

**IMPLEMENTASI METODE KECERDASAN BUATAN
(*ARTIFICIAL INTELLIGENCE*) DENGAN INDIKATOR
KESEHATAN MASYARAKAT DI PROVINSI LAMPUNG
(STUDI KASUS: PEMETAAN DAN DETEKSI RISIKO
STUNTING BERBASIS WILAYAH)**

DISERTASI

Oleh

**NURJOKO
NPM: 2037061010**



**PROGRAM DOKTOR MIPA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2026**

ABSTRAK

IMPLEMENTASI METODE KECERDASAN BUATAN (*ARTIFICIAL INTELLIGENCE*) DENGAN INDIKATOR KESEHATAN MASYARAKAT DI PROVINSI LAMPUNG (STUDI KASUS: PEMETAAN DAN DETEKSI RISIKO STUNTING BERBASIS WILAYAH)

Oleh

NURJOKO

Stunting masih menjadi permasalahan kesehatan masyarakat global yang krusial, khususnya di negara berkembang seperti Indonesia, karena dampaknya yang signifikan terhadap pertumbuhan fisik, perkembangan kognitif, dan kesejahteraan jangka panjang anak. Meskipun berbagai intervensi telah dilakukan, tantangan dalam deteksi dini dan penanganan yang tepat sasaran masih menjadi kendala utama. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) yang mampu mengolah data kesehatan secara komprehensif, akurat, dan mudah diinterpretasikan.

Penelitian ini mengintegrasikan tiga pendekatan utama, yaitu analisis tren penelitian *AI* melalui *Systematic Literature Review (SLR)*, pemodelan prediksi berbasis *machine learning*, serta pengembangan sistem pakar *fuzzy* untuk klasifikasi risiko stunting. Tahap awal dilakukan dengan metode *SLR* menggunakan protokol PRISMA terhadap basis data ilmiah seperti *PubMed*, *ScienceDirect*, *Scopus* dan *Google Scholar* untuk mengidentifikasi tren, metode, serta tantangan dalam penerapan *AI* pada prediksi stunting. Hasil kajian menunjukkan bahwa algoritma yang paling banyak digunakan meliputi *Random Forest*, *Support Vector*

Machine (SVM), Gradient Boosting (XGBoost, LightGBM) dan Artificial Neural Network (ANN) dengan evaluasi kinerja menggunakan metrik seperti *AUC-ROC*, akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Namun demikian, tantangan utama yang dihadapi meliputi keterbatasan kualitas dan akses data, rendahnya interpretabilitas model, serta integrasi sistem dalam layanan kesehatan.

Selanjutnya, dilakukan pemodelan prediksi status stunting menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* dan *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)* berbasis data Posyandu sebanyak 17.498 balita di Provinsi Lampung. Proses analisis meliputi praproses data, penyeimbangan kelas menggunakan metode *Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE)* serta evaluasi model menggunakan *stratified 10-fold cross-validation*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *XGBoost* memiliki performa terbaik dengan nilai akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1-score* mencapai 0,9979, lebih tinggi dibandingkan dengan *SVM* yang mencapai akurasi 0,9949. Hal ini menunjukkan bahwa *XGBoost* lebih efektif dalam menangani data berdimensi tinggi, tidak seimbang, serta mampu menangkap pola nonlinier secara optimal.

Tahap akhir penelitian mengusulkan pengembangan sistem pakar fuzzy berbasis inferensi *Mamdani* untuk memprediksi tingkat risiko stunting dengan mengintegrasikan indikator kesehatan masyarakat, seperti prevalensi stunting, cakupan desa *UCI*, cakupan ASI eksklusif, akses sanitasi sehat, dan pelayanan kesehatan balita. Model fuzzy diimplementasikan menggunakan *Scikit-Fuzzy* pada bahasa pemrograman *Python* dengan metode defuzzifikasi *Center of Area (COA)* untuk menghasilkan skor risiko yang presisi dan terinterpretasi. Data yang digunakan berasal dari laporan kesehatan nasional periode 2020–2024, dan hasil analisis divisualisasikan menggunakan pendekatan spasial-temporal berbasis *GeoJSON* untuk mengidentifikasi wilayah dengan tingkat risiko stunting di Provinsi Lampung.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi metode *machine learning* dan sistem pakar fuzzy dan *ArcGIS* tidak hanya meningkatkan akurasi prediksi, tetapi juga memberikan kemampuan interpretasi yang lebih baik melalui pendekatan *Explainable AI (XAI)*. Sistem yang dikembangkan mampu mendukung pengambilan keputusan dengan menggunakan indikator kesehatan masyarakat untuk peningkatan program kesehatan masyarakat, khususnya terkait kasus stunting, secara lebih efektif, transparan, dan berbasis data. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi kontribusi signifikan dalam pengembangan sistem prediksi dan deteksi dini stunting berbasis *AI* di Indonesia serta membuka peluang pengembangan lebih lanjut melalui integrasi teknologi seperti *Internet of Things (IoT)*, *multimodal AI*, dan *natural language processing (NLP)* dalam ekosistem kesehatan digital.

Kata kunci: Stunting, Kecerdasan Buatan, *Machine Learning*, *XGBoost*, *SVM*, *Sistem Pakar Fuzzy*, *Explainable AI*, Indikator Kesehatan Masyarakat.

ABSTRACT

IMPLEMENTATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS WITH PUBLIC HEALTH INDICATORS IN LAMPUNG PROVINCE (CASE STUDY: REGIONAL-BASED MAPPING AND DETECTION OF STUNTING RISK)

By

NURJOKO

Stunting remains a critical global public health issue, particularly in developing countries such as Indonesia, due to its significant impact on children's physical growth, cognitive development, and long-term well-being. Despite various interventions that have been implemented, challenges in early detection and targeted intervention remain major obstacles. Therefore, an approach based on Artificial Intelligence (AI) is required to process health data comprehensively, accurately, and in an interpretable manner.

This study integrates three main approaches, namely the analysis of AI research trends through a Systematic Literature Review (SLR), predictive modeling using machine learning, and the development of a fuzzy expert system for stunting risk classification. The initial stage was conducted using the SLR method with the PRISMA protocol across scientific databases such as PubMed, ScienceDirect, Scopus, and Google Scholar to identify trends, methodologies, and challenges in applying AI to stunting prediction. The results indicate that the most commonly used algorithms include Random Forest, Support Vector Machine (SVM), Gradient

Boosting methods (XGBoost, LightGBM), and Artificial Neural Networks (ANN), with performance evaluated using metrics such as AUC-ROC, accuracy, sensitivity, and specificity. However, several key challenges remain, including limitations in data quality and accessibility, low model interpretability, and difficulties in integrating these systems into healthcare services.

Subsequently, predictive modeling of stunting status was conducted using Support Vector Machine (SVM) and Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algorithms based on a dataset of 17,498 records of children under five collected from Posyandu data in Lampung Province. The analytical process included data preprocessing, class imbalance handling using the Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE), and model evaluation using stratified 10-fold cross-validation. The results show that the XGBoost model achieved superior performance, with accuracy, precision, recall, and F1-score reaching 0.9979, outperforming the SVM model, which achieved an accuracy of 0.9949. These findings indicate that XGBoost is more effective in handling high-dimensional and imbalanced data, as well as in capturing nonlinear patterns.

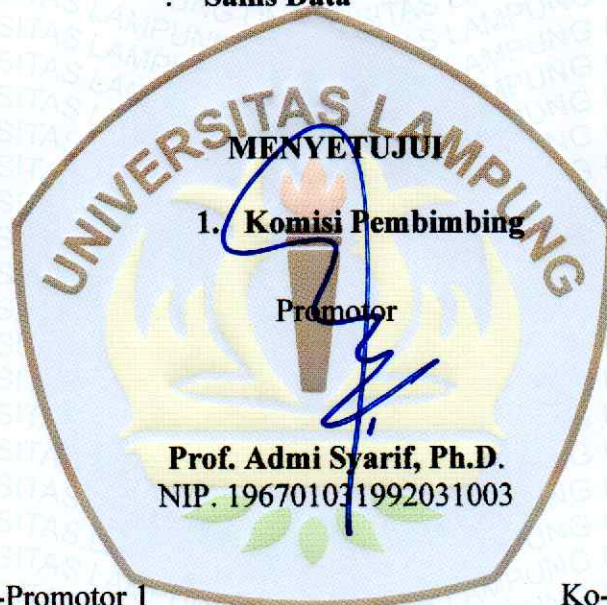
In the final stage, this study proposes the development of a fuzzy expert system based on Mamdani inference to predict stunting risk levels by integrating key public health indicators, such as stunting prevalence, Universal Child Immunization (UCI) village coverage, exclusive breastfeeding coverage, access to proper sanitation, and child healthcare services. The fuzzy model was implemented using the Scikit-Fuzzy library in Python, with defuzzification performed using the Center of Area (COA) method to generate precise and interpretable risk scores. The data were obtained from national health reports covering the period 2020–2024, and the results were visualized using a spatio-temporal approach based on GeoJSON to identify regions with varying levels of stunting risk across Lampung Province.

The findings of this study demonstrate that the integration of machine learning methods and fuzzy expert systems not only improves prediction accuracy but also enhances interpretability through an Explainable AI (XAI) approach. The developed system is capable of supporting decision-making in public health planning in a more effective, transparent, and data-driven manner. This research is expected to make a significant contribution to the development of AI-based stunting prediction and early detection systems in Indonesia, while also opening opportunities for future advancements through the integration of technologies such as the Internet of Things (IoT), multimodal AI, and natural language processing (NLP) within the digital health ecosystem.

Keywords: *Stunting, Artificial Intelligence, Machine Learning, XGBoost, SVM, Fuzzy Expert System, Explainable AI, Public Health Indicators.*

Judul Disertasi : **IMPLEMENTASI METODE KECERDASAN
BUATAN (*ARTIFICIAL INTELLIGENCE*)
DENGAN INDIKATOR KESEHATAN
MASYARAKAT DI PROVINSI LAMPUNG
(STUDI KASUS: PEMETAAN DAN DETEKSI
RISIKO STUNTING BERBASIS WILAYAH)**

Nama Mahasiswa : **Nurjoko**
Nomor Pokok Mahasiswa : **2037061010**
Program Studi : **Doktor MIPA**
Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**
Minat : **Sains Data**



Ko-Promotor 1

Dr. dr. Khairun Nisa Berawi, M.Kes., AIFO
NIP. 197402262001122002

Ko-Promotor 2

Favorisen R. Lumbanraja, M.Si., Ph.D
NIP. 198301102008121002

**2. Koordinator Program Studi Doktor MIPA
Universitas Lampung**

Dr. Khoirin Nisa, M.Si.
NIP.197407262000032001

HALAMAN PENGESAHAN

1. Tim Penguji

- Ketua : Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 197110012005011002
- Sekretaris : Dr. Khoirin Nisa, M.Si.
NIP. 197407262000032001
- Anggota : Prof. Admi Syarif, Ph.D
NIP. 196701031992031003
- : Favorisen R. Lumbanraja, M.Si., Ph.D
NIP. 198301102008121002
- : Dr. dr. Khairun Nisa Berawi, M.Kes., IFO-K
NIP. 197402262001122002
- : Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc
NIP. 197101291997021001
- : Tristiyanto, M.I.S., Ph.D
NIP. 198104142005011001
- : Julian Supardi, M.T., Ph.D.
NIP. 197207102010121001

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.

Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 197110012005011002

3. Direktur Program Pascasarjana.

Prof. Dr. Ir. Murhadi, M.Si.
NIP. 196403261989021001

Tanggal lulus ujian disertasi : ...09...Juni....., 2026

Daftar luaran penelitian yang dihasilkan

Publikasi Artikel Ilmiah Dalam Jurnal

No.	Judul Artikel	Nama Jurnal	Volume/Nomor/Tahun	Status
1	<i>One Decade of Artificial Intelligence (AI) Research in Public Health Stunting Prediction and Intervention</i>	- (IJACSA) <i>International Journal of Advanced Computer Science and Applications.</i> - Terindeks <i>Scopus Quartile 3 (Q3), SJR 2025 0.327</i>	<i>Vol. 17, No. 3, 2026</i>	Terbit / Publish
2	<i>Performance Evaluation of Support Vector Machine (SVM) and XGBoost for Predicting Toddlers' Stunting Status Based on Anthropometric Data</i>	- <i>Journal of Applied Data Sciences (JADS)</i> - Terindeks <i>Scopus Quartile 3 (Q3), SJR 2025, 0.290</i> -	<i>Vol. 7, No. 2, May 2026, pp. 1614-1627</i>	Terbit / Publish
3	<i>Fuzzy Expert System for Spatial Analysis and Stunting Risk Prediction Based on Public Health Indicators</i>	- <i>Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence</i> - Terindeks <i>Scopus Quartile 2 (Q2), SJR 2025 0.383</i>	<i>Vol.X, No.X, February/June/October XXXX</i>	Submit

PERNYATAAN ORISINALITAS DISERTASI

Saya dengan ini menyatakan dengan sesungguhnya bahwa sepanjang pengetahuan saya, disertasi ini merupakan hasil karya ilmiah asli saya sendiri dan belum pernah diajukan untuk memperoleh gelar akademik pada perguruan tinggi mana pun.

Selain itu, tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh pihak lain, kecuali yang secara jelas dikutip dan dicantumkan dalam daftar pustaka sesuai dengan kaidah penulisan ilmiah yang berlaku.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Bandar Lampung, April 2026

Yang menyatakan



Nurjoko
NPM.2037061010

RIWAYAT HIDUP



Nurjoko lahir pada tanggal 12 Juni 1975. Penulis adalah anak kedua dari tiga bersaudara, dari pasangan Bapak H. Supratno, A.Md (almarhum) dan Ibu Hj. Sugiyati. Penulis menyelesaikan pendidikan dasar di SDN 1 Rejo Asri pada tahun 1989. Selanjutnya, penulis melanjutkan pendidikan menengah pertama di SMP Negeri Kotagajah hingga selesai.

Kemudian, penulis menyelesaikan pendidikan menengah atas di SMA Negeri Kotagajah Lampung Tengah pada tahun 1994. Setelah itu, penulis memperoleh gelar Diploma Tiga (D3) Program Studi Sistem Informasi pada tahun 2001 di Universitas Lampung dan menyelesaikan pendidikan Sarjana (S1) Program Studi Teknik Informatika pada tahun 2006 di Universitas Teknokrat Indonesia (UTI). Pada tahun 2012, memperoleh gelar Magister Teknik Informatika (M.T.I.) dari Institut Informatika dan Bisnis (IIB) Darmajaya, Lampung. Selama menempuh pendidikan S2 dan S3, penulis memperoleh beasiswa dari Yayasan Alfian Husein, yang menaungi Perguruan Tinggi Institut Informatika dan Bisnis Darmajaya (IIB Darmajaya)

Saat ini, penulis bekerja sebagai Dosen Tetap Yayasan Alfian Husein pada Program Studi S1 Sains Data, Fakultas Ilmu Komputer, Institut Informatika dan Bisnis Darmajaya. Minat penelitian penulis berfokus pada bidang kecerdasan buatan (*AI*) dan analisis data yang diimplementasikan khususnya pada bidang kesehatan masyarakat. Penulis dapat dihubungi melalui email di alamat: nurjoko@darmajaya.ac.id

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya sehingga naskah disertasi ini, yang berjudul “Implementasi Metode Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*) untuk Kesehatan Masyarakat di Provinsi Lampung (Studi Kasus: Stunting)”, dapat diselesaikan dengan baik. Disertasi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Doktor pada Program Studi Doktor MIPA UNILA, dengan fokus penelitian pada penerapan teknologi kecerdasan buatan dalam bidang kesehatan masyarakat.

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh masalah stunting di Provinsi Lampung, yang menjadi masalah kesehatan masyarakat yang serius dan berdampak jangka panjang terhadap kualitas sumber daya manusia. Dengan memanfaatkan metode kecerdasan buatan, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi dan analisis risiko stunting pada balita berbasis data antropometri, sehingga intervensi kesehatan dapat lebih tepat sasaran, efisien, dan berbasis bukti.

Penulis menyadari bahwa penyusunan naskah disertasi ini tidak lepas dari bantuan dan dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan penghargaan dan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, D.E.A.IPM. selaku Rektor Universitas Lampung.
2. Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.
3. Dr. Khoirin Nisa, M.Si. selaku Ketua Program Studi S3 MIPA Universitas Lampung.
4. Prof. Admi Syarif, Ph.D. selaku Promotor Disertasi.
5. Favorisen R. Lumbanraja, M.Si., Ph.D dan Dr. dr. Khairun Nisa Berawi, M.Kes., IFO-K selaku Ko-Promotor Disertasi.
6. Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc dan Tristiyanto, M.I.S., Ph.D selaku dewan pembahas Internal Disertasi.

7. Julian Supardi, M.T., Ph.D. selaku pembahas/penguji Eksternal Disertasi.
8. Teman-teman Program Studi Doktor MIPA Unila.
9. Rekan-rekan Dosen Institut Informatika dan Bisnis Darmajaya.
10. Seluruh civitas akademika dari Unila yang tidak dapat saya sebutkan satu persatu yang telah memberikan bantuan, semoga Allah membalas amal kebaikan kita semua.

Semoga naskah disertasi ini dapat memberikan kontribusi ilmiah yang berarti, tidak hanya bagi pengembangan ilmu informatika dan kecerdasan buatan, tetapi juga bagi upaya peningkatan kesehatan masyarakat, khususnya dalam pencegahan dan pengendalian stunting di Provinsi Lampung.

Bandar Lampung, Juni 2026

Penulis



Nurjoko

DAFTAR ISI

	Halaman
ABSTRAK.....	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	vi
HALAMAN PENGESAHAN	vi
PERNYATAAN ORISINALITAS DISERTASI	ix
RIWAYAT HIDUP	x
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR GAMBAR	xv
I. PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Identifikasi masalah	5
1.3 Rumusan Masalah	6
1.4 Tujuan Penelitian	6
1.5 Manfaat Penelitian	6
1.6 Batasan Masalah	7
1.7 Kontribusi Penelitian.....	8
1.8 Keterbaruan (<i>Novelty</i>).....	8
II. TINJAUAN PUSTAKA	10
2.1 Kecerdasan Buatan (<i>Artificial Intelligence: AI</i>).....	10
2.2 Kesehatan Masyarakat	13
2.3 <i>Machine Learning (ML)</i>	20
2.3 <i>Logika Fuzzy</i>	23
2.4 <i>AI</i> Berbasis <i>ArcGIS</i>	26
2.5 Aplikasi Kecerdasan Buatan dibidang Kesehatan	27
III. METODOLOGI PENELITIAN	43
3.1 Desain Penelitian.....	43
3.2 Studi <i>Literature</i>	44
3.3 <i>Data Collection</i>	44

3.4	Metode Penelitian Satu Dekade Kecerdasan Buatan dalam Penelitian Kesehatan Masyarakat: Tinjauan Sistematis Teknik <i>AI</i> untuk Prediksi dan Intervensi Stunting.	45
3.4.1	Perencanaan	46
3.4.2	Implementasi	48
3.4.3	Analisis Artikel.....	48
3.5	Metode Penelitian Evaluasi Kinerja <i>Support Vector Machine</i> dan <i>XGBoost</i> untuk Memprediksi Status Stunting Balita Berdasarkan Data Antropometri.	49
3.5.1	<i>Data Collection</i>	50
3.5.2	<i>Data Labelling</i>	51
3.5.3	<i>Pre-Processing Data</i>	52
3.5.4	Pembagian Data (<i>Data Split</i>).....	53
3.5.5	Implementasi Model <i>SVM</i> dan <i>XGBoost</i>	53
3.5.6	Evaluasi dan Validasi	54
3.6	Metode Penelitian Analisis Spasial Risiko Stunting di Propinsi Lampung berbasis <i>Fuzzy</i>	56
3.6.1	Data Inputan atau Masukan	57
3.6.2	Database.....	57
3.6.3	Proses <i>Fuzzy</i>	58
3.6.4	Luaran atau <i>Output Fuzzy</i>	60
3.6.5	Hasil Tingkat Risiko Stunting	61
3.6.6	Visualisasi Spasial Temporal.....	61
IV.	Satu Dekade Kecerdasan Buatan dalam Penelitian Kesehatan Masyarakat: Tinjauan Sistematis Teknik <i>AI</i> untuk Prediksi dan Intervensi Stunting	62
4.1	Pendahuluan	62
4.2.	Metode Penelitian	67
4.3	Hasil Dan Pembahasan.....	69
4.3.1	Karakteristik Penelitian	69
4.3.2	Tren Tahunan Jumlah Publikasi dan Metode Kecerdasan Buatan (<i>AI</i>) untuk Stunting	70
4.3.3	Lokasi Penelitian dan Bidang Kajian	71
4.3.4	Algoritma dan model evaluasi <i>AI</i>	73

4.3.5 Tantangan dan Peluang penerapan <i>AI</i> untuk mengatasi stunting.	73
4.3.6 Tren terkini Penelitian Stunting.....	74
V. Evaluasi Kinerja <i>Support Vector Machine</i> dan <i>XGBoost</i> untuk Memprediksi Status Stunting Balita Berdasarkan Data Antropometri.....	81
5.1 Pendahuluan	80
5.2 Metode Penelitian	82
5.2.1 <i>Data Collection</i>	83
5.2.2 <i>Data labeling</i>	83
5.2.3 <i>Pre-processing and Data Spliting</i>	84
5.2.4 <i>Parameter and Tuning</i>	85
5.2.5 <i>Classification Machine Learning Model</i>	86
5.2.6 Evaluasi	87
5.3 Hasil Dan Pembahasan.....	89
5.3.1 <i>Data Cleaning</i>	91
5.3.2 Transformasi data	91
5.3.3 Normalisasi Data	92
5.3.4 Evaluasi Kinerja <i>SVM</i>	94
VI. Sistem Pakar Fuzzy untuk Prediksi Risiko Stunting Berdasarkan Analisis Spasio-Temporal dan Indikator Kesehatan Masyarakat	124
6.1 Pendahuluan	123
6.2 Metode Penelitian	130
6.2.1 Tahap <i>Input Data</i> (Masukan).....	131
6.2.2 Basis Data (<i>Database</i>)	131
6.2.3 Proses <i>Fuzzy Logic</i>	131
6.2.4 Tahap Input Fuzzy	132
6.2.5 Tahap Fuzzyfikasi.....	132
6.2.6 Implikasi Aturan	133
6.2.7 <i>Defuzzifikasi</i>	134
6.2.8 <i>Output</i> atau Hasil dari Sistem <i>Fuzzy</i>	134
6.3 Hasil Penilaian Tingkat Risiko Stunting.....	135
6.3.1 Visualisasi Spasial dan Temporal.....	135

6.4 Hasil dan Pembahasan	136
VII. KESIMPULAN.....	165
DAFTAR PUSTAKA	166

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Kategori dan Ambang Batas Status Gizi Anak	17
2. Standar PB/U Anak Perempuan Umur 0-60 Bulan.....	17
3. Standar PB/U Anak Perempuan Umur 0-60 Bulan.....	18
4. Parameter <i>XGBoost</i>	23
5. Ringkasan penelitian terdahulu	34
6. Topik penelitian implementasi <i>AI</i> pada kesehatan masyarakat.....	42
7. Kriteria artikel	46
8. Hasil <i>screening</i> artikel.....	48
9. Ilustrasi Dataset	51
10. Nilai <i>Hyperparameter SVM</i>	53
11. Nilai <i>Hyperparameter XGBoost</i>	54
12. Confusion Matrix	54
13. Range luaran <i>Fuzzy</i>	60
14. <i>Literature Research Characteristics included in the review</i>	69
15. Nilai <i>Hyperparameter SVM</i> dan <i>XGBoost</i>	86
16. <i>Confusion Matrix</i>	88
17. Hasil label <i>Status_Stunted</i>	90
18. Hasil Normalisasi Data.....	92
19. Distribusi data perkelas.....	94
20. Distribusi kelas <i>Training & Testing (oversampled)</i>	94
21. Hasil Percobaan metode <i>SVM</i> tanpa parameter.....	95
22. Hasil Evaluasi Akurasi <i>SVM</i> tanpa Parameter.....	96
23. Hasil Pengujian <i>SVM</i> dengan Kernel	97
24. Hasil Evaluasi Akurasi <i>SVM kernel Polynomial</i>	99
25. Hasil akurasi <i>SVM</i> dengan parameter <i>Cost</i>	99
26. <i>Confusion matrix SVM cost 1000</i>	102
27. Hasil akurasi model <i>SVM</i> dengan Parameter <i>Gamma</i>	101

28. <i>Confusion matrix SVM gamma 1</i>	104
29. Hasil akurasi <i>SVM</i> dengan Parameter Iterasi Maksimum.....	103
30. <i>Confussion matriks SVM</i> Iterasi Maksimum 10000	104
31. Hasil Evaluasi Perbandingan Kinerja Model <i>SVM</i>	105
32. Nilai <i>Hyperparameter XGBoost</i>	106
33. Hasil Percobaan metode <i>XGBoost Default Setting</i>	107
34. <i>Confusion Matrix Hyperparameter Default Setting</i>	109
35. Hasil Akurasi <i>XGBoost</i> menggunakan <i>Learning rate</i>	108
36. Hasil Pengujian <i>Learning rate</i>	109
37. Hasil Akurasi <i>XGBoost</i> menggunakan <i>Max depth</i>	109
38. Hasil Pengujian dengan <i>Max depth</i>	110
39. Hasil Akurasi <i>XGBoost</i> menggunakan <i>Gamma</i>	111
40. Hasil Pengujian dengan <i>Gamma</i>	112
41. Hasil Akurasi <i>XGBoost</i> dengan Parameter <i>Min child weight</i>	113
42. Hasil Pengujian dengan <i>Min child weight</i>	114
43. Hasil Akurasi <i>XGBoost</i> menggunakan <i>Subsample</i>	115
44. Hasil Pengujian dengan <i>Subsample</i>	116
45. Hasil Akurasi <i>XGBoost</i> menggunakan <i>Colsample bytree</i>	116
46 Hasil Pengujian dengan <i>Colsample bytree</i>	117
47. Perbandingan Pengujian Metode <i>XGBoost</i>	118
48. Perbandingan Algoritma <i>SVM</i> dan <i>XGBoost</i>	120
49. Range luaran <i>Fuzzy</i>	135
50. Ilustrasi Data Inputan	136
51. Range <i>Variabel Input</i>	137
52. Range variable luaran <i>fuzzy</i>	138
53. Contoh Nilai Keanggotaan <i>Fuzzy</i>	145
54. Proses Inferensi <i>Fuzzy</i>	147

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Ilustrasi Pemilihan Hyperplane Optimal oleh <i>Support vector machine (SVM)</i>	22
2. Desain penelitian.	43
3. Diagram Alir Proses SLR.....	46
4. Metode penelusuran menggunakan <i>PoP</i>	47
5. Metode <i>Machine Learning Classifier</i>	50
6. Desain Sistem.	57
7. Kurva Himpunan <i>Fuzzy</i>	59
8. Diagram alir PRISMA,.....	68
9. Sumber dan indeks artikel jurnal,.....	69
10. Tren tahunan jumlah publikasi artikel tentang <i>AI</i> dan stunting.....	70
11. Tren Tahunan Perkembangan Metode Penelitian Tentang <i>AI</i> dan Stunting.	71
12. <i>Research location</i>	71
13. Bidang subjek penelitian.	72
14. <i>Network Visualization</i>	75
15. <i>Overlay Visialization</i>	76
16. <i>Density Visualization</i>	77
17. Alur Penelitian.....	82
18. <i>Confusion matrix SVM</i> tanpa parameter.....	96
19. <i>Confusion matrix SVM</i> parameter kernel terbaik <i>Poly</i>	98
20. <i>Confusion matrix SVM</i> parameter <i>Cost</i> terbaik $C=1000$	100
21. <i>Confusion matrix SVM</i> parameter <i>Gamma 1</i>	102
22. <i>Confusion matrix SVM</i> parameter Iterasi Maksimum.	104
23. Grafik Perbandingan Pengujian Metode <i>SVM</i>	105
24. Grafik Perbandingan Pengujian Metode <i>SVM (Gamma)</i>	112
25. Grafik Perbandingan Pengujian Metode <i>min_child_weight</i>	114

26. Grafik Perbandingan Pengujian Metode <i>XGBoost</i>	119
27. Grafik Perbandingan Pengujian Metode <i>SVM dan XGBoost</i>	121
28. Kerangka kerja dan tahapan penelitian.	130
29. Sistem inferensi <i>fuzzy</i> dengan fuzzifikasi dan defuzzifikasi.	132
30. Kurva Himpunan <i>Fuzzy</i>	133
31. Kurva fungsi keanggotaan Variabel Input	144
32. Kurva <i>Variabel Input</i>	144
33. Defuzzifikasi.	149
34. Peta Risiko Stunting Propinsi Lampung Tahun 2023.	153
35. Peta Risiko Stunting Propinsi Lampung Tahun 2022.	154
36. Peta Risiko Stunting Propinsi Lampung Tahun 2021.	156
37. Peta Risiko Stunting Propinsi Lampung Tahun 2020.	157
38. Peta Risiko Stunting Propinsi Lampung Tahun 2019.	159
39. Korelasi antar variabel.	161
40. Perbandingan variabel.	162
41. Hubungan Risiko Prediksi dengan Stunting Aktual.....	164

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia saat ini berada dalam periode bonus demografi, di mana proporsi penduduk usia produktif (15-64 tahun) lebih besar dibandingkan dengan penduduk usia non-produktif (anak-anak dan lansia). Bonus demografi dapat berdampak positif pada kesehatan masyarakat, terutama jika dikaitkan dengan peningkatan kualitas kesehatan bagi kelompok usia produktif. Penduduk yang sehat dapat berkontribusi lebih besar terhadap ekonomi dan mendorong pertumbuhan yang berkelanjutan (M Nurul Alam Hasyim, 2022). Namun, untuk memanfaatkan bonus demografi ini secara maksimal, penting untuk memastikan bahwa layanan kesehatan dapat diakses secara merata oleh seluruh populasi usia produktif, serta mengembangkan program kesehatan preventif yang berfokus pada pencegahan penyakit dan promosi kesehatan di seluruh lapisan masyarakat. sehingga memerlukan pendekatan inovatif seperti pemanfaatan teknologi dan kecerdasan buatan untuk meningkatkan efisiensi dan efektivitas sistem kesehatan masyarakat di Indonesia.

Provinsi Lampung, yang terletak di bagian selatan Pulau Sumatera, memiliki tantangan kesehatan masyarakat yang signifikan. Berdasarkan data dari Dinas Kesehatan Provinsi Lampung, salah satu masalah kesehatan utama yang dihadapi adalah tingginya prevalensi penyakit menular dan tidak menular. Penyakit seperti malaria, demam berdarah, dan tuberkulosis masih menjadi ancaman serius bagi penduduk. Selain itu, Lampung juga menghadapi peningkatan kasus penyakit tidak menular seperti hipertensi, diabetes, dan penyakit jantung. Kondisi ini diperparah oleh faktor-faktor sosial ekonomi seperti kemiskinan, akses terbatas ke fasilitas kesehatan, dan tingkat pendidikan yang rendah yang mempengaruhi kemampuan masyarakat untuk mendapatkan perawatan kesehatan yang memadai (Dinas Kesehatan propinsi Lampung, 2023).

Selain penyakit menular dan tidak menular, Lampung juga menghadapi masalah gizi yang cukup serius, terutama di kalangan ibu hamil dan anak-anak. Stunting atau pertumbuhan yang terhambat pada anak-anak merupakan salah satu indikator utama yang menunjukkan masalah gizi kronis. Faktor-faktor seperti pola makan yang kurang bergizi, kurangnya pengetahuan tentang nutrisi, dan akses terbatas ke makanan bergizi turut berkontribusi terhadap masalah ini. Oleh karena itu, upaya peningkatan kesehatan masyarakat di Lampung perlu difokuskan pada peningkatan akses dan kualitas pelayanan kesehatan, serta pendidikan dan kesadaran masyarakat tentang pentingnya gizi dan pola hidup sehat.

Stunting merupakan masalah gizi kronis yang masih menjadi tantangan besar di Indonesia dan negara berkembang lainnya. Kondisi ini ditandai dengan tinggi badan anak yang lebih pendek dibandingkan anak seusianya dan berjenis kelamin sama. Stunting bukanlah sekadar masalah tinggi badan, tetapi mencerminkan kegagalan pertumbuhan yang disebabkan oleh kekurangan gizi kronis dan infeksi berulang, terutama pada periode 1000 Hari Pertama Kehidupan (Berawi et al., 2021). Periode ini, yang dimulai sejak konsepsi hingga anak berusia dua tahun, merupakan masa kritis pertumbuhan dan perkembangan yang cepat, sehingga intervensi yang dilakukan pada masa ini akan memberikan dampak yang optimal (Berawi, 2020).

Dampak stunting tidak hanya terlihat pada pertumbuhan fisik, tetapi juga berdampak jangka panjang pada perkembangan kognitif, serta meningkatkan risiko penyakit kronis dikemudian hari seperti diabetes, penyakit jantung, dan obesitas (Berawi, 2020). Lebih lanjut, stunting juga berkorelasi dengan rendahnya produktivitas dan kerugian ekonomi di tingkat negara. Oleh karena itu, upaya pencegahan stunting yang optimal perlu dilakukan sedini mungkin. Deteksi dini faktor risiko stunting menjadi kunci keberhasilan intervensi. Faktor-faktor risiko stunting sendiri sangat beragam dan kompleks, mulai dari faktor individu seperti status gizi ibu dan anak, riwayat penyakit, hingga faktor lingkungan dan sosial ekonomi (Kinyoki et al., 2016).

Berdasarkan data Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) tahun 2023, prevalensi stunting di Indonesia menunjukkan penurunan yang signifikan. Pada

tahun 2021, prevalensi stunting berada di angka 24,4% dan berhasil diturunkan menjadi 21,6% pada tahun 2022 (Kemenkes, 2023). Prevalensi stunting di Provinsi Lampung mengalami penurunan dari tahun ke tahun. Berdasarkan data terbaru, prevalensi stunting di Provinsi Lampung turun dari 15,2% pada tahun 2022 menjadi 14,9% pada tahun 2023. Menurut data dari Kementerian Kesehatan, prevalensi stunting di Lampung menduduki peringkat ke-tiga terendah di bawah Provinsi DKI dan Bali, namun masih ada beberapa wilayah kabupaten yang mengalami peningkatan angka stunting tinggi di atas 20%, yaitu Kab. Pesawaran sebesar (25,1%), Kab. Lampung Utara sebesar (24,7%) dan Kab. Mesuji sebesar (22,5%) (Dinas Kesehatan Provinsi Lampung, 2023). Meskipun ada penurunan, angka ini masih di bawah target nasional, dan upaya untuk mencapai prevalensi stunting di bawah 14% pada tahun 2024 harus terus dilakukan. Di antara provinsi-provinsi di Indonesia, Provinsi Lampung menempati urutan ke-32 dalam hal prevalensi stunting (Dinas Kesehatan Provinsi, 2023).

Di sinilah peran teknologi kecerdasan buatan menjadi sangat penting. Algoritma kecerdasan buatan dapat dilatih menggunakan data yang beragam dan kompleks untuk mengidentifikasi pola dan faktor risiko stunting secara lebih akurat dan efisien dibandingkan dengan metode konvensional. Data yang dapat digunakan untuk melatih algoritma kecerdasan buatan meliputi data antropometri, riwayat kesehatan, status gizi ibu dan anak, data demografi, serta faktor sosial ekonomi (Hanieh et al., 2019). Pengembangan model prediksi risiko stunting berbasis kecerdasan buatan diharapkan dapat membantu tenaga kesehatan dan pemangku kepentingan yang berguna untuk:

- Mengidentifikasi anak yang berisiko stunting sejak dini, sehingga memungkinkan intervensi yang lebih awal dan tepat sasaran.
- Memberikan intervensi yang tepat sasaran dan tepat waktu berdasarkan profil risiko individual, sehingga meningkatkan efektivitas program.
- Memantau efektivitas program intervensi stunting secara *real-time* dan melakukan penyesuaian program jika diperlukan berbasis wilayah dari hasil pemetaan yang didapat.

Kemajuan teknologi yang didorong oleh kecerdasan buatan telah mengalami perkembangan signifikan dalam pelayanan kesehatan masyarakat, sejalan dengan inovasi *e-Government* pada dekade terakhir yang berfokus pada efisiensi dan penghematan biaya. Model tata kelola publik yang berbasis teknologi cerdas melibatkan masyarakat melalui platform digital dan mendukung penyediaan layanan yang efisien tanpa mengorbankan kualitas (Madan and Ashok, 2023). Inovasi yang didorong oleh kecerdasan buatan diharapkan memiliki dampak besar tidak hanya pada sektor publik, tetapi juga pada warga negara dan masyarakat, khususnya di bidang kesehatan. Ketika kecerdasan buatan menjadi agen pengambilan keputusan publik, terjadi transformasi besar dalam administrasi publik yang mempertanyakan peran dan fungsi pemerintah dalam masyarakat. Namun, seiring semakin banyaknya lembaga publik yang mulai mengadopsi aplikasi kecerdasan buatan, penerapannya harus dilakukan dengan menggunakan prosedur operasi standar, kriteria epistemik yang jelas, dan sejalan dengan kepentingan normatif masyarakat. Sebagaimana ditunjukkan oleh Köbis, Starke, and Rahwan (2022), kemampuan pembelajaran kecerdasan buatan yang dapat bertindak secara otonom dan tidak seperti generasi sebelumnya dari ICT melaksanakan berbagai tugas yang sebelumnya hanya dilakukan oleh manusia.

Kecerdasan buatan didefinisikan sebagai "sekumpulan teknologi digital yang memungkinkan mesin untuk belajar dan memecahkan masalah kognitif secara mandiri tanpa campur tangan manusia" (Raharja, Angga Aditya Permana, and Analekta Tiara Perdana, 2023). Penerapan utama kecerdasan buatan dalam konteks ini meliputi otomatisasi proses, agen virtual dan analisis ucapan, analisis prediktif untuk pengambilan keputusan, analisis sentimen, dan tinjauan dokumen (Ojo, Mellouli, and Ahmadi Zeleti, 2019). Fokus kecerdasan buatan dalam penelitian ini pada dua teknologi kecerdasan buatan spesifik, yaitu pembelajaran mesin (ML) dan pemrosesan bahasa alami (NLP). Kedua teknologi ini menjadi ciri dari sebagian besar aplikasi kecerdasan buatan untuk kesehatan masyarakat, seperti yang ditunjukkan oleh (Madan and Ashok, 2023) Analisis lintas kasus studi kasus kecerdasan buatan oleh Komisi Eropa dan Pusat Penelitian Gabungan.

Penelitian-penelitian yang menerapkan kecerdasan buatan untuk kesehatan masyarakat sudah banyak dilakukan, seperti (Putri et al., 2022): pengembangan aplikasi self-care berbasis kecerdasan buatan sebagai upaya menurunkan risiko depresi bagi remaja. Sistem ini menunjukkan efektivitas yang tinggi dengan persentase *Likert* sebesar 88%, yang dikategorikan sebagai ‘Sangat Baik’. Skor BDI menurun dari 11 menjadi 9,29 setelah 2 minggu penggunaan aplikasi. Berikutnya, penelitian kasus stunting pada balita di Indonesia (Sutoyo, Widodo, and Rochim, 2021) menentukan intervensi yang tepat untuk menangani kasus stunting pada balita di Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem pendukung keputusan yang dikembangkan mampu memberikan solusi yang tepat dalam menangani kasus stunting, dengan hasil validasi yang menunjukkan akurasi sistem sebesar 83%. Selanjutnya, penelitian *Artificial Intelligence for Diagnosing Child Stunting* (Raharja, Permana, Perdana, 2023). Masalah dari penelitian ini adalah masih kurangnya penelitian langsung tentang diagnosis stunting menggunakan kecerdasan buatan dan kebutuhan solusi untuk orang tua. Hasilnya menunjukkan bahwa berdasarkan *review* sebanyak 36 makalah, kecerdasan buatan banyak digunakan untuk prediksi stunting dan sangat sedikit yang membahas diagnosis langsung menggunakan sistem pakar.

1.2 Identifikasi masalah

Berdasarkan latar belakang penelitian yang telah dibahas sebelumnya maka masalah pada penelitian ini dapat diidentifikasi sebagai berikut:

- a. Analisis ilmiah untuk mengetahui tren penelitian penerapan kecerdasan buatan untuk kesehatan masyarakat terkait penentuan status gizi anak masih belum banyak dilakukan.
- b. Implementasi kecerdasan buatan untuk kesehatan masyarakat terkait dengan model klasifikasi dan deteksi dini serta diagnosis langsung status stunting perlu dilakukan.
- c. Belum ada penerapan model kecerdasan buatan sistem pakar berbasis *ArcGIS* untuk identifikasi, deteksi dini dan pemetaan risiko stunting di Provinsi Lampung.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan penelitian yang telah dibahas sebelumnya serta identifikasi masalah, maka dapat dirumuskan permasalahan pada penelitian ini sebagai berikut:

- a. Penelitian ini difokuskan pada kajian analisis sistematis *literatur review* (SLR) dan analisis bibliometrik untuk mengidentifikasi perkembangan serta implementasi kecerdasan buatan dalam bidang kesehatan masyarakat, khususnya pada kasus stunting.
- b. Penelitian ini mengimplementasikan metode *machine learning* dengan *Support Vector Machine (SVM)* dan *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)* untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan status stunting.
- c. Penelitian ini menerapkan metode berbasis *fuzzy* dan *ArcGIS* untuk meningkatkan identifikasi dan pemetaan risiko stunting berbasis wilayah di Provinsi Lampung.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan pada latar belakang, maka tujuan yang dicapai pada penelitian ini sebagai berikut:

- a. Melakukan kajian analisis bibliometrik implementasi riset kecerdasan buatan pada bidang kesehatan masyarakat terkait kasus stunting.
- b. Mengembangkan *machine learning* menggunakan *hyperparameter* untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan status stunting.
- c. Menerapkan model kecerdasan buatan berbasis *fuzzy* dan *ArcGIS* dengan pendekatan *Explain AI* untuk identifikasi dan pemetaan risiko stunting di Provinsi Lampung.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini antara lain:

- a. Mempermudah peneliti dalam memperoleh informasi tentang tren penelitian kecerdasan buatan terkait status stunting dan membantu

menentukan area dan arah penelitian untuk pengembangan penelitian di masa depan.

- b. Membantu masyarakat dan petugas kesehatan untuk memperoleh informasi deteksi dini dan identifikasi risiko stunting yang dapat digunakan oleh pemerintah dan organisasi kesehatan untuk mengembangkan intervensi yang lebih tepat sasaran dan efektifitas program penanganan dini stunting.
- c. Membantu masyarakat dan petugas kesehatan untuk memperoleh informasi visualisasi spasial risiko stunting dan mengidentifikasi "*hotspot*" atau daerah dengan prevalensi stunting yang tinggi untuk penguatan efektifitas program berbasis wilayah.

1.6 Batasan Masalah

Agar penelitian ini fokus pada permasalahan, maka perlu dilakukan batasan masalah. Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

Penelitian 1:

- a. Durasi tahun terbit artikel yang digunakan pada analisis *SLR* dan *bibliometrik* yaitu 2013 – 2023 (10 tahun).
- b. Menggunakan *Publis or Persih (PoP)* untuk mencari data penelitian.
- c. *Tools VOSviewer* untuk visualisai *bibliometric*.

Penelitian 2:

- a. Metode yang digunakan dalam menentukan klasifikasi status stunting menggunakan pendekatan *machine learning (Support Vector Machine (SVM) dan XGBoost*.
- b. Klasifikasi untuk menentukan status gizi balita berdasarkan data Standar Antropometri Anak menggunakan indeks terkait stunting yaitu panjang badan/ usia (PB/U).
- c. Parameter yang akan dianalisis meliputi faktor status gizi terkait stunting (panjang badan untuk usia).
- d. Daerah penelitian wilayah Provinsi Lampung.

Penelitian 3:

- a. Metode *AI* meliputi penggunaan algoritma *fuzzy* dan analisis spasial menggunakan *ArcGIS*.
- b. Populasi yang menjadi subjek penelitian adalah anak-anak berusia di bawah lima tahun (60 bulan).
- c. Model dikembangkan dalam identifikasi dan pemetaan risiko stunting berbasis wilayah.
- d. Penelitian ini dibatasi pada wilayah Provinsi Lampung.

1.7 Kontribusi Penelitian

Kontribusi yang diberikan dari hasil penelitian ini antara lain:

- a. Memberikan informasi terkait kajian ilmiah tentang tren penelitian kecerdasan buatan terkait kasus stunting pada anak balita.
- b. Penelitian ini dapat menghasilkan model prediktif berbasis kecerdasan buatan yang mampu mengidentifikasi dini anak-anak yang berisiko mengalami stunting berdasarkan data *antropometri*, panjang badan dan usia. Model ini dapat membantu pengambil keputusan dalam merancang intervensi yang lebih efektif dan tepat program.
- c. Penelitian ini menghasilkan pemetaan risiko stunting berbasis wilayah dan mengidentifikasi daerah-daerah dengan tingkat risiko tinggi. Peta ini dapat digunakan oleh pemerintah dan organisasi kesehatan untuk memprioritaskan intervensi efektivitas program stunting yang dibutuhkan berbasis wilayah.

1.8 Keterbaruan (*Novelty*)

Penelitian ini menghasilkan keterbaruan (*novelty*) sebagai berikut:

- a. Penelitian ini menghadirkan kebaruan melalui penggabungan analisis tren jangka panjang, distribusi geografis, serta penilaian kritis terhadap berbagai model kecerdasan buatan dalam studi stunting, yang menghasilkan kajian yang lebih menyeluruh dibandingkan dengan penelitian konvensional yang umumnya hanya berfokus pada aspek pemodelan.
- b. Kebaruan penelitian ini terletak pada pemanfaatan data rutin Posyandu berbasis komunitas yang kontekstual, serta penerapan proses terintegrasi

machine learning secara menyeluruh yang dipadukan dengan analisis perbandingan antara algoritma *SVM* dan *XGBoost*, sehingga mampu menghasilkan model prediksi stunting yang lebih akurat, andal, dan relevan untuk diterapkan.

- c. Penggunaan model *fuzzy* untuk analisis spasial risiko stunting yang digabungkan dengan GIS untuk visualisasi spasial informasi stunting. Inovasi ini menggabungkan kecerdasan buatan (*AI*) dan sistem informasi geografis (GIS) untuk memetakan dan mengidentifikasi risiko stunting secara lebih akurat dan spesifik berbasis wilayah khususnya Provinsi Lampung. Model ini dapat memberikan peta risiko yang lebih dinamis dan berbasis data *real-time* sehingga membantu penguatan efektifitas program berbasis wilayah.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence (AI)*)

Kecerdasan buatan adalah disiplin ilmu dalam bidang komputer yang fokus pada pengembangan algoritma dan sistem yang mampu melakukan tugas yang memerlukan kecerdasan manusia. Tugas-tugas ini meliputi pengenalan pola, pengambilan keputusan, pemrosesan bahasa alami, dan kemampuan belajar dari data (*machine learning*). Salah satu definisi klasik kecerdasan buatan berasal dari John McCarthy, yang mendefinisikan kecerdasan buatan sebagai "ilmu dan rekayasa membuat mesin cerdas." Pada intinya, kecerdasan buatan berusaha menciptakan sistem yang dapat berpikir dan belajar seperti manusia, dengan menerapkan berbagai teknik seperti algoritma genetika, logika *fuzzy*, jaringan saraf tiruan, dan *deep learning* (Manning, 2020).

Fokus utama dari pengembangan kecerdasan buatan adalah menciptakan mesin yang dapat menafsirkan, belajar, merencanakan, dan menyelesaikan masalah dengan cara yang serupa dengan manusia. Prinsip dasar kecerdasan buatan melibatkan penerapan teknologi komputasi yang memungkinkan mesin untuk menunjukkan keterampilan seperti pengenalan, pemahaman bahasa, pembelajaran, penalaran, solusi masalah, dan pengambilan keputusan. Meskipun *AI* luar biasa dalam bidang tertentu, ia lemah dan tidak memahami dunia secara luas. Namun, kecerdasan buatan yang kuat adalah kecerdasan buatan yang setara atau bahkan lebih dari kecerdasan manusia. Belajar, memahami, dan menyelesaikan tugas-tugas yang kompleks adalah kemampuan *AI* (Dennehy *et al.*, 2021).

Dalam pengembangan kecerdasan buatan, ada dua pendekatan utama: kecerdasan buatan lemah (*narrow AI*) dan kecerdasan buatan kuat (*general AI*). Kecerdasan buatan lemah dirancang dan dilatih untuk menyelesaikan tugas-tugas tertentu dan terbatas, seperti pengenalan suara, klasifikasi gambar, dan permainan catur (Flowers, 2019). Sistem kecerdasan buatan jenis ini sudah banyak digunakan

dalam berbagai aplikasi sehari-hari seperti asisten virtual, rekomendasi produk di *e-commerce*, dan deteksi penipuan di perbankan (R. S. T. Lee, 2020). Di sisi lain, kecerdasan buatan kuat adalah konsep yang lebih ambisius yang bertujuan untuk menciptakan mesin yang memiliki kemampuan intelektual umum yang setara dengan manusia, termasuk kemampuan untuk berpikir abstrak, memecahkan masalah kompleks, dan belajar dari pengalaman secara otonom. Meskipun kecerdasan buatan kuat masih menjadi tujuan jangka panjang, penelitian dan pengembangan di bidang ini terus berlanjut (Yadav, Sharma, and Dhake, 2023).

Salah satu komponen kunci dalam kecerdasan buatan adalah *machine learning*, yang memungkinkan sistem untuk belajar dari data tanpa diprogram secara eksplisit untuk setiap tugas (Iqbal H and Sarker, 2021). Dalam *machine learning*, ada beberapa metode yang sering digunakan, termasuk *supervised learning*, *unsupervised learning*, dan *reinforcement learning*. *Supervised learning* melibatkan penggunaan data yang diberi label untuk melatih model sehingga dapat membuat prediksi atau keputusan yang akurat. *Unsupervised learning*, sebaliknya, berfungsi dengan data tanpa label dan berusaha menemukan pola atau struktur tersembunyi dalam data tersebut (Abijono, Santoso, and Anggreini, 2021). *Reinforcement learning* adalah pendekatan di mana agen kecerdasan buatan belajar melalui interaksi dengan lingkungan, menerima umpan balik berupa penghargaan atau hukuman untuk tindakan yang dilakukan. Kombinasi dari teknik-teknik ini memungkinkan pengembangan sistem kecerdasan buatan yang semakin canggih dan aplikatif dalam berbagai bidang, termasuk kesehatan, transportasi, dan keuangan (Roihan, Sunarya, and Rafika, 2020).

Proses pembuatan dan pengembangan perangkat lunak *AI* dapat diselesaikan dengan cepat dengan menggunakan perangkat khusus *AI*, namun belum terlalu banyak yang membuatnya. Penggunaan perangkat lunak khusus dapat mempercepat dan mempermudah proses pembuatan dan pengembangan perangkat lunak kecerdasan buatan. Aplikasi kecerdasan buatan terdiri dari dua bagian utama, yaitu:

1. Basis pengetahuan (*knowledge-based*) yang berisi fakta tentang objek-objek dalam domain yang dipilih dan hubungan di antara domain-domain tersebut.

2. Motor Inferensi (*inference engine*) merupakan sekumpulan cara yang digunakan untuk menguji basis pengetahuan dalam menjawab suatu pertanyaan, menyelesaikan masalah, atau membuat keputusan. *Inference engine* memiliki kemampuan untuk menarik kesimpulan berdasarkan pengalaman.

Beberapa bidang kecerdasan buatan yang saat ini banyak dikembangkan, antara lain:

- a. Sistem Pakar (*Expert System*) merupakan sistem komputer yang Dirancang untuk meniru pengetahuan dan keterampilan seorang pakar manusia di bidang tertentu. Tujuan utama dari sistem pakar adalah memberikan solusi yang cerdas dan tepat dalam menghadapi masalah yang kompleks, dengan cara menerapkan pengetahuan dan aturan yang diperoleh dari para pakar manusia.
- b. Pemrosesan Bahasa Alami (*Natural Language Processing: NLP*) Merupakan cabang kecerdasan buatan yang berfokus pada interaksi antara manusia dan komputer menggunakan bahasa manusia alami. *Natural language processing* melibatkan pemrosesan, analisis, dan generasi bahasa manusia alami, sehingga komputer dapat memahami, menganalisis, dan menghasilkan teks yang dimengerti oleh manusia.
- c. Sistem Sensor dan Robotika, merupakan dua bidang yang saling terkait dan sering digunakan bersama-sama dalam pengembangan sistem otomatis. Sistem sensor digunakan untuk mendeteksi, mengukur, dan mengonversi fenomena fisik menjadi sinyal yang dapat diproses oleh komputer. Robotika, di sisi lain, berkaitan dengan desain, pengembangan, dan penggunaan robot untuk melakukan tugas-tugas tertentu. Sistem sensor terdiri dari berbagai jenis sensor yang digunakan untuk mengumpulkan informasi dari lingkungan fisik. Sensor ini dapat mendeteksi berbagai parameter, seperti suhu, tekanan, cahaya, suara, gerakan, dan banyak lagi. Beberapa contoh sensor yang umum digunakan termasuk sensor suhu, sensor tekanan, sensor optik, sensor gerak, sensor getaran, dan sensor gas.

- d. Komputer Visi (*Computer Vision*) merupakan bidang dalam kecerdasan buatan yang bertujuan untuk memberikan kemampuan kepada komputer untuk memahami dan menganalisis gambar dan video. Tujuan utama dari *computer vision* adalah untuk menginterpretasikan data visual dan memungkinkan komputer untuk "melihat" dunia seperti manusia. Proses *computer vision* melibatkan sejumlah tahap pemrosesan yang kompleks, termasuk pemrosesan gambar, deteksi objek, ekstraksi fitur, pengenalan pola, dan pengambilan keputusan. Teknik-teknik dalam *computer vision* mencakup segmentasi gambar, deteksi objek, pengenalan wajah, pelacakan objek, rekonstruksi 3D, dan lain sebagainya.

2.2 Kesehatan Masyarakat

Kesehatan masyarakat adalah ilmu dan seni mencegah penyakit, memperpanjang hidup, dan meningkatkan kesehatan fisik dan mental melalui usaha terorganisir dan pilihan informasi masyarakat, organisasi, publik, swasta, komunitas, dan individu. Secara teoritis, kesehatan masyarakat berfokus pada tiga pilar utama: promosi kesehatan, pencegahan penyakit, dan perlindungan Kesehatan (Brusaferro et al., 2022). Promosi kesehatan melibatkan upaya meningkatkan pengetahuan, sikap, dan perilaku masyarakat dalam menjaga kesehatan. Pencegahan penyakit mencakup langkah-langkah untuk menghindari penyakit sebelum terjadi, seperti imunisasi dan kampanye kesadaran kesehatan. Perlindungan kesehatan bertujuan melindungi masyarakat dari ancaman kesehatan melalui regulasi, monitoring, dan intervensi kesehatan lingkungan.

Konsep kesehatan masyarakat mencakup berbagai determinan yang memengaruhi status kesehatan populasi, termasuk faktor sosial, ekonomi, lingkungan, dan genetik. Model determinan sosial kesehatan oleh (Jahnel et al., 2022) menunjukkan bahwa kesehatan individu dipengaruhi oleh interaksi kompleks antara faktor-faktor tersebut. Lingkungan fisik seperti kualitas air dan udara, kondisi perumahan, serta akses terhadap layanan kesehatan dasar sangat memengaruhi status kesehatan masyarakat. Selain itu, faktor sosial seperti

pendidikan, pekerjaan, pendapatan, dan dukungan sosial juga memainkan peran penting dalam menentukan kesehatan individu dan komunitas.

Intervensi kesehatan masyarakat sering kali berbasis pada data epidemiologi yang memberikan gambaran mengenai distribusi dan determinan penyakit dalam populasi (Buck Louis et al., 2015). Pendekatan ini memungkinkan identifikasi faktor risiko dan pengembangan strategi pencegahan yang efektif. Misalnya, studi epidemiologi dapat mengungkap pola penyebaran penyakit menular dan membantu dalam desain program imunisasi yang tepat. Kesehatan masyarakat juga memanfaatkan metode statistik untuk mengevaluasi efektivitas intervensi kesehatan dan kebijakan publik. Dengan pendekatan berbasis data, kesehatan masyarakat berupaya mengembangkan solusi yang dapat diimplementasikan secara luas untuk meningkatkan kesehatan dan kesejahteraan seluruh masyarakat.

Stunting masih menjadi masalah gizi utama yang dihadapi Indonesia yang belum teratasi (Kemenkes RI, 2022). *Stunting* adalah kondisi gagal tumbuh pada bayi yang menggambarkan status gizi kurang pada masa pertumbuhan sejak awal kehidupan. *Stunting* ditandai dengan panjang atau tinggi tubuh yang tidak sesuai dengan anak seusianya dan diakibatkan oleh kurangnya gizi pada anak, terutama pada periode 1000 hari pertama partografi, yaitu sejak bayi dalam kandungan sampai usia kurang lebih 2 tahun. Seseorang yang terkena *stunting* akan cenderung mengalami perkembangan fisik yang juga terhambat dan akan berpengaruh pada tingkat kecerdasan bahkan produktivitasnya di masa yang akan datang. Banyak faktor yang menyebabkan seseorang berisiko terkena *stunting*, seperti kekurangan vitamin A, mengidap tuberkulosis (*TBC*), buruknya sanitasi, dan lain sebagainya (Fadilah et al., 2022). Hal ini biasa terjadi pada masa balita. Balita adalah pengertian umum dari anak yang berusia 1-3 tahun (balita) dan anak prasekolah yang berumur 3-5 tahun. Pada masa ini, proses tumbuh kembang manusia sangat penting untuk menjadi penentu keberhasilan tumbuh kembang anak di masa yang akan datang (Sulut, 2017).

Stunting merupakan hasil dari interaksi kompleks berbagai faktor yang dapat diklasifikasikan sebagai penyebab langsung maupun tidak langsung. Penyebab langsung berkaitan dengan dua aspek utama, yaitu ketidakcukupan

asupan gizi dan kondisi kesehatan anak yang rentan terhadap penyakit. Asupan gizi yang tidak memadai dimulai sejak dalam kandungan dan dipengaruhi oleh status gizi ibu hamil. Ibu dengan gizi buruk berisiko melahirkan bayi dengan berat badan lahir rendah (BBLR) atau panjang badan lahir di bawah standar, yang keduanya merupakan faktor risiko awal terjadinya stunting.

Selain itu, pola pengasuhan dan pemberian makanan pada anak juga menjadi penentu penting. Praktik-praktik seperti tidak diberikannya kolostrum, tidak dilakukan Inisiasi Menyusu Dini (IMD), tidak diberikan ASI eksklusif selama enam bulan pertama kehidupan, serta pemberian Makanan Pendamping ASI (MPASI) yang tidak sesuai dari segi waktu, kuantitas, kualitas, dan kebersihan turut memperbesar risiko terjadinya stunting. Di sisi lain, kondisi kesehatan anak yang buruk, terutama karena sering mengalami infeksi seperti diare, pneumonia, dan penyakit menular lainnya, akan memperburuk status gizi dan menghambat pertumbuhan fisik anak secara signifikan.

Di luar faktor biologis dan perilaku, terdapat pula penyebab tidak langsung yang sangat menentukan. Faktor-faktor ini meliputi keterbatasan akses terhadap pangan yang bergizi (sistem pangan), layanan kesehatan yang belum optimal (sistem kesehatan), kurangnya perlindungan sosial dan jaminan sosial, rendahnya pendapatan keluarga, hingga ketimpangan sosial dan ekonomi yang masih tinggi. Seluruh faktor ini saling berinteraksi dalam lingkungan yang lebih luas dan membentuk kondisi yang memungkinkan terjadinya stunting secara berkelanjutan di masyarakat.

Data standar antropometri anak digunakan untuk membandingkan hasil pengukuran berat badan dan panjang/tinggi badan (Indeks Panjang/Tinggi Badan menurut Umur (PB/U atau TB/U)) sebagai dasar klasifikasi penilaian status gizi (stunting) pada balita. Menurut Widgnjosoebroto, antropometri berasal dari bahasa Yunani, yaitu *Anthropos* (*man*) yang berarti manusia dan *metron* (*to measure*) yang berarti ukuran, sehingga dapat disimpulkan bahwa antropometri adalah ilmu yang berhubungan dengan pengukuran dimensi tubuh. Berdasarkan pengukurannya, antropometri dibagi menjadi dua macam, yaitu antropometri statis atau yang berhubungan dengan pengukuran tubuh manusia dalam posisi

diam dan antropometri dinamis atau yang berhubungan dengan pengukuran tubuh manusia dalam posisi bergerak (Pattiasina, Markus, and Pattiselanno, 2022).

Klasifikasi penilaian status gizi berdasarkan Indeks Antropometri sesuai dengan kategori status gizi pada *WHO Child Growth Standards* untuk anak usia 0-5 tahun dan *The WHO Reference 2007* untuk anak 5-18 tahun. Umur yang digunakan pada standar ini merupakan umur yang dihitung dalam bulan penuh, sebagai contoh, bila umur anak 2 bulan 29 hari, maka dihitung sebagai umur 2 bulan. Indeks Panjang Badan (PB) digunakan pada anak umur 0-24 bulan yang diukur dengan posisi terlentang. Bila anak umur 0-24 bulan diukur dengan posisi berdiri, maka hasil pengukurannya dikoreksi dengan menambahkan 0,7 cm. Sementara, indeks tinggi badan (TB) digunakan pada anak umur di atas 24 bulan yang diukur dengan posisi berdiri. Bila anak umur di atas 24 bulan diukur dengan posisi terlentang, maka hasil pengukurannya dikoreksi dengan mengurangi 0,7 cm (Kemenkes, 2020).

Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor 2 Tahun 2020 tentang Standar Antropometri Anak menyatakan bahwa standar antropometri anak didasarkan pada parameter berat badan dan panjang/tinggi badan yang terdiri atas empat indeks, yaitu indeks berat badan menurut umur (BB/U), indeks panjang badan menurut umur atau tinggi badan menurut umur (PB/U atau TB/U), indeks berat badan menurut panjang badan/tinggi badan (BB/PB atau BB/TB) dan indeks massa tubuh menurut umur (IMT/U). Stunting dapat diidentifikasi menggunakan indeks PB/U atau TB/U. Indeks ini menggambarkan pertumbuhan panjang atau tinggi badan anak berdasarkan umurnya yang disebabkan oleh gizi kurang dalam waktu lama. Anak dengan PB/U atau TB/U dibawah minus dua standar deviasi merupakan anak dengan perawakan pendek yang wajib ditindaklanjuti dengan tatalaksana *stunting* dan dirujuk (Kemenkes, 2020).

Menurut peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor 2 Tahun 2020 tentang Standar Antropometri Anak, untuk indeks panjang badan atau tinggi badan menurut umur (anak usia 0-60 bulan) terdapat 4 kategori status gizi yaitu seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1 dan 2, Kategori dan Ambang Batas Status Gizi Anak.

Tabel 1. Kategori dan Ambang Batas Status Gizi Anak.

Kategori Status Gizi	Ambang Batas (Z-Score)
Sangat Pendek (<i>severely stunted</i>)	$< -3 SD$
Pendek (<i>stunted</i>)	$-3 SD \leq Z < -2 SD$
Normal	$-2 SD \leq Z \leq +3 SD$
Tinggi	$> +3 SD$

Tabel 2. Standar PB/U Anak Perempuan Umur 0-60 Bulan.

Umur (bulan)	Panjang Badan (cm)						
	-3SD	-2SD	-1SD	Median	+1SD	+2SD	+3SD
0	43,6	45,4	47,3	49,1	51,0	52,9	54,7
1	47,8	49,8	51,7	53,7	55,6	57,6	59,5
2	51,0	53,0	55,0	57,1	59,1	61,1	63,2
3	53,5	55,6	57,7	59,8	61,9	64,0	66,1
4	55,6	57,8	59,9	62,1	64,3	66,4	68,6
5	57,4	59,6	61,8	64,0	66,2	68,5	70,7
6	58,9	61,2	63,5	65,7	68,0	70,3	72,5
7	60,3	62,7	65,0	67,3	69,6	71,9	74,2
8	61,7	64,0	66,4	68,7	71,1	73,5	75,8
9	62,9	65,3	67,7	70,1	72,6	75,0	77,4
10	64,1	66,5	69,0	71,5	73,9	76,4	78,9
11	65,2	67,7	70,3	72,8	75,3	77,8	80,3
12	66,3	68,9	71,4	74,0	76,6	79,2	81,7
13	67,3	70,0	72,6	75,2	77,8	80,5	83,1
14	68,3	71,0	73,7	76,4	79,1	81,7	84,4
15	69,3	72,0	74,8	77,5	80,2	83,0	85,7
16	70,2	73,0	75,8	78,6	81,4	84,2	87,0
17	71,1	74,0	76,8	79,7	82,5	85,4	88,2
18	72,0	74,9	77,8	80,7	83,6	86,5	89,4
19	72,8	75,8	78,8	81,7	84,7	87,6	90,6
20	73,7	76,7	79,7	82,7	85,7	88,7	91,7
21	74,5	77,5	80,6	83,7	86,7	89,8	92,9
22	75,2	78,4	81,5	84,6	87,7	90,8	94,0
23	76,0	79,2	82,3	85,5	88,7	91,9	95,0
24	76,0	79,3	82,5	85,7	88,9	92,2	95,4
25	76,8	80,0	83,3	86,6	89,9	93,1	96,4
26	77,5	80,8	84,1	87,4	90,8	94,1	97,4
27	78,1	81,5	84,9	88,3	91,7	95,0	98,4
28	78,8	82,2	85,7	89,1	92,5	96,0	99,4
29	79,5	82,9	86,4	89,9	93,4	96,9	100,3
30	80,1	83,6	87,1	90,7	94,2	97,7	101,3
31	80,7	84,3	87,9	91,4	95,0	98,6	102,2
32	81,3	84,9	88,6	92,2	95,8	99,4	103,1
33	81,9	85,6	89,3	92,9	96,6	100,3	103,9
34	82,5	86,2	89,9	93,6	97,4	101,1	104,8
35	83,1	86,8	90,6	94,4	98,1	101,9	105,6
36	83,6	87,4	91,2	95,1	98,9	102,7	106,5
37	84,2	88,0	91,9	95,7	99,6	103,4	107,3

Umur (bulan)	Panjang Badan (cm)						
	-3SD	-2SD	-1SD	Median	+1SD	+2SD	+3SD
38	84,7	88,6	92,5	96,4	100,3	104,2	108,1
39	85,3	89,2	93,1	97,1	101,0	105,0	108,9
40	85,8	89,8	93,8	97,7	101,7	105,7	109,7
41	86,3	90,4	94,4	98,4	102,4	106,4	110,5
42	86,8	90,9	95,0	99,0	103,1	107,2	111,2
43	87,4	91,5	95,6	99,7	103,8	107,9	112,0
44	87,9	92,0	96,2	100,3	104,5	108,6	112,7
45	88,4	92,5	96,7	100,9	105,1	109,3	113,5
46	88,9	93,1	97,3	101,5	105,8	110,0	114,2
47	89,3	93,6	97,9	102,1	106,4	110,7	114,9
48	89,8	94,1	98,4	102,7	107,0	111,3	115,7
49	90,3	94,6	99,0	103,3	107,7	112,0	116,4
50	90,7	95,1	99,5	103,9	108,3	112,7	117,1
51	91,2	95,6	100,1	104,5	108,9	113,3	117,7
52	91,7	96,1	100,6	105,0	109,5	114,0	118,4
53	92,1	96,6	101,1	105,6	110,1	114,6	119,1
54	92,6	97,1	101,6	106,2	110,7	115,2	119,8
55	93,0	97,6	102,2	106,7	111,3	115,9	120,4
56	93,4	98,1	102,7	107,3	111,9	116,5	121,1
57	93,9	98,5	103,2	107,8	112,5	117,1	121,8
58	94,3	99,0	103,7	108,4	113,0	117,7	122,4
59	94,7	99,5	104,2	108,9	113,6	118,3	123,1
60	95,2	99,9	104,7	109,4	114,2	118,9	123,7

Tabel 3. Standar PB/U Anak Perempuan Umur 0-60 Bulan.

Umur (bulan)	Panjang Badan (cm)						
	-3SD	-2SD	-1SD	Median	+1SD	+2SD	+3SD
0	44,2	46,1	48,0	49,9	51,8	53,7	55,6
1	48,9	50,8	52,8	54,7	56,7	58,6	60,6
2	52,4	54,4	56,4	58,4	60,4	62,4	64,4
3	55,3	57,3	59,4	61,4	63,5	65,5	67,6
4	57,6	59,7	61,8	63,9	66,0	68,0	70,1
5	59,6	61,7	63,8	65,9	68,0	70,1	72,2
6	51,2	63,3	65,5	67,6	69,8	71,9	74,0
7	52,7	64,8	67,0	69,2	71,3	73,5	75,7
8	54,0	66,2	68,4	70,6	72,8	75,0	77,2
9	55,2	67,5	69,7	72,0	74,2	76,5	78,7
10	56,4	68,7	71,0	73,3	75,6	77,9	80,1
11	57,6	69,9	72,2	74,5	76,9	79,2	81,5
12	58,6	71,0	73,4	75,7	78,1	80,5	82,9
13	59,6	72,1	74,5	76,9	79,3	81,8	84,2
14	70,6	73,1	75,6	78,0	80,5	83,0	85,5
15	71,6	74,1	76,6	79,1	81,7	84,2	86,7
16	72,5	75,0	77,6	80,2	82,8	85,4	88,0
17	73,3	76,0	78,6	81,2	83,9	86,5	89,2
18	74,2	76,9	79,6	82,3	85,0	87,7	90,4
19	75,0	77,7	80,5	83,2	86,0	88,8	91,5

Umur (bulan)	Panjang Badan (cm)						
	-3SD	-2SD	-1SD	Median	+1SD	+2SD	+3SD
20	75,8	78,6	81,4	84,2	87,0	89,8	92,6
21	76,5	79,4	82,3	85,1	88,0	90,9	93,8
22	77,2	80,2	83,1	86,0	89,0	91,9	94,9
23	78,0	81,0	83,9	86,9	89,9	92,9	95,9
24	78,0	81,0	84,1	87,1	90,2	93,2	96,3
25	78,6	81,7	84,9	88,0	91,1	94,2	97,3
26	79,3	82,5	85,6	88,8	92,0	95,2	98,3
27	79,9	83,1	86,4	89,6	92,9	96,1	99,3
28	80,5	83,8	87,1	90,4	93,7	97,0	100,3
29	81,1	84,5	87,8	91,2	94,5	97,9	101,2
30	81,7	85,1	88,5	91,9	95,3	98,7	102,1
31	82,3	85,7	89,2	92,7	96,1	99,6	103,0
32	82,8	86,4	89,9	93,4	96,9	100,4	103,9
33	83,4	86,9	90,5	94,1	97,6	101,2	104,8
34	83,9	87,5	91,1	94,8	98,4	102,0	105,6
35	84,4	88,1	91,8	95,4	99,1	102,7	106,4
36	85,0	88,7	92,4	96,1	99,8	103,5	107,2
37	85,5	89,2	93,0	96,7	100,5	104,2	108,0
38	86,0	89,8	93,6	97,4	101,2	105,0	108,8
39	86,5	90,3	94,2	98,0	101,8	105,7	109,5
40	87,0	90,9	94,7	98,6	102,5	106,4	110,3
41	87,5	91,4	95,3	99,2	103,2	107,1	111,0
42	88,0	91,9	95,9	99,9	103,8	107,8	111,7
43	88,4	92,4	96,4	100,4	104,5	108,5	112,5
44	88,9	93,0	97,0	101,0	105,1	109,1	113,2
45	89,4	93,5	97,5	101,6	105,7	109,8	113,9
46	89,8	94,0	98,1	102,2	106,3	110,4	114,6
47	90,3	94,4	98,6	102,8	106,9	111,1	115,2
48	90,7	94,9	99,1	103,3	107,5	111,7	115,9
49	91,2	95,4	99,7	103,9	108,1	112,4	116,6
50	91,6	95,9	100,2	104,4	108,7	113,0	117,3
51	92,1	96,4	100,7	105,0	109,3	113,6	117,9
52	92,5	96,9	101,2	105,6	109,9	114,2	118,6
53	93,0	97,4	101,7	106,1	110,5	114,9	119,2
54	93,4	97,8	102,3	106,7	111,1	115,5	119,9
55	93,9	98,3	102,8	107,2	111,7	116,1	120,6
56	94,3	98,8	103,3	107,8	112,3	116,7	121,2
57	94,7	99,3	103,8	108,3	112,8	117,4	121,9
58	95,2	99,7	104,3	108,9	113,4	118,0	122,6
59	95,6	100,2	104,8	109,4	114,0	118,6	123,2
60	96,1	100,7	105,3	110,0	114,6	119,2	123,9

Intervensi stunting merupakan serangkaian upaya yang dilakukan untuk mencegah dan mengurangi kasus stunting pada anak-anak, terutama pada periode 1,000 hari pertama kehidupan. Intervensi ini biasanya melibatkan berbagai program yang fokus pada perbaikan gizi ibu hamil, bayi, dan balita, serta

penguatan layanan Kesehatan. Selain itu, program intervensi juga mencakup edukasi kepada masyarakat mengenai pentingnya asupan gizi seimbang dan perilaku hidup sehat (Berawi, 2020). Pemerintah dan berbagai organisasi non-pemerintah sering kali bekerja sama dalam melaksanakan program ini guna mencapai target pengurangan prevalensi stunting secara nasional.

2.3 *Machine Learning (ML)*

Pembelajaran mesin (*machine learning*) adalah cabang dari kecerdasan buatan yang berfokus pada pengembangan algoritme yang memungkinkan sistem untuk belajar dari data dan membuat prediksi atau keputusan tanpa diprogram secara eksplisit. Pada dasarnya, pembelajaran mesin mengajarkan komputer untuk mengenali pola dan mengambil keputusan berdasarkan pengalaman sebelumnya. Proses pembelajaran ini melibatkan analisis data, pengenalan pola, serta pembuatan model statistik yang kemudian digunakan untuk membuat prediksi atau keputusan di masa mendatang. Dengan terus berkembangnya teknologi dan ketersediaan data yang semakin besar, pembelajaran mesin telah menjadi komponen penting dalam berbagai disiplin ilmu, termasuk bidang kesehatan Masyarakat.

Pembelajaran mesin umumnya diklasifikasikan ke dalam tiga jenis utama, yaitu *supervised learning* (pembelajaran terawasi), *unsupervised learning* (pembelajaran tak terawasi), dan *semi-supervised learning* (pembelajaran semi-terawasi). Pada pendekatan pembelajaran terawasi, model dikembangkan menggunakan data latih yang terdiri dari pasangan input dan output, sehingga sistem dapat mempelajari pola hubungan di antaranya dan kemudian digunakan untuk memperkirakan output dari data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dalam pembelajaran tak terawasi, model bekerja dengan dataset tanpa label dan berusaha menemukan pola tersembunyi atau struktur data. Sedangkan pembelajaran semi-terawasi menggabungkan kedua metode ini, di mana sebagian data diberi label dan sisanya tidak. Setiap pendekatan ini memiliki aplikasi yang berbeda tergantung pada jenis masalah yang dihadapi dan jenis data yang tersedia.

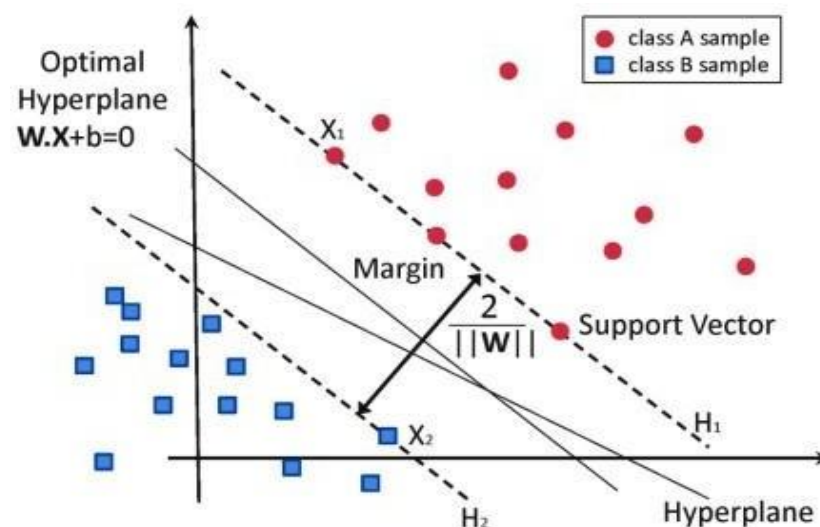
Berbagai *algoritme* digunakan dalam pembelajaran mesin, masing-masing dengan kelebihan dan kekurangannya. *Algoritme* umum yang sering digunakan termasuk *Regresi Linier*, *Pohon Keputusan (Decision Tree)*, *Random Forest*, *K-*

Nearest Neighbor (KNN), *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Neural Network*. Setiap algoritme memiliki pendekatan yang berbeda dalam menganalisis data dan membuat prediksi. Sebagai contoh, algoritme *Random Forest* sangat efektif dalam menangani masalah klasifikasi karena kemampuannya untuk menggabungkan keputusan dari banyak pohon keputusan. Di sisi lain, *Neural Network* dan algoritme berbasis pembelajaran mendalam (*deep learning*) telah mencapai performa yang luar biasa dalam masalah pengenalan gambar dan bahasa alami.

Pembelajaran mesin telah memberikan kontribusi signifikan dibidang kesehatan masyarakat dalam analisis data kesehatan dan pembuatan keputusan klinis. Beberapa aplikasi yang menonjol termasuk prediksi penyakit, analisis risiko kesehatan, serta deteksi pola malnutrisi dan stunting. Misalnya, model pembelajaran mesin dapat digunakan untuk mengidentifikasi faktor risiko yang paling berpengaruh dalam perkembangan stunting pada anak-anak dengan menganalisis data demografi dan kesehatan, *Algoritme* seperti *Random Forest*, *Neural Network*, dan *Support Vector Machine* telah banyak digunakan dalam memprediksi status kesehatan individu berdasarkan data survei kesehatan dan rekam medis.

Meskipun pembelajaran mesin menawarkan banyak peluang untuk meningkatkan analisis data dan prediksi di bidang kesehatan masyarakat, masih ada beberapa tantangan yang harus diatasi. Tantangan utama termasuk kualitas dan kelengkapan data yang digunakan, interpretasi model yang kompleks, serta etika dalam penggunaan data pribadi. Selain itu, model pembelajaran mesin sering kali memerlukan data yang sangat besar untuk memberikan prediksi yang akurat, yang kadang sulit ditemukan di sektor kesehatan Masyarakat. Namun demikian, dengan perkembangan teknologi yang semakin pesat, penggunaan pembelajaran mesin di masa depan diprediksi akan semakin luas, terutama dalam upaya meningkatkan kesehatan global dan mengatasi masalah kesehatan yang kompleks seperti malnutrisi dan stunting.

Klasifikasi merupakan suatu teknik yang dilakukan dengan tujuan untuk memudahkan pencarian suatu objek karena objeknya sudah dikelompokkan terlebih dahulu (Vicky Alfina Nur Syafika and R, Karisma, 2023). Pengukuran antropometri balita yang meliputi umur, jenis kelamin, berat badan (BB), dan tinggi badan (TB) digunakan untuk mengetahui status gizi balita. Salah satu cara untuk mencatat atau mengelompokkan status stunting adalah dengan klasifikasi, dimana pada penelitian ini, proses klasifikasi akan dilakukan dengan menggunakan Algoritma *SVM* dan *XGBoost*, Algoritma *Support vector machine* (SVM) adalah salah satu algoritma *machine learning* yang memiliki prinsip *Structural Risk Minimization* (SRM) dengan tujuan mendapatkan pemisah dua buah *class* pada *input space* atau yang biasa disebut dengan *hyperplane* pada Gambar 1. (Lumbanraja et al., 2019).



Sumber : (Veronica & Tumanggor, 2022)

Gambar 1. Ilustrasi Pemilihan Hyperplane Optimal oleh *Support vector machine* (SVM).

Metode *Xtreme Gradient Boosting* (*XGBoost*) pertama kali dikenalkan oleh Friedman yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi, *XGBoost* adalah metode lanjutan *gradient boosting* yang merupakan metode *ensemble* dari model yang digunakan pada metode *decision tree* yang dikembangkan dengan tujuan mendapatkan hasil *running time* yang lebih cepat dengan data yang lebih besar (Nugraha and Irawan 2023). Algoritma ini memungkinkan melakukan optimasi 10 kali lebih cepat dibandingkan dengan *gradient boosting* lainnya (Givari, Sulaeman, and Umaidah, 2022).

Fungsi objektif digunakan untuk mengukur seberapa baik model tersebut sesuai dengan data latih (Gustriansyah et al, 2024). Terdapat 2 bagian penting dalam *objective function*, yaitu *training loss* yang digunakan untuk mengukur seberapa prediktif model tersebut dengan data latih dan *regularization term* yang digunakan untuk mengontrol kompleksitas model dan membantu untuk menghindari *overfitting* (keadaan ketika model *machine learning* terlalu kompleks sehingga tidak dapat mempelajari pola latih yang mengakibatkan tidak dapat menggeneralisasi dengan baik data uji) (Iqbal H and Sarker, 2021).

Nilai akurasi *XGBoost* tergantung pada parameter yang digunakan, Tabel 4 adalah parameter yang dapat digunakan untuk melihat hasil akurasi terbaik.

Tabel 4. Parameter *XGBoost*.

Parameter	Keterangan
<i>Eta</i>	<i>Learning rate</i> pada proses pelatihan
<i>Max_depth</i>	Tingkat kedalaman suatu pohon, semakin dalam pohon maka akan semakin kompleks
<i>Gamma</i>	Parameter penalty pada <i>regularization</i>
<i>Min_child_weight</i>	Nilai minimal bobot yang dibutuhkan <i>child node</i>
<i>Subsample</i>	Jumlah sampel yang digunakan untuk proses pelatihan, Misal 0,5 berarti menggunakan setengah dari data acak dalam membuat <i>tree</i> baru
<i>Colsample_bytree</i>	Jumlah sampel kolom untuk membuat <i>tree</i> baru

2.3 Logika Fuzzy

Logika *fuzzy* adalah suatu pendekatan matematis yang dikembangkan oleh Lotfi A, Zadeh pada tahun 1965 untuk menangani ambiguitas dalam proses pengambilan keputusan (Oktafiani and Utama, 2020). Logika *fuzzy* merupakan pendekatan dalam kecerdasan buatan yang memungkinkan representasi nilai dalam spektrum kontinu antara 0 dan 1, berbeda dengan logika biner tradisional yang hanya mengenal nilai benar (1) dan salah (0). Pendekatan ini sangat relevan untuk merepresentasikan ketidakpastian dan ambiguitas dalam data dunia nyata, karena memungkinkan sistem untuk menyatakan kondisi sebagai "sebagian benar" atau "sebagian salah", suatu pendekatan yang lebih mencerminkan cara berpikir manusia dalam mengambil keputusan secara intuitif.

Dalam sistem berbasis logika *fuzzy*, data numerik sebagai input awal akan dikonversi menjadi nilai linguistik menggunakan tahapan fuzzifikasi. Proses ini

memungkinkan nilai kuantitatif seperti suhu, tinggi badan, atau tekanan darah untuk direpresentasikan dalam istilah linguistik seperti "rendah", "sedang", atau "tinggi". Setelah itu, nilai-nilai tersebut diproses melalui kumpulan aturan berbasis *F-THEN* yang membentuk inti dari basis aturan (*rule base*). Aturan-aturan ini disusun berdasarkan pengetahuan ahli atau hasil observasi empiris, dan digunakan oleh mesin inferensi (*inference engine*) untuk melakukan penalaran dan menentukan respons sistem terhadap kondisi input.

Tahap terakhir dalam sistem *fuzzy* adalah defuzzifikasi, yaitu proses mengubah hasil keluaran *fuzzy* kembali menjadi nilai numerik yang dapat ditafsirkan dan digunakan dalam pengambilan keputusan nyata. Proses ini penting untuk menghasilkan *output* akhir yang operasional dan dapat diterapkan secara langsung pada sistem fisik atau kebijakan. Secara umum, struktur sistem *fuzzy* terdiri dari empat komponen utama:

1. Fuzzifikasi, yaitu proses mengubah nilai input numerik menjadi bentuk *fuzzy (linguistik)*.
2. Basis Aturan (*Rule Base*), yaitu kumpulan aturan *IF-THEN* yang merepresentasikan hubungan antar variabel *input* dan *output*.
3. Mesin Inferensi (*Inference Engine*), yang menjalankan proses penalaran dengan mengacu pada *rule base* untuk menghasilkan kesimpulan.
4. Defuzzifikasi, yaitu proses konversi hasil *fuzzy* menjadi *output numerik* yang dapat ditindaklanjuti.

Dalam implementasinya, terdapat beberapa metode sistem inferensi *fuzzy* yang banyak digunakan:

- *Fuzzy Mamdani*: Metode ini menggunakan fungsi keanggotaan *fuzzy* untuk baik input maupun *output*. *Output* akhir diperoleh melalui proses defuzzifikasi, seperti metode *centroid*. Pendekatan ini banyak digunakan dalam sistem pakar karena mudah dipahami secara linguistik dan cocok untuk keputusan berbasis intuisi manusia.
- *Fuzzy Sugeno*: Berbeda dengan *Mamdani*, metode Sugeno menggunakan fungsi linier atau konstan untuk bagian *output*. Metode ini menghasilkan

output deterministik yang lebih sesuai untuk aplikasi pengendalian (kontrol) dan pemodelan matematis yang membutuhkan presisi.

- *Fuzzy Tsukamoto*: Dalam metode ini, setiap aturan memiliki konsekuen berbentuk fungsi monoton. Proses *defuzzifikasi* dilakukan secara langsung berdasarkan derajat keanggotaan *fuzzy*, sehingga menghasilkan *output* akhir yang lebih halus dan gradual.

Pengetahuan yang memadai tentang gizi dan upaya peningkatan status gizi sangat penting untuk mencegah kemungkinan terjadinya stunting kronis. Namun, hal ini tampaknya sulit dilakukan oleh masyarakat yang memiliki pengetahuan terbatas tentang gizi. Kesulitan ini dapat diatasi dengan adanya ahli gizi. Dengan pertumbuhan teknologi yang pesat, hasil penelitian dan pelatihan dari para ahli yang terlatih dengan baik, kini terdapat sebuah teknologi yang mengadopsi cara berpikir manusia yang dikenal sebagai kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*), kecerdasan buatan memiliki banyak jenis aplikasi, salah satunya adalah sistem pakar. Sistem ini mengadopsi pengetahuan manusia ke dalam komputer sehingga komputer mampu menyelesaikan masalah seolah-olah ia adalah seorang pakar. Sistem pakar telah diterapkan di berbagai bidang, termasuk bidang kesehatan. Dengan sistem pakar ini, masyarakat akan lebih mudah melakukan konsultasi karena pengetahuan dari ahli gizi telah ditanamkan ke dalam sistem tersebut.

Sistem pakar adalah program komputer yang dirancang untuk memodelkan kemampuan pemecahan masalah layaknya seorang pakar (pakar manusia). Pengetahuan pakar manusia kemudian dapat diadopsi ke dalam suatu sistem yang dapat diakses oleh siapa saja. Terdapat banyak manfaat dari penggunaan sistem pakar, dan sistem ini telah digunakan oleh banyak peneliti sebelumnya, seperti *Fuzzy expert system design for detecting stunting*. Penelitian ini mengembangkan sistem pakar berbasis logika *fuzzy* (*Metode Mamdani*) untuk deteksi dini stunting pada balita. Sistem tersebut mencapai akurasi 80,87%, menunjukkan efektivitasnya dalam mensimulasikan pengetahuan ahli melalui aturan *fuzzy*. Berikutnya, penelitian yang berjudul *Expert System to Diagnose Stunting Disease in Toddlers Using Certainty Factor Method*. Sistem pakar ini dibangun menggunakan metode *certainty factor* untuk mendiagnosis stunting pada anak. Hasilnya menunjukkan

tingkat keyakinan deteksi mencapai 94,28%, menegaskan pentingnya penggabungan pengetahuan pakar ke dalam sistem otomasi. Penelitian dengan judul *Expert System for Stunting Diagnosis in Children Using Certainty Factor Method* mengembangkan sistem pakar berbasis *Certainty Factor* untuk mendiagnosis stunting, dengan tingkat keyakinan mencapai 98,74%. Sistem ini efektif dan mudah digunakan di puskesmas.

2.4 AI Berbasis ArcGIS

Penerapan kecerdasan buatan dalam kombinasi dengan Sistem Informasi Geografis (*Geographic Information System: GIS*) seperti *ArcGIS* telah menunjukkan potensi besar dalam identifikasi dan pemetaan risiko stunting. Teknologi ini memungkinkan penggabungan analisis data spasial dengan algoritma *machine learning* untuk mengidentifikasi daerah-daerah yang berisiko tinggi mengalami stunting (Fadliana and Darajat, 2021). Pendekatan ini tidak hanya meningkatkan akurasi identifikasi tetapi juga memberikan alat yang kuat untuk pengambil keputusan dalam merancang intervensi yang lebih efektif dan tepat sasaran.

ArcGIS, sebagai *platform GIS* yang kuat, memungkinkan pengumpulan, pengelolaan, dan analisis data geospasial. Ketika digabungkan dengan *AI*, terutama *machine learning* dan *deep learning*, data spasial yang kaya ini dapat diolah untuk mengidentifikasi pola-pola dan determinan stunting yang mungkin tidak terlihat dengan metode tradisional. Misalnya, *algoritma clustering* dan klasifikasi dapat digunakan untuk menganalisis data lingkungan, sosial ekonomi, dan akses kesehatan untuk menentukan faktor-faktor risiko utama yang berkontribusi terhadap stunting di wilayah tertentu (Ratna Dwi Christyanti et al., 2022).

Implementasi kecerdasan buatan berbasis *ArcGIS* dalam pemetaan risiko stunting melibatkan beberapa langkah penting. Pertama, pengumpulan data yang relevan seperti data demografi, status kesehatan, akses terhadap fasilitas kesehatan, kualitas air dan sanitasi, serta data lingkungan lainnya. Data ini kemudian diproses dan dianalisis menggunakan algoritma *machine learning* untuk mengidentifikasi hubungan dan pola yang signifikan, Misalnya, studi oleh (Kamel Boulos et al. 2019) menunjukkan bahwa menggunakan algoritma *Random Forest* dan *Support Vector*

Machines (SVM) dalam *ArcGIS* dapat secara efektif mengidentifikasi area dengan risiko tinggi stunting berdasarkan berbagai indikator lingkungan dan sosial ekonomi.

Setelah analisis dilakukan, hasilnya divisualisasikan dalam peta risiko yang mudah dipahami, Peta ini menunjukkan wilayah dengan berbagai tingkat risiko stunting, yang memungkinkan pengambil keputusan untuk merancang dan mengimplementasikan intervensi yang lebih spesifik dan tertarget, Dengan demikian, sumber daya dapat dialokasikan dengan lebih efisien ke daerah-daerah yang paling membutuhkan, Selain itu, peta risiko ini juga dapat digunakan untuk memantau dan mengevaluasi efektivitas intervensi dari waktu ke waktu, memberikan umpan balik yang berharga untuk penyesuaian strategi (Wang et al., 2016).

2.5 Aplikasi Kecerdasan Buatan dibidang Kesehatan

Kecerdasan buatan memiliki potensi besar untuk merevolusi bidang kesehatan masyarakat dengan menawarkan solusi yang lebih efisien dan efektif dalam berbagai aspek, mulai dari pencegahan penyakit hingga manajemen Kesehatan. Salah satu aplikasi utama kecerdasan buatan dalam kesehatan masyarakat adalah analisis data kesehatan dalam skala besar untuk mengidentifikasi tren dan pola yang mungkin tidak terlihat dengan metode tradisional, Misalnya, *machine learning* dapat digunakan untuk memproses dan menganalisis data dari rekam medis elektronik (*Electronic Health Records, (HER)*), yang memungkinkan deteksi dini penyakit kronis, prediksi wabah penyakit menular, dan identifikasi populasi yang rentan (Yu, Beam, and Kohane, 2018).

Selain analisis data, kecerdasan buatan juga dapat digunakan untuk mengoptimalkan proses diagnosis dan pengobatan. Teknologi seperti *deep learning* dan pengolahan citra medis telah menunjukkan kemampuan luar biasa dalam mendeteksi penyakit dengan akurasi yang tinggi, Contohnya, algoritma kecerdasan buatan telah dikembangkan untuk mendeteksi kanker kulit, penyakit retina, dan tumor otak melalui analisis gambar medis seperti foto kulit, retinal scans, dan *MRI* (Esteva et al., 2017). Dengan kemampuan ini, kecerdasan buatan tidak hanya mempercepat proses diagnosis tetapi juga meningkatkan akurasi, sehingga

mengurangi beban kerja tenaga kesehatan dan meningkatkan hasil klinis bagi pasien.

Di bidang kesehatan masyarakat, kecerdasan buatan juga memainkan peran penting dalam manajemen dan distribusi sumber daya kesehatan. Algoritma optimasi dapat digunakan untuk merancang strategi distribusi vaksin yang efisien, terutama dalam situasi darurat seperti pandemi *COVID-19*. Selain itu, kecerdasan buatan dapat membantu dalam perencanaan kapasitas rumah sakit dan alokasi sumber daya medis untuk memastikan bahwa fasilitas kesehatan dapat menangani lonjakan pasien selama wabah atau bencana alam. Dengan menggunakan model prediktif, pihak berwenang dapat membuat keputusan yang lebih baik berdasarkan data *real-time* dan proyeksi yang akurat, yang pada akhirnya meningkatkan respons kesehatan masyarakat secara keseluruhan (Gautam, G, and N, 2023).

Kecerdasan buatan telah mulai diterapkan dalam berbagai aspek penanganan status gizi, menawarkan solusi yang lebih canggih dan efisien untuk mengidentifikasi dan mengatasi masalah gizi di berbagai populasi. Salah satu aplikasi utama *AI* dalam penanganan status gizi adalah penggunaan *machine learning* untuk analisis data nutrisi. Dengan menganalisis data besar dari survei gizi, rekam medis, dan data demografis, *algoritma machine learning* dapat mengidentifikasi pola-pola dan determinan gizi yang kompleks yang mungkin sulit dikenali oleh metode tradisional. Sebagai contoh, algoritma ini dapat memprediksi risiko kekurangan gizi atau obesitas pada populasi tertentu berdasarkan faktor-faktor seperti asupan makanan, aktivitas fisik, dan kondisi kesehatan lainnya (Iqbal H and Sarker, 2021).

Kecerdasan buatan juga digunakan untuk mengembangkan aplikasi mobile dan perangkat lunak yang dapat membantu individu dalam manajemen gizi pribadi. Aplikasi ini menggunakan teknik pemrosesan bahasa alami (*NLP*) dan visi komputer untuk memantau asupan makanan pengguna secara otomatis melalui pengenalan gambar dan teks. Misalnya, aplikasi mobile dapat mengambil foto makanan dan menggunakan kecerdasan buatan untuk memperkirakan kandungan nutrisinya, memberikan rekomendasi gizi yang dipersonalisasi, serta memantau perubahan status gizi dari waktu ke waktu (Fengqing Zhu et al., 2010). Teknologi

ini membantu individu dalam membuat keputusan makan yang lebih baik dan meningkatkan kepatuhan terhadap program diet yang sehat.

Ditingkat populasi, kecerdasan buatan juga berperan penting dalam merancang dan mengevaluasi intervensi gizi. Model prediktif berbasis kecerdasan buatan dapat digunakan untuk menilai efektivitas program intervensi gizi sebelum diimplementasikan secara luas, membantu pembuat kebijakan dalam merancang strategi yang lebih efektif. Contohnya, kecerdasan buatan dapat digunakan untuk mensimulasikan dampak intervensi gizi seperti fortifikasi makanan atau distribusi suplemen pada prevalensi kekurangan mikronutrien dalam suatu populasi. Selain itu, kecerdasan buatan juga dapat memonitor dan mengevaluasi program-program gizi secara real-time, memungkinkan penyesuaian yang cepat dan tepat berdasarkan data lapangan yang aktual (Wang et al., 2016).

Pendekatan klasifikasi berbasis aturan (*rule-based classification approach*) adalah salah satu metode dalam kecerdasan buatan yang digunakan untuk mengkategorikan atau mengklasifikasikan data berdasarkan aturan-aturan yang telah ditentukan sebelumnya (Eslam M, Mustafa, Mahmoud M, Saad, and Lydia Wahid Rizkallah, 2023). Metode ini mengandalkan sekumpulan aturan *if-then* yang secara eksplisit didefinisikan untuk memetakan input data ke kategori tertentu. Klasifikasi berbasis aturan sering digunakan dalam berbagai aplikasi termasuk diagnosis medis, penilaian risiko, dan analisis data kesehatan masyarakat karena kemampuannya yang transparan dan mudah dipahami (Sarker et al., 2024).

Rule-based Classification merupakan sebuah *rule-based classifier* yang digunakan sebagai sekumpulan dari *rule IF-THEN* untuk klasifikasi. Sebuah aturan *IF-THEN* dengan *form*. Proses data klasifikasi memiliki dua tahapan, yang pertama adalah *Learning*: dimana training data dianalisa dengan menggunakan sebuah algoritma klasifikasi (Dyta Kresna Devi Damayanti and M, Jakfar 2023). Dan yang kedua adalah *Classification*: dimana pada tahap ini test data digunakan untuk mengestimasi ketepatan dari *classification rules*. Jika keakuratan yang dikondisikan dan yang diperkirakan dapat diterima, *rules* tersebut dapat diaplikasikan pada klasifikasi lainnya dari tuple data yang baru. Metode *rule-based classification* memiliki kelebihan jika diterapkan pada domain yang sederhana

maka rule-based mudah untuk diverifikasi dan divalidasi (Christopher, 2019). Alasan penggunaan *rule-based classification* ini untuk mengklasifikasi / mengelompokkan guru baru berdasarkan kemampuan dan peminatan mengajar agar didapatkan guru yang berkompetensi dan berkualitas.

Pendekatan *rule-based classification* dalam lingkup kesehatan masyarakat sangat berguna karena memungkinkan pengambilan keputusan yang dapat dijelaskan dan diaudit. Misalnya, dalam sistem pendukung keputusan klinis (*Clinical Decision Support Systems, (CDSS)*), aturan-aturan dapat didefinisikan berdasarkan pedoman medis dan praktik terbaik untuk membantu dokter dalam membuat diagnosis atau merencanakan perawatan. Sebuah studi oleh (Shortliffe and Cimino, 2021) menunjukkan bahwa *CDSS* berbasis aturan dapat meningkatkan akurasi diagnosis dan kepatuhan terhadap pedoman klinis, yang pada gilirannya meningkatkan hasil kesehatan pasien. Aturan-aturan ini mungkin melibatkan kombinasi berbagai faktor seperti gejala pasien, hasil tes laboratorium, dan riwayat kesehatan untuk memberikan rekomendasi yang sesuai.

Klasifikasi berbasis aturan (*rule-based classification approach*) dapat diaplikasikan secara efektif untuk penanganan status gizi, membantu dalam identifikasi kondisi gizi individu dan populasi berdasarkan kriteria yang telah ditetapkan. Dalam hal masalah penanganan status gizi, pendekatan ini menggunakan aturan *if-then* yang secara eksplisit dirancang berdasarkan pedoman gizi, hasil penelitian, dan standar kesehatan yang diakui secara internasional. Sebagai contoh, klasifikasi status gizi pada anak-anak dapat dilakukan dengan menggunakan aturan yang berdasarkan indikator antropometri seperti berat badan untuk umur (BB/U), tinggi badan untuk umur (TB/U), dan indeks massa tubuh untuk umur (IMT/U). Aturan-aturan ini dapat diimplementasikan dalam sistem pendukung keputusan (*Decision Support Systems, (DSS)*) untuk membantu tenaga kesehatan dalam menentukan apakah seorang anak termasuk dalam kategori gizi baik, gizi kurang, gizi buruk, atau obesitas. Sebuah studi oleh (Wang et al., 2016) menunjukkan bahwa sistem pendukung keputusan berbasis aturan yang menggunakan data antropometri dapat meningkatkan akurasi dan konsistensi dalam penilaian status gizi anak-anak di klinik dan komunitas.

Pendekatan berbasis aturan juga dapat diintegrasikan dengan data lain seperti pola makan, aktivitas fisik, dan riwayat kesehatan untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai status gizi. Misalnya, aturan dapat mencakup kriteria asupan kalori harian yang sesuai, proporsi makronutrien yang dianjurkan, dan frekuensi aktivitas fisik. Dengan menggabungkan berbagai sumber data ini, sistem berbasis aturan dapat memberikan rekomendasi yang lebih akurat dan spesifik untuk intervensi gizi. Dalam sebuah studi oleh (Begum, Rahman, and Omar Faruk, 2024) pendekatan *hybrid* yang menggabungkan *rule-based classification* dan *machine learning* digunakan untuk memprediksi status gizi anak-anak berdasarkan data survei gizi nasional, menunjukkan peningkatan dalam deteksi kasus malnutrisi dibandingkan dengan metode tradisional.

Namun, meskipun efektif, implementasi *rule-based classification* dalam penanganan status gizi juga menghadapi beberapa tantangan. Salah satu tantangan utama adalah kebutuhan untuk terus memperbarui dan memelihara aturan-aturan tersebut seiring dengan berkembangnya pedoman gizi dan temuan ilmiah baru. Selain itu, aturan yang terlalu banyak atau kompleks dapat mengurangi transparansi dan efisiensi sistem. Untuk mengatasi masalah ini, pendekatan *hybrid* yang menggabungkan *rule-based systems* dengan *machine learning* telah dikembangkan, memungkinkan sistem untuk belajar dan menyesuaikan aturan secara otomatis berdasarkan data terbaru, sambil mempertahankan interpretabilitas dan keandalan (Cronin et al., 2017).

Beberapa penelitian terkait dengan metode kecerdasan buatan dibidang kesehatan masyarakat sudah dilakukan seperti kecerdasan buatan dalam penilaian teknologi kesehatan oleh (Bélisle-Pipon et al., 2021). Penelitian ini mengidentifikasi dan mengevaluasi tantangan yang ditimbulkan oleh teknologi kesehatan berbasis kecerdasan buatan dalam proses *Health Technology Assessment (HTA)* tradisional, termasuk aspek etis, sosial, dan legal. Hasil penelitian menemukan bahwa kecerdasan buatan dalam *HTA* menunjukkan keunikan dalam lima dimensi utama: fitur khas *AIHTA*, dampak sistemik pada sektor kesehatan, ekspektasi tinggi terhadap kecerdasan buatan dalam kesehatan, tantangan etis,

sosial, dan legal yang baru, serta batasan evaluatif yang baru yang ditimbulkan oleh kecerdasan buatan.

Penelitian penggunaan kecerdasan buatan dalam pengembangan platform pembelajaran mesin multifungsi untuk meningkatkan layanan kesehatan dan kedokteran oleh (Ahmed et al., 2020). Penelitian ini mengidentifikasi tantangan dalam mengintegrasikan data klinis yang besar dan heterogen untuk membuat keputusan medis yang tepat waktu dan efektif. Tantangan tersebut termasuk standar data yang berbeda, volume data yang besar, dan kebutuhan untuk algoritma analisis yang kuat. Implementasi kecerdasan buatan dalam kesehatan dapat meningkatkan akurasi diagnosis, mempercepat proses pengambilan keputusan, dan mengurangi biaya kesehatan. Platform pembelajaran mesin yang multifungsi dapat mendukung dokter dalam stratifikasi pasien, memahami skenario klinis tertentu, dan mengoptimalkan pengambilan keputusan.

Penelitian terkait dengan kecerdasan buatan dalam kesehatan global (Schwalbe and Wahl, 2020) mengidentifikasi empat kategori utama intervensi kesehatan berbasis kecerdasan buatan: (1) diagnosis, (2) penilaian risiko morbiditas atau mortalitas pasien, (3) prediksi dan pemantauan wabah penyakit, dan (4) perencanaan kebijakan kesehatan. Kecerdasan buatan telah menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam meningkatkan akurasi diagnosis, memprediksi risiko kesehatan, dan mendukung pengambilan keputusan kebijakan kesehatan. Penelitian penggunaan kecerdasan buatan dalam skrining kanker payudara (C, I, Lee et al., 2020), menemukan bahwa kecerdasan buatan memiliki potensi untuk meningkatkan akurasi skrining kanker payudara. Namun, untuk memastikan efektivitas dan generalisasi klinis, diperlukan validasi eksternal yang ekstensif pada populasi yang beragam. Artikel ini juga menekankan pentingnya pemantauan dan penyempurnaan algoritma kecerdasan buatan secara terus-menerus untuk menjaga kinerjanya.

Penggunaan kecerdasan buatan untuk kesehatan masyarakat dalam mengintegrasikan teknologi kecerdasan buatan untuk meningkatkan layanan kesehatan di masyarakat, termasuk tantangan etis, regulasi, dan praktis (Panch et al., 2019). Penelitian ini mengidentifikasi peluang utama kecerdasan buatan dalam

bidang kesehatan masyarakat seperti peningkatan efisiensi layanan kesehatan, deteksi penyakit, dan personalisasi perawatan. Namun, juga ditemukan risiko signifikan seperti ketidaksetaraan akses, potensi bias dalam algoritma, dan tantangan etis yang perlu ditangani. Penelitian penggunaan data media sosial dalam aplikasi kecerdasan buatan untuk kesehatan masyarakat (Gilbert et al., 2020). menemukan bahwa ada isu-isu etis utama yang perlu diperhatikan dalam penggunaan data media sosial untuk aplikasi kecerdasan buatan, termasuk kebutuhan untuk persetujuan yang diinformasikan, melindungi privasi individu, dan memastikan data dianonimkan dengan benar.

Penelitian menggunakan sistem pendukung keputusan dengan metode *Certainty Factor* untuk menentukan intervensi yang tepat dalam menangani kasus stunting pada balita di Indonesia, termasuk masalah nutrisi yang buruk dan infeksi berulang (Sutoyo, Widodo, and Rochim, 2021), menunjukkan bahwa sistem pendukung keputusan yang dikembangkan mampu memberikan solusi yang tepat dalam menangani kasus stunting, dengan hasil validasi menunjukkan akurasi sistem sebesar 83%. Sistem ini juga mempercepat pengurangan jumlah kasus stunting dan meningkatkan pengawasan terhadap upaya pemerintah dalam memerangi stunting.

Metode *Naïve Bayes* digunakan untuk memprediksi status stunting berdasarkan atribut seperti jenis kelamin, usia, tinggi badan, dan berat badan (Rozaq and Purnomo, 2022). Hasil uji menunjukkan bahwa sistem *Naïve Bayes* dapat mengklasifikasikan status stunting dengan tingkat akurasi 58%, precision 68%, dan recall 58%. Hasil ini menunjukkan bahwa meskipun metode ini cukup efektif, masih ada ruang untuk perbaikan dalam hal akurasi dan efisiensi, Penelitian menggunakan sistem pakar berbasis metode *fuzzy mamdani* untuk mendeteksi stunting. Sistem ini menggabungkan variabel seperti usia ibu, indeks massa tubuh (BMI), anemia, dan berat badan bayi, dengan tujuan untuk memprediksi risiko stunting (L, Wanti et al., 2024). Sistem pakar yang dikembangkan ini berhasil mendeteksi stunting dengan tingkat akurasi 80,87% dibandingkan dengan diagnosis pakar. Sistem ini juga menunjukkan fleksibilitas dengan kemampuan untuk menyesuaikan variabel sesuai dengan kebutuhan lapangan.

Pada Tabel 5. disajikan ringkasan penelitian terdahulu yang menunjukkan posisi dari penelitian yang akan dilakukan.

Tabel 5. Ringkasan penelitian terdahulu.

No	Penulis & Tahun	Judul Artikel	Masalah	Metode	Hasil
1	(Bélisle-Pipon et al., 2021).	What Makes Artificial Intelligence Exceptional in Health Technology Assessment?	Tantangan penilaian teknologi kesehatan yang menggunakan <i>AI</i>	Tinjauan literatur sistematis	Identifikasi 5 dimensi eksesional <i>AI</i> dalam <i>HTA</i> , termasuk tantangan etis, sosial, dan legal
2	(Ahmed et al., 2020).	Artificial Intelligence with Multi-Functional Machine Learning Platform Development for Better Healthcare and Precision Medicine	Tantangan dalam mengintegrasikan data klinis yang besar dan heterogen untuk membuat keputusan medis yang tepat waktu dan efektif.	Tinjauan literatur, analisis platform pembelajaran mesin, diskusi solusi <i>AI</i> dan <i>ML</i> .	Identifikasi berbagai solusi <i>AI</i> dan <i>ML</i> untuk meningkatkan analisis data kesehatan, implementasi rekam medis elektronik (EHR), dan prediksi medis yang lebih akurat
3	(Schwalbe and Wahl, 2020).	Artificial Intelligence and the Future of Global Health	Tantangan dalam integrasi <i>AI</i> untuk kesehatan di negara berpenghasilan rendah dan menengah	Tinjauan literatur sistematis, analisis tematik	Identifikasi empat kategori utama intervensi kesehatan berbasis <i>AI</i> : diagnosis, penilaian risiko, prediksi wabah, dan perencanaan kebijakan kesehatan
4	(Panch et al., 2019).	Artificial intelligence: opportunities and risks for public health	Tantangan dalam integrasi <i>AI</i> untuk meningkatkan layanan kesehatan masyarakat serta risiko dan peluang yang terkait	Tinjauan literatur sistematis, analisis risiko dan peluang <i>AI</i> dalam kesehatan masyarakat	Identifikasi peluang dan risiko utama <i>AI</i> dalam kesehatan masyarakat, potensi peningkatan efisiensi dan efektifitas layanan kesehatan, serta risiko ketidaksetaraan,
5	(Gilbert et al., 2020).	A call for an ethical	Tantangan etis dalam	Tinjauan literatur dan	Identifikasi isu-isu etis utama seperti

No	Penulis & Tahun	Judul Artikel	Masalah	Metode	Hasil
		framework when using social media data for artificial intelligence applications in public health research.	penggunaan data media sosial untuk aplikasi <i>AI</i> di kesehatan masyarakat, termasuk masalah privasi, persetujuan, dan anonimisasi,	analisis tematik terhadap isu-isu etis penggunaan data media sosial untuk <i>AI</i> di penelitian kesehatan masyarakat	persetujuan yang diinformasikan, privasi, dan anonimisasi; serta pentingnya kerangka kerja etis untuk melindungi hak dan martabat individu yang datanya digunakan,
6	(C, I, Lee et al., 2020).	Pathways to breast cancer screening artificial intelligence algorithm validation	Tantangan dalam validasi algoritma <i>AI</i> untuk skrining kanker payudara, termasuk kurangnya validasi eksternal pada populasi yang beragam	Tinjauan literatur sistematis, analisis risiko dan peluang <i>AI</i> dalam skrining kanker payudara	Identifikasi bahwa <i>AI</i> dapat meningkatkan akurasi skrining namun memerlukan validasi eksternal yang ekstensif pada populasi yang beragam untuk memastikan generalisasi dan efektivitas klinis,
7	(J, Morgenster n et al., 2021).	“ <i>AI</i> ’s gonna have an impact on everything in society, so it has to have an impact on public health”	Tantangan integrasi <i>AI</i> dalam kesehatan masyarakat termasuk etika, regulasi, dan kapasitas	Studi deskriptif kualitatif dengan wawancara semi-terstruktur	Identifikasi peluang seperti penggunaan big data, peningkatan intervensi kesehatan, dan tantangan seperti bias dan kurangnya regulasi
8	(Sutoyo, Widodo, and Rochim, 2021).	Decision support system for handling intervention on toddlers stunting cases in Indonesia using the certainty	Tantangan dalam menentukan intervensi yang tepat untuk menangani kasus stunting pada balita di Indonesia	Sistem pendukung keputusan menggunakan metode Certainty Factor, implementasi sistem pakar	Sistem menunjukkan peningkatan dalam mengurangi jumlah kasus stunting dengan memberikan solusi yang tepat dan pengawasan pemerintah lebih baik, validasi

No	Penulis & Tahun	Judul Artikel	Masalah	Metode	Hasil
		factor method		berbasis web	menunjukkan akurasi 83% dan fungsi sistem berjalan dengan baik sesuai daftar kebutuhan
8	(Putri et al., 2022).	Aplikasi Self-care berbasis Kecerdasan Buatan sebagai Upaya Menurunkan Risiko Depresi bagi Remaja	Tingginya risiko depresi pada remaja, stigma gangguan mental, dan akses terbatas ke layanan kesehatan mental di Indonesia	Metode Research and Development (R&D) dengan model PPE: Planning, Production, Evaluation	Aplikasi SEJATI menunjukkan efektivitas yang tinggi dengan skor Likert sebesar 88% dan penurunan skor BDI dari 11 menjadi 9,29 setelah 2 minggu penggunaan
9	(Raharja, Angga Aditya Permana, and Analekta Tiara Perdana, 2023).	Artificial Intelligence for Diagnosing Child Stunting: A Systematic Literature Review	Kurangnya penelitian langsung tentang diagnosa stunting menggunakan <i>AI</i> dan kebutuhan solusi untuk orang tua,	Sistematis Literatur Review mengikuti protokol PRISMA	Review 36 makalah menunjukkan <i>AI</i> banyak digunakan untuk prediksi stunting, sangat sedikit yang membahas diagnosa langsung menggunakan sistem pakar,
10	(Rozaq and Purnomo, 2022).	Classification of Stunting Status in Toddlers Using Naïve Bayes Method in the City of Madiun Based on Website	Klasifikasi status stunting pada balita menggunakan metode konvensional yang kurang efisien	Metode Naïve Bayes, bahasa pemrograman Python dan framework Flask untuk klasifikasi status stunting	Naïve Bayes dengan akurasi 58%, precision 68%, dan recall 58% berdasarkan hasil uji confusion matrix
11	(Wahyudi, 2023).	Studi Kasus Pengembangan dan Penggunaan Artificial Intelligence (AI) Sebagai	Tantangan dalam penerapan <i>AI</i> di berbagai sektor di Indonesia, termasuk	Penelitian observasional dengan pendekatan kualitatif deskriptif; analisis	<i>AI</i> dapat meningkatkan efisiensi dan kualitas layanan di berbagai sektor seperti pendidikan, kesehatan, dan

No	Penulis & Tahun	Judul Artikel	Masalah	Metode	Hasil
		Penunjang Kegiatan Masyarakat Indonesia	pendidikan, kesehatan, ekonomi, dan pertanian	literatur dan studi kasus	ekonomi, namun masih terdapat tantangan dalam adopsi dan penerapan yang luas
12	(Martony, 2023).	Stunting di Indonesia: Tantangan dan Solusi di Era Modern	Tingginya prevalensi stunting di Indonesia, meskipun ada penurunan dalam beberapa tahun terakhir; tantangan dalam mengatasi faktor-faktor penyebab stunting di era modern,	Metode kualitatif dengan analisis deskriptif, studi pustaka untuk mengumpulkan informasi teknis	Penelitian menunjukkan bahwa tingkat stunting di Indonesia masih tinggi, Faktor-seperti gizi kurangnya dalam jangka waktu lama, pola asuh yang kurang efektif, kurangnya pengetahuan tentang pola makan seimbang, kurangnya perawatan pasca melahirkan, infeksi berulang, dan sanitasi yang buruk menjadi penyebab utama, Diperlukan solusi yang komprehensif dan terintegrasi untuk mengatasi tantangan ini,
13	(L, Wanti et al., 2024).	Fuzzy Expert System Design for Detecting Stunting	Tantangan dalam mendeteksi stunting pada balita secara dini, terutama dalam kondisi ketidakpastian dan variasi yang tinggi dalam data,	Sistem pakar menggunakan metode fuzzy Mamdani, menggabungkan berbagai variabel seperti usia ibu, BMI, anemia, dan berat bayi,	Sistem pakar yang dikembangkan mampu mendeteksi stunting dengan tingkat akurasi 80,87% , Sistem ini juga memungkinkan untuk penambahan atau pengurangan variabel berdasarkan kondisi lapangan,

No	Penulis & Tahun	Judul Artikel	Masalah	Metode	Hasil
14	(Syafika and Karisma, 2023).	Implementasi Support Vector Machine (SVM) dalam Penentuan Klasifikasi IKPS di Indonesia,	Tantangan dalam menentukan klasifikasi dan evaluasi efektivitas program penanganan stunting di berbagai provinsi di Indonesia,	Support Vector Machine (SVM) dengan kernel polinomial, menggunakan data sekunder dari Badan Pusat Statistik (BPS),	Model SVM dengan polinomial menunjukkan akurasi 100% dalam klasifikasi IKPS, dengan parameter terbaik $h = 1$ dan $C = 100$
15	(Wiwien Hadikurniawati et al., 2023).	Triangular fuzzy numbers-based MADM for selecting pregnant mothers at risk of stunting,	Tantangan dalam memilih ibu hamil yang memiliki risiko tinggi melahirkan bayi stunting berdasarkan berbagai faktor seperti usia ibu, status gizi, lingkaran lengan, hemoglobin, dan BMI.	Metode Multi-Attribute Decision Making (MADM) berbasis angka fuzzy segitiga (Triangular Fuzzy Numbers - TFN) untuk mengatasi ketidakpastian dan ambiguitas dalam pengambilan Keputusan,	Ibu hamil dengan risiko tertinggi diidentifikasi menggunakan TFN, memberikan peringkat dari yang paling berisiko hingga yang paling tidak berisiko melahirkan bayi stunting, Model ini terbukti efektif dalam pengambilan keputusan dengan hasil yang lebih akurat,
16	(Eka Satriani Sakti, Martya Rahmaniati Makful, and Romariana Dewi, 2023).	Analisis Spasial Prioritas Penanganan Stunting di Kota Aceh	Tingginya prevalensi stunting di Provinsi Aceh dan kebutuhan untuk menentukan prioritas penanganan berdasarkan data spasial,	Penelitian deskriptif ekologi menggunakan Sistem Informasi Geografis (SIG) untuk memetakan prevalensi stunting dan faktor-faktor yang	Hasil penelitian menunjukkan bahwa beberapa kabupaten/kota di Aceh memiliki prevalensi stunting yang sangat tinggi (>40%) dan faktor-faktor yang mendukungnya seperti BBLR dan infeksi berulang, Daerah prioritas

No	Penulis & Tahun	Judul Artikel	Masalah	Metode	Hasil
				berkorelasi dengan stunting.	utama untuk penanganan stunting dapat diidentifikasi,
17	(Dyta Kresna Devi Damayanti and M, Jakfar, 2023).	Klasifikasi Status Stunting Balita Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means,	Tingginya jumlah balita yang mengalami stunting di Surabaya dan tantangan dalam mengklasifikasi status gizi balita secara akurat,	Algoritma Fuzzy C-Means untuk mengelompokkan balita ke dalam tiga cluster: normal, stunted, dan severely stunted berdasarkan data antropometri,	Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa akurasi metode Fuzzy C-Means dibandingkan dengan Z-Score adalah 50%.
18	(Hanieh et al., 2019).	The Stunting Tool for Early Prevention: Development and External Validation of a Novel Tool to Predict Risk of Stunting in Children at 3 Years of Age,	Kurangnya alat prediksi dini yang dapat digunakan untuk mendeteksi risiko stunting pada anak-anak, terutama di masa bayi awal,	Pengembangan model prediksi menggunakan regresi logistik pada data kohort prospektif dari Vietnam,	Model prediksi ini mampu mengidentifikasi risiko stunting pada anak dengan akurasi tinggi (AU-ROC 0,85) berdasarkan faktor-faktor seperti tinggi badan orang tua, berat badan, dan panjang bayi pada usia 6 bulan,
19	(Zetiano A Taraleuw, A, Leiwakabesy, and J, Latuny 2024).	Sistem Pakar Analisis Perbedaan Stunting dengan Familial Short Stature pada Balita Menggunakan Metode Certainty Factor,	Kesulitan membedakan stunting dengan kondisi Familial Short Stature pada balita, yang seringkali sulit didiagnosis oleh kader	Metode Certainty Factor diterapkan dalam sistem pakar untuk menganalisis perbedaan antara stunting dan	Dari 532 data balita di bawah standar, sistem mengidentifikasi 91 kasus stunting dan 58 kasus Familial Short Stature, menunjukkan bahwa tidak semua balita yang pendek mengalami stunting, dan sebaliknya,

No	Penulis & Tahun	Judul Artikel	Masalah	Metode	Hasil
			posyandu hanya berdasarkan tinggi badan balita,,	Familial Short Stature menggunakan variabel seperti riwayat tinggi dan berat lahir, lingkaran lengan atas, dan variabel lainnya,	
20	(Arna Fariza, Rengga Asmara, and Galuh Nurul Istiqomah, 2023).	Visualisasi Spasial Temporal Tingkat Risiko Stunting di Jawa Timur Menggunakan Metode Fuzzy,	Tingginya prevalensi stunting di Jawa Timur dan perlunya visualisasi spasial untuk penentuan daerah risiko tinggi stunting,	Metode Fuzzy Mamdani digunakan untuk menentukan tingkat risiko stunting berdasarkan data prevalensi stunting, cakupan pelayanan kesehatan, sanitasi, desa UCI, dan ASI eksklusif,	Hasil visualisasi menunjukkan bahwa beberapa daerah di Jawa Timur memiliki tingkat risiko stunting yang tinggi, sedang, dan rendah. Hasil ini divisualisasikan dalam peta berbasis website untuk memudahkan pemantauan,
21	(Oton Saeful Bachri et al., 2021).	Penentuan Status Stunting pada Anak dengan Menggunakan Algoritma KNN,	Tingginya tingkat stunting di Desa Sirampog dan perlunya klasifikasi status gizi yang akurat untuk balita,	Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) digunakan untuk mengklasifikasi status gizi balita berdasarkan umur, berat badan,	KNN dengan nilai k=3 memberikan akurasi tertinggi sebesar 83% dalam menentukan status gizi balita,

No	Penulis & Tahun	Judul Artikel	Masalah	Metode	Hasil
				tinggi badan, dan lingkaran kepala,	
22	(Junta Zeniarja et al., 2020).	Penerapan Algoritma Naive Bayes dan Forward Selection dalam Klasifikasi Status Gizi Stunting pada Puskesmas Pandanaran Semarang,	Tantangan dalam mengklasifikasi status gizi stunting pada balita dengan akurasi yang tinggi,	Algoritma Naive Bayes digunakan untuk klasifikasi, sementara metode Forward Selection diterapkan untuk memilih fitur yang relevan dan meningkatkan akurasi,	Algoritma Naive Bayes mencapai akurasi 83,33%, sementara kombinasi Naive Bayes dan Forward Selection meningkatkan akurasi menjadi 86,00%,
23	(Clara Dewanti et al., 2020).	Pemodelan Faktor-Faktor yang Memengaruhi Status Balita Stunting di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Regresi Probit Biner	Tingginya prevalensi stunting di Jawa Timur dan perlunya pemahaman faktor-faktor yang memengaruhi status gizi balita	Regresi Probit Biner digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel prediktor (BBLR, tinggi badan ibu, pendidikan ibu, ASI eksklusif, dll.) dengan status gizi balita,	Tingkat pendidikan ibu dan pemberian ASI eksklusif adalah variabel yang berpengaruh signifikan terhadap status stunting, Model memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 67,81%,

Tabel 6. Topik penelitian implementasi *AI* pada kesehatan masyarakat.

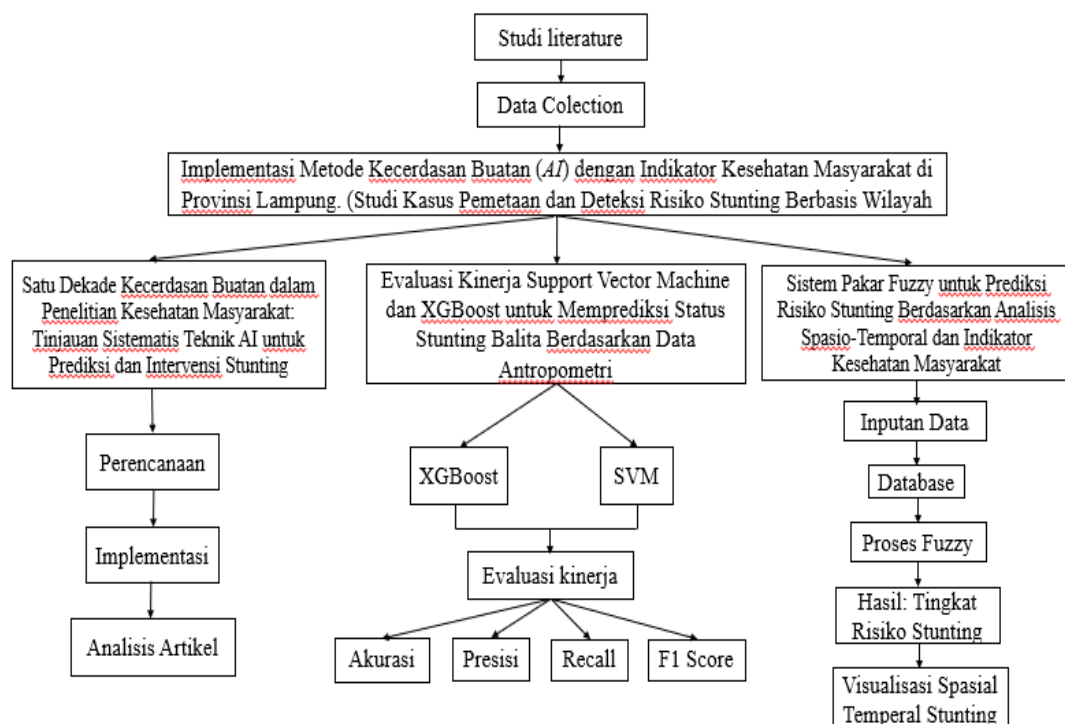
Topik	Metode	Hasil
Klasifikasi Status Stunting	Algoritma AI (SVM, KNN, Naïve Bayes, Fuzzy C-Means)	Peningkatan akurasi klasifikasi status gizi balita, hasil akurasi berkisar 50% - 83%
Sistem Pakar untuk Diagnosa Stunting	Sistem Pakar (Certainty Factor, Fuzzy Mamdani)	Peningkatan deteksi stunting secara dini dengan akurasi hingga 80,87%
Tantangan Etis dalam Penggunaan AI	Tinjauan Literatur & Analisis Etis	Ditemukan masalah privasi, persetujuan, dan anonimisasi dalam penerapan AI di kesehatan masyarakat
Penentuan Intervensi untuk Penanganan Stunting	Sistem Pendukung Keputusan & SIG	Pemetaan spasial untuk penentuan prioritas intervensi stunting, identifikasi daerah dengan risiko tinggi
Pengembangan Aplikasi Berbasis AI untuk Pencegahan	Pengembangan Aplikasi (R&D)	Efektivitas aplikasi dalam menurunkan risiko kesehatan mental dan mendeteksi risiko stunting

Berdasarkan Tabel 6, implementasi *Artificial Intelligence (AI)* dalam kesehatan masyarakat banyak digunakan untuk klasifikasi status stunting, diagnosis dini, penentuan intervensi, dan pengembangan aplikasi pencegahan. Metode seperti *SVM*, *KNN*, *Naïve Bayes*, *Fuzzy Mamdani*, serta Sistem Pendukung Keputusan mampu meningkatkan akurasi deteksi stunting hingga 80,87% dan membantu pemetaan wilayah berisiko tinggi. Selain itu, aplikasi berbasis *AI* dinilai efektif dalam mendeteksi risiko stunting. Namun, penerapan *AI* juga menghadapi tantangan etis seperti privasi data dan persetujuan pengguna.

III. METODOLOGI PENELITIAN

4.1 Desain Penelitian

Desain penelitian ini berfokus pada penerapan metode kecerdasan buatan dalam bidang kesehatan Masyarakat. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengeksplorasi bagaimana teknologi kecerdasan buatan dapat digunakan secara efektif untuk meningkatkan kesehatan masyarakat, dengan mengidentifikasi pola, menganalisis data, dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik. Dalam bagian ini, akan dijelaskan pendekatan desain yang digunakan, termasuk metode kecerdasan buatan yang dipilih, skenario implementasi, serta bagaimana teknologi ini diintegrasikan ke dalam sistem kesehatan untuk mencapai hasil yang optimal dan berkelanjutan. Desain penelitian yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Desain penelitian.

Pada Gambar 2. menunjukkan desain penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini. Diawali dengan melakukan studi literatur yang mengulas analisis bibliometric dari penelitian-penelitian terkait. Hasil analisis tersebut memetakan kata kunci dan topik apa saja yang sedang banyak dikaji.

3.2 Studi Literature

Studi literatur merupakan tahap awal dalam penelitian ini yang bertujuan untuk mengidentifikasi, memahami, dan menganalisis perkembangan penelitian terkait penerapan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) dalam bidang kesehatan masyarakat, khususnya dalam prediksi dan intervensi stunting. Pada tahap ini, peneliti mengkaji berbagai sumber ilmiah seperti jurnal internasional, prosiding, dan publikasi terindeks yang relevan untuk memperoleh gambaran komprehensif mengenai metode, algoritma, serta pendekatan yang telah digunakan sebelumnya. Fokus utama kajian mencakup penggunaan algoritma *machine learning* seperti *Support Vector Machine (SVM)*, *XGBoost*, serta pendekatan sistem pakar *fuzzy* dalam memodelkan risiko stunting.

Selain itu, studi literatur juga dilakukan untuk mengidentifikasi kesenjangan penelitian (*research gap*), tren perkembangan teknologi, serta kelebihan dan keterbatasan dari metode yang telah ada. Hasil dari kajian ini menjadi dasar dalam merancang kerangka penelitian, menentukan metode yang digunakan, serta membangun model yang lebih optimal dan kontekstual. Studi literatur tidak hanya berfungsi sebagai landasan teoritis, tetapi juga sebagai acuan dalam pengembangan model kecerdasan buatan yang relevan dengan kebutuhan kesehatan masyarakat. Tahapan pada proses studi *literature review* ini memberikan kerangka kerja umum untuk melakukan *literature review* tentang kecerdasan buatan di bidang kesehatan masyarakat, khususnya status stunting.

3.3 Data Collection

Tahap pengumpulan data dilakukan untuk memperoleh data yang relevan dan representatif dalam mendukung proses pemodelan dan analisis prediksi stunting. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari sumber data kesehatan masyarakat, khususnya data antropometri balita yang dikumpulkan

melalui layanan posyandu di wilayah penelitian. Data tersebut mencakup berbagai indikator penting seperti berat badan, tinggi badan, usia, serta variabel pendukung lainnya yang berhubungan dengan status gizi dan kesehatan balita.

Selain data antropometri, penelitian ini juga mengintegrasikan indikator kesehatan masyarakat lainnya, seperti cakupan desa *UCI*, cakupan ASI eksklusif, akses terhadap sanitasi sehat, dan pelayanan kesehatan balita. Proses pengumpulan data dilakukan secara sistematis dengan memastikan kualitas data, termasuk kelengkapan, konsistensi, dan validitas. Data yang telah dikumpulkan selanjutnya akan digunakan sebagai input dalam proses analisis *machine learning* dan sistem *fuzzy*, sehingga mampu menghasilkan model prediksi yang akurat dan sesuai dengan kondisi nyata di lapangan.

3.4 Metode Penelitian Satu Dekade Kecerdasan Buatan dalam Penelitian Kesehatan Masyarakat: Tinjauan Sistematis Teknik *AI* untuk Prediksi dan Intervensi Stunting.

Penelitian *systematic literature review (SLR)* dengan judul Satu Dekade Kecerdasan Buatan dalam Penelitian Kesehatan Masyarakat: Tinjauan Sistematis Teknik *AI* untuk Prediksi dan Intervensi Stunting bertujuan untuk mengumpulkan semua penelitian tentang topik tertentu, mengevaluasinya secara kritis, dan menyimpulkan hasil penelitian yang telah dianalisis (Budi and Suryono, 2023), *SLR* telah banyak digunakan dalam berbagai bidang penelitian antara lain bidang Kesehatan (Alsaleh et al., 2023), kecerdasan buatan (Whear et al., 2022), *machine learning* (Thieme, Belgrave, and Doherty, 2020), pertanian (Sachithra and Subhashini, 2023), keuangan/perbankan (Suryono, Budi, and Purwandari, 2020) dan lain sebagainya, Tahapan yang dilakukan dalam membangun *SLR* pada penelitian ini dilakukan dalam tiga tahapan yaitu perencanaan, implementasi dan pelaporan. Diagram alir proses *SLR* dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Alir Proses SLR

3.4.1 Perencanaan

Langkah pertama yang dilakukan yaitu mengidentifikasi kebutuhan *SLR* seperti menentukan area topik penelitian, menentukan tujuan, menentukan kriteria pemilihan artikel dan mengidentifikasi kata kunci apa saja yang akan digunakan dalam mencari artikel penelitian. Sebelum melakukan *SLR*, seorang peneliti harus mengidentifikasi alasan melakukan *SLR* dan melihat apakah *SLR* merupakan strategi yang tepat. Selain itu, penting untuk melakukan pengecekan apakah hal yang sama pernah dilakukan di area tersebut sebelumnya. Jika sudah ada *review* sebelumnya, apakah *SLR* yang akan dilakukan memiliki justifikasi yang cukup kuat untuk tetap dilanjutkan. Selama proses pengerjaan *SLR*, peneliti harus membuat pertanyaan penelitian terlebih dahulu yang digunakan sebagai pegangan dalam pengerjaan *SLR*.

SLR penelitian ini bertujuan untuk menyelidiki berbagai metode kecerdasan buatan yang digunakan dalam kesehatan masyarakat dan menentukan kriteria artikel pada proses *literature review* yang dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Kriteria artikel.

Inklusi	Eksklusi
Artikel yang diterbitkan dalam 10 tahun terakhir tahun 2015 s.d 2024.	Artikel yang diterbitkan sebelum rentang waktu yang ditentukan,
Jurnal penelitian dalam bahasa Inggris.	Jurnal penelitian tidak dalam bahasa Inggris.
Menggunakan metode dan teknologi <i>AI</i> seperti <i>Machine Learning</i> , <i>Deep Learning</i> , atau <i>Neural Networks</i> .	Teknologi konvensional atau non- <i>AI</i> (tanpa penggunaan teknik berbasis kecerdasan buatan).

Inklusi	Eksklusi
Studi yang mencakup prediksi, diagnosis, intervensi, atau evaluasi terkait stunting atau malnutrisi. Artikel penelitian asli (<i>original research</i>).	Studi yang tidak menyertakan metode atau algoritma dan evaluasi <i>AI</i> terkait stunting atau malnutrisi. Editorial, opini, review, proceeding, atau artikel <i>non-peer-reviewed</i> .

Pengumpulan data dilakukan melalui penelusuran publikasi yang terindeks *Google Scholar* menggunakan aplikasi *Publish or Perish (PoP)*. Kata kunci yang digunakan dalam penelitian ini adalah kata kunci yang relevan dengan topik *SLR* yang akan digunakan dalam pencarian literatur. Kata kunci yang digunakan antara lain “*Artificial Intelligence*”, “*Public Health*”, “*Machine Learning*”, *Publish or Perish* dipilih karena aplikasi tersebut menyediakan berbagai macam pilihan database artikel, antara lain dari *Crossref*, *Google Scholar*, *PubMed*, *Microsoft Academic*, *Scopus*, dan *Web of Science*. Tampilan pengumpulan artikel menggunakan *PoP* dapat dilihat pada Gambar 4.

Harzing's Publish or Perish (Windows GUI Edition) 7.29.3156.7695

File Edit Search View Help

My searches: Saved queries SZombies Trash

Search terms: journal, ("machine learning" OR "expert system" OR "decision support system") AND ("stunting" OR "malnutrition") AND ("Artificial Intelligence") and ("Public Health") and ("Machine Learning") from 2013 to 2024

Source: Google Scholar

Papers	Cites	Cites/y...	h	g	h _i no...	h _i ann...	acc...	Search date	Cache date
999	27807	2509.73	64	150	35	3.18	163	08/13/2024	08/13/2024
1000	57606	5236.91	117	209	64	5.82	454	08/13/2024	08/13/2024
996	33555	3050.45	81	130	60	5.45	206	07/22/2024	07/22/2024

Google Scholar search

How to search with Google Scholar

Authors: Years: 2013 - 2024 Search

Publication name: journal ISSN: Search Direct

Title words: Clear All

Keywords: ("Artificial Intelligence") and ("Public Health") and ("Machine Learning") Revert

Maximum number of results: 1000 (may be further limited by data source) New

Results

Cites	Per year	Rank	Authors	Title
106	26.50	1	M Naseem, R Akhund, H Arshad...	Exploring the potential of artificial intelligence and machine learning to combat COVID-19 and existing opportunities for LMIC: a scoping review
570	95.00	2	T Panch, P Szolovits, R Atun	Artificial intelligence, machine learning and health systems
60	20.00	3	I Rodriguez-Rodriguez, JV Rodriguez...	Applications of artificial intelligence, machine learning, big data and the internet of things to the COVID-19 pandemic: A scientometric review
37	12.33	4	AB Payedimari, D Concina, L Portin...	Prediction models for public health containment measures on COVID-19 using artificial intelligence and machine learning: a systematic review
61	61.00	5	AA Theodosiou, RC Read	Artificial intelligence, machine learning and deep learning: Potential resources for the infection clinician
32	32.00	6	CR MacIntyre, X Chen...	Artificial intelligence in public health: the potential of epidemic early warning systems
11	11.00	7	JCG Corpuz	Artificial intelligence (AI) and public health
88	88.00	8	D Jungwirth, D Haluza	Artificial intelligence and public health: an exploratory study
18	6.00	9	C Kittanawong, S Kaplan	Artificial intelligence in global health
17	17.00	10	TO Olorunsogo, A Anyanwu, TO Abr...	Emerging technologies in public health campaigns: Artificial intelligence and big data
13	4.33	11	TQ Sun	Adopting artificial intelligence in public healthcare: the effect of social power and learning algorithms
39	13.00	12	MM Rahman, F Khatun, A Uzaman...	A comprehensive study of artificial intelligence and machine learning approaches in confronting the coronavirus (COVID-19) pandemic
11	11.00	13	L Flores, S Kim, SD Young	Addressing bias in artificial intelligence for public health surveillance
180	45.00	14	RA Berner, AM Hilberg, R Meila, JP ...	Artificial intelligence and suicide prevention: a systematic review of machine learning investigations
69	17.25	15	JD Morgenstern, E Buajitti, M O'Neill...	Predicting population health with machine learning: a scoping review
29	29.00	16	B Koçak, R Cuocolo, DP Dos Santos...	Must-have qualities of clinical research on artificial intelligence and machine learning
38	38.00	17	KH Abdullah, D Sofyan	Machine learning in safety and health research: a scientometric analysis
71	23.67	18	S Abbasgholizadeh Rahimi, F Légaré...	Application of artificial intelligence in community-based primary health care: systematic scoping review and critical appraisal

Copy Results Save Results

Frequently Asked Questions Training Resources (multilingual) YouTube Channel

Gambar 4. Metode penelusuran menggunakan *PoP*.

Database yang digunakan dalam proses pencarian artikel penelitian ini yaitu *Google Scholar*. Hal ini dikarenakan *Google Scholar* merupakan database yang dapat diakses secara bebas, terbuka untuk semua peneliti dan masyarakat umum, mencakup sebagian besar bidang penelitian ilmiah, dan merupakan sumber paling populer dari informasi ilmiah (Falagas et al., 2008). Pada proses awal pencarian berdasarkan kata kunci dan kriteria yang digunakan pada penelitian ini jumlah artikel yang akan digunakan sebanyak 1646 artikel. Selanjutnya, data yang diperoleh akan disimpan dalam bentuk *file RIS* atau *Research Information Systems Citation File*.

3.4.2 Implementasi

Tahapan selanjutnya yaitu melengkapi metadata melalui *Zotero* dan dilanjutkan dengan *screening* artikel. *Screening* dilakukan dengan cara membaca cepat pada bagian abstrak dan judul. Hasil dari proses *screening* artikel harus sesuai dengan kriteria pencarian penulis. Artikel-artikel yang tidak membahas tentang penerapan dan metode kecerdasan buatan dalam kesehatan masyarakat yang hanya melingkupi satu kata kunci saja, misal hanya membahas tentang *machine learning* atau hanya membahas tentang kesehatan masyarakat dan yang tidak relevan atau tidak memenuhi kriteria penelitian akan dihapus dari *list literature*. Hasil *screening* akan ditampilkan dengan format tabel matrik seperti yang ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil *screening* artikel.

Kriteria	Jumlah artikel
Tidak relevan dengan kata kunci	-
Tidak dalam bahasa Inggris	-
Data rangkap	-
Tidak terindeks <i>Scopus</i>	-
Terindeks <i>Scopus quartile</i> Q3, Q4	-
Terindeks <i>Scopus quartile</i> Q1, Q2	-
Total	-

Hasil *screening* dari artikel terindeks *Scopus Quartile Q1* s,d *Q4* yang akan digunakan dalam penelitian ini.

3.4.3 Analisis Artikel

Tahapan akhir dari *SLR* memasukkan data yang sudah diperoleh dari hasil *screening* ke aplikasi *VOSviewer* dengan tujuan untuk memvisualisasikan pola

jaringan atau hubungan antar *bibliometrik* ke dalam tiga kategori, diantaranya *network visualization*, *overlay visualization*, dan *density visualization*, *Network visualization* bertujuan untuk memvisualisasikan kuat atau tidaknya jaringan atau hubungan antar term (istilah) penelitian. *Overlay visualization* bertujuan untuk memvisualisasikan jejak historis berdasarkan tahun diterbitkannya penelitian, sedangkan *density visualization* bertujuan untuk menampilkan kerapatan atau penekanan pada kelompok penelitian.

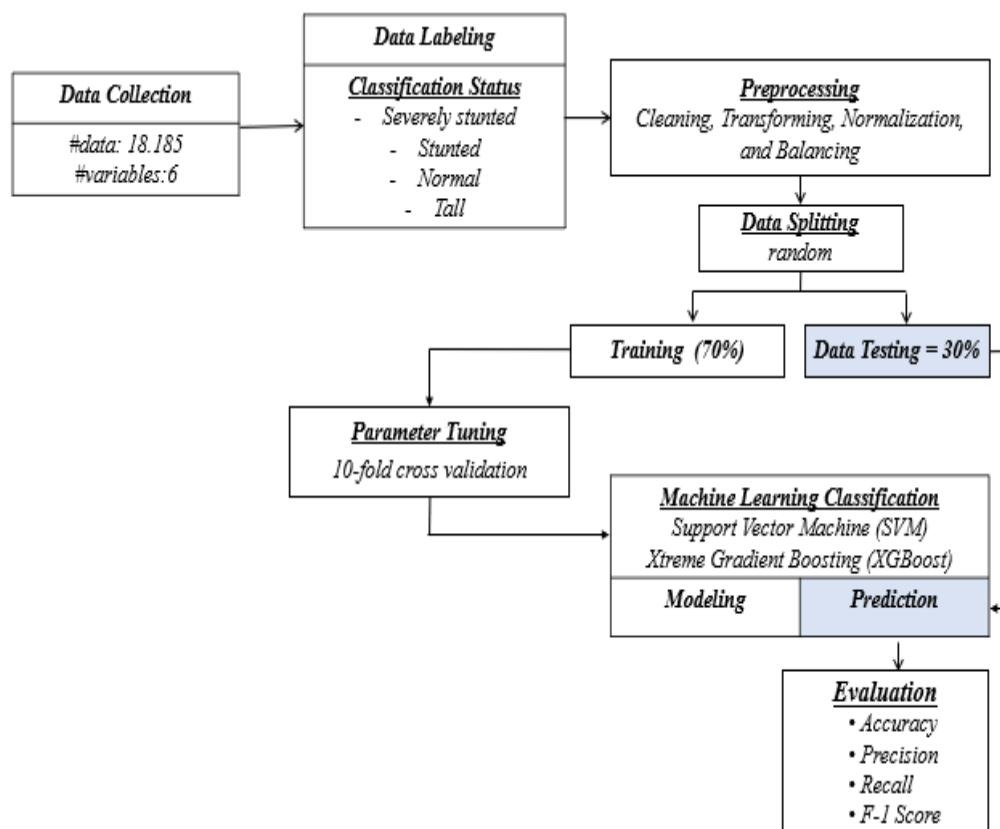
Pada penelitian ini dilakukan analisis *SLR* terhadap artikel yang terindeks *Scopus Quartile Q1 s.d Q4*. Hal ini dikarenakan artikel yang terindeks *Scopus Quartile Q1-Q4* memiliki dampak yang signifikan pada kutipan penelitian dibandingkan dengan artikel yang tidak terindeks, dapat dilakukan analisis sitasi (Falagas et al., 2008) dan yang umum digunakan pada analisis bibliometrik (Waltman and Noyons, 2020).

Analisis bibliometrik merupakan aplikasi metode statistik dan matematika terhadap literatur seperti buku, majalah, publikasi online, serta media komunikasi lainnya. Pemetaan yang diperoleh dari aplikasi *VOSviewer* nantinya dapat dijadikan sebagai acuan dalam melakukan analisis konten secara akurat berdasarkan nama peneliti, tahun publikasi, produktivitas peneliti, dan tren riset. Pada penelitian ini, analisis bibliometrik dilakukan untuk menganalisis hubungan bibliometrik berdasarkan kata kunci (*co-occurrence*). Selain itu, juga melakukan analisis literatur terkait implementasi kecerdasan buatan dalam bidang kesehatan yang terkait dengan stunting, sekaligus merangkum penelitian-penelitian terdahulu dan mengidentifikasi kebaruan yang dapat mendorong kemajuan dalam bidang ini.

3.5 Metode Penelitian Evaluasi Kinerja *Support Vector Machine* dan *XGBoost* untuk Memprediksi Status Stunting Balita Berdasarkan Data Antropometri.

Bagian ini menjelaskan tentang langkah-langkah yang dilakukan dalam kegiatan penelitian untuk proses klasifikasi status stunting dengan pendekatan *rule-based classification* dan evaluasi kinerja beberapa metode *machine learning* untuk model klasifikasi. Tahap penelitian diawali dengan penentuan masalah, dilanjutkan dengan pengumpulan data. Sebelum data dimasukkan ke dalam model, perlu

dilakukan anotasi untuk menentukan kelas status stunting, Selanjutnya dilakukan *pre-processing* terhadap data tersebut. Pada tahap ini, data dibersihkan dan disesuaikan untuk diproses pada langkah selanjutnya (normalisasi data, transformasi data dan *balancing* data). Tahap selanjutnya adalah data yang sudah seimbang sesuai dengan kelasnya akan diolah dengan metode *machine learning* *Support Vector Machine (SVM)* dengan parameter dan *XGBoost* model dengan parameter. Tahapan klasifikasi stunting berbasis *Machine Learning Classifier* dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Metode *Machine Learning Classifier*.

3.5.1 Data Collection

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari pengumpulan data berdasarkan data antropometri yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Propinsi Lampung. Data diseleksi berdasarkan jenis kelamin, tanggal lahir, berat badan lahir, tinggi badan lahir, berat badan, tinggi badan dan tinggi badan per usia. Data Standar Antropometri Anak untuk membandingkan hasil pengukuran berat badan

dan panjang/tinggi badan (Indeks Panjang/Tinggi Badan menurut Umur (PB/U atau TB/U)) sebagai dasar klasifikasi penilaian status gizi (stunting) pada balita berdasarkan Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor 2 Tahun 2020 tentang Standar Antropometri Anak. Bentuk data yang diperoleh dari pengumpulan data seperti yang ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Ilustrasi Dataset.

JK	Tgl Lahir	BB Lahir	TB Lahir	Berat	Tinggi
P	2018-03-15	2,7	47	12	94,2
L	2018-06-02	3,2	49	14	98,1
P	2018-06-12	3	50	10,8	97
L	2020-01-03	3,5	50	12,5	88,4
P	2020-12-12	3	49	11,7	80,6
L	2018-07-06	2,9	48	16,8	95,5
P	2018-07-06	3,1	48	16,5	93,9
P	2018-07-08	3	50	16,8	94
P	2021-08-13	3,1	50	8,3	70,2
P	2021-07-02	3,3	49	8,8	73,4
L	2020-02-13	2,7	48	12,5	88,4
L	2020-09-10	3	48	12,5	83,2
P	2018-02-23	3,3	50	13,4	99,2

Data yang disajikan dalam bentuk Indeks Standar Antropometri Anak dimanfaatkan untuk menilai pertumbuhan panjang atau tinggi badan anak sesuai dengan usianya. Melalui indeks ini, dapat dikenali kondisi anak yang mengalami stunting maupun stunting berat, yang umumnya dipengaruhi oleh kekurangan gizi kronis atau riwayat penyakit yang berulang. Selain itu, indeks ini juga memungkinkan identifikasi anak dengan tinggi badan di atas rata-rata usianya. Kasus anak dengan tinggi yang sangat berlebih biasanya berkaitan dengan gangguan hormonal atau endokrin, meskipun kejadian tersebut relatif jarang ditemukan di Indonesia.

3.5.2 Data Labelling

Pada tahap ini dilakukan anotasi atau pelebelan terhadap dataset dengan mengacu pada kategori dan ambang batas status gizi anak berdasarkan standar PB/U anak laki-laki umur 0-60 bulan dan standar PB/U anak perempuan umur 0-60

bulan. Anotasi dilakukan secara otomatis menggunakan metode *Rule-Based Classification Approach* dengan tahapan sebagai berikut:

- a. Input Data: Mengambil data anak yang mencakup jenis kelamin, tanggal lahir, dan panjang badan.
- b. Perhitungan usia: Menghitung usia anak dalam bulan.
- c. Pemilihan tabel standar: Memilih tabel standar antropometri yang sesuai berdasarkan jenis kelamin anak (L untuk laki-laki, dan P untuk perempuan).
- d. Klasifikasi Status Gizi: Menggunakan tabel standar untuk mengklasifikasikan status gizi anak dalam kategori yang sesuai (*Several Stunted, Stunted, Normal* atau *Tall*) berdasarkan panjang badan terhadap umur (TB/U).

3.5.3 *Pre-Processing Data*

Pre-Processing data dilakukan guna meningkatkan kualitas data yang akan digunakan, tahapan ini meliputi proses berikut:

- a. Pembersihan data (*data cleaning*).
Tahapan ini bertujuan memperbaiki kesalahan yang terdapat di dalam data seperti data 0 (nol) dan data kosong (tidak terdapat *value* data).
- b. Mengubah data (*data transforming*).
Tahapan ini bertujuan untuk mengubah data menjadi format yang sesuai untuk analisis, yaitu numerik, sehingga data yang berbentuk teks harus diubah menjadi bentuk numerik dengan bantuan *Google Colab Python*.
- c. Normalisasi data.
Tahapan ini bertujuan untuk mengubah nilai data pada skala tertentu agar lebih umum untuk digunakan pada tahap selanjutnya. Tahapan ini dilakukan dengan bantuan *Python* di *Google Colab*.
- d. *Balancing* data.
Tahapan ini bertujuan untuk menyeimbangkan jumlah data yang berbeda pada masing-masing kelasnya, Hal ini dilakukan agar sistem tidak memiliki kecenderungan pada kelas yang memiliki rekor data lebih banyak saja, tetapi semua kelas diprediksi secara rata.

3.5.4 Pembagian Data (*Data Split*)

Tahapan selanjutnya adalah pembagian dataset menggunakan *k-fold cross validation*, tahapan ini dilakukan dengan membagi data penelitian menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Setelah dilakukan *pre-processing* pada data, selanjutnya adalah pembagian data, pembagian data dilakukan dengan menggunakan *k fold-cross validation* dengan k berjumlah 10 dengan perbandingan 9:1 (9 untuk data *training* dan 1 untuk data *testing*), sehingga akan dilakukan 10 kali iterasi yang akan menghasilkan 10 akurasi, dan kemudian akan diambil rata-rata dari 10 akurasi tersebut sehingga akurasi yang didapatkan akan bersifat lebih akurat.

3.5.5 Implementasi Model *SVM* dan *XGBoost*

Tahapan selanjutnya adalah implementasi model *SVM* dan *XGBoost*, untuk proses klasifikasi. Model diperoleh dari data *training* dengan percobaan menggunakan beberapa parameter pendukung sampai mendapatkan hasil terbaik, kemudian, model yang sudah didapatkan akan digunakan untuk memprediksi data uji sehingga didapatkan nilai akurasi prediksi dari masing-masing metode yang telah digunakan untuk kemudian mendapatkan hasil klasifikasi data.

3.5.5.1 Klasifikasi *Support Vector Machine (SVM)*

Pada model *SVM* akan dilakukan beberapa percobaan, yaitu percobaan tanpa menggunakan parameter, dengan menggunakan kernel, menggunakan parameter *cost*, menggunakan parameter *gamma*, menggunakan parameter iterasi maksimum dan menggunakan 4 parameter yang digabungkan (dengan mengambil nilai terbaik dari masing-masing parameter). Terdapat beberapa nilai *hyperparameter* yang akan digunakan seperti pada Tabel 9 sebagai berikut:

Tabel 9. Nilai *Hyperparameter SVM*.

<i>Hyperparameter</i>	Nilai
Kernel	Gaussian, Linear, Polynomial, Sigmoid
<i>Cost</i>	0,001, 1, 10, 100, 1000
<i>Gamma</i>	0,001, 0,01, 0,1, 1
Iterasi Maksimum	1000, 2000, 5000, 10000

3.5.5.2 Model Klasifikasi Xtreme Gradient Boosting (XGBoost)

Pada model *XGBoost* akan dilakukan beberapa percobaan, yaitu percobaan tanpa menggunakan parameter, dengan menggunakan parameter *learning rate*, dengan menggunakan parameter *max depth*, dengan menggunakan parameter *gamma*, dengan menggunakan parameter *min child weight*, dengan menggunakan parameter *subsample*, dengan menggunakan parameter *colsample bytree* dan dengan menggunakan 6 parameter yang digabungkan (dengan mengambil nilai terbaik dari masing-masing parameter). Terdapat beberapa nilai hyperparameter yang akan digunakan yang terdapat pada Tabel 10.

Tabel 10. Nilai *Hyperparameter XGBoost*.

<i>Hyperparameter</i>	<i>Nilai</i>
<i>Learning rate</i>	0,1, 0,3, 0,5, 0,7, 0,9
<i>Max depth</i>	1, 3, 5, 7, 9
<i>Gamma</i>	0,01, 0,1, 0,5, 1
<i>Min child weight</i>	0,1, 0,5, 1
<i>Subsample</i>	0,1, 0,3, 0,5, 0,8, 1
<i>Colsample bytree</i>	0,1, 0,3, 0,5, 0,8, 1

3.5.6 Evaluasi dan Validasi

Selanjutnya adalah tahap pengujian. Model *SVM* dan *XGBoost* yang telah berhasil dibuat dengan data *training* dan diuji menggunakan data *testing*. Pengujian yang dilakukan menggunakan *confusion matrix* pada Tabel 11.

Tabel 11. *Confussion Matrix*.

MATRIKS KONFUSI		AKTUAL KELAS	
		Positif	Negatif
PREDIKSI KELAS	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

Keterangan:

- TP : *True Positive* (jika hasil prediksi positif dan data sebenarnya positif)
 FP : *False Positive* (jika hasil prediksi negatif dan data sebenarnya positif).
 TN : *True Negative* (jika hasil prediksi positif dan data sebenarnya negatif).
 FN : *False Negative* (jika hasil prediksi negatif dan data sebenarnya negatif).

Berdasarkan penjelasan dari keterangan TP 0, TN 0, FP 0 dan FN 0, hal tersebut berlaku juga untuk TP 1, TP2, TP 3, FP 1, FP 2, FP3, FN 1, FN 2, FN 3

serta TN 1, TN 2 dan TN 3, Selain itu terdapat keseluruhan dataset, Dimana keseluruhan dataset didapatkan dari penjumlahan seluruh tabel pada *confussion matrix*.

Setelah mengetahui nilai TP, FP, FN dan keseluruhan dataset, selanjutnya adalah mencari nilai dari *confussion matrix*. Adapun beberapa nilai yang dapat diperoleh dari *matrix* yang akan digunakan untuk menghitung kinerja model klasifikasi adalah sebagai berikut:

▪ ***Accuracy***

Accuracy ialah nilai ketepatan model dalam melakukan prediksi data dengan perbandingan data aktualnya dan sebagai pengukur model untuk menentukan keakuratan prediksi. *Accuracy* yang akan digunakan adalah akurasi keseluruhan dari sejumlah k pada *fold* yang digunakan, sehingga persamaannya adalah sebagai berikut:

$$accuracy = \frac{TP+TN}{(TP+TN+FP+FN)} \times 100\% \quad (1)$$

▪ ***Precision***

Precision digunakan untuk melihat tingkat kecocokan data untuk keperluan prediksi. Adapun persamaannya adalah sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \times 100\% \quad (2)$$

▪ ***Recall***

Recall digunakan untuk mengevaluasi seberapa besar keberhasilan suatu model dalam memprediksi kelas positif yang diklasifikasikan. Adapun persamaannya dapat dilihat sebagai berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (3)$$

▪ ***F-1 Score***

Score adalah nilai rata-rata dari *precision* dan *recall*, nilai terbaik untuk *F-1 Score* bernilai 1 dan nilai terburuknya bernilai 0.

Persamaannya dapat dilihat sebagai berikut:

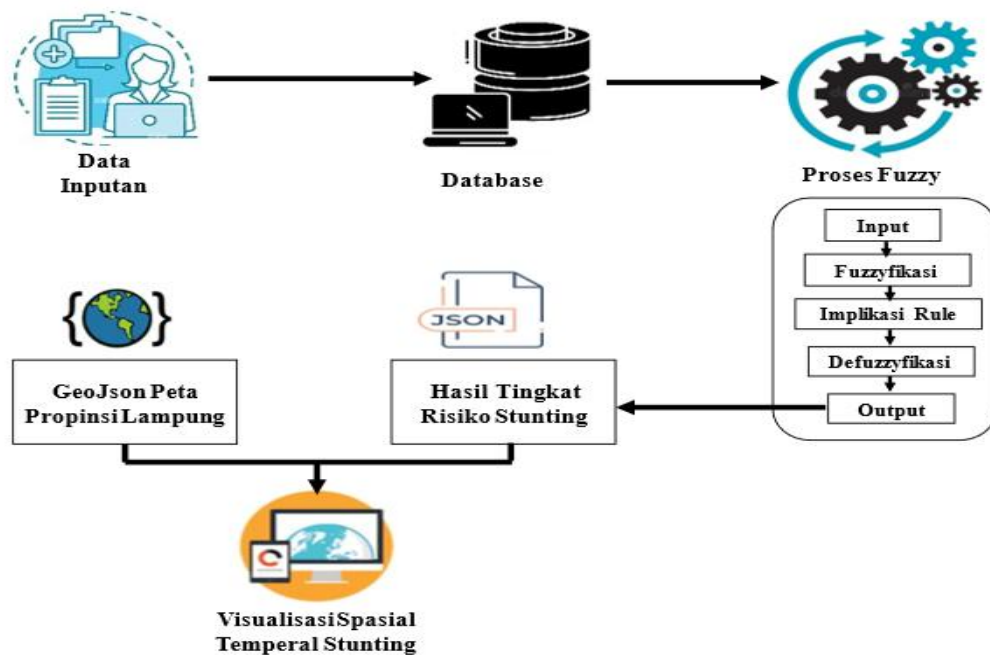
$$F1 - Score = 2 \times \frac{Presicion \times Recall}{Presicion+Recall} \quad (4)$$

Tahapan terakhir adalah melakukan evaluasi dan validasi dengan cara perbandingan hasil klasifikasi dari 2 metode yang telah digunakan yaitu *support vector machine* dan *xtreme gradient boosting*. Perbandingan dilakukan dengan melihat hasil nilai akurasi terbaik dalam memprediksi serta mengklasifikasikan data uji. Setelah mendapatkan hasil pengujian dengan akurasi terbesar dari masing-masing metode yaitu *SVM* dan *XGBoost*, selanjutnya adalah melakukan perbandingan antara kedua metode tersebut. Akurasi terbesar dari masing-masing metode didapatkan setelah menggunakan beberapa parameter. Perbandingan dilakukan dengan melihat hasil nilai akurasi terbaik dalam memprediksi serta mengklasifikasikan data uji.

3.6 Metode Penelitian Analisis Spasial Risiko Stunting di Propinsi Lampung berbasis *Fuzzy*

Penelitian ini akan menjelaskan metode yang digunakan untuk memetakan wilayah risiko stunting di Provinsi Lampung dengan pendekatan berbasis *Fuzzy*. Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam menangani ketidakpastian dan variabilitas data yang seringkali muncul dalam analisis kesehatan Masyarakat. Melalui pendekatan *Fuzzy*, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan memetakan wilayah-wilayah yang memiliki tingkat risiko tinggi terhadap stunting dengan lebih akurat dan terukur.

Proses ini melibatkan pengumpulan data dari berbagai sumber, seperti data kesehatan, sosial, dan ekonomi, yang kemudian diolah menggunakan algoritma *Fuzzy* untuk menghasilkan peta risiko yang dapat digunakan sebagai acuan dalam program intervensi pemerintah di Provinsi Lampung. Pendekatan ini diharapkan mampu memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai distribusi risiko stunting di daerah tersebut, sehingga strategi pencegahan dapat difokuskan pada wilayah-wilayah yang paling membutuhkan perhatian. Berikut disajikan ilustrasi rancangan sistem yang diterapkan dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi tingkat risiko stunting, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Desain Sistem.

3.6.1 Data *Input* atau Masukan

Proses pengumpulan data inputan diperoleh dari studi literatur yang dapat diakses melalui internet seperti informasi tentang stunting dan data kriteria inputan seperti prevalensi stunting, cakupan desa *UCI*, cakupan ASI Eksklusif, data terkait akses terhadap jamban sehat serta layanan kesehatan balita yang diperoleh dari Buku Profil Kesehatan Provinsi Lampung periode 2019–2023. Selain itu, peneliti juga menghimpun data koordinat geografis berupa latitude dan *longitude* untuk setiap kabupaten dan kota di Provinsi Lampung.

3.6.2 *Database*

Dalam penelitian ini digunakan basis data *PostgreSQL* sebagai media penyimpanan, Sistem basis data ini mampu menampung seluruh data yang diperlukan dalam sistem informasi geografis secara terstruktur, sekaligus mendukung penyimpanan data geometri untuk keperluan visualisasi peta. Selain itu, *PostgreSQL* juga dapat mengelola elemen spasial seperti titik, garis, dan wilayah (*poligon*).

3.6.3 Proses *Fuzzy*

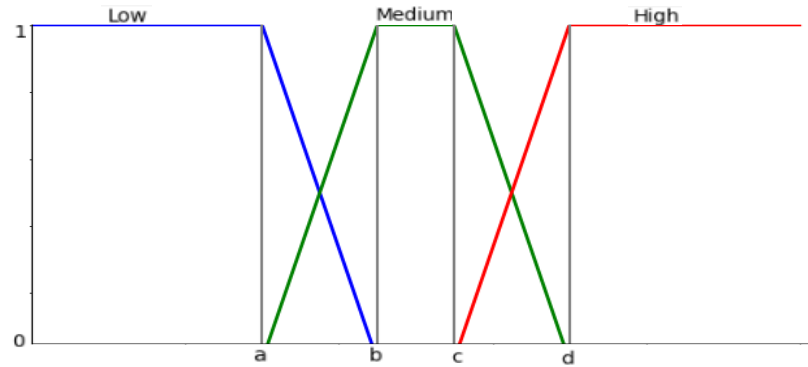
Penentuan tingkat risiko stunting dalam penelitian ini dilakukan dengan pendekatan metode *Fuzzy Mamdani* yang meliputi tahapan penentuan *input fuzzy*, proses fuzzifikasi, penerapan aturan (implikasi), defuzzifikasi, hingga menghasilkan *output*. Untuk mendukung proses tersebut, digunakan pustaka *scikit-fuzzy* dalam bahasa pemrograman *Python* guna mempermudah perhitungan defuzzifikasi serta pembentukan kurva pada setiap kriteria input. Hasil defuzzifikasi kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat risiko stunting ke dalam kategori rendah, sedang, atau tinggi. *Scikit-fuzzy* sendiri merupakan sekumpulan algoritma logika *fuzzy* yang menjadi bagian dari ekosistem *SciPy* dan dikembangkan menggunakan bahasa *Python* oleh komunitas *SciPy*. Berikut merupakan penjelasan singkat dari tahapan proses metode *fuzzy mamdani*.

a. *Input Fuzzy*

Pada tahap penentuan *input fuzzy*, data yang digunakan terlebih dahulu dipilih sebagai kriteria atau variabel berdasarkan pendekatan *ecological analysis*. Nilai input tersebut berupa persentase yang bersumber dari Buku Profil Kesehatan Provinsi Lampung periode 2019 hingga 2022.

b. *Fuzzyfikasi*

Pembentukan *himpunan fuzzy*, atau yang disebut sebagai proses fuzzifikasi, merupakan tahap mengonversi nilai *input* yang bersifat numerik ke dalam bentuk himpunan tegas (*crisp*) berdasarkan fungsi keanggotaan dengan pendekatan *linguistic*. Setelah tahap ini dilakukan, setiap variabel atau kriteria akan memiliki derajat keanggotaan yang selanjutnya digunakan dalam proses implikasi aturan. Pada penelitian ini, setiap variabel dibagi ke dalam tiga kategori himpunan *fuzzy*, yaitu rendah, sedang, dan tinggi, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Kurva Himpunan *Fuzzy*.

Dengan fungsi keanggotaan yang ditunjukkan pada persamaan (5), (6), dan (7) :

$$\mu_{rendah}(x) = \begin{cases} 1; & x \leq a \\ \frac{b-x}{b-a}; & a \leq x < b \\ 0; & x \geq b \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu_{sedang}(x) = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq d \\ \frac{x-a}{b-a}, & a < x \leq b \\ 1; & b < x < c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x < d \end{cases} \quad (6)$$

$$\mu_{tinggi}(x) = \begin{cases} 0; & x \leq c \\ \frac{x-c}{d-c}, & c < x \\ 1; & x \geq d \end{cases} \quad (7)$$

c, Implikasi Aturan

Tahap selanjutnya yaitu proses implikasi *rule* atau aturan yang merupakan proses logika penalaran dalam menentukan pengambilan keputusan, Implikasi *rule* menggunakan operasi logika *AND* pada aturan *IF-THEN* yang kemudian dipilih nilai min atau terkecilnya. Diketahui terdapat 5 variabel inputan dengan 3 himpunan *fuzzy* maka *rule* yang dibuat sebanyak $5^3 = 125$ rules (Sari and Mahmudy, 2015). Setelah diperoleh nilai minimum dari setiap aturan yang telah disusun, langkah berikutnya adalah menentukan nilai maksimum dari hasil komposisi aturan yang menghasilkan *output* dengan tingkat risiko stunting yang sama. Proses komposisi ini digunakan untuk

menghitung nilai defuzzifikasi pada masing-masing himpunan keanggotaan *output fuzzy*. *Output* yang dihasilkan merepresentasikan tingkat risiko stunting yang diklasifikasikan ke dalam tiga kategori, yaitu rendah, sedang, dan tinggi.

d, Defuzzifikasi

Tahap defuzzifikasi menghasilkan nilai *real* yang diperoleh dari derajat keanggotaan *fuzzy*, kemudian ditentukan posisinya berdasarkan rentang output yang telah ditetapkan sebelumnya untuk mengklasifikasikan tingkat risiko menjadi rendah, sedang, atau tinggi. Dalam penelitian ini digunakan metode *COA* (*Center of Area*), yaitu pendekatan yang menentukan nilai *crisp* berdasarkan titik pusat dari area *fuzzy*. Adapun perhitungan metode *COA* dapat dirumuskan sebagai berikut. Jika variabel bersifat kontinu, maka digunakan persamaan (8):

$$Z^* = \frac{\int \mu(z)z \, dz}{\int \mu(z) \, dz} = \frac{\text{Momen}(M)}{\text{Luas}(L)} \quad (8)$$

Jika variabel bernilai diskrit maka dapat diganti dengan persamaan (9):

$$Z^* = \frac{\sum \mu(z)z}{\sum \mu(z)} \quad (9)$$

3.6.4 Luaran atau *Output Fuzzy*

Tahap *output* dalam sistem *fuzzy* bertujuan untuk menetapkan nilai akhir dari hasil pengolahan. Dalam penelitian ini, *output* yang dihasilkan berupa tingkat risiko stunting pada setiap kabupaten atau kota, yang dinyatakan dalam rentang tertentu berdasarkan nilai defuzzifikasi yang merepresentasikan himpunan *fuzzy*. Rentang nilai *output* tersebut disajikan pada Tabel 12.

Tabel 12. Range luaran *Fuzzy*.

No	Range	Luaran
1	0 – 1,5	Rendah
2	1,5 – 2,5	Sedang
3	>2,5	Tinggi

3.6.5 Hasil Tingkat Risiko Stunting

Hasil dari tahapan *fuzzy* sebelumnya berupa nilai defuzzifikasi yang kemudian dipetakan ke dalam rentang *output* untuk menentukan tingkat risiko sesuai kategori himpunan *fuzzy* (rendah, sedang, atau tinggi). Selanjutnya, hasil tersebut disimpan dalam basis data dan dikonversi ke format *API JSON*, sehingga dapat diintegrasikan dengan *GeoJSON* peta Provinsi Lampung berdasarkan kesamaan ID kabupaten atau kota, yang kemudian digunakan untuk menampilkan visualisasi warna pada peta.

3.6.6 Visualisasi Spasial Temporal

Tahapan ini menyajikan hasil pengolahan data berupa tingkat risiko pada setiap kabupaten atau kota di Provinsi Lampung yang divisualisasikan dengan kode warna, yaitu hijau untuk risiko rendah, kuning untuk sedang, dan merah untuk tinggi. Visualisasi tersebut ditampilkan dalam bentuk peta Provinsi Lampung yang memungkinkan pengamatan perubahan tingkat risiko secara temporal selama periode 2019 hingga 2023.

VII. KESIMPULAN

Kesimpulan dari rangkaian penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) dalam bidang kesehatan masyarakat, khususnya terkait stunting, telah berkembang secara signifikan dalam satu dekade terakhir. Hasil tinjauan sistematis yang dilakukan mengungkap bahwa berbagai teknik *AI*, mulai dari *machine learning* hingga sistem pakar, banyak dimanfaatkan untuk prediksi dan intervensi stunting. Tren ini menegaskan bahwa *AI* bukan hanya sekadar alat komputasi, melainkan pendekatan transformasional yang mampu memperkaya metodologi penelitian serta memberikan kontribusi nyata bagi upaya pencegahan masalah gizi di masyarakat,

Pada penelitian terkait evaluasi algoritma *SVM* dan *XGBoost*, ditemukan bahwa model berbasis *machine learning* memiliki akurasi tinggi dalam memprediksi status stunting balita menggunakan data antropometri. Kedua algoritma mampu menangkap pola tersembunyi dalam data kesehatan, dengan *XGBoost* cenderung memberikan hasil yang lebih stabil dan lebih presisi dibandingkan dengan *SVM*. Hal ini menunjukkan bahwa data kesehatan masyarakat yang dikumpulkan di lapangan dapat dimanfaatkan secara efektif untuk membangun model prediksi yang adaptif dan andal, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan berbasis data dalam program pencegahan stunting,

Sementara itu, penelitian sistem pakar *fuzzy* menambahkan dimensi baru dalam analisis risiko stunting dengan mempertimbangkan faktor-faktor kesehatan masyarakat secara holistik, seperti cakupan ASI, sanitasi, dan layanan kesehatan. Pendekatan *fuzzy* ini memberikan interpretasi risiko yang lebih fleksibel, sehingga mampu menangkap kondisi ketidakpastian yang sering muncul pada data lapangan. Jika dikaitkan dengan keseluruhan penelitian disertasi, dapat disimpulkan bahwa integrasi berbagai pendekatan *AI*—baik melalui *systematic review*, *machine learning*, maupun sistem pakar *fuzzy*—memberikan gambaran komprehensif tentang potensi besar *AI* dalam mendukung kebijakan kesehatan masyarakat di Provinsi Lampung, khususnya untuk menekan prevalensi stunting secara berkelanjutan,

DAFTAR PUSTAKA

- Abijono, Heri, Puput Santoso, and Novita Lestari Anggreini. 2021. "Algoritma Supervised Learning Dan Unsupervised Learning Dalam Pengolahan Data." *Jurnal Teknologi Terapan: G-Tech* 4 (2): 315–18. <https://doi.org/10.33379/gtech.v4i2.635>.
- Ahmed, Zeeshan, Khalid Mohamed, Saman Zeeshan, and Xinqi Dong. 2020. "Artificial Intelligence with Multi-Functional Machine Learning Platform Development for Better Healthcare and Precision Medicine." *Database* 2020 (January): baaa010. <https://doi.org/10.1093/database/baaa010>.
- Al-Ansi, Zakarya Abdullah Abdullah, and Basheer Mohamad Al-Maqaleh. 2022. "Predicting Malnutrition Status of Under-Five Children in Dhamar Governorate, Yemen Using Data Mining Techniques." *Asian Journal of Research in Computer Science* 14 (4): 107–18. <https://doi.org/10.9734/ajrcos/2022/v14i4296>.
- Alsaleh, Mohanad M., Freya Allery, Jung Won Choi, et al. 2023. "Prediction of Disease Comorbidity Using Explainable Artificial Intelligence and Machine Learning Techniques: A Systematic Review." *International Journal of Medical Informatics* 175 (July): 105088. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2023.105088>.
- Alzubaidi, Laith, Jinglan Zhang, Amjad J. Humaidi, and Ayad Al-Dujaili. 2021. "Review of Deep Learning: Concepts, CNN Architectures, Challenges, Applications, Future Directions." *Journal of Big Data* 8 (1): 53. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>.
- Ankalaki, Shilpa, Vidyadevi G. Biradar, Kishore Kumar Naik P, and Geetabai S. Hukkeri. 2024. "A Deep Learning Approach for Malnutrition Detection." *International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE)* 20 (06): 06. <https://doi.org/10.3991/ijoe.v20i06.46919>.
- Arna Fariza, Rengga Asmara, and Galuh Nurul Istiqomah. 2023. "Visualisasi Spasial Temporal Tingkat Risiko Stunting Di Jawa Timur Menggunakan Metode Fuzzy." *Jurnal Teknologi Dan Informasi* 13 (1): 83–95. <https://doi.org/10.34010/jati.v13i1.8954>.
- "Badan Pusat Statistik/BPS-Statistics Indonesia. 2024. Statistical Yearbook of Indonesia 2024. 120 p." n.d.
- Begum, Najma, Mohd. Muzibur Rahman, and Mohammad Omar Faruk. 2024. "Machine Learning Prediction of Nutritional Status among Pregnant Women in Bangladesh: Evidence from Bangladesh Demographic and Health Survey 2017–18." *PLOS ONE* 19 (5): e0304389. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0304389>.
- Bélisle-Pipon, Jean-Christophe, Vincent Couture, Marie-Christine Roy, Isabelle Ganache, Mireille Goetghebeur, and I. Glenn Cohen. 2021. "What Makes Artificial Intelligence Exceptional in Health Technology Assessment?"

- Frontiers in Artificial Intelligence* 4 (November): 736697. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.736697>.
- Berawi, Khairun Nisa, Roro Rukmi Windi Perdami, Dewi Nur Fiana, and T. A. Larasati. 2021. "Membangun Modul Nutrisi 1000 Hari Pertama Kehidupan Untuk Managemen Balita Stunting Di Puskesmas Karang Anyar, Lampung Selatan." *Jurnal Pengabdian kepada Masyarakat* 5 (2).
- Bringsjord, Selmer, and Naveen Sundar Govindarajulu. 2024. "Artificial Intelligence." In *The Stanford Encyclopedia of Philosophy*, Fall 2024, edited by Edward N. Zalta and Uri Nodelman. Metaphysics Research Lab, Stanford University.
- Brusaferro, Silvio, Luca Arnoldo, Laura Brunelli, Roberto Croci, and Antonio Mistretta. 2022. "Six Ps to Drive the Future of Public Health." *Journal of Public Health* 44 (Supplement_1): i94–96. <https://doi.org/10.1093/pubmed/fdac106>.
- Buck Louis, Germaine M., Michael S. Bloom, Nicolle M. Gatto, Carol R. Hogue, Daniel J. Westreich, and Cuilin Zhang. 2015. "Epidemiology's Continuing Contribution to Public Health: The Power of 'Then and Now.'" *American Journal of Epidemiology* 181 (8): e1–8. <https://doi.org/10.1093/aje/kwv043>.
- Budi, Indra, and Ryan Randy Suryono. 2023. "Application of Named Entity Recognition Method for Indonesian Datasets: A Review." *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics* 12 (2): 969–78. <https://doi.org/10.11591/eei.v12i2.4529>.
- Chilyabanyama, Obvious Nchimunya, Roma Chilengi, Michelo Simuyandi, Caroline C. Chisenga, and Kalongo Hamusonde. 2022. "Performance of Machine Learning Classifiers in Classifying Stunting among Under-Five Children in Zambia." *Children* 9 (7): 1082. <https://doi.org/10.3390/children9071082>.
- Chollet, François. 2021. *Deep Learning with Python, Second Edition*. Manning Publications Co. LLC.
- Christopher, Jabez. 2019. "The Science of Rule-Based Classifiers." *2019 9th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence)*, January, 299–303. <https://doi.org/10.1109/CONFLUENCE.2019.8776954>.
- Christopher Manning. 2020. *Artificial Intelligence-Definitions-HAI*. https://id.search.yahoo.com/search;_ylt=AwrKA0Ry6uhmbOAdf4zNQwx.?p=Christopher+Manning+%282020%29%2C+Artificial+Intelligence-Definitions-HAI.+Stanford+university&type=E210ID885G0&fr=mcafee&fr2=p%3As%2Cv%3Ai%2Cm%3Apivot&stype=web.
- Clara Dewanti, Clara Dewanti, Vita Ratnasari, Vita Ratnasari, Agnes Tuti Rumiati, and Agnes Tuti Rumiati. 2020. "Pemodelan Faktor-Faktor Yang Memengaruhi Status Balita Stunting Di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Regresi Probit Biner." *Jurnal Sains Dan Seni ITS* 8 (2). <https://doi.org/10.12962/j23373520.v8i2.48519>.

- “Country Cooperation Strategy 2023–2027. Indonesia Continuity and Change.” 2024. With Kalyan Bagchi. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/nlmcatalog/9416927>.
- Cronin, Robert M., Daniel Fabbri, Joshua C. Denny, S. Trent Rosenbloom, and Gretchen Purcell Jackson. 2017. “A Comparison of Rule-Based and Machine Learning Approaches for Classifying Patient Portal Messages.” *International Journal of Medical Informatics* 105 (September): 110–20. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2017.06.004>.
- Di Martino, Flavio, Franca Delmastro, and Cristina Dolciotti. 2021. “Malnutrition Risk Assessment in Frail Older Adults Using M-Health and Machine Learning.” *ICC 2021 - IEEE International Conference on Communications*, June, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICC42927.2021.9500471>.
- Dinas Kesehatan propinsi Lampung. 2023. *Laporan Kinerja (LKj) Dinas Kesehatan Provinsi Lampung Tahun 2023*. Dinkes Propinsi lampung. <https://dinkes.lampungprov.go.id/download/laporan-kinerja-lkj-dinas-kesehatan-provinsi-lampung-tahun-2023/>.
- Dyta Kresna Devi Damayanti and M. Jakfar. 2023. “Klasifikasi Status Stunting Balita Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means (Studi Kasus Posyandu Rw 01 Kelurahan Jepara Surabaya).” *Mathunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, ahead of print. <https://doi.org/10.26740/mathunesa.v11n03.p524-533>.
- Eka Satriani Sakti, Martya Rahmaniati Makful, and Romariana Dewi. 2023. “Analisis Spasial Prioritas Penanganan Stunting Di Provinsi Aceh Tahun 2021.” *Jurnal Mutiara Kesehatan Masyarakat* 8 (1): 10–23. <https://doi.org/10.51544/jmkm.v8i1.3856>.
- Eslam M. Mustafa, Mahmoud M. Saad, and Lydia Wahid Rizkallah. 2023. “Building an Enhanced Case-based Reasoning and Rule-based Systems for Medical Diagnosis.” *Journal of Engineering and Applied Scienc*, 12. <https://doi.org/10.1186/s44147-023-00315-4>.
- Esteva, Andre, Brett Kuperl, Roberto A. Novoa, et al. 2017. “Dermatologist-Level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks.” *Nature* 542 (7639): 115–18. <https://doi.org/10.1038/nature21056>.
- Fadliana, Alfi, and Pangestuti Prima Darajat. 2021. *Pemetaan Faktor Risiko Stunting Berbasis Sistem Informasi Geografis Menggunakan Metode Geographically Weighted Regression*. 5 (3).
- Falagas, Matthew E., Eleni I. Pitsouni, George A. Malietzis, and Georgios Pappas. 2008. “Comparison of PubMed, Scopus, Web of Science, and Google Scholar: Strengths and Weaknesses.” *The FASEB Journal* 22 (2): 338–42. <https://doi.org/10.1096/fj.07-9492LSF>.
- Fengqing Zhu, Marc Bosch, Insoo Woo, et al. 2010. “The Use of Mobile Devices in Aiding Dietary Assessment and Evaluation.” *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing* 4 (4): 756–66. <https://doi.org/10.1109/JSTSP.2010.2051471>.

- Fenta, Haile Mekonnen, Temesgen Zewotir, and Essey Kebede Muluneh. 2021. "A Machine Learning Classifier Approach for Identifying the Determinants of Under-Five Child Undernutrition in Ethiopian Administrative Zones." *BMC Medical Informatics and Decision Making* 21 (1): 291. <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01652-1>.
- Flowers, Johnathan Charles. 2019. "Strong and Weak AI: Deweyan Considerations." *AAAI Spring Symposium*, 7. <https://www.semanticscholar.org/paper/Strong-and-Weak-AI%3A-Deweyan-Considerations-Flowers/35a332c6c414165c3fa02988949f45231fb0b46c#citing-papers>.
- Gautam, Anupam Kumar, Tirumala Vasu G, and Mamatha G. N. 2023. "Optimal Allocation of Resources and Hospital Capacity Planning for Critical Diseases Using AI and Data Mining." *2023 IEEE International Conference on ICT in Business Industry & Government (ICTBIG)*, December 8, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICTBIG59752.2023.10455968>.
- Gea, Fide, Rusmin Saragih, and Suci Ramadani. 2024. "Expert System To Diagnose Stunting Disease In Toddlers Using Certainty Factor Method." *Journal of Mathematics and Technology (MATECH)* 3 (May): 62–75. <https://doi.org/10.63893/matech.v3i1.168>.
- Gilbert, Jean-Philippe, Victoria Ng, Jingcheng Niu, and Erin E. Rees. 2020. "A Call for an Ethical Framework When Using Social Media Data for Artificial Intelligence Applications in Public Health Research." *Canada Communicable Disease Report*, June 4, 169–73. <https://doi.org/10.14745/ccdr.v46i06a03>.
- Givari, Mohammad Rizal, Mochammad Riszky Sulaeman, and Yuyun Umaidah. 2022. "Perbandingan Algoritma SVM, Random Forest Dan XGBoost Untuk Penentuan Persetujuan Pengajuan Kredit." *NUANSA INFORMATIKA* 16 (1): 141–49. <https://doi.org/10.25134/nuansa.v16i1.5406>.
- Glikson, Ella, and Anita Williams Woolley. 2020. "Human Trust in Artificial Intelligence: Review of Empirical Research." *Academy of Management Annals* 14 (2): 627–60. <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0057>.
- Gustriansyah, Rendra, Nazori Suhandi, Shinta Puspasari, and Ahmad Sanmorino. 2024. "Machine Learning Method to Predict the Toddlers' Nutritional Status." *JURNAL INFOTEL* 16 (1). <https://doi.org/10.20895/infotel.v15i4.988>.
- Haenlein, Michael, and Andreas Kaplan. 2019. "A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence." *California Management Review* 61 (4): 5–14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>.
- Hanieh, Sarah, Sabine Braat, Julie A. Simpson, et al. 2019. "The Stunting Tool for Early Prevention: Development and External Validation of a Novel Tool to Predict Risk of Stunting in Children at 3 Years of Age." *BMJ Global Health* 4 (6): e001801. <https://doi.org/10.1136/bmjgh-2019-001801>.
- Haque, Md Ahshanul, Nuzhat Choudhury, Barbie Zaman Wahid, and SM Tanvir Ahmed. 2023. "A Predictive Modelling Approach to Illustrate Factors

- Correlating with Stunting among Children Aged 12–23 Months: A Cluster Randomised Pre-Post Study.” *BMJ Open* 13 (4): e067961. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2022-067961>.
- Hussain, Shahid, Prashant K. Jamwal, Muhammad T. Munir, and Aigerim Zuyeva. 2020. “A Quasi-Qualitative Analysis of Flipped Classroom Implementation in an Engineering Course: From Theory to Practice.” *International Journal of Educational Technology in Higher Education* 17 (1): 43. <https://doi.org/10.1186/s41239-020-00222-1>.
- Iqbal H and Sarker. 2021. “Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions.” *SN Computer Science* 21 (13): 1–21. <https://doi.org/doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x>.
- Islam, Md. Merajul, Md Rahman, Md Islam, and Dulal Roy. 2022. “Application of Machine Learning Based Algorithm for Prediction of Malnutrition among Women in Bangladesh.” *International Journal of Cognitive Computing in Engineering* 3 (February). <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2022.02.002>.
- J. Morgenstern, Jason D. Morgenstern, Laura Rosella, et al. 2021. “‘AI’s Gonna Have an Impact on Everything in Society, so It Has to Have an Impact on Public Health’: A Fundamental Qualitative Descriptive Study of the Implications of Artificial Intelligence for Public Health.” *BMC Public Health* 21 (1): 1–14. <https://doi.org/10.1186/s12889-020-10030-x>.
- Jain, Saksham, Tayyibah Khanam, Ali Jafar Abedi, and Abid Ali Khan. 2022. “Efficient Machine Learning for Malnutrition Prediction among Under-Five Children in India.” *2022 IEEE Delhi Section Conference (DELCON)*, February, 1–10. <https://doi.org/10.1109/DELCON54057.2022.9753080>.
- Junta Zeniarja, Junta Zeniarja, Kiki Widia, Kiki Widia, Ramadhan Rakhmat Sani, and Ramadhan Rakhmat Sani. 2020. *Penerapan Algoritma Naive Bayes Dan Forward Selection Dalam Pengklasifikasian Status Gizi Stunting Pada Puskesmas Pandanaran Semarang*. 5 (1): 1–9. <https://doi.org/10.33633/joins.v5i1.2745>.
- Kamel Boulos, Maged N., Guochao Peng, and Trang VoPham. 2019. “An Overview of GeoAI Applications in Health and Healthcare.” *International Journal of Health Geographics* 18 (1): 7, s12942-019-0171–72. <https://doi.org/10.1186/s12942-019-0171-2>.
- Kemenkes. 2020. *Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor 2 Tahun 2020 Tentang Standar Antropometri Anak*. Kemenkes.
- Kemenkes. 2023. *Prevalensi Stunting di Indonesia Turun*. January 25. <https://ayosehat.kemkes.go.id/prevalensi-stunting-di-indonesia-turun-ke-216-dari-244>.
- Khairun Nisa Berawi. 2020. *Pedoman Asupan dan Asuhan 1000 Hari Pertama Kehidupan*. PUSAKA MEDIA. <https://aura-publishing.com/wp-content/uploads/2021/03/E-Book-1000-HARI-PERTAMA>.
- Kinyoki, Damaris K., James A. Berkley, Grainne M. Moloney, Elijah O. Odundo, Ngianga-Bakwin Kandala, and Abdisalan M. Noor. 2016. “Environmental

- Predictors of Stunting among Children Under-Five in Somalia: Cross-Sectional Studies from 2007 to 2010.” *BMC Public Health* 16 (1): 654. <https://doi.org/10.1186/s12889-016-3320-6>.
- L. Wanti, O. Somantri, Nur Wachid Adi Prasetya, and Lina Puspitasari. 2024. “Fuzzy Expert System Design for Detecting Stunting.” *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, ahead of print. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v34.i1.pp556-564>.
- Laith Alzubaidi. 2021. *Review of Deep Learning: Concepts, CNN Architectures, Challenges, Applications, Future Directions*. 53. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>.
- Laku, Veren, Patmawati Hasan, and Elvis Pawan. 2024. “Expert System for Stunting Diagnosis in Children Using Certainty Factor Method.” *International Journal of Applied Research and Sustainable Sciences* 2 (May): 315–28. <https://doi.org/10.59890/ijarss.v2i5.1860>.
- Lee, Christoph I., Nehmat Houssami, Joann G. Elmore, and Diana S. M. Buist. 2020. “Pathways to Breast Cancer Screening Artificial Intelligence Algorithm Validation.” *The Breast* 52 (August): 146–49. <https://doi.org/10.1016/j.breast.2019.09.005>.
- Lee, Raymond S. T. 2020. *Artificial Intelligence in Daily Life*. Springer Singapore. <https://doi.org/10.1007/978-981-15-7695-9>.
- Lumbanraja, Favorisen R., Rm Sulaiman Sani, Didik Kurniawan, and Anie Rose Irawati. 2019. “Implementasi Metode Support Vector Machine Dalam Prediksi Persebaran Demam Berdarah Di Kota Bandar Lampung.” *Jurnal Komputasi* 7 (2). <https://doi.org/10.23960/komputasi.v7i2.2426>.
- M. Nurul Alam Hasyim. 2022. “Kendala Kesehatan Menghadapi Bonus Demografi.” April 11. Kompas. <https://www.kompas.id/baca/artikel-opini/2022/04/09/kendala-kesehatan-menghadapi-bonus-demografi>.
- MacIntyre, Chandini Raina, Xin Chen, Mohana Kunasekaran, et al. 2023. “Artificial Intelligence in Public Health: The Potential of Epidemic Early Warning Systems.” *The Journal of International Medical Research* 51 (3): 03000605231159335. <https://doi.org/10.1177/03000605231159335>.
- Madan, Rohit, and Mona Ashok. 2023. “AI Adoption and Diffusion in Public Administration: A Systematic Literature Review and Future Research Agenda.” *Government Information Quarterly* 40 (1): 101774. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101774>.
- Martony, Oslida. 2023. “Stunting di Indonesia: Tantangan dan Solusi di Era Modern.” *Journal of Telenursing (JOTING)* 5 (2): 1734–45. <https://doi.org/10.31539/joting.v5i2.6930>.
- Mashar, Slamet, Suhartono Suhartono, and Budiono Budiono. 2021. “Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kejadian Stunting Pada Anak: Studi Literatur.” *Jurnal Serambi Engineering* 6 (July). <https://doi.org/10.32672/jse.v6i3.3119>.

- Momand, Ziaullah, Mohammad Shuaib Zarinkhail, and Mohammad Farhad Aryan. 2022. "Machine Learning Based Prediction of Edematous Malnutrition in Afghan Children." *Proceedings of International Conference on Emerging Technologies and Intelligent Systems* (Cham), 235–45. https://doi.org/10.1007/978-3-030-85990-9_20.
- Mulyaningsih, Tri, Itismita Mohanty, Vitri Widyaningsih, Tesfaye Alemayehu Gebremedhin, Riyana Miranti, and Vincent Hadi Wiyono. 2021. "Beyond Personal Factors: Multilevel Determinants of Childhood Stunting in Indonesia." *PLOS ONE* 16 (11): e0260265. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0260265>.
- Musa, Taha Hussein, Tosin Yinka Akintunde, Ghislaine Gatasi, Upama Ghimire, Joseph Kawuki, and Hassan Hussein Musa. 2021. "A Bibliometric Analysis of the 100 Top-Cited Articles on Global Malnutrition Indexed in Web of Science." *Journal of Public Health and Emergency* 5 (December): 36–36. <https://doi.org/10.21037/jphe-21-38>.
- Nel, Sanja, Ute D. Feucht, André L. Nel, Piet J. Becker, and Friedeburg A. M. Wenhold. 2022. "A Novel Screening Tool to Predict Severe Acute Malnutrition through Automated Monitoring of Weight-for-age Growth Curves." *Maternal & Child Nutrition* 18 (3): e13364. <https://doi.org/10.1111/mcn.13364>.
- Nugraha, Alan Catur, and Mohammad Isa Irawan. 2023. "Komparasi Deteksi Kecurangan pada Data Klaim Asuransi Pelayanan Kesehatan Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) dan Extreme Gradient Boosting (XGBoost)." *Jurnal Sains dan Seni ITS* 12 (1): A40–46. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v12i1.107032>.
- Ojo, Adegboyega, Sehl Mellouli, and Fatemeh Ahmadi Zeleti. 2019. "A Realist Perspective on AI-Era Public Management*." *Proceedings of the 20th Annual International Conference on Digital Government Research 2*: 159–70. <https://doi.org/10.1145/3325112.3325261>.
- Otong Saeful Bachri, Otong Saeful Bachri, Raden Mohamad Herdian Bhakti, and Raden Mohamad Herdian Bhakti. 2021. "Penentuan Status Stunting Pada Anak Dengan Menggunakan Algoritma KNN." *Jurnal Ilmiah Intech: Information Technology Journal of UMUS* 3 (02): 130–37. <https://doi.org/10.46772/intech.v3i02.533>.
- Panch, Trishan, Jonathan Pearson-Stuttard, Felix Greaves, and Rifat Atun. 2019. "Artificial Intelligence: Opportunities and Risks for Public Health." *The Lancet Digital Health* 1 (1): e13–14. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(19\)30002-0](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(19)30002-0).
- Pattiasina, Nanse Henny, Pattiselanno Markus, and Steanly Reynold Romeo Pattiselanno. 2022. "Kajian Antropometri Pengrajin Tenun Ikat Khas Maluku." *JURNAL SIMETRIK* 11 (2): 495–503. <https://doi.org/10.31959/js.v11i2.849>.
- Popkin, Barry M., Camila Corvalan, and Laurence M. Grummer-Strawn. 2020. "Dynamics of the Double Burden of Malnutrition and the Changing

- Nutrition Reality.” *Lancet (London, England)* 395 (10217): 65–74. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(19\)32497-3](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(19)32497-3).
- Pourjavad, Ehsan, and Arash Shahin. 2018. “The Application of Mamdani Fuzzy Inference System in Evaluating Green Supply Chain Management Performance.” *International Journal of Fuzzy Systems* 20 (3): 901–12. <https://doi.org/10.1007/s40815-017-0378-y>.
- Putri, Nidya Almira Xavier Herda, Elva Chusniyatuzzamrodah, Muhammad Fauzan Prawira Arya, and Herdina Indrijati. 2022a. “SEJATI: Aplikasi Self-care berbasis Kecerdasan Buatan sebagai Upaya Menurunkan Risiko Depresi bagi Remaja.” *Buletin Riset Psikologi dan Kesehatan Mental (BRPKM)* 2 (1): 607–14. <https://doi.org/10.20473/brpkm.v2i1.35892>.
- Putri, Nidya Almira Xavier Herda, Elva Chusniyatuzzamrodah, Muhammad Fauzan Prawira Arya, and Herdina Indrijati. 2022b. “SEJATI: Aplikasi Self-care berbasis Kecerdasan Buatan sebagai Upaya Menurunkan Risiko Depresi bagi Remaja.” *Buletin Riset Psikologi dan Kesehatan Mental (BRPKM)* 2 (1): 607–14. <https://doi.org/10.20473/brpkm.v2i1.35892>.
- Raharja, Bintang, Angga Aditya Permana, and Analekta Tiara Perdana. 2023. “Artificial Intelligence for Diagnosing Child Stunting: A Systematic Literature Review.” *Journal of System and Management Sciences* 13 (6): 605–21. <https://doi.org/10.33168/JSMS.2023.0635>.
- Ratna Dwi Christyanti, Dady Sulaiman, Adymas Putro Utomo, and Muhammad Ayyub. 2022. “Implementation of Fuzzy C-Means in Clustering Stunting Prone Areas.” *International Journal of Natural Sciences and Engineering* 6 (3): 110–21. <https://doi.org/10.23887/ijnse.v6i3.53048>.
- Roihan, Ahmad, Po Abas Sunarya, and Ageng Setiani Rafika. 2020. “Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang: Review paper.” *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)* 5 (1). <https://doi.org/10.31294/ijcit.v5i1.7951>.
- Rozaq, Abdul, and Ari Joko Purnomo. 2022. “CLASSIFICATION OF STUNTING STATUS IN TODDLERS USING NAIVE BAYES METHOD IN THE CITY OF MADIUN BASED ON WEBSITE.” *Jurnal Techno Nusa Mandiri* 19 (2): 69–76. <https://doi.org/10.33480/techno.v19i2.3337>.
- Rusdiansyah, Rusdiansyah, Santoso Setiawan, and Mohammad Badrul. 2019. “Diabetes Mellitus Diagnosis Expert System With Web-Based Forward Chaining.” *Sinkron* 3 (2): 61. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v3i2.10055>.
- Sachithra, Vilani, and L. D. C. S. Subhashini. 2023. “How Artificial Intelligence Uses to Achieve the Agriculture Sustainability: Systematic Review.” *Artificial Intelligence in Agriculture* 8 (June): 46–59. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2023.04.002>.
- Saibene, Aurora, Michela Assale, and Marta Giltri. 2021. “Expert Systems: Definitions, Advantages and Issues in Medical Field Applications.” *Expert Systems with Applications* 177 (September): 114900. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114900>.

- Samuel, A. L. 1959. "Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers." *IBM Journal of Research and Development* 3 (3): 210–29. <https://doi.org/10.1147/rd.33.0210>.
- Sari, Nadia Roosmalita, and Wayan Firdaus Mahmudy. 2015. *Fuzzy Inference System Tsukamoto Untuk Menentukan Kelayakan Calon Pegawai*.
- Sarker, Iqbal H., Helge Janicke, Mohamed Amine Ferrag, and Alsharif Abuadbba. 2024. "Multi-Aspect Rule-Based AI: Methods, Taxonomy, Challenges and Directions towards Automation, Intelligence and Transparent Cybersecurity Modeling for Critical Infrastructures." *Internet of Things* 25 (April): 101110. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2024.101110>.
- Saskiya Fira Sakhila. 2022. *Target Global Organisasi Kesehatan Dunia untuk Mengurangi Penderitaan Anak pada Tahun 2025: Alasan dan Tindakan yang Diusulkan – FKM UNAIR*. <https://fkm.unair.ac.id/target-global-organisasi-kesehatan-dunia-untuk-mengurangi-penderitaan-anak-pada-tahun-2025-alasan-dan-tindakan-yang-diusulkan/>.
- Schwalbe, Nina, and Brian Wahl. 2020. "Artificial Intelligence and the Future of Global Health." *The Lancet* 395 (10236): 1579–86. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)30226-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30226-9).
- Shahriar, Md Mehrab, Mirza Shaheen Iqbal, Samrat Mitra, and Amit Kumar Das. 2019. "A Deep Learning Approach to Predict Malnutrition Status of 0-59 Month's Older Children in Bangladesh." *2019 IEEE International Conference on Industry 4.0, Artificial Intelligence, and Communications Technology (IAICT)*, July, 145–49. <https://doi.org/10.1109/ICIAICT.2019.8784823>.
- Shortliffe, Edward H., and James J. Cimino, eds. 2021. *Biomedical Informatics: Computer Applications in Health Care and Biomedicine*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-58721-5>.
- "Strategi Nasional Percepatan Pencegahan Stunting 2018 – 2024." 2019. *Jaringan Pangan Dan Gizi Indonesia*, March 18. <https://jpg-indonesia.net/2019/03/strategi-nasional-percepatan-pencegahan-stunting-2018-2024/>.
- "Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) 2024." n.d. *Badan Kebijakan Pembangunan Kesehatan | BKPK Kemenkes*. Accessed June 11, 2025. <https://www.badankebijakan.kemkes.go.id/survei-status-gizi-indonesia-ssgi-2024/>.
- Suryono, Ryan Randy, Indra Budi, and Betty Purwandari. 2020. "Challenges and Trends of Financial Technology (Fintech): A Systematic Literature Review." *Information* 11 (12): 590. <https://doi.org/10.3390/info11120590>.
- Sutoyo, I. W., A. P. Widodo, and A. F. Rochim. 2021. "Decision Support System for Handling Intervention on Toddlers Stunting Cases in Indonesia Using the Certainty Factor Method." *Journal of Physics: Conference Series* 1943 (1): 012110. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1943/1/012110>.

- Syafika, Vicky Alfina Nur, and Ria Dhea Layla Nur Karisma. 2023. "Implementasi Support Vector Machine (SVM) dalam Penentuan Klasifikasi Indeks Khusus Penanganan Stunting di Indonesia." *Seminar Nasional Official Statistics* 2023 (1): 267–76. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2023i1.1595>.
- Takele, Kasahun, Temesgen Zewotir, and Denis Ndanguza. 2019. "Understanding Correlates of Child Stunting in Ethiopia Using Generalized Linear Mixed Models." *BMC Public Health* 19 (1): 626. <https://doi.org/10.1186/s12889-019-6984-x>.
- Thapar, Antika, and Mehar Goyal. 2016. "A Fuzzy Expert System for Diagnosis of Malnutrition in Children." *2016 IEEE Region 10 Humanitarian Technology Conference (R10-HTC)*, December, 1–6. <https://doi.org/10.1109/R10-HTC.2016.7906819>.
- Thieme, Anja, Danielle Belgrave, and Gavin Doherty. 2020. "Machine Learning in Mental Health: A Systematic Review of the HCI Literature to Support the Development of Effective and Implementable ML Systems." *ACM Transactions on Computer-Human Interaction* 27 (5): 1–53. <https://doi.org/10.1145/3398069>.
- Ula, Mutammimul, Ananda Faridhatul Ulva, Ilham Saputra, Mauliza Mauliza, and Ivan Maulana. 2022. "Implementation of Machine Learning Using the KNearest Neighbor Classification Model in Diagnosing Malnutrition in Children." *Multica Science and Technology* 2 (1): 8–13. <https://doi.org/10.47002/mst.v2i1.326>.
- Vicky Alfina Nur Syafika and R. Karisma. 2023. "Implementasi Support Vector Machine (SVM) Dalam Penentuan Klasifikasi Indeks Khusus Penanganan Stunting Di Indonesia." *Seminar Nasional Official Statistics*, ahead of print. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2023i1.1595>.
- Wahyudi, Tri. 2023. *Studi Kasus Pengembangan dan Penggunaan Artificial Intelligence (AI) Sebagai Penunjang Kegiatan Masyarakat Indonesia*. 9 (1).
- Waltman, Ludo, and Ed Noyons. n.d. *Bibliometrics for Research Management and Research Evaluation*.
- Wang, Youfa, Jungwon Min, Kisa Harris, Jacob Khuri, and Laura M. Anderson. 2016. "A Systematic Examination of Food Intake and Adaptation to the Food Environment by Refugees Settled in the United States." *Advances in Nutrition* 7 (6): 1066–79. <https://doi.org/10.3945/an.115.011452>.
- Wanti, Linda Perdana and Lina Puspitasari. 2022. "Optimization of the Fuzzy Logic Method for Autism Spectrum Disorder Diagnosis." *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)* 6 (1): 16–24. <https://doi.org/10.29207/resti.v6i1.3599>.
- Whear, Rebecca, Alison Bethel, Rebecca Abbott, et al. 2022. "Systematic Reviews of Convalescent Plasma in COVID-19 Continue to Be Poorly Conducted and Reported: A Systematic Review." *Journal of Clinical Epidemiology* 151 (November): 53–64. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2022.07.005>.

- Wiwien Hadikurniawati, Kristoko Dwi Hartomo, Irwan Sembiring, Hindriyanto Dwi Purnomo, and Ade Iriani. 2023. "Triangular Fuzzy Numbers-Based MADM for Selecting Pregnant Mothers at Risk of Stunting." *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)* 7 (3): 579–85. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i3.4966>.
- Yadav, Narendra, Latika Sharma, and Urmila Dhake. 2023. "Artificial Intelligence: The Future." *INTERANTIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC RESEARCH IN ENGINEERING AND MANAGEMENT* 07 (12): 1–10. <https://doi.org/10.55041/IJSREM27796>.
- Yu, Kun-Hsing, Andrew L. Beam, and Isaac S. Kohane. 2018. "Artificial Intelligence in Healthcare." *Nature Biomedical Engineering* 2 (10): 719–31. <https://doi.org/10.1038/s41551-018-0305-z>.
- Zainalridho, Sari Lestari, and Syaiful Aqli Yusuf. 2021. "Population Composition Dynamics: A Potential Impact of Covid-19 Pandemic on Demography in Indonesia." *Populasi* 28 (2): 54–69. <https://doi.org/10.22146/jp.63351>.
- Zetiano A Taraleuw, A. Leiwakabessy, and J. Latuny. 2024. "Sistem Pakar Analisis Perbedaan Stunting Dengan Familial Short Stature Pada Balita Menggunakan Metode Certainty Factor." *Jurnal ISOMETRI*, ahead of print. <https://doi.org/10.30598/isometri.2024.3.1.1-7>.