



PENGEMBANGAN SISTEM MONITORING TUMBUH KEMBANG ANAK BALITA BERBASIS *MOBILE* DENGAN *EXPLAINABLE RISK-BASED* PREDIKSI STUNTING DAN UMPAN BALIK GAMIFIKASI ADAPTIF

Annisa Permata Bunda¹, Syafrijon², Randi Proska Sandra³, Erdisna⁴

¹Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Padang, Indonesia

^{2,3,4}Universitas Negeri Padang, Indonesia

Correspondence: E-mail: syafrijon@ft.unp

ABSTRACT

Kekurangan nutrisi pada masa balita, khususnya selama 1000 hari pertama kehidupan memicu gangguan pertumbuhan fisik dan kognitif yang dikenal sebagai *stunting*. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem monitoring tumbuh kembang balita berbasis *mobile* "Tumbuh Cerdas" yang interaktif guna memfasilitasi deteksi dini dan pencegahan *stunting*. Pendekatan yang digunakan mengintegrasikan model klasifikasi *Random Forest*, transparansi keputusan berbasis *Explainable AI* (XAI) menggunakan metode SHAP, serta mekanisme umpan balik gamifikasi adaptif *rule-based*. Hasil evaluasi menunjukkan model *Random Forest* mencapai akurasi sebesar 99,18% dalam mengklasifikasikan status gizi balita berdasarkan parameter antropometri. Pengujian fungsional dengan *Black Box Testing* membuktikan seluruh sistem berjalan sesuai skenario dan data tersinkronisasi secara *real-time*. Dampak dari inovasi ini adalah terciptanya solusi sistem pendukung keputusan kesehatan digital yang transparan, aman, dan edukatif bagi orang tua serta kader posyandu guna menekan prevalensi *stunting* secara berkelanjutan.

ARTICLE INFO

Article History:

Submitted/Received 12 June 2026

First Revised 15 June 2026

Accepted 22 June 2026

First Available online 24 June 2026

Publication Date 24 June 2026

Keyword:

Explainable AI, gamifikasi adaptif, monitoring kesehatan mobile, prediksi stunting, random forest.

1. PENDAHULUAN

Kesehatan anak merupakan hal yang paling diutamakan dalam pembangunan Sumber Daya Manusia (SDM), terutama pada periode 1000 Hari Pertama Kehidupan (HPK). Periode ini diakui secara luas sebagai fase kritis yang sangat menentukan pertumbuhan fisik, perkembangan kognitif, serta produktivitas jangka panjang individu di masa depan. Kegagalan dalam memantau tumbuh kembang anak pada periode awal kehidupan ini dapat memicu gangguan perkembangan yang sulit diperbaiki pada fase selanjutnya. Guna mencapai tujuan strategis tersebut, Pemerintah Indonesia melalui Peraturan Presiden Nomor 72 Tahun 2021 telah menetapkan percepatan penurunan *stunting* sebagai salah satu prioritas nasional utama demi mewujudkan visi besar Indonesia Emas 2045.

Dalam struktur infrastruktur kesehatan masyarakat yang paling rendah, Pos Pelayanan Terpadu (Posyandu) memegang peranan yang sangat krusial sebagai garda terdepan dalam pemantauan status gizi balita secara periodik (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2025). Melalui pelaksanaan pemeriksaan antropometri secara rutin yang mencakup pengukuran berat badan, tinggi badan, dan pencatatan usia balita. Posyandu menyediakan parameter dasar yang sangat penting untuk mengevaluasi kondisi fisik anak dan dapat mengidentifikasi dini risiko gangguan pertumbuhan jangka panjang. Oleh karena itu, tingkat akurasi data, kontinuitas pemantauan, dan efektivitas pengelolaan data antropometri di tingkat posyandu menjadi faktor penentu utama keberhasilan program pencegahan dan penanggulangan *stunting* skala nasional.

Namun demikian, penerapan dan pelaksanaan pemantauan tumbuh kembang ini di lapangan masih menghadapi berbagai kendala struktural yang kompleks. Berdasarkan data empiris dari Survei Status Gizi Indonesia (SSGI), prevalensi *stunting* nasional saat ini masih berada di angka 19,8%. Meskipun angka tersebut telah menunjukkan tren penurunan dari periode sebelumnya, capaian ini masih jauh dari target ambang batas aman yang ditetapkan secara nasional, yaitu sebesar 14%. Kendala utama lambatnya penurunan ini adalah rendahnya efektivitas layanan administrasi akibat pencatatan data yang masih dilakukan secara manual. Metode konvensional berbasis kertas ini sangat rentan terhadap kesalahan manusia (*human error*), risiko kehilangan dokumen fisik, serta keterlambatan pelaporan data berkala ke tingkat Puskesmas. Keterbatasan administratif tersebut berdampak langsung pada rendahnya pemanfaatan data historis balita secara longitudinal sebagai dasar pengambilan keputusan berbasis risiko klinis, sehingga potensi deteksi dini balita berisiko *stunting* sering kali tidak dapat dioptimalkan secara maksimal.

Tantangan besar lainnya yang dihadapi oleh para kader di lapangan adalah fenomena penurunan partisipasi orang tua balita secara drastis. Motivasi masyarakat untuk rutin datang ke Posyandu setiap bulan cenderung fluktuatif dan menurun secara signifikan, terutama setelah anak menyelesaikan fase imunisasi dasar (Eriyanti & Widiyono, 2025). Keterbatasan media edukasi kesehatan yang interaktif serta metode penyuluhan yang masih bersifat konvensional satu arah membuat kelompok ibu muda tidak paham dengan program kesehatan lokal di lingkungan mereka. Kebutuhan akan platform digital interaktif ini menjadi sangat penting dan didukung oleh temuan kualitatif Roswendi dkk. (2025) yang mengonfirmasi tingginya urgensi pengembangan aplikasi seluler dalam menekan angka kasus gizi buruk pada kelompok populasi yang rentan.

Di sisi lain, perkembangan teknologi informasi di bidang kecerdasan buatan, khususnya *Machine Learning* (ML), telah terbukti efektif dalam melakukan deteksi dini risiko kesehatan. Integrasi sistem informasi kesehatan berbasis *mobile* terbukti mampu mengoptimalkan pelacakan kesehatan anak secara efisien serta membantu menurunkan kecenderungan gangguan pertumbuhan di masa depan (Ramadhan & Romli, 2024). Penggunaan algoritma

klasifikasi mampu memprediksi risiko *stunting* dengan tingkat akurasi tinggi berdasarkan pola data antropometri yang kompleks (Djoru & Yulianto, 2025). Tren riset global secara bibliometrik juga menunjukkan peningkatan masif pada pemanfaatan model cerdas untuk memetakan status malnutrisi anak pada populasi rentan (Bachri dkk., 2025). Di samping itu, pemanfaatan teknik analisis prediktif berbasis *ensemble learning* terbukti menawarkan kinerja klasifikasi yang lebih unggul dibandingkan model tunggal tradisional (Goffar dkk., 2025).

Agar model kecerdasan buatan dapat dipakai dengan aman pada bidang medis, sistem pendukung keputusan yang baik sangat dibutuhkan untuk mampu menjelaskan dasar penalaran internalnya secara transparan demi meningkatkan kepercayaan para pengguna non-teknis. Sesuai dengan kebutuhan tersebut, Wicaksono dkk. (2025) menekankan bahwa kombinasi analisis data yang kuat dan interpretabilitas algoritma merupakan pilar utama penegakan diagnosis prediktif *stunting* yang valid. Selain itu, implementasi strategi psikologi permainan berupa elemen gamifikasi seperti poin dan papan peringkat dirancang sebagai pendekatan sistematis penerapannya terbukti mampu meningkatkan retensi dan partisipasi aktif dalam aplikasi kesehatan digital hingga 30% (Pratama dkk., 2024). Melalui rekayasa perangkat lunak, fungsionalitas interaktif yang komprehensif dapat dibangun untuk menunjang kebutuhan tersebut serta mengelola kompleksitas sistem dengan pemisahan lapisan fungsi secara terstruktur (Terttiaavini, 2024).

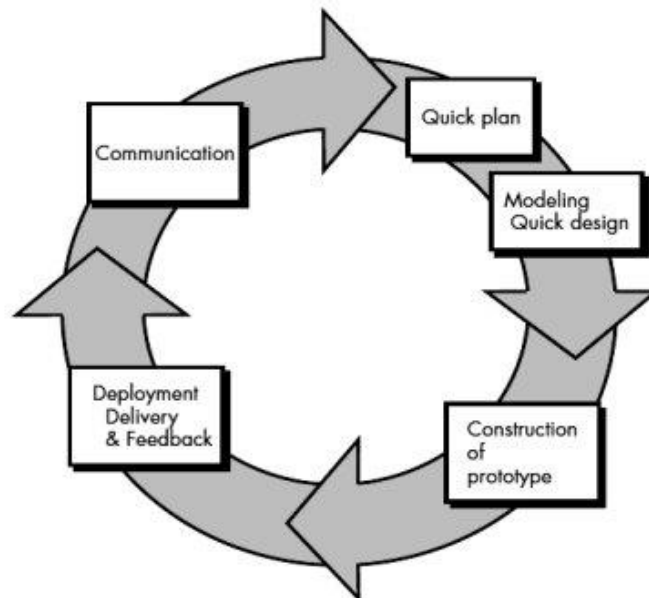
Maka dari itu, penelitian ini mengusulkan pengembangan Sistem "Tumbuh Cerdas", sebuah sistem monitoring tumbuh kembang balita berbasis *mobile* interaktif yang mengintegrasikan analisis prediktif berbasis *Machine Learning* yang transparan (*explainable risk-based prediction*) dengan mekanisme umpan balik gamifikasi adaptif. Platform ini dirancang tidak hanya berfungsi sebagai database digital untuk menggantikan pencatatan manual, melainkan sebagai Sistem Pendukung Keputusan (*Decision Support System*) yang andal bagi kader posyandu dan orang tua dalam mengelola informasi kesehatan yang terstruktur.

Aspek kebaruan ilmiah (*novelty*) dari penelitian ini terletak pada penerapan metode *Explainable Artificial Intelligence* (XAI) berbasis SHAP (*Shapley Additive Explanations*) untuk mentransparansikan alasan di balik hasil keputusan model cerdas secara adil dan konsisten individual fitur (Lundberg et al, 2020). Melalui visualisasi SHAP, ambiguitas dari sifat kotak hitam (*black-box*) pada algoritma *machine learning* dapat direduksi secara signifikan (Nohara dkk., 2021). Integrasi ini yang akan dikombinasikan dengan mesin gamifikasi adaptif berbasis aturan (*rule-based algorithm*). Sistem secara otomatis akan menyesuaikan bobot pemberian poin, visualisasi *progress bar*, dan tantangan misi harian secara personal sesuai dengan kondisi klinis anak serta rekam jejak kehadiran ibunya di Posyandu. Melalui pendekatan personalisasi perilaku (*behavioral change*) ini, aplikasi "Tumbuh Cerdas" diharapkan mampu berfungsi sebagai alat pencatat digital yang akurat sekaligus motivator dinamis yang efektif untuk merangkul kembali pengguna yang pasif serta mempertahankan antusiasme masyarakat demi menekan prevalensi *stunting* secara berkala dan berkelanjutan.

2. METODOLOGI

Penelitian ini menerapkan metodologi pengembangan sistem yang adaptif dan terstruktur untuk menjamin sinkronisasi antara kebutuhan pengguna di lapangan dengan fungsionalitas komputasi kecerdasan buatan. Pengembangan perangkat lunak dilakukan dengan mengadopsi Model *Prototype*, yang memungkinkan evaluasi fungsional secara iteratif bersama kader Posyandu dan orang tua untuk meminimalkan ketidaksesuaian antarmuka

serta alur kerja sistem (Pressman, 2015; Sommerville, 2016). Model *prototype* terdiri dari beberapa tahapan, yaitu: *Communication*, *Quick Plan*, *Modelling Quick Design*, *Construction of Prototype*, *Deployment Delivery & Feedback*. Tampilan alur Model *Prototype* dapat dilihat pada Gambar 1.



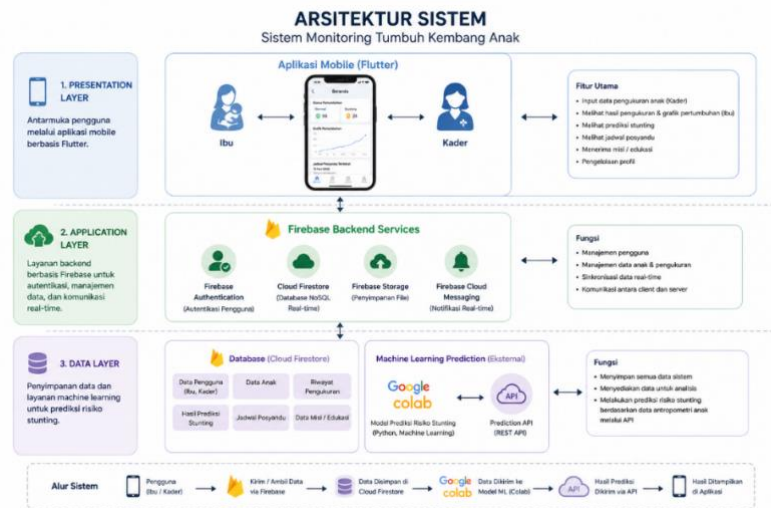
Gambar 1. Model Prototype

Penjelasan dari Gambar 1. diatas adalah sebagai berikut :

Tahapan Pertama pada model *prototype* adalah tahap *communication* dan pengumpulan data, yang berfokus pada penyusunan strategi awal guna menjamin perencanaan yang kredibel. Selanjutnya, tahap *quick plan* untuk menganalisis kebutuhan pengguna. Tahap ketiga adalah *modelling quick design*, yaitu perancangan kerangka secara umum yang nantinya akan dikembangkan lebih lanjut. Setelah itu, tahap *construction of prototype* yang mencakup proses pembuatan dan pengujian perangkat. Terakhir adalah tahap *deployment delivery & feedback*, di mana sistem diserahkan kepada pengguna untuk dievaluasi kinerjanya.

2.1. Arsitektur dan Alur Kerja Sistem

Sistem "Tumbuh Cerdas" dirancang menggunakan arsitektur *3-tier component architecture* untuk memisahkan logika presentasi, pemrosesan aplikasi, dan pengelolaan data secara terstruktur (Sutabri, 2012). Tampilan Arsitektur Sistem untuk rancangan sistem dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Sistem

Skema komponen utama dari arsitektur ini meliputi:

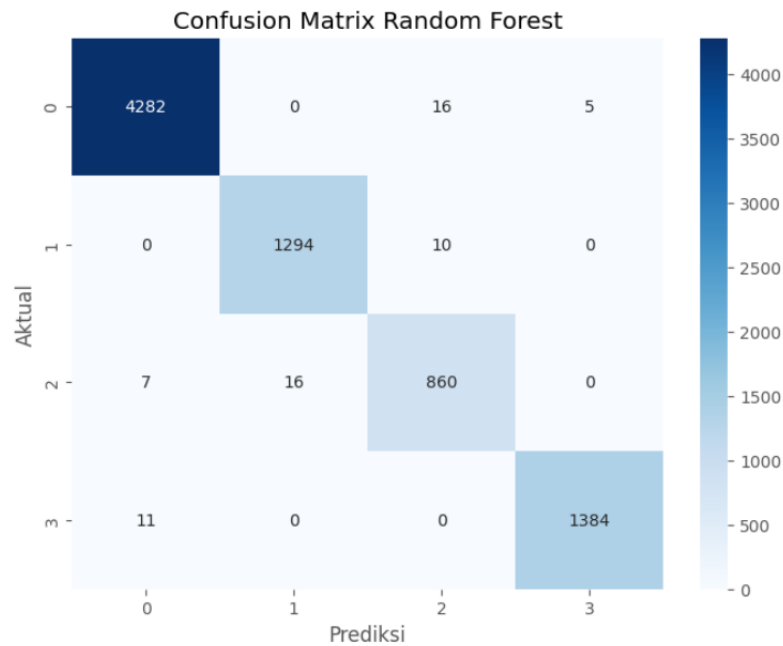
1. **Presentation Layer (Sisi Klien):** Dibangun menggunakan *framework* Flutter untuk menghasilkan aplikasi *mobile* lintas platform (*cross-platform*) yang responsif bagi tiga aktor utama, yaitu Ibu Balita, Kader Posyandu, dan Administrator Sistem.
2. **Application Layer (Layanan Cloud):** Memanfaatkan ekosistem *Firebase Backend Services* yang mencakup *Firebase Authentication* untuk manajemen keamanan hak akses, *Cloud Firestore* sebagai basis data *NoSQL real-time*, dan *Cloud Storage* untuk penyimpanan aset digital.
3. **Computational Data Layer (Sains Data):** Berupa *microservices* berbasis Python di lingkungan Google Colab yang mengeksekusi model *machine learning* dan pustaka *Explainable AI (XAI)* melalui protokol RESTful API.

Secara struktural, hubungan interaksi antar-komponen data dan hak akses pengguna dimodelkan menggunakan standar *Unified Modeling Language (UML)* guna menjamin integritas relasi objek di dalam basis data (Connolly & Begg, 2015).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisis Hasil Evaluasi Model

Pada penelitian ini metode evaluasi yang diterapkan yaitu *confusion matrix* untuk menilai kinerja model *Random Forest*. Metode evaluasi ini efektif dalam melakukan penilaian model klasifikasi karena dapat melakukan perhitungan matrik penting seperti nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, serta *f1-score* (Sabilillah dkk., 2024). *Confusion matrix* juga dapat memberikan ilustrasi mengenai jumlah prediksi yang tepat dan keliru dalam setiap kategori. Model yang telah diuji merupakan hasil dari pelatihan dengan menggunakan *Random Forest* dengan akurasi 99,18%. Hasil pengujian yang menggunakan *confusion matrix* menunjukkan kinerja model cukup optimal seperti yang ditunjukkan Gambar 3. Berikut :



Gambar 3. Hasil Confusion Matrix

Pada Gambar 3. dapat dilihat hasil penilaian model melalui *confusion matrix*. Model *Random Forest* berhasil digunakan untuk menghasilkan klasifikasi stunting pada balita berdasarkan parameter tinggi badan menurut usia, sejalan dengan integrasi algoritma prediktif WHO yang diimplementasikan oleh Putri dkk. (2026). Model mampu memprediksi hasil klasifikasi secara tepat yaitu sejumlah 7.820 data dari total 7.885 data uji, sehingga diperoleh akurasi 99,18%. Berdasarkan capaian evaluasi ini, Sinaga dkk. (2025) menguraikan signifikansinya dalam laporan penelitian mereka bahwa "*pemanfaatan machine learning dalam pemetaan gizi buruk merupakan akselerator krusial bagi pencapaian target SDGs di Indonesia*". Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model pelatihan yang digunakan pada sistem "Tumbuh Cerdas" dapat berjalan secara efektif dan andal.

3.2. Kinerja Model Random Forest

Model prediksi risiko *stunting* dievaluasi secara kuantitatif menggunakan data uji (*testing set*) sebesar 7.885 sampel data antropometri anak balita yang belum pernah dikenali sebelumnya oleh model selama fase pelatihan. Berdasarkan tinjauan literatur sistematis dari Indrisari dkk. (2025), validasi menggunakan data lokal Indonesia sangat penting untuk memastikan ketepatan penanganan gizi secara regional. Kinerja pengujian model diekstrak secara akurat melalui *confusion matrix* untuk menghitung nilai tingkat akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), sensitivitas (*recall*), dan *F1-score* (Bitew dkk., 2021). Pengujian menggunakan data independen ini krusial dilakukan untuk memvalidasi performa penalaran logika sistem sebelum diintegrasikan ke dalam ekosistem aplikasi kesehatan digital (Indriana dkk., 2025).

Berdasarkan hasil eksperimen, model *Random Forest Classifier* yang dikonfigurasi dengan 300 pohon keputusan ($n_estimators=300$) berhasil memberikan performa komputasi yang sangat optimal. Efektivitas arsitektur ini selaras dengan studi makro dari Dewi dkk. (2024) yang membuktikan keunggulan *regression and classification trees* berbasis *Random Forest* dalam mengelola varians data balita. Model ini mencatatkan tingkat akurasi menyeluruh (*overall accuracy*) sebesar 99,18%. Dari total 7.885 sampel validasi, model mampu mengklasifikasikan status gizi balita secara tepat pada 7.820 data uji, dan hanya menghasilkan

margin kesalahan (*misclassification*) sebesar 65 data saja. Nilai rata-rata makro (*macro average*) untuk metrik *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* secara konsisten berada pada angka 0,99 (Haque dkk., 2023). Tingkat akurasi yang tinggi ini membuktikan pernyataan Hasdyna dkk. (2024) bahwa kombinasi parameter antropometri (usia, jenis kelamin, berat badan, dan tinggi badan) memiliki korelasi fitur yang sangat kuat dan dapat dipetakan secara andal oleh algoritma *ensemble learning* guna menghindari risiko kesalahan deteksi (*false negative*) pada kondisi klinis riil di lapangan.

3.3. Hasil Pengujian Fungsionalitas (*Blackbox Testing*)

Pengujian fungsional ekosistem "Tumbuh Cerdas" dilakukan secara menyeluruh menggunakan metode *Black Box Testing*. Pengujian ini berguna untuk memvalidasi fungsionalitas sistem berdasarkan *input* dan *output* yang dihasilkan. Dalam konteks implementasi klinis, pengujian fungsionalitas mutlak diperlukan guna memastikan reliabilitas pengiriman data dari *endpoint* API ke antarmuka klien (Ndagijimana dkk., 2024). Pengujian ini dirancang secara spesifik mencakup pengujian fungsionalitas multi-aktor (Ibu, Kader, dan Super Admin) pada arsitektur *3-tier*, akurasi logika gamifikasi adaptif, serta integrasi *pipeline* prediksi kecerdasan buatan berbasis XAI (Islam dkk., 2024; Zhang dkk., 2024).

Rincian skenario dan matriks hasil pengujian fungsionalitas *Black Box* disajikan secara detail pada Tabel 1 di bawah ini:

Tabel 1. Matriks Detail Hasil Pengujian Fungsional Sistem (*Black Box Testing*)

No	Fitur Utama	Skenario Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Status
1.	Autentikasi Multi-Role	Melakukan login menggunakan akun dengan peran (<i>role</i>) yang berbeda (Ibu, Kader, dan Admin).	Sistem berhasil memvalidasi akses dan pengguna diarahkan ke dasbor utama yang sesuai dengan peran masing-masing secara presisi.	Valid
2.	Registrasi Akun & Data Profil Balita	Ibu melakukan pendaftaran akun serta menginputkan data identitas awal anak ke dalam sistem.	Data akun terenkripsi masuk ke <i>Firebase Auth</i> , data profil balita tersimpan di <i>Cloud Firestore</i> , dan halaman beralih ke menu utama.	Valid
3.	Entri Data Pengukuran Antropometri	Kader Posyandu menginputkan nilai hasil pengukuran berat badan, tinggi badan, dan usia balita pada menu posyandu berkala.	Form menerima input dengan valid, data berhasil tersimpan ke dalam basis data	Valid
4.	Eksekusi Prediksi <i>Random Forest</i>	Data antropometri yang di inputkan Ibu dapat menguji proses penalaran otomatis model kecerdasan buatan pasca-kader	Data yang berhasil tersimpan ke dalam basis data, dan sistem otomatis memicu pemanggilan REST API ke <i>microservices</i> ML. Model <i>Random Forest</i> memproses parameter input	Valid

		mengirimkan data antropometri baru.	secara <i>real-time</i> dan mengembalikan status klasifikasi gizi (Normal/Stunted) dengan akurat.	
5.	Visualisasi <i>Explainable AI</i> (SHAP)	Pengguna mendapatkan penjelasan hasil keputusan gizi pada dasbor utama aplikasi <i>mobile</i> .	Antarmuka Flutter berhasil memanggil dan merender grafik nilai SHAP, menampilkan kontribusi variabel yang mendasari hasil prediksi secara visual.	Valid
6.	Eksekusi Gamifikasi Adaptif	Mensimulasikan pengguna dengan tingkat kepatuhan kunjungan posyandu yang tinggi	Sistem memicu mengaktifkan tantangan yang adaptif, dan memperbarui visualisasi tingkat <i>progress bar</i> pengguna.	Valid
7.	Sinkronisasi Data <i>Real-Time</i>	Mengamati pembaruan data anak pada handphone Ibu sesaat setelah Kader selesai memperbarui data dari handphone terpisah.	Tanpa perlu melakukan muat ulang secara manual, Data pertumbuhan pada akun Ibu langsung terbaru seketika.	Valid
8.	Pengelolaan Jadwal	Kader membuat jadwal kegiatan Posyandu baru untuk pengelolaan jadwal.	Jadwal tersimpan ke basis data cloud dan memicu pembaruan ke akun Ibu.	Valid
9.	Monitoring dan analitik	Administrator membuka menu dasbor pemantauan analitik utama untuk meninjau rekaman data tumbuh kembang seluruh anak secara menyeluruh.	Sistem berhasil memuat grafik tren makro, menampilkan rekapitulasi data demografis dan antropometri semua anak secara terintegrasi, serta menyediakan fitur filter sebaran risiko <i>stunting</i> regional secara akurat.	Valid

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil rancang bangun, implementasi, dan pengujian yang telah dilaksanakan, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini telah berhasil mengembangkan ekosistem aplikasi *mobile* "Tumbuh Cerdas" menggunakan *framework* Flutter dan Firebase Backend Services yang mampu mendigitalisasi pemantauan antropometri secara *real-time* di tingkat Posyandu. Model prediksi risiko *stunting* yang diintegrasikan menggunakan algoritma *Random Forest Classifier* terbukti berjalan sangat andal dengan menghasilkan tingkat akurasi klasifikasi yang sangat optimal mencapai 99,18%, di mana model mampu memprediksi secara tepat sebanyak 7.820 data dari total 7.885 data uji. Keterbatasan model cerdas yang umumnya bersifat *black-*

box berhasil diatasi melalui penerapan metode *Explainable Artificial Intelligence (XAI)* berbasis SHAP yang memberikan transparansi visual mengenai arah kontribusi parameter antropometri anak bagi pengguna non-teknis. Selain itu, integrasi strategi psikologi perilaku berupa elemen gamifikasi adaptif berbasis aturan (*rule-based mechanism*) terbukti sukses menciptakan fungsi motivator dinamis yang secara cerdas menyesuaikan pemberian misi dan poin berdasarkan rekam jejak kehadiran serta status risiko klinis balita. Melalui pengujian fungsional dengan menggunakan metode *Black Box Testing*, seluruh komponen arsitektur sistem, logika program, dan sinkronisasi data interaktif dikonfirmasi telah berjalan sukses sesuai dengan skenario rancangan guna menyediakan solusi sistem pendukung keputusan kesehatan digital yang tangguh dalam menekan prevalensi *stunting* secara berkelanjutan.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Padang, atas dukungan dan kesempatan yang diberikan selama proses penelitian ini. Ucapan terima kasih secara khusus disampaikan kepada Dr. Syafrijon, S.Pd., M.Kom. selaku dosen pembimbing yang telah memberikan arahan, masukan, serta bimbingan yang sangat berarti sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Penulis juga menyampaikan apresiasi yang setinggi-tingginya kepada Randi Proska Sandra, M.Sc dan Dr. Erdisna, S.Kom., M.Kom. selaku dosen penguji yang telah memberikan berbagai saran, kritik yang membangun dalam penyempurnaan penelitian dan penulisan karya ilmiah ini. Selain itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah mendukung proses pengembangan dan pengujian sistem monitoring tumbuh kembang balita "Tumbuh Cerdas". Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan teknologi kesehatan digital, khususnya dalam mendukung deteksi dini dan pencegahan *stunting* pada balita.

6. CATATAN PENULIS

Penulis menyatakan bahwa penelitian ini adalah karya asli yang dilakukan dalam rangka penyusunan Tugas Akhir pada jenjang Strata-1 (S1) di Universitas Negeri Padang. Seluruh implementasi teknis, dikembangkan secara mandiri di bawah bimbingan dosen pendamping. Tidak ada konflik kepentingan yang dilaporkan dalam publikasi ini. Penulis bertanggung jawab penuh atas validitas data hasil pengujian yang disajikan dalam artikel.

7. REFERENSI

Bachri, O. S., Widodo, C. E., & Nurhayati, O. D. (2025). Global research trends and map on machine learning applications in *stunting* detection in vulnerable populations: A bibliometric analysis. *Journal of Information Systems and Informatics*, 7(3).

<https://doi.org/10.51519/journalisi.v7i3.1248>

Bitew, F., Sparks, C. S., & Nyarko, S. H. (2021). Machine learning algorithms for predicting undernutrition among under-five children in Ethiopia. *Public Health Nutrition*, 24(12), 3611–3623. <https://doi.org/10.1017/S136898002100247X>

- Dewi, Y. S., Hastuti, S., & Fatekurohman. (2024). Analysis of stunting in East Java, Indonesia using Random Forest and geographically weighted Random Forest regression. *Heliyon*, 10(4), e25891. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25891>
- Djoru, A. P. T., & Yulianto, S. (2025). Pendekatan machine learning untuk deteksi stunting pada balita menggunakan K-Nearest Neighbors. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 9(2), 664–672. <https://doi.org/10.35870/jtik.v9i2.3436>
- Eriyanti, D., & Widiyono. (2025). Pemberdayaan kader dan keluarga melalui Smart Posyandu: Pendekatan kesehatan digital berbasis masyarakat perdesaan. *Journal of Empowerment Community*, 7(1), 147–156. <https://doi.org/10.30737/jec.v7i1.6749>
- Goffar, E. A., Eliviani, R., & Wulandhari, L. A. (2025). Stunting prediction modeling in toddlers using machine learning. *Jurnal RESTI*, 9(3), 670–676. <https://doi.org/10.29207/resti.v9i3.6450>
- Haque, M. A., Choudhury, N., & Wahid, B. Z. (2023). A predictive modelling approach to illustrate factors correlating with stunting among children aged 12–23 months. *BMC Pediatrics*, 23(1), 411. <https://doi.org/10.1186/s12887-023-04210-9>
- Hasdyna, N., Dinata, R. K., & Rahmi. (2024). Hybrid machine learning for stunting prevalence: A novel comprehensive approach to classification, prediction, and clustering optimization in Aceh, Indonesia. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 15(5), 233–242. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2024.0150529>
- Indriana, N. P. R. K., Dewi, I. A. U., & Darmayanti, P. A. R. (2025). Prediksi stunting berbasis machine learning melalui CERDIS: Cepat responsif deteksi dini stunting. *J-REMI: Jurnal Rekam Medik dan Informasi Kesehatan*, 7(1). <https://doi.org/10.25047/j-remi.v7i1.6486>
- Indrisari, E., Febiansyah, H., & Adiwino, B. (2025). A systematic literature review on the application of machine learning for predicting stunting prevalence in Indonesia (2020–2024). *Jurnal Sisfokom*, 14(3), 277–283. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v14i3.2366>
- Islam, M. M., Kibria, N. M. S. J., & Kumar, S. (2024). Prediction of undernutrition and identification of its influencing predictors among under-five children in Bangladesh using explainable machine learning algorithms. *BMC Public Health*, 24(1), 542. <https://doi.org/10.1186/s12889-024-18011-y>
- Lundberg, S. M., Erion, G., Chen, H., DeGrave, A., Prutkin, J. M., Nair, B., Katz, R.,

- Himmelfarb, J., Bansal, N., & Lee, S. I. (2020). From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. *Nature Biomedical Engineering*, 4(2), 252–267. <https://doi.org/10.1038/s41551-020-0512-9>
- Ndagijimana, S., Kabano, I., & Masabo, E. (2024). Predicting stunting in Rwanda using artificial neural networks. *International Journal of Medical Informatics*, 185, 105389. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2024.105389>
- Nohara, Y., Matsumoto, K., Soejima, H., & Nakashima, N. (2021). Explanation of machine learning models using Shapley additive explanation and application for real data in hospital. *arXiv Preprint*, arXiv:2112.11071. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.11071>
- Pratama, A., dkk. (2024). Optimalisasi pelayanan Posyandu melalui implementasi sistem informasi dan strategi gamifikasi. *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 5(2), 220–229. <https://doi.org/10.55338/jpkm.v5i2.2845>
- Putri, R. A., Hadi, M. A., Maulana, F., Akram, D., Septianingrum, N., & Gunawan. (2026). LetsGrow Health: Prediksi risiko stunting pada anak menggunakan algoritma Random Forest berbasis data WHO. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 5(2). <https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.8721>
- Ramadhan, R. B., & Romli, M. A. (2024). Mobile health monitoring application as an effort to detect stunting in early childhood based on Android. *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 9(2), 679–689. <https://doi.org/10.35314/isi.v9i2.3922>
- Roswendi, A. S., Suryati, Y., Nabila, Q. A., & Safarina, L. (2025). Assessing the need for mobile application development in stunting prevention among vulnerable populations: A qualitative study. *The Malaysian Journal of Nursing*, 16(Supp2), 44–52. <https://doi.org/10.31674/mjn.2025.v16isupp2.008>
- Sabilillah, F. T., Sari, C. A., Abiyyi, R. B., & Susanto, A. (2024). Comparison of machine learning algorithms on stunting detection for “Centing” mobile application to prevent stunting. *Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, 8(4), 2410–2419. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i4.13967>
- Sinaga, M., Fujiati, & Halawa, D. (2025). Designing a stunting prediction model using machine learning to support SDGs achievement in Indonesia. *Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, 9(4). <https://doi.org/10.33395/sinkron.v9i4.15296>
- Terttiaavini. (2024). Development of Bunda Care application for growth monitoring child growth and development as an anticipatory innovation to combat stunting with agile

development approach. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(4), 547–555. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i2.1288>

Wicaksono, A., Prasetyo, D., Mar'atullatifah, Y., Iswavigra, D. U., Mahmudah, H., & Hapsari, A. (2025). Data analysis and explainable machine learning for stunting prediction.

Journal of Artificial Intelligence and Legal Technology, 2(1), 12–25.

Zhang, X., Usman, M., & Irshad, A. U. R. (2024). Investigating spatial effects through machine learning and leveraging explainable AI for child malnutrition in Pakistan. *Scientific Reports*, 14(1), 10892. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-61102-1>