

PERSONAL MOBILITY ASSISTANT UNTUK MENUNJANG MOBILITAS AMAN BAGI ANAK DI KOTA KENDARI MENGGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST DAN PENDEKATAN CONTEXT-AWARENESS

Etika Purnamasari¹⁾, Hazriani²⁾, Abdul Latief Arda³⁾

¹⁾²⁾³⁾ *Sistem Komputer, Program Pascasarjana, Universitas Handayani Makassar*

¹⁾ *Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer 22 Januari Kendari*

email: etikapurnamasari99@gmail.com¹⁾, hazriani@handayani.ac.id²⁾, abdullatif@handayani.ac.id³⁾

INFO ARTIKEL

Riwayat Artikel:

Diterima November, 2025
Revisi November, 2025
Terbit November, 2025

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi keamanan lokasi untuk mendukung mobilitas aman bagi anak di ruang publik. Model dibangun menggunakan algoritma *Random Forest* berdasarkan lima fitur lingkungan: kepadatan lalu lintas, pencahayaan, visibilitas, pertemuan dengan orang asing, dan pantauan *CCTV*. Pengembangan model menggunakan metodologi *CRISP-DM*, mencakup tahapan pemahaman masalah, pengolahan data, pemodelan, evaluasi, dan *deployment*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan lokasi aman dan rawan dengan akurasi 100% pada data uji, serta akurasi rata-rata 94,64% melalui *5-fold cross-validation*. Model kemudian diimplementasikan melalui *API Flask* dan diintegrasikan ke aplikasi *Personal Mobility Assistant* untuk memberikan notifikasi keamanan secara *real-time*. Penelitian ini menghasilkan model prediksi keamanan lokasi yang akurat dan dapat berfungsi sebagai komponen inti dalam sistem pemantauan mobilitas anak di lingkungan perkotaan.

Kata Kunci :

keamanan lokasi; mobilitas anak; *Random Forest*; *CRISP-DM*; pembelajaran mesin

ABSTRACT

This study aims to develop a location safety classification model to support safe mobility for children in public spaces. The model was built using the Random Forest algorithm based on five environmental features: traffic density, lighting, visibility, encounters with strangers, and CCTV surveillance. The model development employed the CRISP-DM methodology, which includes problem understanding, data processing, modeling, evaluation, and deployment. The results show that the model can classify safe and unsafe locations with an accuracy of 100% on the test data and an average accuracy of 94.64% using 5-fold cross-validation. The model was then deployed through a Flask API and integrated into the Personal Mobility Assistant application to provide real-time safety notifications. This study produces an accurate location safety prediction model that can serve as a core component of a child mobility monitoring system in urban environments.

Penulis Korespondensi:

Etika Purnamasari
Sistem Komputer, Program Pascasarjana, Universitas Handayani Makassar; Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer 22 Januari Kendari

Email:
etikapurnamasari99@gmail.com

Keywords:

Location Safety; Child Mobility; Random Forest; CRISP-DM; Machine Learning

1. PENDAHULUAN

Perhatian terhadap anak-anak telah mulai digencarkan oleh pemerintah Indonesia melalui penerbitan Peraturan Presiden Republik Indonesia [1] tentang Kebijakan Kabupaten/Kota Layak Anak (KLA). Dalam

Perpres tersebut disebutkan kebijakan KLA bertujuan mewujudkan sistem pembangunan yang menjamin pemenuhan hak anak dan perlindungan khusus anak yang dilakukan secara terencana, menyeluruh, dan berkelanjutan. Kota Kendari yang berada di Provinsi Sulawesi Tenggara adalah salah satu kota yang mendapatkan penghargaan kota layak anak dengan kategori Nindya. Hingga saat ini kota Kendari berusaha untuk meningkatkan kelayakan lingkungan kota untuk anak.

Salah satu hak anak yang wajib dipenuhi adalah lingkungan tinggal yang bersih dan aman. Mobilitas aktif anak di luar ruangan membutuhkan pantauan dari orang tua. Hal ini dilakukan untuk memastikan keamanan anak dan meminimalisir ancaman yang dapat terjadi pada saat anak berada di luar ruangan. Namun tidak semua aktivitas anak di luar ruangan dapat dipantau secara langsung oleh orang tua. Olehnya itu anak perlu difasilitasi agar memiliki kemandirian dalam menjaga diri atau menghindari potensi ancaman ketika berkegiatan di luar rumah, dalam hal ini dengan memanfaatkan teknologi *smartphone*.

Penggunaan perangkat teknologi khususnya *smartphone* pada anak usia 5 tahun ke atas di Indonesia mencapai 68,65% [2]. Pemanfaatan *smartphone* dapat dilakukan untuk menunjang keamanan mobilitas anak saat berada di luar ruangan. Hal ini dapat dilakukan dengan menerapkan sebuah aplikasi yang dapat mendeteksi keberadaan anak. Apakah anak berada di tempat yang aman atau tidak, sehingga baik anak dan orang tua mendapatkan notifikasi terkait kondisi tempat keberadaan anak.

Beberapa penelitian yang relevan telah dilakukan sebelumnya memberikan laporan yang membahas gagasan penelitian tentang mobilitas anak-anak dalam konteks kota pintar, serta faktor-faktor yang memengaruhinya. Hal ini termasuk pengembangan sistem pemantauan dan pengawasan sebagai dasar kota pintar, tren pengurangan mobilitas anak-anak mandiri dan peningkatan perjalanan dalam mobil, dan penggunaan aplikasi *smartphone* khusus untuk mengontrol mobilitas anak-anak. Laporan ini juga mengevaluasi efek sosial dari pengurangan mobilitas mandiri pada anak-anak, termasuk kehilangan kemampuan orientasi spasial dan keterampilan kognitif [3].

Penelitian berikutnya menghasilkan sebuah asisten mobilitas pribadi, yaitu perangkat lunak untuk ponsel pintar dan tablet yang dirancang untuk mendorong penggunaan transportasi umum dengan membantu pengguna mengidentifikasi pilihan perjalanan terbaik melalui jaringan transportasi multimoda [4]. Penelitian serupa juga diterapkan dengan memanfaatkan konsep *Context Awareness* untuk menunjang kegiatan beribadah kaum muslim, yakni dengan menyediakan pengingat ibadah sunnah yang disesuaikan dengan aktivitas harian pengguna [5].

Meskipun ketiga penelitian tersebut telah memanfaatkan teknologi *smartphone* serta menerapkan *context-awareness*, namun belum terdapat penelitian yang mengembangkan model klasifikasi keamanan lokasi berbasis *Random Forest*. Penelitian ini secara khusus berfokus pada pembangunan model klasifikasi keamanan lokasi yang dapat memprediksi apakah suatu lokasi aman atau rawan bagi mobilitas anak berdasarkan lima fitur lingkungan seperti: kepadatan lalu lintas, pencahayaan, visibilitas aktivitas sekitar, dan keberadaan pantauan *CCTV* [6]. Algoritma ini dipilih karena merupakan salah satu algoritma *machine learning* terbaik yang digunakan di berbagai bidang [7], relatif cepat dalam pelatihan dan prediksi [8], kinerja yang kuat [9], kemampuannya dalam menangani data dengan banyak fitur serta memberikan hasil prediksi yang akurat. Adapun aplikasi mobile berfungsi sebagai media implementasi model berbasis *context-awareness* dengan menambahkan variabel kontekstual seperti usia anak dan waktu kejadian, sehingga memberikan informasi tambahan yang lebih relevan dalam mengidentifikasi lokasi yang aman atau rawan bagi mobilitas anak di Kota Kendari. Melalui integrasi aplikasi mobile sebagai *personal mobility assistant* dapat memberikan notifikasi *real-time* kepada anak dan orang tua ketika anak berada di lokasi yang berisiko.

Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi dalam dua aspek: (1) secara empiris menyediakan model *data-driven* untuk identifikasi lokasi aman/berisiko bagi mobilitas anak, dan (2) secara praktis memfasilitasi orang tua dan anak melalui aplikasi berbasis *context-awareness* sebagai alat bantu dalam menentukan keamanan saat anak berada di ruang publik.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Bagian ini menjelaskan pendekatan metodologis dalam pembangunan model klasifikasi keamanan lokasi serta implementasinya ke aplikasi *mobile*. Metodologi yang digunakan adalah *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP_DM)* karena fokus utama penelitian adalah pengembangan model klasifikasi keamanan lokasi menggunakan algoritma *machine learning Random Forest*. *CRISP-DM* terdiri dari enam

tahapan utama, yaitu *Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment* [10]. Setiap tahapan menghasilkan keluaran (*output*) yang menjadi dasar bagi tahapan berikutnya.

2.1 Business Understanding

Tahap ini bertujuan memahami secara jelas permasalahan yang ingin diselesaikan serta menentukan tujuan pembangunan model. Pada konteks penelitian ini, masalah spesifik yang ingin diselesaikan adalah mengidentifikasi apakah suatu lokasi aman atau rawan bagi mobilitas anak berdasarkan fitur lingkungan, seperti pertemuan dengan orang asing, pencahayaan, kepadatan lalu lintas, visibilitas sekitar, dan ketersediaan kamera pengawasan publik. Pemahaman ini kemudian digunakan untuk menetapkan tujuan pembangunan model klasifikasi yang mampu mengidentifikasi apakah suatu lokasi tergolong aman atau rawan bagi mobilitas anak. Tahap ini juga menghasilkan batasan penelitian, termasuk penegasan bahwa aplikasi *mobile* bukan merupakan objek penelitian utama, melainkan media implementasi model klasifikasi.

Definisi operasional setiap fitur ditampilkan pada Tabel 1., dan digunakan sebagai dasar penentuan skor dalam pembuatan dataset.

Tabel 1. Definisi operasional.

Fitur	Skala	Definisi Operasional	Sumber teori
Pertemuan dengan orang asing	1	Jarang (0–2 orang asing dalam 10 menit)	[11], [12], [13]
	2	Cukup sering (3–5 orang asing dalam 10 menit)	
	3	Sering (>5 orang asing)	
Kepadatan lalu lintas	1	Rendah (<5 kendaraan/menit)	[14]
	2	Sedang (5–10 kendaraan/menit)	
	3	Tinggi (>10 kendaraan/menit)	
Pencahayaan	1	Terang (>30 lux)	[15], [16]
	2	Cukup terang (10–30 lux)	
	3	Gelap (<10 lux)	
Visibilitas	1	Terbuka (pandangan >270°)	[17]
	2	Sebagian terlihat	
	3	Tertutup (<180°)	
CCTV	1	Aktif (berfungsi dengan baik)	[18]
	2	Tidak aktif (tidak ada atau tidak berfungsi sama sekali)	

Tabel 1., terkait dengan definisi operasional akan dijabarkan secara lebih lanjut pada pembahasan berikut:

- Pertemuan dengan orang asing dengan skala 1 sampai 3
(1 = Jarang; 2 = Cukup Sering; 3 = Sering)

Orang asing merujuk pada orang yang tidak dikenali [19]. Ketakutan orang tua tentang potensi bahaya dari lalu lintas atau orang asing adalah alasan yang sering dikutip untuk membatasi Mobilitas Independen Anak [13]. Penelitian menunjukkan bahwa lima puluh sembilan persen anak-anak berusia 8 hingga 12 tahun melaporkan bahwa mereka khawatir terhadap orang asing. Dari jumlah tersebut, 39 persen adalah anak laki-laki dan 61 persen adalah anak perempuan [12].

Selain itu ketakutan orang tua mengenai "bahaya orang asing" dan risiko berbasis tempat lainnya telah menyebar ke pandangan orang tua mengenai kehidupan pinggiran kota, dan ini menjadi signifikan dalam memengaruhi pengaturan kebebasan anak-anak (Malone 2007; Planning Institute of Australia 2007; VicHealth 2010) [14]. Berdasarkan uraian tersebut maka fitur pertemuan dengan orang asing sangat berpengaruh pada mobilitas anak di luar rumah.

- Kepadatan lalu lintas kendaraan bermotor dengan skala 1 sampai 3:
(1 = Rendah; 2 = Sedang; 3 = Tinggi)

Orang tua memiliki kekhawatiran yang signifikan tentang membiarkan anak-anak mereka keluar sendirian dengan lalu lintas tampaknya menjadi faktor terkuat yang memengaruhi pemberian mobilitas mandiri [8]. Salah satu faktor penentu kelas dampak lalu lintas adalah proyeksi jumlah kendaraan yang masuk dan keluar dari area proyek sangat menentukan klasifikasi dampak lalu lintas. Jika jumlah kendaraan melebihi ambang batas tertentu, kelas dampak akan meningkat.

Andalalin umumnya dikategorikan menjadi beberapa kelas dampak [14]:

- 1) **Dampak Rendah:** Jika proyek memiliki volume kendaraan rendah dan berada di area dengan kapasitas jalan yang memadai.
- 2) **Dampak Sedang:** Jika proyek menghasilkan peningkatan lalu lintas yang cukup signifikan namun masih dapat diakomodasi oleh sistem jalan yang ada. Contoh kawasan bangkitan rendah adalah kompleks perumahan, taman kota, dan fasilitas pendidikan. Aktivitas kendaraan di kawasan bangkitan rendah cenderung lebih stabil dan tidak menyebabkan lonjakan lalu lintas secara signifikan. Kegiatan dengan bangkitan lalu lintas rendah merupakan kegiatan yang membangkitkan perjalanan antara 100 sampai dengan 499 perjalanan per jam.
- 3) **Dampak Tinggi:** Jika proyek berpotensi menyebabkan kemacetan serius dan memerlukan perubahan atau peningkatan infrastruktur jalan. Bangkit Tinggi dihitung berdasarkan beberapa faktor, seperti: Jenis dan fungsi bangunan (misalnya, pusat perbelanjaan, perkantoran, rumah sakit, atau kawasan permukiman). Luas bangunan atau kapasitas fasilitas yang tersedia. Jumlah pengunjung, pekerja, atau penghuni yang diperkirakan akan beraktivitas di lokasi tersebut. Polarisi perjalanan, yaitu asal dan tujuan perjalanan pengguna fasilitas.

Berdasarkan uraian di atas dapat disimpulkan bahwa kepadatan lalu lintas memiliki skala tertentu dan berpengaruh pada keamanan mobilitas anak.

3. Pencahayaan dengan skala 1 sampai 3:

(1 = Terang; 2 = Cukup Terang; 3 = Gelap)

Baik cahaya alami maupun pencahayaan luar ruangan tampaknya memainkan peran penting dalam kehidupan sehari-hari anak-anak di luar ruangan dengan mendukung atau menghalangi perilaku dan kebutuhan tertentu [16]. Dalam Sarlito Sarwono (2010) disampaikan bahwa sebuah makna akan dapat ditangkap oleh seseorang apabila seseorang dapat melihat wujud obyek dan kondisi di sekitarnya yang akan dijumpainya dengan jelas, serta kejelasan pengelompokan obyek yang akan dilalui. Semakin jelas seseorang dapat menangkap pesan yang disampaikan melalui visual, maka seseorang akan merasa semakin nyaman dalam melalui/beraktifitas di dalam sebuah daerah.

Mary Fernandez di dalam thesisnya yang ditulis pada tahun 2005 yang berjudul *Crime prevention and the perception of safety in campus design*, yang menyatakan bahwa seseorang akan merasa nyaman untuk beraktifitas di dalam sebuah lokasi *outdoor* apabila tempat tersebut cukup terang dan bebas dari tanaman perdu yang memungkinkan untuk seseorang tidak dapat menangkap informasi yang cukup tentang hal yang ada di balik semak/perdu tersebut [16].

4. Visibilitas kegiatan di sekitar ruang:

(1 = Terbuka (terlihat jelas dari banyak sisi); 2 = Sebagian Terlihat; 3 = Tertutup/Terhalang)

Visibilitas merupakan salah satu fitur penting untuk menentukan keamanan tempat. Visibilitas adalah kunci untuk melindungi anak-anak dan remaja. Terlihat adalah ketakutan terbesar bagi mereka yang akan menindas, menyerang, mencuri, melakukan pelecehan seksual, atau melakukan tindakan lain yang dapat membahayakan anak-anak [17].

5. Pantauan CCTV:

(1 = CCTV aktif; 2 = CCTV tidak aktif)

Pada beberapa penelitian *CCTV* berperan dalam menurunkan angka kejahatan. Penggunaan *CCTV* menimbulkan kekhawatiran bagi pelaku kejahatan. Pelaku potensial menyadari keberadaan *CCTV*, menilai risiko melakukan pelanggaran di lokasi tersebut untuk lebih mempertimbangkan manfaatnya, dan memilih untuk tidak melakukan pelanggaran atau melakukan pelanggaran di tempat lain [18]. Untuk fitur *CCTV* penting untuk untuk mengklasifikasikan tempat yang aman dan rawan.

Lima fitur utama di atas adalah fitur yang digunakan untuk membuat model *machine learning* yang dapat menentukan lokasi aman dan rawan. Adapun pendekatan berbasis context awareness diimplementasikan dengan menggunakan fitur usia dan waktu. Fitur usia adalah fitur numerik untuk usia anak sedangkan fitur waktu adalah fitur yang menunjukkan waktu keberadaan anak di lokasi tersebut.

2.2 Data Understanding

Tahap ini melibatkan proses pengumpulan dan eksplorasi awal dataset. Data diperoleh melalui observasi langsung pada 96 titik lokasi di Kota Kendari yang mewakili variasi kondisi lingkungan. Setiap titik observasi dicatat berdasarkan lima fitur lingkungan yang relevan terhadap persepsi keamanan anak. Proses ini memberikan pemahaman awal terkait kualitas dan karakteristik dataset yang akan digunakan untuk membangun model.

2.3 Data Preparation

Tahap ini dilakukan untuk menyiapkan data agar dapat diproses oleh algoritma *Random Forest*. Proses ini mencakup pembersihan data untuk mengatasi ketidakstabilan atau nilai yang hilang, transformasi data kategorikal menjadi data numerik melalui proses *encoding*, serta penentuan label “aman” atau “rawan” berdasarkan perhitungan skor fitur lingkungan. Dataset yang telah dibersihkan kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan proporsi tertentu sehingga dapat digunakan untuk membangun dan mengevaluasi model. Tahap ini memastikan bahwa dataset berada dalam kondisi optimal untuk memasuki proses pemodelan.

2.4 Modeling

Tahap ini merupakan inti dari metodologi ini, di mana algoritma *Random Forest* digunakan untuk membangun model klasifikasi keamanan lokasi. Pada tahap ini dilakukan pemilihan parameter dan konfigurasi model, diikuti dengan proses pelatihan menggunakan data latih. Pemilihan *Random Forest* didasarkan pada kemampuannya menangani fitur multivariat dan menghasilkan performa prediksi yang stabil. Model kemudian diuji untuk memastikan konsistensi prediksi dan kemampuan generalisasi terhadap data baru. Hasil dari tahap pemodelan adalah sebuah model *Random Forest* dalam bentuk file *pickle* (.pkl) yang siap digunakan.

2.5 Evaluation

Tahap ini dilakukan untuk mengukur kinerja model menggunakan metrik klasifikasi seperti akurasi, *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *confusion matrix*. Selain itu, dilakukan juga *k-fold cross-validation* untuk menilai kemampuan generalisasi model terhadap variasi data yang berbeda. Evaluasi ini bertujuan memastikan bahwa model yang dibangun memiliki performa yang memadai sebelum diimplementasikan ke dalam aplikasi. Hasil evaluasi kemudian dianalisis untuk memberikan gambaran menyeluruh terkait kekuatan dan keterbatasan model.

2.6 Deployment

Tahap terakhir yaitu implementasi model ke dalam aplikasi *Personal Mobility Assistant*. Pada tahap ini, model yang telah dilatih disimpan dalam format *model.pkl* dan diintegrasikan ke dalam layanan *REST API* berbasis *Flask* yang berfungsi sebagai penghubung antara aplikasi *mobile* dan model prediksi. Aplikasi *Flutter* mengirimkan data lokasi anak ke server, kemudian server menjalankan model untuk mengklasifikasikan keamanan lokasi berdasarkan fitur lingkungan yang tersedia. Hasil prediksi dikirim kembali ke aplikasi, yang kemudian disesuaikan dengan pendekatan *context-awareness* seperti waktu dan umur pengguna untuk memberikan notifikasi yang lebih relevan. Meskipun aplikasi *mobile* bukan fokus utama penelitian, tahap implementasi ini memastikan bahwa model yang dibangun dapat digunakan dalam konteks nyata.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil penelitian berdasarkan tahapan *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment* dari metodologi *CRISP-DM* yang telah dijelaskan sebelumnya. Hasil penelitian terdiri atas tiga bagian utama: (1) hasil pelatihan dan evaluasi model *Random Forest* untuk klasifikasi keamanan lokasi, (2) hasil evaluasi generalisasi model menggunakan *cross-validation*, dan (3) hasil implementasi model ke dalam aplikasi *Personal Mobility Assistant* (*ChildSafe*) serta pengujian aplikasinya dalam skenario nyata.

3.1. Hasil Pemodelan Random Forest

Setelah tahapan *Data Preparation* menghasilkan dataset bersih dan telah diberi label “aman” dan “rawan”, proses *Modeling* dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest*. Model dilatih menggunakan data latih, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kemampuan klasifikasi awal. Model yang telah dilatih kemudian disimpan dalam format *model.pkl* untuk tahap implementasi selanjutnya.

Model *Random Forest* dipilih karena kemampuannya menangani fitur multivariat, sifatnya yang tahan terhadap *overfitting*, serta performanya yang stabil pada dataset berukuran kecil hingga menengah. Proses pelatihan menghasilkan sebuah model yang mampu mengidentifikasi pola dari kombinasi lima fitur

lingkungan: pertemuan dengan orang asing, kepadatan lalu lintas, pencahayaan, visibilitas, dan pantauan CCTV.

3.2. Hasil Evaluasi Model

Tahap *Evaluation* dilakukan untuk mengukur performa model dalam mengklasifikasikan tingkat keamanan lokasi. Evaluasi ini menggunakan metrik akurasi, *confusion matrix*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Hasil evaluasi model ditampilkan pada Gambar 1.

Akurasi: 1.0					
Confusion Matrix:					
[[40 0] [0 16]]					
Classification Report:					
	precision	recall	f1-score	support	
0	1.00	1.00	1.00	40	
1	1.00	1.00	1.00	16	
accuracy			1.00	56	
macro avg	1.00	1.00	1.00	56	
weighted avg	1.00	1.00	1.00	56	

Gambar 1. Hasil evaluasi model.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi 100% pada 56 data uji. Seluruh data berhasil diklasifikasikan tanpa kesalahan, baik untuk kelas aman maupun kelas rawan. Meski demikian, nilai akurasi sempurna ini perlu dicermati, terutama pada dataset berukuran kecil, karena dapat menjadi indikasi *overfitting* apabila tidak dianalisis lebih lanjut.

Confusion matrix menunjukkan bahwa model tidak menghasilkan kesalahan prediksi, dengan nilai $TN = 40$, $FP = 0$, $FN = 0$, dan $TP = 16$. Nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk kedua kelas juga berada pada nilai 1.00, yang menandakan keseimbangan performa antara kemampuan mengenali kelas positif dan negatif.

Hasil ini mengindikasikan bahwa model secara konsisten mampu membedakan lokasi yang aman dan rawan berdasarkan kombinasi fitur lingkungan yang digunakan dalam penelitian.

3.3. Evaluasi Generalisasi menggunakan *Cross-Validation*

Untuk memastikan bahwa model tidak mengalami *overfitting*, dilakukan evaluasi tambahan menggunakan teknik *5-fold cross-validation*. Tahap ini merupakan bagian dari proses evaluasi dalam *CRISP-DM* untuk menilai kemampuan generalisasi model terhadap variasi data yang berbeda.

```
Cross-validation scores: [0.94642857 0.96428571 0.875      0.96428571 1.      ]  
Rata-rata akurasi: 0.95
```

Gambar 2. Hasil evaluasi *cross validation*.

Hasil cross-validation pada Gambar 2., menunjukkan bahwa akurasi model berada pada rentang 87,5% hingga 96,4%, dengan rata-rata akurasi sebesar 94,64%. Nilai ini menggambarkan bahwa model tetap stabil meskipun diuji pada subset data yang berbeda, sehingga risiko *overfitting* dapat dikatakan rendah. Konsistensi hasil evaluasi ini memperkuat bahwa model *Random Forest* layak digunakan sebagai komponen utama untuk prediksi keamanan Lokasi.

3.4. Hasil Deployment: Implementasi Model ke API Flask

Tahap *Deployment* dalam *CRISP-DM* dilakukan dengan mengintegrasikan model *Random Forest* yang telah dilatih ke dalam *API* berbasis *Flask*. *API* ini berfungsi sebagai penghubung antara model dan aplikasi *mobile ChildSafe*. *API* menerima *input* berupa nilai lima fitur lingkungan dalam format *JSON*, memprosesnya menggunakan *model.pkl*, dan mengembalikan hasil prediksi aman atau rawan.

```
C:\Etika New Asus\Lectures\STMIK HANDAYANI\Magister Teladan Soon\TESIS M.KOM\3 Hasil Tesis\Model\ProjekAPI\flask-aman-rawan>curl -X POST http://127.0.0.1:5000/predict ^  
More? -H "Content-Type: application/json" ^  
More? -d "{\"pertemuan_orang_asing\":2, \"kepadatan_lalu_lintas\":2, \"pencahayaan\":2, \"visibilitas\":3, \"pantauan_cctv\":2}" ^  
{  
    "label": "rawan",  
    "prediction": 1  
}
```

Gambar 3. Hasil pengujian menggunakan *API Flask* (rawan).

Pengujian *API* menunjukkan bahwa model bekerja sesuai harapan. Pada skenario pertama (Gambar 3), sistem menerima kombinasi fitur lingkungan dengan total skor 11 dan hasil prediksi model adalah “rawan”. Prediksi ini konsisten dengan aturan pelabelan pada tahap *Data Preparation*. Pada skenario berikutnya (Gambar 4), sistem menerima skor total 8 dan berhasil memprediksi “aman”. Kedua hasil ini menunjukkan bahwa integrasi model ke *API* berjalan baik dan respons model stabil ketika menerima *input* dari aplikasi *mobile*.

```
C:\Etika New Asus\Lectures\STMIK HANDAYANI\Magister Teladan Soon\TESIS M.KOM\3 Hasil Tesis\Model\ProjekAPI\Flask-aman-rawan>curl -X POST http://127.0.0.1:5000/predict ^
More? -H "Content-Type: application/json" ^
More? -d "{\"pertemuan_orang_asing\":2, \"kepadatan_lalu_lintas\":2, \"pencahayaan\":1, \"visibilitas\":1, \"pantauan_cctv\":2}"
{
  "label": "aman",
  "prediction": 0
}
```

Gambar 4. Hasil pengujian menggunakan *API Flask* (aman).

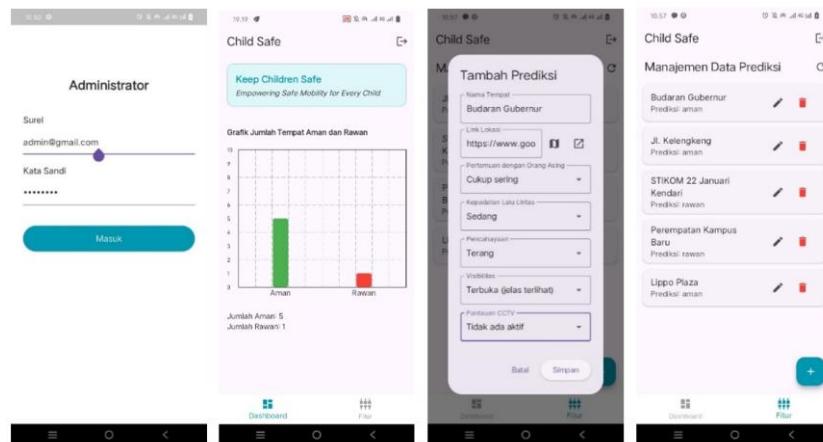
Berdasarkan rangkaian pelatihan dan pengujian yang dilakukan, algoritma *Random Forest* menunjukkan kinerja yang baik dalam memprediksi status keamanan lokasi berdasarkan parameter *location context*. Model yang dibangun dengan lima fitur utama—pertemuan dengan orang asing, kepadatan lalu lintas, pencahayaan, visibilitas, dan pantauan *CCTV*—mencapai akurasi sebesar 100% pada data uji dan menunjukkan performa yang stabil melalui evaluasi *cross-validation* dengan rata-rata akurasi sebesar 94,64%. Temuan ini membuktikan bahwa algoritma *Random Forest* dapat untuk digunakan dalam klasifikasi lokasi aman dan rawan dalam konteks mobilitas anak.

3.5. Integrasi Model ke Aplikasi Mobile

Integrasi model ke aplikasi *mobile* dilakukan sebagai bagian dari proses *Deployment*. Aplikasi *ChildSafe* dibangun menggunakan *Flutter* dan memanfaatkan *API Flask* sebagai *backend*. Model tidak dilatih di dalam aplikasi, melainkan dihubungkan melalui *request HTTP* untuk menjaga performa dan memudahkan pembaruan model di masa depan. Aplikasi terdiri dari tiga modul yaitu Admin, Orang Tua, dan Anak, di mana masing-masing memiliki fungsi berbeda.

1. Aplikasi Admin

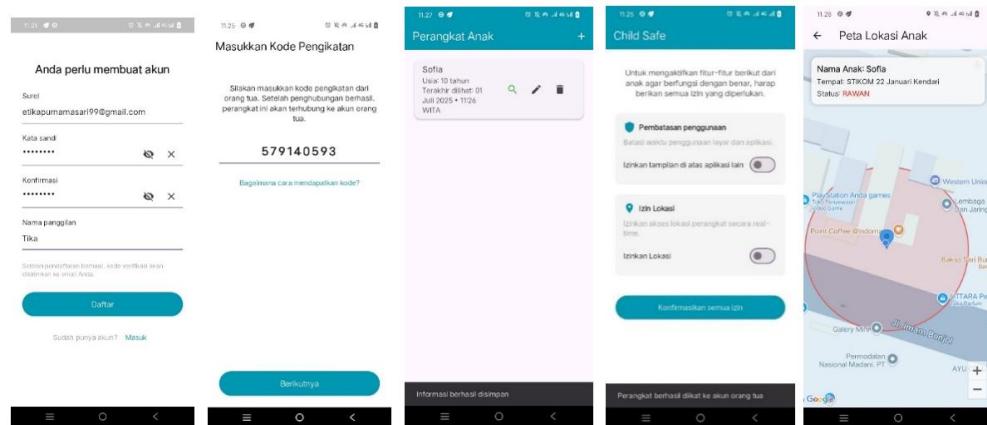
Pada aplikasi ini, admin dapat melakukan *login* serta menginput lokasi dan nilai fitur. Pada antarmuka *login* admin menginputkan surel dan kata sandi. Jika surel dan kata sandi tepat, maka halaman *dashboard* admin akan tampil. Selanjutnya admin dapat menambahkan lokasi serta skor dari masing-masing fitur sehingga prediksi lokasi akan otomatis tampil sesuai dengan model yang telah dibuat.



Gambar 5. Tampilan antarmuka aplikasi Admin.

2. Aplikasi Orang Tua

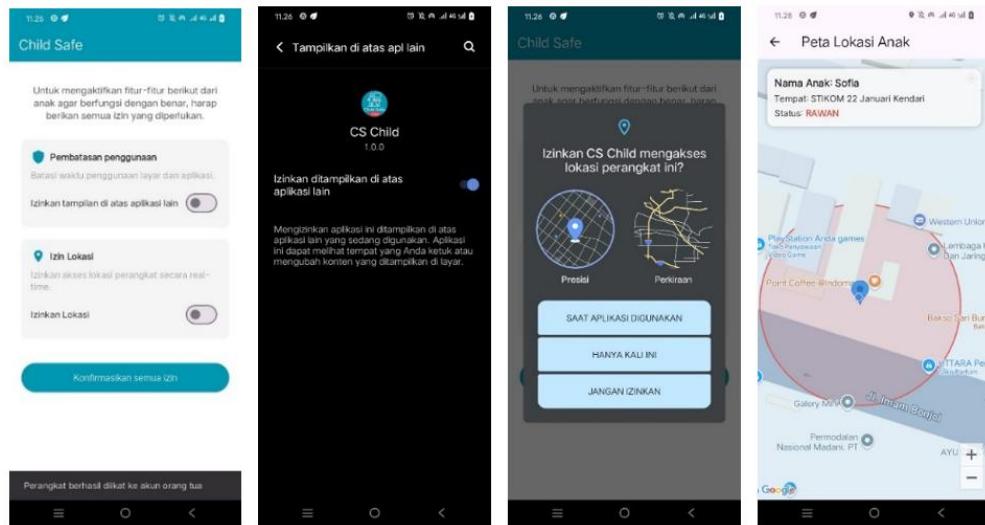
Pada aplikasi ini, orang tua dapat mendaftarkan akun, *login*, *binding*, kelola data anak, kelola izin, memantau lokasi anak, dan mendapatkan notifikasi status rawan jika anak berada di lokasi yang diprediksi rawan.



Gambar 6. Tampilan antarmuka aplikasi Orang Tua.

3. Aplikasi Anak

Pada aplikasi ini, anak dapat melakukan binding perangkat, mengelola pengaturan, dan memantau keberadaannya pada peta untuk melihat apakah anak berada di lokasi yang aman atau rawan.



Gambar 7. Tampilan antarmuka aplikasi Anak.

Pengembangan aplikasi *mobile* ini dilakukan dengan menggunakan *framework Flutter* dan bahasa pemrograman Dart, serta didukung oleh *Flask* sebagai *backend API* yang menghubungkan aplikasi dengan model klasifikasi berbasis algoritma *Random Forest*. Dataset yang digunakan dalam pengembangan model terdiri atas lima fitur utama yang mewakili kondisi lingkungan sekitar, yaitu: pertemuan dengan orang asing, kepadatan lalu lintas, pencahayaan, visibilitas, dan pantauan *CCTV*.

Adapun pendekatan *Context-awareness* diterapkan sebagai aturan tambahan (di luar model ML) melalui atribut usia dan waktu. Jika anak berada di luar rumah pada jam tertentu atau berada di lokasi tertentu sesuai profil usia, sistem memberikan peringatan tambahan. Pendekatan ini melengkapi prediksi berbasis *machine learning* dengan aturan kontekstual yang sesuai secara sosial.

3.6. Pengujian Aplikasi *Mobile*

Pengujian aplikasi dilakukan untuk memastikan bahwa hasil *Deployment* berhasil diterapkan dalam skenario penggunaan nyata. Lima skenario pengujian dilakukan dengan variasi lokasi, usia anak, dan waktu penggunaan (Tabel 2). Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem menghasilkan prediksi yang konsisten dengan skor lokasi (*location context*) maupun aturan *context-awareness* tambahan.

Tabel 2. Hasil pengujian penggunaan aplikasi.

No	Lokasi	Usia	Waktu	Harapan	Hasil Prediksi Sistem
1.	Jalan Kelengkeng	10	11.19	Aman (total skor 7)	Aman (total skor 7)
2.	Jalan Kelenkeng	10	21.43	Rawan (user dan time context)	Rawan (user dan time context)
3.	STIKOM 22 Januari Kendari	16	12.53	Aman (total skor 8)	Aman (total skor 8)
4.	Perempatan kampus	16	14.06	Rawan (total skor 10)	Rawan (total skor 10)
5.	Jl. Banteng	17	18.50	Aman (total skor 8)	Aman (total skor 8)

Berdasarkan informasi yang ditampilkan melalui Tabel 2., beberapa skenario, misalnya ketika pengguna berusia 10 tahun berada di luar rumah pada pukul 21.43, sistem secara tepat memberikan status “rawan” sesuai aturan *time-context*. Pengujian ini menunjukkan bahwa sistem tidak hanya mengandalkan model *Machine Learning*, tetapi juga mempertimbangkan konteks pengguna secara dinamis.

Hasil ini memperlihatkan bahwa implementasi model *Random Forest* berjalan baik dalam aplikasi *mobile*, dan aplikasi mampu memberikan notifikasi keamanan secara *real-time* sesuai konteks pengguna dan kondisi lingkungan.

3.7. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Random Forest* mampu mengklasifikasikan keamanan lokasi secara akurat, bahkan pada *dataset* berukuran relatif kecil. Evaluasi *cross-validation* mengonfirmasi bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan tidak hanya menghafalkan data latih. Keberhasilan model dalam membedakan dua kelas berdasarkan fitur lingkungan juga konsisten dengan temuan dalam literatur, di mana pencahayaan dan visibilitas merupakan faktor dominan dalam persepsi keamanan ruang publik.

Integrasi model ke aplikasi *ChildSafe* menunjukkan bahwa pendekatan *data-driven* dapat dikombinasikan dengan *context-aware rules* untuk menghasilkan sistem peringatan keamanan yang praktis digunakan anak dan orang tua. Oleh karena itu, model *machine learning* berperan sebagai inti prediksi, sementara aplikasi *mobile* berfungsi sebagai media implementasi yang memperluas manfaat model dalam konteks nyata.

Meskipun performa model sangat baik, sejumlah batasan tetap perlu dipertimbangkan, seperti ukuran dataset yang terbatas dan cakupan lokasi yang hanya berada di Kota Kendari. Pengembangan lebih lanjut dapat mencakup penambahan variasi data dan eksplorasi metode lain.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini dilakukan untuk menyelesaikan permasalahan spesifik terkait kebutuhan sistem yang mampu memprediksi tingkat keamanan lokasi bagi mobilitas anak berdasarkan fitur lingkungan. Melalui pendekatan *CRISP-DM*, penelitian ini berhasil membangun model klasifikasi berbasis *Random Forest* menggunakan lima fitur lingkungan yang relevan, yaitu pencahayaan, kepadatan lalu lintas, visibilitas aktivitas sekitar, pertemuan dengan orang asing, dan pantauan *CCTV*. Pemodelan yang dilakukan menunjukkan bahwa kombinasi fitur tersebut efektif untuk membedakan lokasi aman dan rawan dalam konteks mobilitas anak di Kota Kendari.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *Random Forest* mampu memberikan performa yang sangat baik, dengan akurasi 100% pada data uji dan akurasi rata-rata 94,64% pada evaluasi *5-fold cross-validation*. Nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang mencapai 1.00 pada data uji menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang konsisten dan stabil. Temuan ini memperkuat bahwa *Random Forest* merupakan algoritma yang tepat untuk permasalahan klasifikasi keamanan lokasi yang melibatkan banyak fitur lingkungan dan variasi kondisi lapangan.

Model yang dikembangkan kemudian diimplementasikan ke dalam aplikasi *Personal Mobility Assistant (ChildSafe)* melalui *API Flask* sebagai bagian dari tahap *Deployment*. Proses integrasi model berjalan dengan baik dan memungkinkan aplikasi memberikan notifikasi keamanan secara *real-time* berdasarkan hasil prediksi model serta aturan *context-awareness* tambahan, seperti waktu dan usia anak. Hasil uji coba aplikasi menunjukkan bahwa integrasi ini dapat digunakan secara praktis oleh anak dan orang tua untuk mendapatkan informasi keamanan lokasi secara cepat dan relevan.

Meskipun penelitian ini telah menunjukkan hasil yang sangat baik, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Dataset yang digunakan masih terbatas pada wilayah dan kondisi tertentu di Kota Kendari, sehingga generalisasi model ke wilayah lain perlu diuji lebih lanjut. Pendekatan penilaian skor manual pada tahap pembentukan label juga berpotensi menyebabkan bias, sehingga penelitian lanjutan dapat mempertimbangkan penggunaan metode labeling berbasis sensor atau *crowdsourcing*. Selain itu, eksplorasi algoritma lain atau metode *deep learning* dapat dilakukan untuk membandingkan performa dan stabilitas model.

Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil menyelesaikan permasalahan utama terkait identifikasi keamanan lokasi berdasarkan fitur lingkungan, dan menghasilkan model *machine learning* yang dapat diterapkan melalui aplikasi *mobile* untuk mendukung peningkatan keselamatan mobilitas anak dengan pendekatan *context awareness*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] PERPRES 25/2021, “Peraturan Presiden RI Nomor 25 tahun 2021 tentang Kebijakan Kabupaten Kota Layak Anak,” *Sekr. Pres. RI*, no. 1, 2021.
- [2] B. P. Statistik, “Statistik Indonesia 2025,” Badan Pusat Statistik, 2025.
- [3] O. Sergeyeva and E. Laktukhina, “Child in ‘smart city’: Social studies review of children’s mobility,” *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, vol. 22-23-Nove, no. November 2016, pp. 31–34, 2016, doi: 10.1145/3014087.3014117.
- [4] D. Magliocchetti, M. Gielow, F. De Vigili, G. Conti, and R. De Amicis, “A personal mobility assistant based on ambient intelligence to promote sustainable travel choices,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 5, pp. 892–899, 2011, doi: 10.1016/j.procs.2011.07.124.
- [5] M. Z. Nabil, A. P. Kharisma, and I. Arwani, “Implementasi Konsep Context Awareness pada Aplikasi Pengingat Ibadah Sunnah di Platform Android,” *J. Pengemb. Teknol. ...*, vol. 4, no. 10, pp. 3307–3312, 2020, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/download/7915/3734>
- [6] M. A. Faiz, “Penentuan Kriteria Fasilitas Kreatif dan Rekreatif Kota Malang dalam Perspektif Kota Layak Anak,” 2018 [Online]. Available: https://repository.its.ac.id/53733/%0Ahttps://repository.its.ac.id/53733/1/08211440000075 - Undergraduate_Theses.pdf
- [7] W. Apriliah *et al.*, “Prediksi Kemungkinan Diabetes pada Tahap Awal Menggunakan Algoritma Klasifikasi Random Forest,” vol. 10, pp. 163–171, 2021.
- [8] H. A. Salman, A. Kalakech, and A. Steiti, “Random Forest Algorithm Overview,” vol. 2024, pp. 69–79, 2024.
- [9] A. Y. Permana, H. N. Fazri, and M. F. N. Athoilah, “Penerapan Data Mining Dalam Analisis Prediksi Kanker Paru Menggunakan Algoritma Random Forest,” vol. 3, no. 2, 2023.
- [10] A. K. Rotty, “Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP- DM) Approach in Determining the Most Significant Employee Engagement Drivers to Sales at X Car Dealership,” pp. 3368–3379, 2022.
- [11] C. Underwood, “Children’s independent mobility : fact or fiction : 8 to 12 year olds - worried about strangers Children’s Independent Mobility : Fact or fiction : 8 to 12 year olds - worried about strangers,” 2012, [Online]. Available: <http://research.acer.edu.au/cimat/1>
- [12] S. K. Bennetts *et al.*, “‘Stranger danger’, ‘abduction risks’ and ‘fear’: Media coverage of children’s independent mobility and parental attitudes,” *Child. Soc.*, vol. 37, no. 6, pp. 1846–1864, 2023, doi: 10.1111/chso.12659.
- [13] S. U. Development and K. Malone, *Geographies of Global Issues: Change and Threat*, no. January 2015. 2016. doi: 10.1007/978-981-4585-95-8.
- [14] K. Andal, “Bagaimana Cara Menentukan Kelas Dampak Lalu Lintas dalam Andalalin?,” 2025. [https://konsulanandalalin.co.id/bagaimana-cara-menentukan-kelas-dampak-lalu-lintas-dalam-andalalin/](https://konsultanandalalin.co.id/bagaimana-cara-menentukan-kelas-dampak-lalu-lintas-dalam-andalalin/)
- [15] A. Litsmark, J. Rahm, P. Mattsson, and M. Johansson, “Children’s independent mobility during dark hours: a scoping review,” *Front. Public Heal.*, vol. 11, no. 1, 2023, doi: 10.3389/fpubh.2023.1110224.
- [16] B. Widiantoro, R. R. Widjadja, and A. Nugroho, “Pengaruh Pencahayaan pada Bangunan di Malam Hari terhadap Pembentukan Persepsi Pengguna Jalan di Kawasan Retail Kota Semarang,” *Temu Ilm. PLBI*, no. 1, pp. 23–30, 2015.
- [17] Safe Kids Thrive, “Safe Environment Strategies: Visibility,” 2025. <https://safekidsthrive.org/prevention-topics/safe-environments/safe-environment-strategies-visibility/>
- [18] R. Armitage, “To CCTV or Not to CCTV: a review of current research into the effectiveness of CCTV systems in reducing crime,” *Nacro. Community Saf. Pract.*, no. 226171, pp. 1–8, 2002, [Online]. Available: <https://www.bmnl.com.au/wp-content/uploads/2020/07/whether-or-not-you-should-install-a-security-system.pdf>
- [19] wiktionsary, “Orang Asing.” https://id.wiktionsary.org/wiki/orang_asing