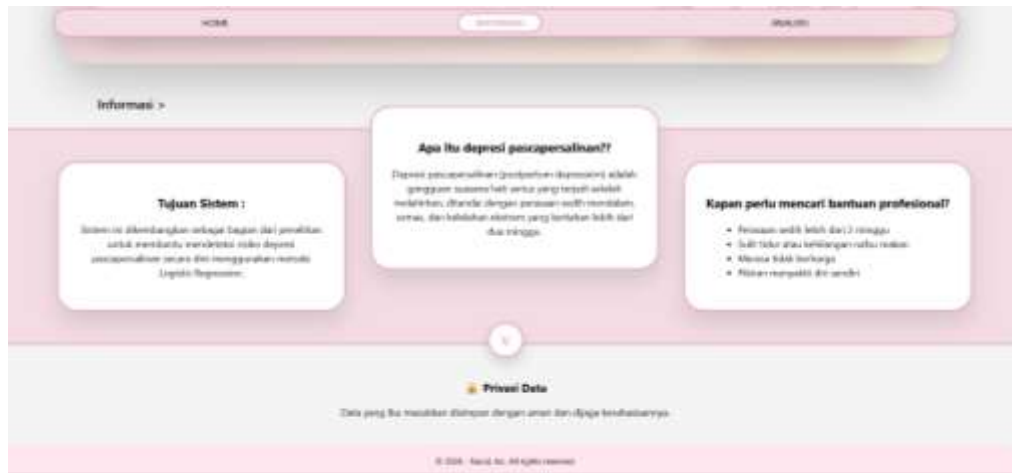


Gambar 4.1 Halaman *Home*

4.2.3 Halaman Informasi

Halaman Informasi berisi penjelasan edukatif mengenai definisi depresi pascapersalinan, penjelasan singkat mengenai tujuan sistem, penjelasan mengenai

faktor risiko, dan penjelasan mengenai privasi data pengguna. Halaman ini bertujuan memberikan pemahaman sebelum pengguna melakukan analisis.



Gambar 4.2 Halaman Informasi

4.2.4 Form Analisis

Halaman *Form Analisis* merupakan bagian inti dari sistem. Pada halaman ini, pengguna menjawab pertanyaan terkait faktor risiko.

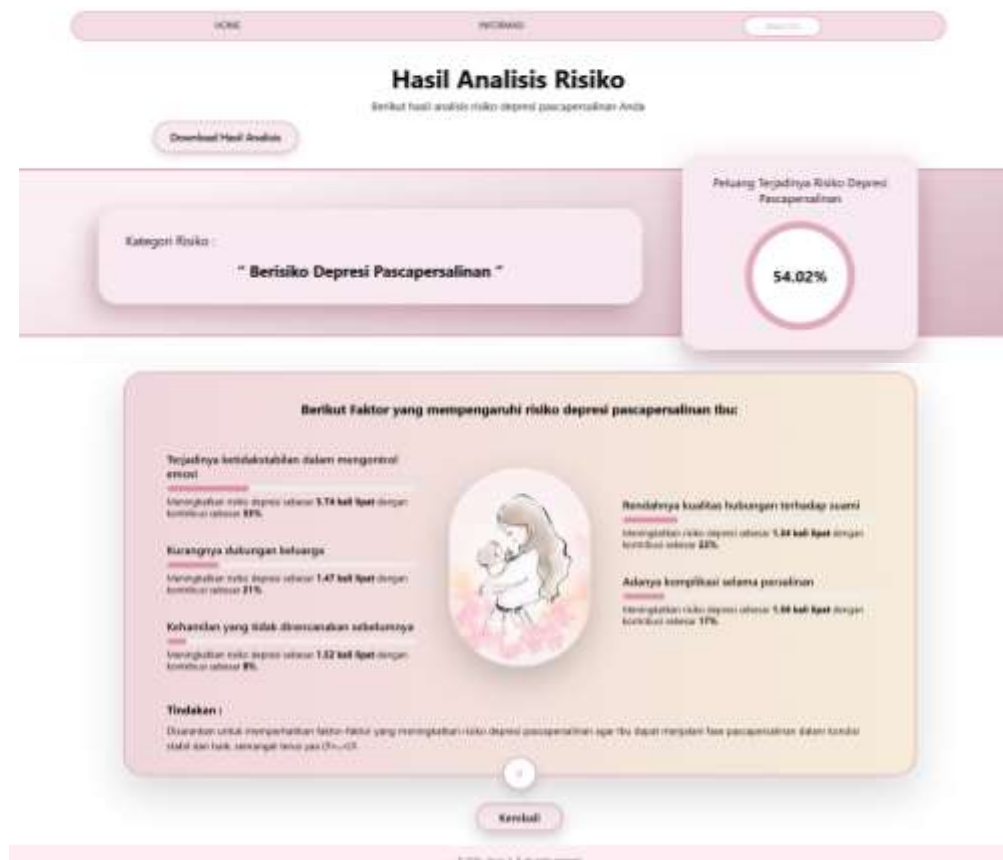
Gambar 4.3 Halaman Form Analisis

Proses yang terjadi setelah pengguna mengisi form:

1. Data divalidasi oleh sistem
2. Data dikirim ke bagian pemrosesan (*controller*)
3. Sistem menghitung nilai probabilitas menggunakan model
4. Hasil diklasifikasikan berdasarkan *threshold*
5. Sistem menentukan faktor risiko berdasarkan nilai input pengguna

4.1.5 Halaman Hasil Analisis

Halaman hasil analisis menampilkan *output* dari sistem setelah proses perhitungan selesai dilakukan, yang terdiri dari kategori risiko, nilai probabilitas, faktor-faktor yang mempengaruhi risiko, saran tindakan yang diberikan, tombol kembali ke halaman *dashboard* pada website, serta fitur *download* hasil analisis.



Gambar 4.4 Halaman Hasil Analisis



Gambar 4.5 Hasil Analisis dalam Bentuk File

Selain menampilkan hasil kepada pengguna, sistem juga melakukan penyimpanan hasil analisis ke dalam basis data. Data yang disimpan meliputi input variabel pengguna, nilai probabilitas yang dihasilkan, serta kategori risiko. Penyimpanan ini bertujuan untuk mendokumentasikan riwayat analisis, memudahkan pengelolaan data, serta mendukung proses evaluasi dan monitoring sistem secara berkelanjutan.

id	relieved_support	birth_complication	pregnancy_plan	relationship_with_husband	angry_after_birth	predicted_probability	predicted_label
1	1.5	1	0.5	2	0	0.32896213419926	Tidak Berisiko Depresi Pascapersalinan
2	1.5	1	0.5	3	0	0.32896213419926	Tidak Berisiko Depresi Pascapersalinan
3	1.5	1	0.5	2	0	0.32896213419926	Tidak Berisiko Depresi Pascapersalinan

Gambar 4.6 Data Input Ibu Pascapersalinan

4.2 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode *Black Box Testing* untuk memastikan bahwa setiap fungsi pada sistem dapat berjalan dengan baik sesuai dengan yang diharapkan.

Tabel 4.1 Blackbox Testing Halaman Dashboard

No	Skenario Pengujian	Keterangan	Hasil
1.	Tampilan Dashboard	Sistem menampilkan halaman dashboard yang berisi menu Home, Informasi, dan Analisis	Berhasil
2.	Klik Tombol <i>Home</i>	Menampilkan halaman <i>home</i>	Berhasil
3.	Klik Tombol Informasi	Menampilkan halaman informasi	Berhasil
4.	Klik Tombol Analisis	Mengakses halaman <i>form</i> analisis	Berhasil
4	Klik Tombol Mulai Analisis	Menampilkan form pertanyaan analisis	Berhasil

Tabel 4.2 Blackbox Testing Halaman Analisis

No	Skenario Pengujian	Keterangan	Hasil
1.	Klik Opsi Jawaban	Memilih salah satu opsi jawaban pada setiap pertanyaan	Berhasil
2.	Klik Tombol Kembali	Menampilkan Kembali halaman <i>dashboard</i>	Berhasil
3.	Klik Tombol Selanjutnya	Menampilkan pertanyaan berikutnya	Berhasil
4.	Klik Tombol Sebelumnya	Menampilkan pertanyaan sebelumnya	Berhasil
5	Klik Tombol Kirim	Memproses data jawaban untuk dilakukan analisis risiko	Berhasil

Tabel 4.3 Blackbox Testing Halaman Hasil Analisis

No	Skenario Pengujian	Keterangan	Hasil
1	Tampilan Peluang Risiko	Menampilkan nilai probabilitas terjadinya risiko depresi pascapersalinan	Berhasil
2	Tampilan Kategori Risiko	Menampilkan kategori risiko (berisiko/tidak berisiko)	Berhasil

3	Tampilan Faktor Kontribusi	Menampilkan hasil faktor-faktor yang mempengaruhi risiko depresi	Berhasil
4	Klik Tombol <i>Download</i> Hasil	Hasil analisis dapat disimpan dalam bentuk <i>file</i>	Berhasil
4	Klik Tombol Kembali	Mengarahkan pengguna kembali ke halaman <i>dashboard</i>	Berhasil

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan metode *Black Box Testing*, seluruh fungsi utama pada sistem dapat berjalan sesuai dengan yang diharapkan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa:

1. Antarmuka sistem yang dirancang telah sesuai dengan tampilan yang dihasilkan pada implementasi website.
2. Algoritma *Logistic Regression* yang digunakan pada sistem mampu melakukan perhitungan probabilitas risiko depresi pascapersalinan dengan baik.
3. Sistem dapat menampilkan hasil analisis berupa nilai probabilitas, kategori risiko, serta faktor-faktor yang mempengaruhi risiko.
4. Antarmuka website dirancang secara sederhana sehingga memudahkan pengguna dalam melakukan proses analisis.
5. Secara keseluruhan sistem dapat berjalan dengan baik tanpa ditemukan kesalahan pada fungsi utama sistem.

4.3 Keunggulan Sistem

Beberapa keunggulan dari sistem yang dikembangkan antara lain:

1. Sistem menggunakan model *Logistic Regression* yang telah dilatih sebelumnya sehingga dapat langsung melakukan analisis risiko berdasarkan parameter model yang diperoleh dari proses pelatihan data.

2. Sistem mampu menampilkan nilai probabilitas risiko depresi pascapersalinan, sehingga pengguna dapat mengetahui tingkat kemungkinan terjadinya risiko secara kuantitatif.
3. Sistem menampilkan kontribusi masing-masing faktor risiko dalam bentuk persentase, sehingga pengguna dapat memahami faktor yang paling berpengaruh terhadap hasil analisis.
4. Faktor-faktor risiko ditampilkan berdasarkan urutan pengaruh terbesar, sehingga memudahkan pengguna dalam mengidentifikasi faktor utama yang mempengaruhi hasil analisis.
5. Hasil analisis risiko depresi pascapersalinan dapat diunduh dalam bentuk *file*, sebagai dokumentasi hasil serta dapat digunakan sebagai konsultasi lebih dalam dengan tenaga kesehatan atau psikolog.
6. Data input pengguna disimpan ke dalam *database*, sehingga dapat dimanfaatkan untuk pengembangan sistem atau penelitian selanjutnya.
7. Antarmuka sistem dirancang sederhana dan responsif, sehingga memudahkan pengguna dalam melakukan analisis serta memahami hasil yang ditampilkan.

4.4 Kekurangan Sistem

Meskipun sistem yang dikembangkan telah dapat berjalan dengan baik, masih terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan antara lain:

1. Model prediksi menggunakan jumlah variabel yang masih terbatas sehingga kemungkinan terdapat faktor lain yang berpengaruh terhadap depresi pascapersalinan namun belum dimasukkan dalam model.

2. Model *Logistic Regression* yang digunakan tidak melakukan proses pelatihan ulang secara otomatis, sehingga pembaruan model masih perlu dilakukan secara manual ketika data baru bertambah.
3. Sistem hanya memberikan hasil analisis risiko awal dan belum menyediakan fitur konsultasi lanjutan atau rekomendasi dari tenaga ahli.
4. Akurasi hasil analisis sangat bergantung pada kualitas dan jumlah data pelatihan, sehingga keterbatasan dataset dapat mempengaruhi hasil prediksi yang dihasilkan.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai implementasi metode Logistic Regression dalam menganalisis risiko *postpartum depression* berbasis website, dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode *Logistic Regression* berhasil diimplementasikan untuk menganalisis risiko depresi pascapersalinan berdasarkan lima variabel utama, yaitu dukungan sosial, komplikasi persalinan, status kehamilan, kualitas hubungan dengan suami, dan kondisi emosional setelah melahirkan.
2. Analisis menggunakan ROC (*Receiver Operating Characteristic*) menghasilkan nilai threshold optimal yang digunakan sebagai ambang batas dalam menentukan kategori risiko depresi pascapersalinan.
3. Model yang telah dilatih berhasil diintegrasikan ke dalam sistem berbasis website yang mampu menampilkan hasil analisis berupa kategori risiko, nilai probabilitas, faktor yang berpengaruh, serta saran tindakan berdasarkan input pengguna.
4. Sistem yang dikembangkan dapat digunakan sebagai alat bantu analisis awal dalam mengidentifikasi risiko depresi pascapersalinan secara lebih mudah dan terstruktur.

5.2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran untuk pengembangan selanjutnya:

1. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan dataset dengan jumlah yang lebih besar dan lebih beragam agar model memiliki kemampuan prediksi yang lebih baik.
2. Variabel penelitian dapat dikembangkan dengan menambahkan faktor lain seperti usia ibu, dan jumlah anak untuk meningkatkan kualitas analisis.
3. Sistem dapat dikembangkan dengan menambahkan fitur pengisian skor EPDS secara langsung, sehingga dapat digunakan sebagai dasar pelabelan ulang dalam proses pelatihan ulang model.
4. Perlu dilakukan retraining model secara berkala menggunakan data terbaru agar model lebih adaptif terhadap pola data.
5. Sistem dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan fitur visualisasi yang lebih interaktif atau integrasi dengan layanan kesehatan untuk mendukung proses konsultasi lanjutan.

DAFTAR PUSTAKA

- Aadillah, V. Y., & Nurbaeti, I. (2023). Postpartum depression and its contributing factors among mothers during the COVID-19 pandemic in North Jakarta, Indonesia. *Nurse Media Journal of Nursing*, 13(1), 85-94. <https://doi.org/10.14710/nmjn.v13i1.49860>
- Agresti, A. 2018. *An Introduction to Categorical Data Analysis* (3rd ed.). Wiley.
- Amna Z., & Khairani M. 2024. Faktor-faktor risiko depresi pada ibu pascapersalin. *Jurnal Keperawatan dan Kesehatan Masyarakat*, 17(1), 28–40. <http://dx.doi.org/10.24156/jikk.2024.17.1.28>
- Booch, G., et al. 2005. *The unified modeling language user guide* (2nd ed.). Addison-Wesley.
- Cox, J. L., et al. 1987. Detection of postnatal depression: Development of the 10-item Edinburgh Postnatal Depression Scale. *The British Journal of Psychiatry*, 150(6), 782–786. <https://doi.org/10.1192/bjp.150.6.782>
- Esteva, A., et al., J. 2019. *A guide to deep learning in healthcare*. Nature Medicine, 25(1), 24–29. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0316-z>
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861–874. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
- Gondo, H. K. 2012. Skrinning Edinburgh Postnatal Depression Scale (EPDS) pada Postpartum Blues. *Jurnal Ilmiah Kedokteran Wijaya Kusuma Surabaya*, 1(2). <https://doi.org/10.30742/jikw.v1i2.38>
- Hanief & Jepriana 2020. *Konsep Algoritme dan Aplikasinya dalam Bahasa Pemrograman C++*. Yogyakarta: Andi.
- Hosmer, D. W., et al. 2013. *Applied logistic regression* (3rd ed.). John Wiley & Sons.
- Ikhsan., F., A., & Maulana., H., (2025). Analisis Dan Implementasi Algoritma Logistik Regresi Dalam Mengklasifikasi Calon Konsumen Barbershop Di Kota Medan Sebagai Ide Pengembangan Bisnis Aplikasi Pangkasin. *PRINSIP : Portal Riset & Inovasi Sistem Perangkat Lunak*, 3(3), 224–232. <http://doi.org/10.59696/prinsip.v3i3.185>
- Imaninditya Y., P., W., et al. 2020. Analisis faktor risiko gejala depresi pada ibu di masa nifas di Kecamatan Banjarsari, Surakarta. *Buletin Penelitian Kesehatan*, 48(2), 131–138. <https://doi.org/10.22435/bpk.v48i2.2872>

- Kim, H. 2025. Predictive analysis of postpartum depression using machine learning techniques including Logistic Regression. *Healthcare* 13(8), 897. <https://doi.org/10.3390/healthcare13080897>
- Kleinbaum, D. G., & Klein, M. 2010. *Logistic regression: A self-learning text* (3rd ed.). Springer. New York.
- Lerdorf, R. 1995. *PHP: Hypertext Preprocessor*. PHP Documentation Group.
- McKinney, W. 2018. *Python for data analysis: Data wrangling with pandas, NumPy, and IPython* (2nd ed.). O'Reilly Media. <https://wesmckinney.com/book/>
- Menard, S. 2010. *Logistic Regression: From Introductory to Advanced Concepts and Applications*. Sage Publications.
- Mustofa A., et al. 2021. Faktor Risiko Depresi Pasca Persalinan di Negara-negara Asia Tenggara. *Medica Arteriana (MED-ART)*, 3(2), 62-67. <https://doi.org/10.26714/medart.3.2.2021.62-67>
- Perry, S. E., et al. (2022). *Maternal child nursing care* (7th ed.). St. Louis, MO: Elsevier Mosby.
- Ulfah, R., et al. 2025. Prevalensi dan faktor-faktor yang berhubungan dengan depresi postpartum di Kota Pontianak. *Jurnal Kesehatan Ibu dan Anak*, 13(1), 52–58. <https://doi.org/10.23886/ejki.13.949.52>
- Raisa, J. F., & Kaiser, M. S. (2025). *Data for postpartum depression prediction in Bangladesh* (Version 2). Mendeley Data. <https://doi.org/10.17632/4nznnrk8cg.2>
- Rosa, A. S., & Shalahuddin, M. (2013). *Rekayasa Perangkat Lunak Terstruktur dan Berorientasi Objek*. Bandung: Informatika.
- Rustam, Y., W., A. 2021. Perancangan Aplikasi Mobile Katalog Furniture Menggunakan Teknologi Augmented Reality. *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi*, 13(2), 97-122.
- Sadat, Z., et al. (2014). The Impact of Postpartum Depression on Quality of Life in Women After Child's Birth. *Iranian Red Crescent Medical Journal*, 16(2), e14995. DOI: [10.5812/ircmj.14995](https://doi.org/10.5812/ircmj.14995)
- Sari., N., et al. 2023. Maternal factors influencing postpartum depression in Indonesia. *Jurnal Kesehatan Masyarakat Nasional*, 18(3), 203–208. <https://doi.org/10.21109/kesmas.v18i3.7209>

- Saqib, K., *et al.* 2021. Machine learning methods for predicting postpartum depression: A scoping review. *JMIR Mental Health*, 8(11), e29838. <https://doi.org/10.2196/29838>
- Syahra, Y., *et al.*, 2019. Implementasi Data Mining Untuk Prediksi Angka Kelahiran Bayi Pada Desa Sibolangit Menggunakan Multi Regresi. *Seminar Nasional Sains & Teknologi Informasi (SENSASI)*, 687–690. <http://prosiding.seminar-id.com/index.php/sensasi/issue/archive>
- Slomian, J., *et al.*, 2019. Consequences of maternal postpartum depression: A systematic review of maternal and infant outcomes. *Women's Health*, 15, 1–55. <https://doi.org/10.1177/1745506519844044>
- Smith-Nielsen, J., *et al.*, 2018. *Validation of the Edinburgh Postnatal Depression Scale against DSM-5 and ICD-10 diagnostic criteria*. *BMC Psychiatry*, 18(1), 393. <https://doi.org/10.1186/s12888-018-1965-7>
- Stewart, D. E., & Vigod, S. N. 2019. Postpartum depression: Pathophysiology, Treatment, and Emerging Therapeutics. *The New England Journal of Medicine*, 381, 183–196. <https://doi.org/10.1016/annurev-med-041217-011106>
- Van Rossum, G. 2001. *Python reference manual*. Stichting Mathematisch Centrum, Amsterdam. <https://www.python.org/doc/essays/foreword/>
- Wang, Z., *et al.* 2021. *Mapping global prevalence of depression among postpartum women*. *Translational Psychiatry*, 11(1), 543
- Welling, L., & Thomson, L. 2017. *PHP and MySQL Web Development* (5th ed.). Addison-Wesley
- Woody, C. A., Ferrari, A. J., Siskind, D. J., Whiteford, H. A., & Harris, M. G. 2022. *A systematic review and meta-regression of the prevalence and incidence of perinatal depression*. *Journal of Affective Disorders*, 296, 86–98. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2021.09.073>

LAMPIRAN

Lampiran 1. Validasi Pakar

Lembar Validasi Instrumen Penelitian

I. Identitas Peneliti

Judul Penelitian : Implementasi Algoritma *Logistic Regression* dalam Menganalisis Risiko *Postpartum Depression* Berbasis Website.

Nama Peneliti : Nurul Fatimah Ramadhani

NPM : 2209010205

Jenis Instrumen : Studi Dokumentasi (faktor risiko depresi pascapersalinan di Bangladesh).

Jumlah Data : 800 wanita pascapersalinan

II. Identitas Validator

Nama Validator : Dyna Dara Yunita, S.Psi., M.Psi.

Profesi : Konselor

III. Petunjuk Pengisian

Skala penilaian: Valid dan Sangat Valid

IV. Aspek Faktor-Faktor Risiko Depresi Pascapersalinan

No	Aspek yang dinilai	Skala
1	Dukungan sosial	Sangat Valid
2	Komplikasi persalinan	Valid
3	Status kehamilan	Valid
4	Hubungan dengan suami	Sangat Valid
5	Ketidakstabilan Emosional	Sangat Valid

V. Aspek Pertanyaan Risiko Depresi Pascapersalinan

Berilah tanda centang (√) pada kolom yang sesuai dengan penilaian Anda.

No	Aspek yang dinilai	Validasi
1	Bagaimana rasanya dukungan dan perhatian dari keluarga atau orang sekitar setelah melahirkan?	√

2	Seberapa peduli dan tanggap suami sama keadaan ibu sekarang, seperti mau mendengarkan dan memahami perasaan Ibu	√
3	Apakah Ibu mengalami komplikasi atau kondisi medis yang cukup berat selama proses persalinan?	√
4	Setelah melahirkan, Ibu memerlukan perawatan medis tambahan atau rawat inap	√
5	Waktu itu, kehamilan terakhir ini memang sudah direncanakan atau sebelumnya tidak ada rencana hamil?	√
6	Saat pertama kali Ibu mengetahui hamil, bagaimana perasaan Ibu saat itu?	√
7	Seberapa nyambung dan dekat hubungan Ibu dengan suami sampai saat ini?	√
8	Sejauh mana Ibu merasakan kasih sayang dan perhatian suami sebagai seorang pasangan setelah memiliki bayi	√
9	Belakangan ini Ibu merasa sering tiba-tiba meledak atau pengen nangis tanpa sebab yang jelas	√
10	Ibu ngerasa pikiran lagi ruwet sampai rasanya kayak mau menyerah sama keadaan saat ini	√

Komentar/Saran :

1. Jumlah faktor risiko dibuat masing-masing 2 pertanyaan untuk meningkatkan validitas.

Peneliti,



Nurul Fatimah Ramadhani

Medan, 24 Februari 2026

Validator,



Dyna Dara Yunita, S.Psi., M.Psi.

Lampiran 2. Kodingan Pelatihan Model *Logistic Regression*

Train_ppd.py

```

import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix,
classification_report
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import roc_curve

# =====
# 1. LOAD DATASET
# =====

file_path = "sistem-ppd/storage/app/private/dataset_ppd.csv"
df = pd.read_csv(file_path)

print("Kolom dataset:")
print(df.columns)

# Ambil hanya kolom penting
df = df[['recieved_support',
        'birth_complication',
        'pregnancy_plan',
        'relationship_with_husband',
        'angry_after_birth',
        'epds_score']]

print("Data berhasil dibaca")
print(df.head())

# =====
# 2. ENCODING
# =====

df['recieved_support'] = df['recieved_support'].map({
    'High': 1, # paling aman
    'Medium': 2,
    'Low': 3
})

df['birth_complication'] = df['birth_complication'].map({
    'No': 0,
    'Yes': 1
})

df['pregnancy_plan'] = df['pregnancy_plan'].map({

```

```

    'No': 1,
    'Yes': 0
  })

df['relationship_with_husband'] = df['relationship_with_husband'].map({
  'Good': 1,
  'Friendly': 2,
  'Neutral': 3,
  'Poor': 4,
  'Bad': 5
})

df['angry_after_birth'] = df['angry_after_birth'].map({
  'No': 0,
  'Yes': 1
})

# Hapus data kosong
df = df.dropna()

# =====
# 3. BUAT LABEL Y
# =====

df['label_y'] = df['epds_score'].apply(lambda x: 1 if x >= 10 else 0)

# =====
# TAMPILKAN DATA SETELAH ENCODING
# =====

print("\n===== DATA SETELAH ENCODING DAN LABELING =====")

print(
  df[['recieved_support',
      'birth_complication',
      'pregnancy_plan',
      'relationship_with_husband',
      'angry_after_birth',
      'label_y'
    ]].head(10)
)

# =====
# 5. Analisis Statistik Logistic Regression
# =====

# Menentukan variabel
X = df[['recieved_support',

```

```

    'birth_complication',
    'pregnancy_plan',
    'relationship_with_husband',
    'angry_after_birth']]

y = df['label_y']

# pakai statsmodels
import statsmodels.api as sm

X_sm = sm.add_constant(X)
model_sm = sm.Logit(y, X_sm)
result = model_sm.fit()

print(result.summary())

# =====
# 6. SPLIT DATA (80:20)
# =====

from sklearn.model_selection import train_test_split

# Train-test split untuk evaluasi detail 80:20
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.2, random_state=42
)

eval_model = LogisticRegression(class_weight='balanced')
eval_model.fit(X_train, y_train)

# MENAMPILKAN JUMLAH DATA
total_data = len(df)
train_data = len(X_train)
test_data = len(X_test)

print("\n===== PEMBAGIAN DATASET =====")
print(f"Total data : {total_data}")
print(f"Training data: {train_data}")
print(f"Testing data : {test_data}")

# =====
# 7. Evaluasi Model
# =====

eval_model = LogisticRegression(class_weight='balanced')
eval_model.fit(X_train, y_train)
y_pred = eval_model.predict(X_test)

```

```

print("\n===== EVALUASI MODEL =====")
print("Accuracy:", accuracy_score(y_test, y_pred))
print("\nConfusion Matrix:\n", confusion_matrix(y_test, y_pred)) #ini untuk
threshold sebagai sensitivitas dan spesifisitas

# =====
# 8. FINAL TRAINING UNTUK SISTEM
# =====

final_model = LogisticRegression(class_weight='balanced')
final_model.fit(X, y)

print("\n===== FINAL MODEL UNTUK SISTEM =====")

intercept = final_model.intercept_[0]
print("Intercept ( $\beta_0$ ):", intercept)
print("OR Intercept:", np.exp(intercept))

coefficients = final_model.coef_[0]

for name, coef in zip(X.columns, coefficients):
    print(f"\n $\beta$  untuk {name}: {coef}")
    print(f"OR untuk {name}: {np.exp(coef)}")

# =====
# ROC + YOUDEX DETAIL
# =====

print("\n===== ROC ANALYSIS DETAIL =====")

y_probs = eval_model.predict_proba(X_test)[:,:1]

print("\nContoh nilai probabilitas (y_probs):")
print(y_probs[:15]) # tampilkan 15 pertama supaya terlihat

fpr, tpr, thresholds = roc_curve(y_test, y_probs)

print("\nThreshold | TPR (Sensitivity) | FPR | Specificity | Youden Index (J)")
print("-----")

youden_values = []

for i in range(len(thresholds)):
    sensitivity = tpr[i]
    false_positive_rate = fpr[i]
    specificity = 1 - false_positive_rate
    J = sensitivity + specificity - 1 # sama dengan tpr - fpr

```

```
youden_values.append(J)

print(f"{thresholds[i]:.6f} | "
      f"{sensitivity:.4f} | "
      f"{false_positive_rate:.4f} | "
      f"{specificity:.4f} | "
      f"{J:.4f}")

# Cari threshold terbaik
best_index = np.argmax(youden_values)
best_threshold = thresholds[best_index]

print("\n===== HASIL OPTIMAL =====")
print("Best threshold:", best_threshold)
print("Sensitivity pada threshold tersebut:", tpr[best_index])
print("Specificity pada threshold tersebut:", 1 - fpr[best_index])
print("False Positive Rate:", fpr[best_index])
print("Youden Index (J):", youden_values[best_index])
```

Lampiran 3. Kodingan Implementasi Sistem

AnalysisController.php

```

<?php

namespace App\Http\Controllers;

use Illuminate\Http\Request;
use App\Models\UserInput;
use Barryvdh\DomPDF\Facade\Pdf;
use Carbon\Carbon;
Carbon::setLocale('id');

class AnalysisController extends Controller
{

    public function analysis(Request $request)
    {

        $modelPath = storage_path('app/model.json');
        $model = json_decode(file_get_contents($modelPath), true);

        $x1 = ($request->recieved_support + $request->recieved_support_extra) / 2;
        $x2 = ($request->birth_complication + $request->birth_complication_extra) /
2;
        $x3 = ($request->pregnancy_plan + $request->pregnancy_plan_extra) / 2;
        $x4 = ($request->relationship_with_husband + $request-
>relationship_with_husband_extra) / 2;
        $x5 = ($request->angry_after_birth + $request->angry_after_birth_extra) / 2;

        $z = $model['intercept']
            + ($model['recieved_support'] * $x1)
            + ($model['birth_complication'] * $x2)
            + ($model['pregnancy_plan'] * $x3)
            + ($model['relationship_with_husband'] * $x4)
            + ($model['angry_after_birth'] * $x5);

        $probability = 1 / (1 + exp(-$z));

        $result = $probability >= 0.4699
            ? "Berisiko Depresi Pascapersalinan"
            : "Tidak Berisiko Depresi Pascapersalinan";

        UserInput::create([
            'recieved_support' => $x1,
            'birth_complication' => $x2,
            'pregnancy_plan' => $x3,
            'relationship_with_husband' => $x4,

```

```

'angry_after_birth' => $x5,
'predicted_probability' => $probability,
'predicted_label' => $result,
D);

// =====
// DEFINISI POSITIF PER VARIABEL
// =====

$variableRules = [
  "Kurangnya dukungan keluarga" => [
    "coef" => $model['recieved_support'],
    "value" => $x1,
    "positive_value" => 1
  ],
  "Adanya komplikasi selama persalinan" => [
    "coef" => $model['birth_complication'],
    "value" => $x2,
    "positive_value" => 0
  ],
  "Kehamilan yang tidak direncanakan sebelumnya" => [
    "coef" => $model['pregnancy_plan'],
    "value" => $x3,
    "positive_value" => 0
  ],
  "Rendahnya kualitas hubungan terhadap suami" => [
    "coef" => $model['relationship_with_husband'],
    "value" => $x4,
    "positive_value" => 1
  ],
  "Terjadinya ketidakstabilan dalam mengontrol emosi" => [
    "coef" => $model['angry_after_birth'],
    "value" => $x5,
    "positive_value" => 0
  ],
];

// =====
// HITUNG KONTRIBUSI MODEL
// =====

$contributions = [];

foreach ($variableRules as $name => $data) {

  $impact = $data['coef'] * $data['value'];
  $oddsRatio = exp($data['coef']);

```

```

$contributions[] = [
  "name" => $name,
  "impact" => $impact,
  "odds_ratio" => round($oddsRatio, 2),
  "value" => $data['value'],
  "positive_value" => $data['positive_value']
];
}

// =====
// HITUNG PERSENTASE KONTRIBUSI
// =====

$totalImpact = array_sum(array_map(fn($c) => abs($c['impact']),
$contributions));

foreach ($contributions as &$c) {
  $c['percentage'] = $totalImpact > 0
    ? round((abs($c['impact']) / $totalImpact) * 100)
    : 0;
}

// =====
// FILTER FAKTOR YANG MENYIMPANG
// =====

$displayFactors = [];

foreach ($contributions as $factor) {

  // Jika nilainya TIDAK sama dengan nilai positif
  if ($factor['value'] != $factor['positive_value']) {
    $displayFactors[] = $factor;
  }
}

// =====
// URUTKAN BERDASARKAN PENGARUH TERBESAR
// =====

usort($displayFactors, fn($a, $b) => $b['percentage'] <=> $a['percentage']);

// =====
// TENTUKAN TINDAKAN
// =====
if (empty($displayFactors)) {

  $tindakan =

```

"Berdasarkan jawaban yang diberikan, tidak ditemukan faktor risiko yang signifikan. Disarankan untuk tetap menjaga kondisi kesehatan mental Ibu dengan stabil dan baik, agar Ibu tetap semangat dan kuat dalam menjalani fase pascapersalinan ini ^^.";

```

    } else {

        if ($result === "Berisiko Depresi Pascapersalinan") {
            $tindakan =
                "Disarankan untuk memperhatikan faktor-faktor yang meningkatkan
                risiko depresi pascapersalinan agar Ibu dapat menjalani fase pascapersalinan
                dalam kondisi stabil dan baik, semangat terus yaa (๓>๓<)๓.";
        } else {
            $tindakan =
                "Meskipun terdapat beberapa faktor yang perlu diperhatikan, kondisi
                risiko secara keseluruhan masih tergolong rendah. Tetap jaga kesehatan mental
                Ibu ya ^^.";
        }
    }

    session([
        'analysis_result' => [
            'probability' => $probability,
            'result' => $result,
            'displayFactors' => $displayFactors,
            'tindakan' => $tindakan,
            'tanggal' => Carbon::now()->translatedFormat('d F Y'),
            'answers' => $request->all()
        ]
    ]);

    return view('result', compact(
        'probability',
        'result',
        'displayFactors',
        'tindakan'
    ));
}

public function downloadPDF()
{
    $data = session('analysis_result');

    $pdf = Pdf::loadView('pdf.download_hasil', $data);

    return $pdf->download('hasil_analisis_ppd.pdf');
}
}

```

Lampiran 4. Kodingan Tampilan Hasil Analisis**Result.blade.php**

```
<!DOCTYPE html>
<html lang="id">
<head>
<meta charset="UTF-8">
<meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0">
<title>Hasil Analisis</title>

<style>
body{
  margin:0;
  font-family:'Segoe UI', sans-serif;
  background:#fff;
  padding-top:70px;
}

.nav-wrapper{
  width:1110px;
  position:fixed;
  top:7px;
  left:50%;
  transform:translateX(-50%);
  z-index:1000;
}

.nav{
  background:#F3DCE4;
  border:2px solid #E1ABBB;
  border-radius:50px;
  padding:4px 30px;
  display:flex;
  justify-content:space-around;
}

.nav a{
  text-decoration:none;
  font-size:11px;
  padding:4px 25px;
  border-radius:25px;
  color:#000;
}

.nav a.active{
  background:#fff;
  border:2px solid #E1ABBB;
  color:#E1ABBB;
```

```
}  
.title-section{  
  text-align:center;  
  margin-top:x0px;  
}  
  
.title-section h1{  
  margin:0;  
}  
  
.subtitle{  
  font-size:14px;  
  margin-top:5px;  
}  
  
.top-actions{  
  width:900px;  
  margin:10px auto -20px auto;  
  display:flex;  
  justify-content:space-between;  
  align-items:center;  
  font-weight:500;  
}  
  
.download-btn{  
  padding:10px 20px;  
  background:#F9E9F0;  
  border:2px solid #E1ABBB;  
  border-radius:20px;  
  text-decoration:none;  
  font-size:13px;  
  color:#000;  
  box-shadow:0 4px 10px rgba(0,0,0,0.15);  
}  
  
.tanggal{  
  font-size:12px;  
  opacity:0.7;  
}  
  
.result-strip{  
  background: linear-gradient(160deg, #FBF1F4 20%, #CAA1B0 120%);  
  border-top:3px solid #E1ABBB;  
  border-bottom:3px solid #E1ABBB;  
  padding:10px 0;  
  margin-top:40px;  
  margin-bottom:50px;  
}
```

```
.result-inner{
  width:900px; /* sebelumnya 1000px */
  margin:auto;
  display:flex;
  justify-content:space-between;
  align-items:center;
  gap:50px;
  margin-bottom:-60px;
}

.kategori-box{
  flex:1;
  background:#F9E9F0;
  padding:30px 35px; /* lebih kecil */
  border-radius:25px;
  box-shadow:-10px 12px 30px rgba(88, 14, 37, 0.27);
  margin-top:-50px;
  margin-left:-70px;
}

.kategori-label{
  font-size:16px;
  margin-bottom:15px;
}

.kategori-value{
  font-size:20px;
  font-weight:700;
  text-align:center;
}

.peluang-box{
  width:250px; /* sebelumnya 300px */
  background:#F9E9F0;
  padding:25px;
  border-radius:25px;
  text-align:center;
  box-shadow:0 15px 35px rgba(110, 20, 48, 0.33);
  position:relative;
  top:-30px; /* sedikit saja */
  margin-right:-70px;
}

.peluang-title{
  font-size:15px;
  margin-bottom:20px;
}
```

```
.circle{
  width:120px;
  height:120px;
  border-radius:50%;
  border:10px solid #E1ABBB;
  display:flex;
  align-items:center;
  justify-content:center;
  font-size:20px;
  font-weight:700;
  margin:auto;
  background:white;
}

.faktor-wrapper{
  width:1000px;
  margin:30px auto 100px auto;
  padding:60px;
  border-radius:30px;
  /* background:linear-gradient(160deg,#FBF1F4 10%,#CAA1B0 140%); */
  background:linear-gradient(90deg,#F0D6DD,#F6ECD9);
  border:2px solid #E1ABBB;
  box-shadow:0 25px 60px rgba(0,0,0,0.15);
  position:relative; /* WAJIB */
}

.faktor-title{
  text-align:center;
  margin-top:-20px;
  margin-bottom:50px;
}

.faktor-layout{
  display:flex;
  justify-content:space-between;
  align-items:center;
  gap:40px;
}

.faktor-side{
  width:50%;
}

.faktor-center{
  width:30%;
  display:flex;
  justify-content:center;
```

```
}  
.oval-frame{  
  width:200px;  
  height:290px;  
  border-radius:180px;  
  overflow:hidden;  
  background:white;  
  box-shadow:0 20px 50px rgba(0,0,0,0.2);  
  display:flex;  
  align-items:center;  
  justify-content:center;  
  margin-top:-20px;  
}  
  
.oval-frame img{  
  width:100%;  
  height:100%;  
  object-fit:cover;  
}  
  
/* FACTOR */  
  
.factor{  
  margin-bottom:35px;  
}  
  
.factor-name{  
  font-weight:600;  
  margin-bottom:8px;  
}  
  
.progress{  
  height:8px;  
  background:#eee;  
  border-radius:20px;  
  overflow:hidden;  
  margin-bottom:6px;  
}  
  
.progress div{  
  height:100%;  
  border-radius:20px;  
}  
  
.risk-bar{  
  background:#D98DAA;  
}
```

```
.protect-bar{
  background:#F2D39C;
}

.factor-info{
  font-size:13px;
}

.tindakan-box{
  text-align:left;
  margin-top:10px;
}

.tindakan-box p{
  margin-top:10px;
  font-size:14px;
  line-height:1.6;
  margin-bottom:-30px;
}

.down-circle{
  position:absolute;
  bottom:-22px; /* setengah tinggi circle */
  left:50%;
  transform:translateX(-50%);
  width:44px;
  height:44px;
  background:#fff;
  border-radius:50%;
  border:2px solid #E1ABBB;
  display:flex;
  align-items:center;
  justify-content:center;
  color:#E1ABBB;
  font-weight:600;
  box-shadow:0 8px 15px rgba(0,0,0,0.15);
  z-index:5;
}

.button-area{
  text-align:center;
  margin:-50px 0 30px 0;
}

.btn{
  padding:8px 30px;
  background:#F9E9F0;
  border:2px solid #E1ABBB;
```

```

border-radius:25px;
text-decoration:none;
color:#000;
font-weight:600;
box-shadow:0 8px 20px rgba(0,0,0,0.2);
}

footer{
background:#FFE6EF;
text-align:center;
padding:15px;
font-size:10px;
opacity:0.7;
}

</style>
</head>

<body>

<div class="nav-wrapper">
  <div class="nav">
    <a href="/">HOME</a>
    <a href="/#informasi">INFORMASI</a>
    <a class="active">ANALISIS</a>
  </div>
</div>

<div class="title-section">
  <h1>Hasil Analisis Risiko</h1>
  <div class="subtitle">
    Berikut hasil analisis risiko depresi pascapersalinan Anda
  </div>
</div>

<div class="top-actions">

  <a href="{{ route('download.pdf') }}" class="download-btn">
    Download Hasil Analisis
  </a>
</div>

<div class="result-strip">
  <div class="result-inner">

    <div class="kategori-box">
      <div class="kategori-label">Kategori Risiko :</div>
      <div class="kategori-value">

```

```

        “ {{ $result }} ”
    </div>
</div>

<div class="peluang-box">
    <div class="peluang-title">
        Peluang Terjadinya Risiko Depresi Pascapersalinan
    </div>
    <div class="circle">
        {{ number_format($probability*100,2) }}%
    </div>
</div>

</div>
</div>

<div class="faktor-wrapper">

    @php
        $factorCount = count($displayFactors);
    @endphp

    @if($factorCount == 0)

        <h3 class="faktor-title">
            "Tidak ada faktor yang mempengaruhi risiko depresi pascapersalinan"
        </h3>

        <div class="faktor-layout" style="justify-content:center;">
            <div class="faktor-center">
                <div class="oval-frame">
                    
                </div>
            </div>
        </div>

    @elseif($factorCount == 1)

        <h3 class="faktor-title">
            Berikut Faktor yang mempengaruhi risiko depresi pascapersalinan Ibu:
        </h3>

        <div class="faktor-layout" style="align-items:center;">

            <!-- LEFT : FACTOR -->
            <div class="faktor-side" style="width:60%;">
                @foreach($displayFactors as $factor)
                    <div class="factor">

```

```

<div class="factor-name">{{ $factor['name'] }}</div>
<div class="progress">
  <div class="{{ $factor['impact'] > 0 ? 'risk-bar' : 'protect-bar' }}"
    style="width:{{ $factor['percentage'] }}%">
  </div>
</div>

<div class="factor-info">
  @if($factor['impact'] > 0)
    Meningkatkan risiko depresi sebesar
    <strong>{{ $factor['odds_ratio'] }} kali lipat</strong>
    dengan kontribusi sebesar
    <strong>{{ $factor['percentage'] }}%</strong>.
  @else
    Menurunkan risiko depresi sebesar
    <strong>{{ $factor['odds_ratio'] }} kali lipat</strong>
    dengan kontribusi sebesar
    <strong>{{ $factor['percentage'] }}%</strong>.
  @endif
</div>
</div>
@endforeach
</div>

<!-- RIGHT : IMAGE -->
<div class="faktor-center" style="width:40%;">
  <div class="oval-frame">
    
  </div>
</div>

</div>

@else

<h3 class="faktor-title">
  Berikut Faktor yang mempengaruhi risiko depresi pascapersalinan Ibu:
</h3>

<div class="faktor-layout">

  <!-- LEFT COLUMN -->
  <div class="faktor-side">
    @foreach($displayFactors as $index => $factor)
      @if($index % 2 == 0)
        <div class="factor">
          <div class="factor-name">{{ $factor['name'] }}</div>

```

```

<div class="progress">
  <div class="{{ $factor['impact'] > 0 ? 'risk-bar' : 'protect-bar' }}"
    style="width:{{ $factor['percentage'] }}%">
  </div>
</div>

<div class="factor-info">
  @if($factor['impact'] > 0)
    Meningkatkan risiko depresi sebesar
    <strong>{{ $factor['odds_ratio'] }} kali lipat</strong>
    dengan kontribusi sebesar
    <strong>{{ $factor['percentage'] }}%</strong>.
  @else
    Menurunkan risiko depresi sebesar
    <strong>{{ $factor['odds_ratio'] }} kali lipat</strong>
    dengan kontribusi sebesar
    <strong>{{ $factor['percentage'] }}%</strong>.
  @endif
</div>
</div>
@endif
@endforeach
</div>

<!-- CENTER IMAGE -->
<div class="faktor-center">
  <div class="oval-frame">
    
  </div>
</div>

<!-- RIGHT COLUMN -->
<div class="faktor-side">
  @foreach($displayFactors as $index => $factor)
    @if($index % 2 == 1)
      <div class="factor">
        <div class="factor-name">{{ $factor['name'] }}</div>

        <div class="progress">
          <div class="{{ $factor['impact'] > 0 ? 'risk-bar' : 'protect-bar' }}"
            style="width:{{ $factor['percentage'] }}%">
          </div>
        </div>

        <div class="factor-info">
          @if($factor['impact'] > 0)
            Meningkatkan risiko depresi sebesar
            <strong>{{ $factor['odds_ratio'] }} kali lipat</strong>

```

```

        dengan kontribusi sebesar
        <strong>{{ $factor['percentage'] }}%</strong>.
    @else
        Menurunkan risiko depresi sebesar
        <strong>{{ $factor['odds_ratio'] }} kali lipat</strong>
        dengan kontribusi sebesar
        <strong>{{ $factor['percentage'] }}%</strong>.
    @endif
</div>
</div>
@endif
@endforeach
</div>

</div>

@endif

<!-- TINDAKAN -->
<div class="tindakan-box">
    <strong>Tindakan :</strong>
    <p>{{ $tindakan ?? " " }}</p>
</div>

<div class="down-circle">V</div>

</div>

<!-- BUTTON LUAR BOX -->
<div class="button-area">
<a href="/" class="btn">Kembali</a>
</div>

<footer>
    © 2026 - Nurul, F., R. All rights reserved.
</footer>

</body>
</html>

```



MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi Unggul Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 174/SK/BAK-PT/Ak.Ppy/PT/18/2024
 Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003

Website: www.umsu.ac.id Email: bag@umsu.ac.id Instagram: [umsuamedan](https://www.instagram.com/umsuamedan) Facebook: [umsuamedan](https://www.facebook.com/umsuamedan) Twitter: [umsuamedan](https://twitter.com/umsuamedan) YouTube: [umsuamedan](https://www.youtube.com/umsuamedan)

FORMULIR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI

Pada hari ini, Jumat 13 Maret 2026 telah dilaksanakan Ujian Skripsi bagi mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara. Sbb:

Nama Mahasiswa : Nurul Fatimah Ramadhani
 NPM : 2209010205
 Program Studi : Sistem Informasi
 Judul Proposal : Implementasi Algoritma Logistic Regression Dalam Menganalisis Risiko Postpartum Depression Berbasis Website

Materi/Point yang Diperbaiki :

		Paraf
Mahardika Prawira Tanjung, S.Kom., M.Kom.	N/A	H
Yoshida Sary, S.Kom., M.Kom	Carabak ole.	d.
Dr. Firahmi Rizky, M.Kom	ole	R.

Berita acara ini ditandatangani setelah skripsi diperbaiki sesuai petunjuk/arahan dari Pembimbing dan Penguji/Pembahas.

ORIGINALITY REPORT

20%

SIMILARITY INDEX

PRIMARY SOURCES

1	123dok.com Internet	187 words — 2%
2	eprints.umpo.ac.id Internet	175 words — 1%
3	journal.universitassuryadarma.ac.id Internet	130 words — 1%
4	repository.umsu.ac.id Internet	71 words — 1%
5	eprints.pancabudi.ac.id Internet	66 words — 1%
6	dspace.uui.ac.id Internet	56 words — < 1%
7	assets.researchsquare.com Internet	53 words — < 1%
8	Luthfia Nurma Hapsari, Ilham Fannani, Yenny Rahmawati, Ahmad Muhariya. "Explainable Machine Learning untuk Prediksi Risiko Penyakit Jantung Menggunakan Random Forest dan Analisis SHAP", remik, 2026 Crossref	46 words — < 1%
9	repository.dinamika.ac.id Internet	41 words — < 1%

Lampiran 7. Bukti Submit Jurnal

Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)

← Back to Submissions

Submission Review Copyediting Production

Submission Files Q Search

13904 JURSI TGD 2020 NURUL FR.docx May 12, 2020 Article Text

[Download All Files](#)

Pre-Review Discussions Add discussion

Name	From	Last Reply	Replies	Closed
Comments for the Editor	rubine	-	0	<input type="checkbox"/>
	2020-05-06 02:22 PM			

Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)

Submissions

My Queue (1) Archives Help

My Assigned Q Search Filters New Submission

12547 **Ramadhani et al.**
 Analisis Risiko Postpartum Depression Menggunakan Algoritma Logistic Regression Berbas... Q Search Submission View

Lampiran 8. Lembar Bimbingan



MAJLIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 85/SK/BAN-PT/Akred/PT/01/2019
 Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003
<http://www.umsu.ac.id> info@umsu.ac.id [umsu](https://www.facebook.com/umsu) [umsu](https://www.instagram.com/umsu) [umsu](https://www.youtube.com/umsu) [umsu](https://www.linkedin.com/umsu)

Berita Acara Pembimbingan Skripsi

Nama Mahasiswa : Nurul Fatiha Ramadhani Program Studi : Sistem Informasi
 NPM : 2209010205
 Nama Dosen Pembimbing : Dr. Firahmi Rizky, S.Kom., M.Kom.
 Judul Penelitian : Implementasi Algoritma Logistic Regression dalam Menganalisis Risiko Postpartum Depression Berbasis Website


Tanggal Bimbingan	Hasil Evaluasi	Paraf Dosen
06/Desember/2025	Konsultasi Judul	
26/Desember/2025	Mencari pakar dan hanya menggunakan satu metode untuk penelitian	
17/Januari/2026	Bab 1 mencantumkan kutipan penelitian sebelumnya serta memperkuat pandangan penulis terkait permasalahan yang diangkat	
29/Januari/2026	Bimbingan bab 2 dan bab 3, pada bab 3 hasil output sejalan dengan algoritma yang digunakan, serta pengurangan variabel	
3/Februari/2026	ACC Sempro	
24/Februari/2026	Revisi bab 3 setelah sempro serta menunjukkan sistem	
26/Februari/2026	Perbaiki hasil sistem	
27/Februari/2026	Melakukan exhibition	
3/Maret/2026	Perbaiki bab 4 mengenai implementasi sistem dan penambahan pengujian sistem	



MAJLIS PENDIDIKAN TINGGI PEMERITAHAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 88/SK/BAN-PT/Akred/PT.01/2019
 Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20228 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003

Website: www.umhu.ac.id Email: info@umhu.ac.id hr@umhu.ac.id umsumedan@umhu.ac.id umsumedan@umhu.ac.id umsumedan@umhu.ac.id umsumedan@umhu.ac.id

4 Maret/2026	ACC Sidang	
--------------	------------	---

Medan, 13 Mei 2026

Diketahui oleh :
 Ketua Program Studi

 (Mahardika Abdi Prawira
 Tanjung, S.Kom., M.Kom)

Disetujui oleh :
 Dosen Pembimbing

 (Dr. Firahmi Rocky, S.Kom., M.Kom)