

Implementasi Algoritma Random Forest untuk Penentuan Relawan Pendorong Darah Potensial pada Palang Merah Indonesia (PMI) Kabupaten Kudus

Implementation of the Random Forest Algorithm for Determining Potential Blood Donor Volunteers at the Indonesian Red Cross (PMI) Kudus Regency

Muhammad Maulana Abdurrohman *¹, Fajar Nugraha ², Noor Latifah³
^{1,2,3}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Muria Kudus

E-mail: ¹202153164@std.umk.ac.id, ²fajar.nugraha@umk.ac.id, ³noor.latifah@umk.ac.id

Abstrak

Palang Merah Indonesia (PMI) Kabupaten Kudus menghadapi permasalahan ketidakseimbangan stok darah antar golongan yang sering menyebabkan kesulitan pemenuhan kebutuhan darah pada kondisi darurat. Pengelolaan data pendonor yang masih bersifat manual menjadi faktor utama lambatnya proses pencarian relawan donor. Penelitian ini mengembangkan sistem prediksi berbasis *machine learning* menggunakan algoritma *Random Forest* untuk mengidentifikasi relawan pendonor darah yang berpotensi kembali mendonorkan darahnya. Sistem dibangun berbasis web menggunakan framework *CodeIgniter* dan *Python*, serta diintegrasikan dengan Sistem Informasi Geografis (SIG) menggunakan *Leaflet.js* untuk visualisasi spasial distribusi pendonor. Pengembangan sistem menggunakan pendekatan CRISP-DM dengan data historis pendonor PMI Kabupaten Kudus sebagai bahan pelatihan model. Hasil evaluasi menunjukkan performa model yang sangat baik dengan akurasi 87,45% dan ROC-AUC 0,912, serta nilai *cross-validation* ROC-AUC 0,897 yang mengkonfirmasi konsistensi model tanpa *overfitting*. Sistem menghasilkan daftar rekomendasi pendonor potensial berdasarkan nilai probabilitas tertinggi yang disusun sesuai kecamatan dan golongan darah, sehingga mempercepat respons petugas PMI dalam pemenuhan kebutuhan darah.

Kata kunci: *Random Forest*, Donor Darah, PMI, *Machine Learning*, Sistem Informasi Geografis

Abstract

Palang Merah Indonesia (PMI) Kudus Regency faces an imbalance of blood stock across blood types, frequently causing difficulties in meeting blood demand during emergencies. Manual donor data management has been the primary factor behind slow donor recruitment processes. This study develops a machine learning-based prediction system using the Random Forest algorithm to identify blood donor volunteers with a high likelihood of donating again. The system is built as a web application using the CodeIgniter framework and Python, integrated with a Geographic Information System (GIS) via Leaflet.js for spatial visualization of donor distribution. System development follows the CRISP-DM approach, using historical donor data from PMI Kudus Regency as model training material. Evaluation results demonstrate strong model performance with an accuracy of 87.45% and a ROC-AUC of 0.912, while a cross-validation ROC-AUC of 0.897 confirms model consistency without overfitting. The system generates a ranked list of potential donors based on the highest probability values,

organized by sub-district and blood type, thereby accelerating PMI officers' response in fulfilling blood demand.

Keywords: *Random Forest, Blood Donation, PMI, Machine Learning, Geographic Information System*

1. PENDAHULUAN

Ketersediaan darah yang memadai merupakan salah satu komponen kritis dalam pelayanan kesehatan, terutama dalam kondisi darurat medis seperti kecelakaan, operasi besar, atau penyakit kronis yang memerlukan transfusi darah secara rutin [1]. Palang Merah Indonesia (PMI) sebagai lembaga yang bertanggung jawab atas pengelolaan dan distribusi darah di Indonesia menghadapi tantangan yang terus berkembang dalam menjaga keseimbangan stok darah antar golongan [2]. Namun dalam praktiknya, ketersediaan stok darah sering kali tidak seimbang antar golongan, terutama saat terjadi peningkatan kebutuhan mendadak akibat kecelakaan, operasi besar, atau penyakit kronis [3].

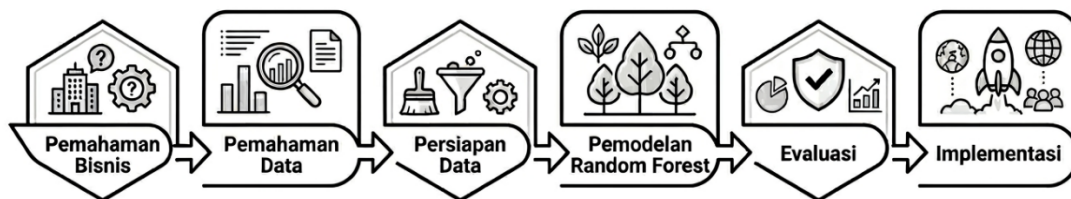
PMI Kabupaten Kudus, yang berkedudukan di Jalan Kudus–Purwodadi (depan RS Mardi Rahayu), Desa Jati Kulon, Kecamatan Jati, Kabupaten Kudus, Jawa Tengah, telah menyelenggarakan berbagai kegiatan pelayanan donor darah baik di markas PMI maupun melalui kegiatan donor darah keliling. Namun, proses pencarian pendonor selama ini masih dilakukan secara manual dan bersifat reaktif melalui media sosial, terutama ketika terjadi kekurangan darah pada golongan tertentu. Kondisi tersebut mengakibatkan keterlambatan pemenuhan kebutuhan darah, ketidaktepatan dalam pemilihan calon pendonor, serta rendahnya pemanfaatan data historis pendonor yang tersedia [4].

Perkembangan teknologi machine learning membuka peluang baru dalam mengoptimalkan pengelolaan donor darah. Pendekatan berbasis data memungkinkan pengklasifikasian pendonor secara otomatis berdasarkan pola historis, sehingga petugas PMI dapat dengan cepat mengidentifikasi relawan yang paling berpotensi untuk kembali mendonorkan darahnya [5]. Algoritma *Random Forest* merupakan salah satu metode *ensemble learning* yang terbukti andal dalam menangani masalah klasifikasi dengan dimensi fitur yang beragam serta mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi [6].

Selain itu, integrasi dengan Sistem Informasi Geografis (SIG) dapat memperkuat sistem prediksi dengan menyediakan visualisasi spasial distribusi pendonor berdasarkan wilayah kecamatan. Hal ini memungkinkan petugas PMI mengidentifikasi pendonor terdekat secara cepat dan tepat sasaran saat terjadi kekurangan stok darah [7]. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem prediksi relawan pendonor darah potensial berbasis algoritma *Random Forest* yang terintegrasi dengan SIG pada PMI Kabupaten Kudus, guna meningkatkan efektivitas dan kecepatan respons pelayanan donor darah.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan data *mining* dengan kerangka kerja CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) sebagai pedoman utama dalam proses pengembangan model prediksi pendonor darah potensial. Pendekatan ini dipilih karena bersifat sistematis dan fleksibel, sehingga dapat menyesuaikan dengan kebutuhan analisis data pada lingkungan PMI Kabupaten Kudus [8]. Proses klasifikasi dan prediksi menggunakan algoritma *Random Forest*, yang bertujuan menghasilkan rekomendasi pendonor potensial berdasarkan data historis donor. Alur pelaksanaan mengikuti tahapan CRISP-DM sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Diagram CRISP-DM

2.1. Pemahaman Bisnis

Tahap ini bertujuan memahami permasalahan dan kebutuhan PMI Kabupaten Kudus dalam mengelola data pendonor dan menjaga ketersediaan stok darah [9]. Permasalahan utama yang dihadapi adalah proses pencarian pendonor yang masih bersifat manual dan reaktif, mengakibatkan lambatnya respons terhadap kondisi darurat kekurangan darah. Untuk mengatasi hal tersebut, dikembangkan sistem prediksi otomatis menggunakan algoritma *Random Forest* yang dapat mengidentifikasi pendonor berpotensi berdasarkan data historis, sehingga proses pencarian relawan menjadi lebih cepat, efisien, dan berbasis data [10].

2.2. Pemahaman Data

Tahap ini difokuskan pada proses eksplorasi dan pemahaman terhadap data yang digunakan dalam penelitian [11]. Data dikumpulkan dari PMI Kabupaten Kudus yang mencakup:

1. Data identitas pendonor: ID, nama, alamat, nomor handphone.
2. Data demografi: umur, jenis kelamin.
3. Data donor darah: golongan darah, kecamatan, status donor, jumlah donor, tanggal donor.
4. Data label: total frekuensi donor, label pendonor aktif ($\text{donor} \geq 2$ kali), probabilitas pendonor melakukan donor kembali.

2.3. Persiapan Data (*Preprocessing*)

Data preparation dilakukan untuk membersihkan dan mengubah data mentah menjadi format yang siap digunakan dalam pelatihan model [12]. Beberapa proses utama yang dilakukan adalah:

1. Normalisasi dan penyeragaman: penyeragaman nama kolom data dan konversi tipe data tanggal ke format *datetime*.
2. Data *Cleaning*: penghapusan data yang tidak lengkap atau tidak valid.

3. Data *Transformation*: transformasi data kategorikal menjadi numerik menggunakan *One-Hot Encoding*, serta standarisasi data numerik menggunakan *StandardScaler* [13].
4. Pembentukan Label: pendonor dengan riwayat donor ≥ 2 kali diberi label aktif sebagai target prediksi.

2.4. Pemodelan *Random Forest*

Pada tahap ini dilakukan pembangunan model klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest*. *Random Forest* merupakan metode *ensemble learning* yang membangun sejumlah pohon keputusan (*decision tree*) selama proses pelatihan dan menghasilkan kelas berdasarkan modus dari prediksi setiap pohon [14]. Parameter model yang dikonfigurasi meliputi jumlah estimator (*n_estimators*), minimum sampel pada tiap daun (*min_samples_leaf*), bobot kelas (*class_weight*), dan proporsi data uji (*test_size*). Probabilitas prediksi disesuaikan dengan bobot frekuensi donor dan status donor ulang menggunakan rumus:

$$p_{return_adjusted} = p_{return} \times (1 + \alpha_{donor} \times jumlah_donor) \times (1 + \alpha_{ulang} \times status_ulang)$$

Untuk α_{donor} dan α_{ulang} merupakan parameter penyesuaian yang dikonfigurasi oleh pengguna. Pemilihan nilai parameter optimal dilakukan melalui validasi model untuk menghindari *overfitting* [15]. Model disimpan dalam format file *joblib* agar dapat dipanggil kembali pada proses prediksi.

2.5. Evaluasi

Evaluasi model dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* untuk membandingkan hasil prediksi model dengan data aktual. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan ROC-AUC. Pembagian data dilakukan dengan rasio 80:20 (data latih:data uji). Rumus perhitungan metrik evaluasi adalah sebagai berikut:

1. $Precision = TP / (TP + FP)$
2. $Recall = TP / (TP + FN)$
3. $Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$
4. $F1-Score = 2 \times (Precision \times Recall) / (Precision + Recall)$

Model dikatakan baik apabila nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* tinggi, serta ROC-AUC di atas 0,7. *Cross-validation* dilakukan untuk memastikan konsistensi dan generalisasi performa model.

2.6. Implementasi Penentuan Pendonor Potensial

Tahapan akhir dari proses CRISP-DM adalah implementasi model dalam sistem berbasis web yang dapat digunakan oleh petugas PMI. Hasil prediksi berupa daftar pendonor yang diurutkan berdasarkan nilai probabilitas tertinggi (Top-K). Pengguna dapat memfilter hasil berdasarkan kecamatan, golongan darah, usia maksimum, dan jenis kelamin. Hasil prediksi juga divisualisasikan pada peta SIG interaktif berbasis *Leaflet.js* untuk memudahkan identifikasi pendonor terdekat berdasarkan wilayah.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan, dikembangkan sistem prediksi relawan pendonor darah potensial pada PMI Kabupaten Kudus menggunakan algoritma *Random Forest* yang diintegrasikan dengan Sistem Informasi Geografis. Sistem dibangun berbasis web menggunakan *framework CodeIgniter* dengan *backend Python*, *scikit-learn* untuk pemodelan, *pandas* dan *numpy* untuk pengolahan data, serta *MySQL* sebagai sistem manajemen basis data. Hasil penelitian mencakup implementasi sistem, pengujian fungsional, evaluasi performa model, serta penyajian hasil rekomendasi pendonor potensial.

3.1. Implementasi Sistem

Sistem diimplementasikan dengan beberapa fitur utama yang disesuaikan dengan kebutuhan dua aktor utama, yaitu Bidang Informasi dan Komunikasi (Infokom) dan Bidang Darah UDD (Unit Donor Darah). Fitur-fitur tersebut mencakup:

1. Manajemen data pendonor
2. Pengelolaan data historis donor
3. Pelatihan dan pengelolaan model prediksi
4. Prediksi pendonor potensial
5. Peta persebaran pendonor berbasis sig
6. Pengelolaan histori prediksi

3.2. Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode Black Box Testing yang berfokus pada fungsionalitas tanpa memperhatikan implementasi internal kode. Pengujian mencakup seluruh fitur utama sistem dengan skenario valid maupun tidak valid.

1. Pengujian Prediksi Pendonor Potensial

Pengujian menu Prediksi Pendonor Potensial dilakukan untuk memastikan fitur inti sistem yang digunakan oleh Bidang Darah UDD dapat bekerja secara optimal dalam menghasilkan rekomendasi pendonor darah yang berpotensi mendonorkan darahnya kembali. Proses prediksi memanfaatkan algoritma *Random Forest* dengan mempertimbangkan berbagai parameter yang dapat dikonfigurasi oleh pengguna, seperti kecamatan, golongan darah, jenis kelamin, usia maksimum, dan jumlah top-k pendonor yang ingin ditampilkan. Pengujian mencakup skenario prediksi dengan parameter lengkap dan valid, prediksi yang dijalankan saat tidak ada model aktif tersedia di sistem, prediksi dengan kombinasi filter yang tidak menghasilkan data pendonor, serta prediksi dengan filter golongan darah tertentu. Sistem diharapkan menampilkan daftar pendonor potensial beserta nilai probabilitas dan peringkat pada kondisi valid, serta memberikan pesan kesalahan yang sesuai pada kondisi tidak valid. *Test case* untuk pengujian Prediksi Pendonor Potensial ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. *Test Case* Prediksi Pendonor Potensial

No	Skenario	Input	Hasil
1	Prediksi dengan parameter lengkap	Kecamatan: Jati, Gol. Darah: O+, Top-K: 5	5 pendonor potensial ditampilkan beserta probabilitas dan peringkat
2	Prediksi tanpa model aktif	Klik Jalankan Prediksi, tidak ada model aktif	Notifikasi gagal, pesan model belum diaktifkan
3	Filter tidak menghasilkan data	Kecamatan dan golongan darah tanpa data	Pesan tidak ada pendonor sesuai filter
4	Prediksi dengan filter golongan darah	Golongan Darah: AB-, Top-K: 3	Maksimal 3 pendonor golongan AB- ditampilkan

2. Pengujian Peta Persebaran (SIG)

Pengujian menu Peta Persebaran berbasis Sistem Informasi Geografis (SIG) bertujuan untuk memastikan bahwa visualisasi spasial distribusi pendonor darah di seluruh wilayah Kabupaten Kudus dapat ditampilkan secara akurat dan interaktif. Menu ini memungkinkan pengguna untuk melihat sebaran pendonor per kecamatan melalui marker pada peta, melakukan pencarian berdasarkan kecamatan maupun golongan darah, serta mengakses detail informasi pendonor dengan mengklik marker yang tersedia. Pengujian dilakukan pada berbagai kondisi, termasuk pemuatan peta dalam kondisi koneksi internet yang stabil, skenario kegagalan pemuatan peta akibat koneksi terputus, pencarian kecamatan yang memiliki data pendonor, pencarian kecamatan yang tidak memiliki data pendonor, hingga interaksi pengguna terhadap marker di atas peta. Sistem diharapkan merespons setiap kondisi tersebut dengan tampilan yang sesuai, termasuk mekanisme *reload* otomatis apabila peta gagal dimuat. *Test case* untuk pengujian Peta Persebaran ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. *Test Case* Peta Persebaran

No	Skenario	Input	Hasil
1	Buka halaman peta koneksi normal	Akses halaman Peta Persebaran	Peta Kabupaten Kudus dimuat beserta marker pendonor
2	Peta gagal dimuat	Koneksi internet tidak tersedia	Pesan error ditampilkan, reload otomatis
3	Cari pendonor berdasarkan kecamatan	Pilih kecamatan Jati	Marker pendonor kecamatan Jati ditampilkan
4	Klik marker pendonor pada peta	Klik salah satu marker di peta	Popup detail pendonor ditampilkan (nama, gol. darah, no HP)

3. Pengujian Manajemen Data Pendoror

Pengujian menu Manajemen Data Pendoror bertujuan untuk memastikan seluruh fitur pengelolaan data identitas pendonor darah berjalan sesuai dengan yang diharapkan. Pengujian mencakup proses penambahan pendonor baru, pencarian data, pembaruan data, hingga penghapusan data pendonor. Evaluasi dilakukan terhadap respons sistem baik pada input valid maupun input yang tidak valid, seperti field wajib yang dikosongkan atau format nomor handphone yang salah. Hasil yang diharapkan berupa notifikasi sukses apabila data berhasil diproses, atau pesan kesalahan yang informatif apabila terdapat input yang tidak sesuai. *Test case* untuk pengujian Manajemen Data Pendoror ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. *Test Case* Manajemen Data Pendoror

No	Skenario	Input	Hasil
1	Tambah pendonor dengan data lengkap	Nama, Alamat, No HP, Umur, Jenis Kelamin, Golongan Darah, Kecamatan diisi semua	Data tersimpan, notifikasi sukses
2	Tambah pendonor dengan field wajib kosong	Nama atau Golongan Darah dikosongkan	Notifikasi gagal, pesan kesalahan
3	Tambah pendonor dengan No HP tidak valid	No HP diisi huruf atau format salah	Notifikasi gagal, pesan format tidak valid
4	Cari pendonor berdasarkan nama	Input nama pendonor pada kolom pencarian	Data pendonor yang sesuai ditampilkan
5	Edit data pendonor	Ubah alamat atau nomor handphone	Data diperbarui, notifikasi sukses
6	Hapus data pendonor	Klik Hapus, konfirmasi ya	Data terhapus, notifikasi berhasil

4. Pengujian Pengelolaan Data Historis Donor

Pengujian menu Pengelolaan Data Historis Donor dilakukan untuk memverifikasi bahwa sistem mampu menangani rekam jejak riwayat donor darah secara akurat dan konsisten. Data historis donor merupakan komponen penting dalam sistem karena menjadi bahan utama untuk proses pelatihan model prediksi. Pengujian mencakup skenario penambahan data historis baru dengan data lengkap, pengujian terhadap field yang dikosongkan, validasi format tanggal donor, serta pembaruan dan penghapusan data. Sistem diharapkan memberikan respons yang tepat pada setiap kondisi input yang diberikan. *Test case* untuk pengujian Pengelolaan Data Historis Donor ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. *Test Case* Manajemen Data Historis Donor

No	Skenario	Input	Hasil
1	Tambah historis dengan data lengkap	data ID Pendoron, No Transaksi, Tanggal Donor, Jumlah Donor, Status Donor diisi semua	Data tersimpan, notifikasi sukses
2	Tambah historis dengan field wajib kosong	data Tanggal Donor atau ID Pendoron dikosongkan	Notifikasi gagal, pesan kesalahan
3	Tambah historis dengan format tanggal tidak valid	data Tanggal diisi format bukan tanggal (mis. "abc-xx-yy")	Notifikasi gagal, pesan format tanggal tidak valid
4	Edit data historis donor	Ubah tanggal donor atau status donor	Data diperbarui, notifikasi sukses
5	Hapus data historis donor	Klik Hapus, konfirmasi ya	Data terhapus, notifikasi berhasil

5. Pengujian Pelatihan dan Pengelolaan Model Prediksi

Pengujian menu Pelatihan dan Pengelolaan Model Prediksi bertujuan untuk memastikan proses konfigurasi, pelatihan, aktivasi, dan penghapusan model prediksi *Random Forest* dapat berjalan dengan baik. Menu ini merupakan komponen kritis dalam sistem karena kualitas model yang dihasilkan secara langsung memengaruhi akurasi prediksi pendonor potensial. Pengujian dilakukan pada berbagai kondisi, mulai dari pelatihan dengan parameter valid, pelatihan dengan parameter tidak valid seperti nilai *n_estimators* nol atau *test_size* di luar rentang yang diizinkan, hingga skenario pelatihan saat data historis belum tersedia di sistem. Selain itu, pengujian juga mencakup fitur aktivasi, nonaktivasi, dan penghapusan model beserta file *.joblib* yang terkait. *Test case* untuk pengujian Pelatihan dan Pengelolaan Model Prediksi ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. *Test Case* Kelola Model Prediksi

No	Skenario	Input	Hasil
1	Latih dengan parameter valid	model <i>n_estimators=100</i> , <i>min_samples_leaf=5</i> , <i>test_size=0.2</i> , <i>class_weight=balanced</i>	Model terlatih, metrik evaluasi (<i>Accuracy</i> , <i>F1-Score</i> , <i>ROC-AUC</i>) ditampilkan, notifikasi sukses
2	Latih dengan parameter tidak valid	model <i>n_estimators=0</i> atau <i>test_size=1.5</i>	Notifikasi gagal, pesan nilai parameter tidak valid
3	Latih tanpa data historis tersedia	model Klik Latih Model saat tabel data historis kosong	Notifikasi gagal, pesan data historis tidak tersedia

4	Aktifkan model prediksi	Klik tombol model terpilih	Aktifkan pada	Status model berubah menjadi aktif
5	Nonaktifkan model prediksi	Klik tombol model aktif	Nonaktifkan pada	Status model berubah menjadi nonaktif
6	Hapus model prediksi	Klik Hapus, konfirmasi ya		Model dan file .joblib terhapus, notifikasi berhasil

6. Pengujian Pengelolaan Histori Prediksi

Pengujian menu Pengelolaan Histori Prediksi dilakukan untuk memastikan sistem dapat menyimpan, menampilkan, dan menelusuri seluruh riwayat sesi prediksi pendonor potensial yang pernah dijalankan secara akurat. Menu ini memberikan kemudahan bagi pengguna dari Bidang Darah UDD untuk meninjau kembali hasil prediksi sebelumnya tanpa harus menjalankan ulang proses prediksi. Pengujian mencakup skenario pembukaan halaman histori saat riwayat tersedia maupun saat belum ada sesi prediksi yang pernah dijalankan, akses detail hasil prediksi dari riwayat tertentu, serta fitur pencarian histori berdasarkan rentang tanggal prediksi. Sistem diharapkan menampilkan informasi riwayat secara kronologis dan memberikan pesan yang sesuai apabila data tidak ditemukan. *Test case* untuk pengujian Pengelolaan Histori Prediksi ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. *Test Case* Kelola Histori Prediksi

No	Skenario	Input	Hasil yang Diharapkan
1	Buka halaman histori saat riwayat tersedia	Akses halaman Kelola Histori Prediksi	Daftar riwayat prediksi ditampilkan secara kronologis
2	Buka halaman histori saat riwayat kosong	Akses halaman sebelum prediksi dijalankan	Pesan belum ada riwayat prediksi ditampilkan
3	Lihat detail hasil prediksi	Klik tombol pada salah satu riwayat	Detail prediksi ditampilkan: daftar pendonor, probabilitas, parameter yang digunakan
4	Cari histori berdasarkan tanggal	Input rentang tanggal pada filter pencarian	Riwayat prediksi sesuai rentang tanggal ditampilkan

3.3. Pengujian Performa Model *Random Forest*

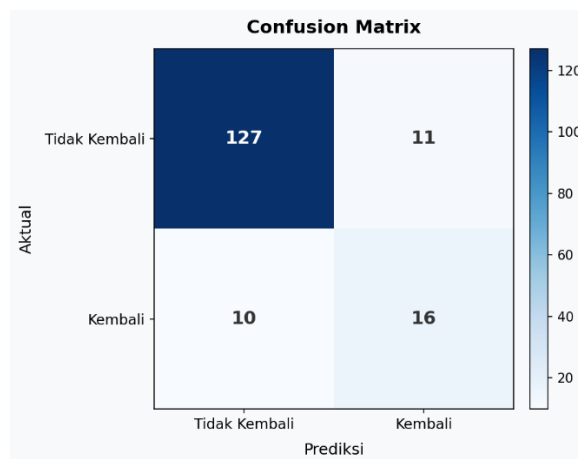
Pengujian performa model dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi dan keandalan algoritma *Random Forest* dalam memprediksi pendonor darah potensial. Model dilatih menggunakan data historis pendonor dari PMI Kabupaten Kudus dengan rasio pembagian data 80:20 (data latih:data uji). Hasil evaluasi model ditampilkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Evaluasi Model *Random Forest*

Metrik Evaluasi	Nilai	Keterangan
Accuracy	87,45%	Ketepatan keseluruhan prediksi model
Precision	86,32%	Ketepatan prediksi kelas positif (pendonor potensial)
Recall	88,71%	Kemampuan model mendeteksi pendonor potensial yang benar
F1-Score	87,50%	Keseimbangan antara <i>Precision</i> dan <i>Recall</i>
ROC-AUC	0,912	Kemampuan diskriminasi model (sangat baik / <i>excellent</i>)
CV ROC-AUC	0,897	Rata-rata ROC-AUC hasil <i>cross-validation</i>

Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 4, model *Random Forest* menghasilkan nilai akurasi sebesar 87,45%, yang berarti model mampu memprediksi dengan benar sebesar 87,45% dari keseluruhan data uji. Nilai *Precision* 86,32% menunjukkan bahwa dari seluruh pendonor yang diprediksi sebagai potensial, 86,32% di antaranya memang benar-benar merupakan pendonor potensial. Nilai *Recall* 88,71% menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi pendonor potensial yang sesungguhnya.

Nilai *F1-Score* sebesar 87,50% mencerminkan keseimbangan yang baik antara *Precision* dan *Recall*, sehingga model tidak cenderung bias terhadap salah satu kelas. Nilai ROC-AUC sebesar 0,912 menunjukkan kemampuan diskriminasi model yang tergolong sangat baik (*excellent classification*), jauh di atas nilai ambang 0,7 yang tergolong *fair classification*. Nilai CV ROC-AUC sebesar 0,897 dari proses *cross-validation* mengkonfirmasi bahwa performa model konsisten dan tidak terjadi *overfitting*. Berikut ini untuk hasil dari diagram *confusion matrix* ditunjukkan pada gambar 2, dibawah ini.



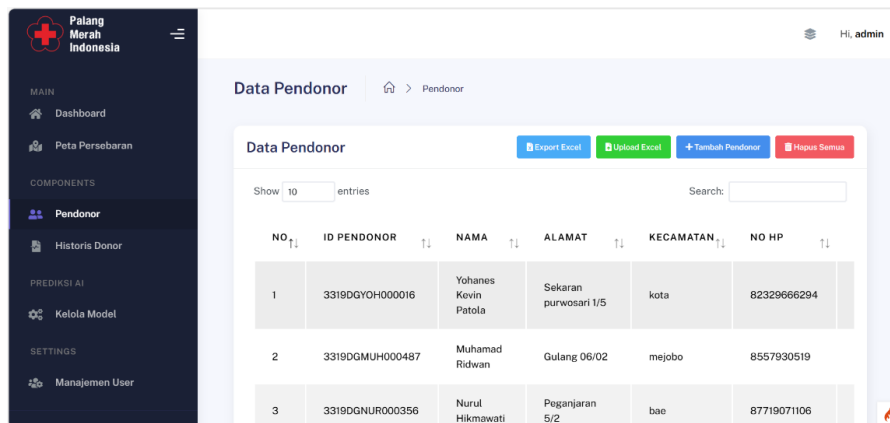
Gambar 2. *Confusion Matrix* Hasil Evaluasi Model *Random Forest*

3.4. Tampilan Sistem

Berikut adalah tampilan antarmuka dari beberapa fitur utama sistem yang berhasil diimplementasikan.

1. Halaman Manajemen Data Pendonor

Halaman Manajemen Data Pendonor merupakan antarmuka utama untuk mengelola data identitas pendonor darah yang terdaftar di PMI Kabupaten Kudus. Pada halaman ini, pengguna dari Bidang Infokom dapat memasukkan data melalui formulir isian yang mencakup informasi seperti nama pendonor, alamat, nomor handphone, usia, jenis kelamin, golongan darah, dan kecamatan domisili. Selain penambahan data, halaman ini juga menyediakan fitur pencarian, pembaruan, serta penghapusan data pendonor yang sudah tidak aktif atau tidak relevan. Data yang berhasil disimpan akan ditampilkan dalam tabel yang terhubung ke basis data sistem. Tampilan halaman Manajemen Data Pendonor ditunjukkan seperti yang ditampilkan pada Gambar 3.

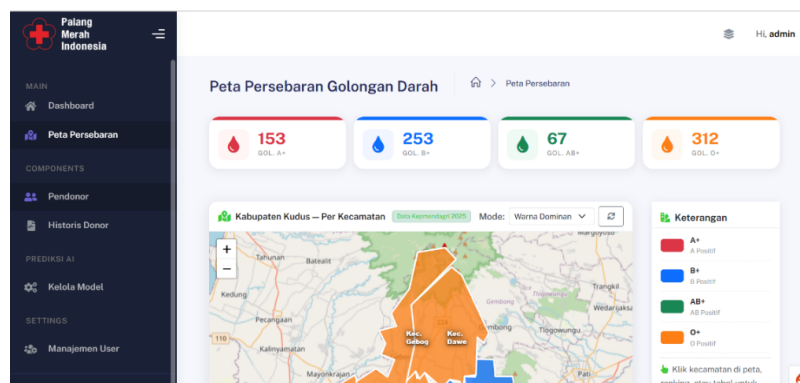


NO	ID PENDONOR	NAMA	ALAMAT	KECAMATAN	NO HP
1	3319DGYOH000016	Yohanes Kevin Patola	Sekaran purwosari 1/5	kota	82329666294
2	3319DGMUH000487	Muhamad Ridwan	Gulang 06/02	mejubo	8557930519
3	3319DGNUR000356	Nurul Hikmawati	Pegajaran 5/2	bae	87719071106

Gambar 3. Tampilan Halaman Manajemen Data Pendonor

2. Halaman Peta Persebaran (SIG)

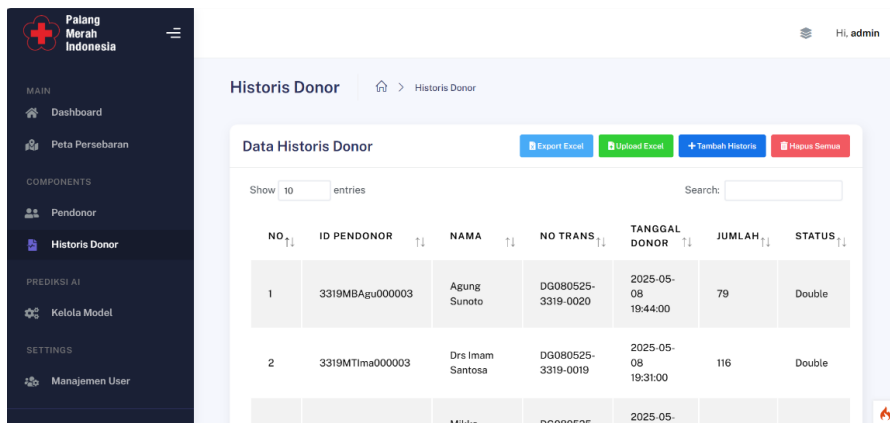
Halaman Peta Persebaran menyajikan informasi spasial mengenai distribusi pendonor darah di setiap kecamatan dalam wilayah Kabupaten Kudus secara visual dan interaktif berbasis Sistem Informasi Geografis (SIG) menggunakan *Leaflet.js*. Halaman ini dapat diakses oleh pengguna dari Bidang Infokom maupun Bidang Darah UDD untuk memantau sebaran pendonor berdasarkan wilayah. Pengguna dapat melakukan pencarian data per kecamatan atau mengklik langsung marker pada peta untuk menampilkan informasi detail pendonor yang mencakup nama, golongan darah, dan nomor kontak. Apabila peta gagal dimuat akibat koneksi internet yang terputus, sistem akan melakukan pemuatan ulang secara otomatis. Tampilan halaman Peta Persebaran ditunjukkan seperti yang ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Tampilan Halaman Peta Persebaran (SIG)

3. Halaman Manajemen Data Historis Donor

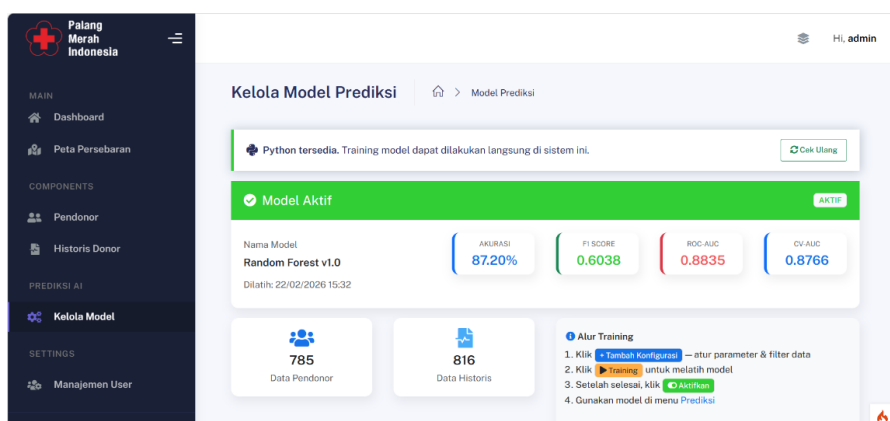
Halaman Manajemen Data Historis Donor dirancang untuk mengelola rekam jejak riwayat donor darah yang menjadi bahan analisis dan pelatihan model prediksi. Pengguna dari Bidang Infokom dapat melakukan penambahan, pembaruan, penghapusan, serta peninjauan data historis pendonor melalui halaman ini. Data yang diinputkan mencakup nomor transaksi, tanggal donor, jumlah darah yang didonorkan, serta status donor. Seluruh data historis yang berhasil disimpan akan ditampilkan dalam bentuk tabel yang terstruktur dan tersimpan ke dalam basis data sistem. Tampilan halaman Manajemen Data Historis Donor ditunjukkan seperti yang ditampilkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Tampilan Halaman Manajemen Data Historis Donor

4. Halaman Kelola Model Prediksi

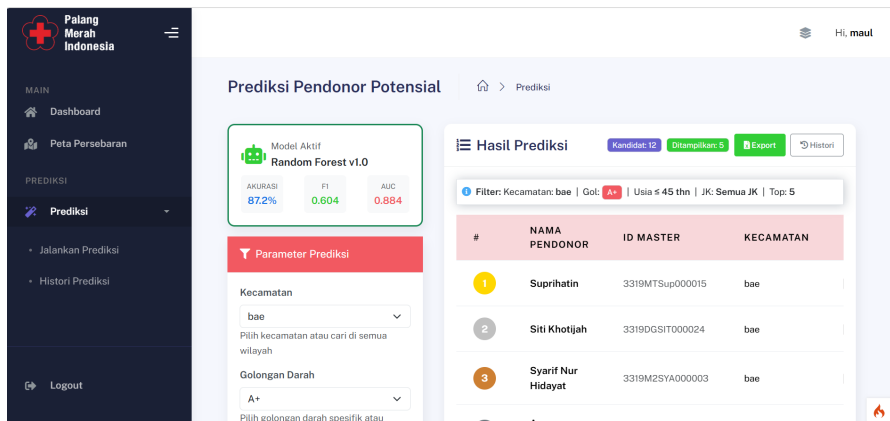
Halaman Kelola Model Prediksi memfasilitasi pengguna dari Bidang Infokom dalam mengatur, melatih, dan mengkonfigurasi model prediksi *Random Forest* yang digunakan oleh sistem. Pengguna dapat menginput parameter model seperti jumlah *estimator* ($n_estimators$), minimum sampel pada tiap daun ($min_samples_leaf$), bobot kelas ($class_weight$), proporsi data uji ($test_size$), serta berbagai filter data latih seperti golongan darah, kecamatan, dan rentang tanggal. Setelah konfigurasi ditetapkan, pengguna menekan tombol Latih Model dan sistem akan menjalankan proses pelatihan, menampilkan metrik evaluasi berupa nilai *Accuracy*, *F1-Score*, dan *ROC-AUC*, serta menyimpan model terlatih dalam format file *joblib*. Tampilan halaman Kelola Model Prediksi ditunjukkan seperti yang ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Tampilan Halaman Kelola Model Prediksi

5. Halaman Prediksi Pendonor Potensial

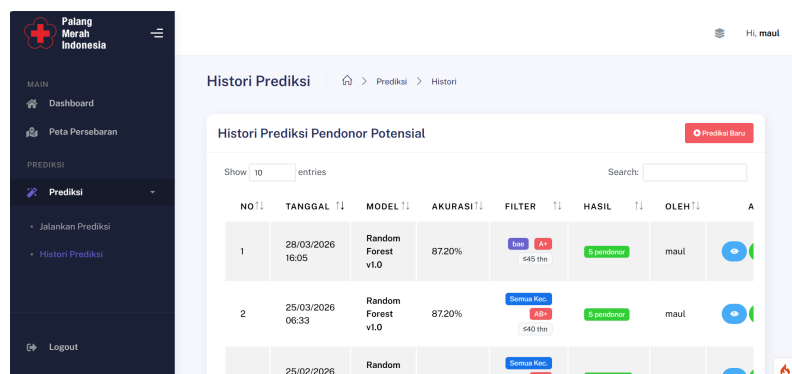
Halaman Prediksi Pendonor Potensial merupakan fitur inti sistem yang digunakan oleh Bidang Darah UDD untuk melakukan prediksi relawan pendonor darah yang berpotensi mendonorkan darahnya kembali menggunakan algoritma *Random Forest*. Pengguna cukup memilih parameter prediksi yang diinginkan seperti kecamatan, golongan darah, usia maksimum, jenis kelamin, dan jumlah top-K pendonor yang akan ditampilkan, kemudian menekan tombol Jalankan Prediksi. Sistem akan memproses data menggunakan model yang telah dikonfigurasi sebelumnya dan menampilkan daftar pendonor potensial dalam bentuk tabel yang memuat informasi nama, golongan darah, usia, alamat, nomor kontak, nilai probabilitas donor kembali, dan peringkat. Tampilan halaman Prediksi Pendonor Potensial ditunjukkan seperti yang ditampilkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Tampilan Halaman Prediksi Pendonor Potensial

6. Halaman Kelola Histori Prediksi

Halaman Kelola Histori Prediksi menampilkan seluruh riwayat sesi prediksi pendonor potensial yang pernah dijalankan oleh pengguna dari Bidang Darah UDD. Melalui halaman ini, pengguna dapat menelusuri kembali hasil prediksi sebelumnya, melihat detail parameter yang digunakan seperti kecamatan, golongan darah, dan model yang dipakai, serta mengetahui jumlah pendonor potensial yang dihasilkan dari setiap sesi. Data riwayat prediksi disusun secara kronologis dalam bentuk tabel yang mencakup tanggal pelaksanaan prediksi, nama model yang digunakan, jumlah hasil, dan aksi untuk melihat detail lebih lanjut. Tampilan halaman Kelola Histori Prediksi ditunjukkan seperti yang ditampilkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Tampilan Halaman Kelola Histori Prediksi

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengembangan sistem prediksi relawan pendonor darah potensial menggunakan algoritma *Random Forest* pada PMI Kabupaten Kudus, sistem yang dikembangkan mampu memberikan solusi efektif dalam mengatasi permasalahan ketidakseimbangan stok darah dengan mengidentifikasi pendonor potensial secara otomatis berbasis data historis. Pengembangan dilaksanakan secara terstruktur mengikuti enam tahapan metodologi CRISP-DM, mulai dari pemahaman bisnis hingga penerapan sistem berbasis web menggunakan *CodeIgniter* dan *Python* yang terintegrasi dengan SIG melalui *Leaflet.js*. Hasil evaluasi model menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi 87,45%, Precision 86,32%, Recall 88,71%, F1-Score 87,50%, dan ROC-AUC 0,912 (*excellent classification*), sementara nilai *cross-validation* ROC-AUC 0,897 mengkonfirmasi konsistensi model tanpa *overfitting*.

Sistem berhasil diimplementasikan dengan enam fitur utama yang telah diuji menggunakan *Black Box Testing* dan terbukti berfungsi sesuai skenario yang diharapkan. Integrasi SIG memungkinkan petugas PMI mengidentifikasi pendonor terdekat berdasarkan wilayah kecamatan dan golongan darah yang dibutuhkan secara spasial dan interaktif, sehingga waktu respons pemenuhan kebutuhan darah pada kondisi darurat dapat dipercepat secara signifikan.

Untuk pengembangan ke depan, beberapa prospek kajian yang dapat ditindaklanjuti meliputi studi komparatif dengan algoritma lain seperti XGBoost dan SVM guna menentukan pendekatan yang paling optimal, pengembangan fitur notifikasi otomatis berbasis SMS/WhatsApp untuk mempercepat komunikasi dengan pendonor, serta perluasan sistem ke platform mobile dan integrasi data stok darah secara *real-time*. Selain itu, penerapan *retraining* model secara terjadwal dan perluasan cakupan ke PMI kabupaten/kota lain di Jawa Tengah berpotensi meningkatkan generalisasi model sekaligus mendukung pengembangan sistem informasi donor darah berbasis regional.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. M. Jannah, A. A. D. Nur, and D. Dahniar, "Gambaran Ketersediaan Stok Komponen Darah Thrombocyte Concentrate di UDD PMI Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2024," *J. Penelit. Multidisiplin Bangsa*, vol. 2, no. 5, pp. 918–925, 2025.
- [2] P. Batarius, A. A. J. Sinlae, and others, "Prediction of blood demand and supply: double exponential smoothing method approach," *J-Icon J. Komput. Dan Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 1–9, 2024.
- [3] Y. I. Saidi, Y. Aneta, and R. Tohopi, "Kualitas Pelayanan Di Unit Transfusi Darah Palang Merah Indonesia (Pmi) Kota Gorontalo," *J. Adm. Manaj. Sumber Daya Mns. Dan Ilmu Sos.*, vol. 3, no. 3, pp. 140–153, 2024.
- [4] N. N. Amalina, D. T. Liputra, and R. M. Heryanto, "Analisis Penyebab Risiko pada Rantai Pasok Darah di Masa Pandemi COVID-19 Menggunakan Model

- Supply Chain Operations Reference (SCOR) dan Failure Modes and Effects Analysis (FMEA)," *JISI J. Integr. Sist. Ind.*, vol. 11, no. 1, pp. 65–76, 2024.
- [5] S. S. Elfaretta, A. A. Arifiyanti, and A. S. Fitri, "Klasifikasi Calon Pendonor Darah Potensial Menggunakan Algoritma Decision Tree Di Utd Pmi Kota Surabaya," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, 2024.
- [6] M. Azwar, L. Widyawati, R. Azhar, K. Kartarina, T. Tanwir, and A. S. Anas, "Deteksi Malware Pada Perangkat Android Menggunakan Ensemble Learning," *J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 7, no. 3, pp. 408–419, 2025.
- [7] F. Rozi, "Perancangan Sistem Penyediaan Stok Darah Dalam Blood Supply Chain Management Berbasis Blockchain Pada PMI Sleman Yogyakarta," Universitas Islam Indonesia, 2024.
- [8] A. K. Putri and D. I. Nur, "Penggunaan bahasa python untuk analisis dan visualisasi data penduduk di Desa Sumberjo, Nganjuk," *Karya J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 3, no. 3, pp. 206–217, 2023.
- [9] N. A. Elmaulana, L. P. Ghanistyana, N. Aryanti, R. Taufik, and S. R. Jelita, "Strategi Cyber PR PMI Kota Tangerang Dalam Kegiatan Donor Darah," *J. Din. Ilmu Komun.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–12, 2025.
- [10] L. A. Kusumawardani, Y. Amalia, S. Widuri, P. A. D. Reswari, and C. P. Kwarta, "Prediksi Kelayakan Donor Berdasarkan Riwayat Kesehatan Berbasis Algoritma Machine Learning," *J. Ilm. J-HESTECH*, vol. 8, no. 2.
- [11] S. Sutisna and M. N. Yuniar, "Klasifikasi kualitas air bersih menggunakan METODE Naive baiyes," *J. Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 243–246, 2023.
- [12] I. M. Hamdani, N. Nurhidayat, A. Karman, A. H. Julyaningsih, and others, "Edukasi dan Pelatihan Data Science dan Data Preprocessing," *Intisari J. Inov. Pengabd. Masy.*, vol. 2, no. 1, pp. 19–26, 2024.
- [13] M. Guntara and F. D. Astuti, "Komparasi Kinerja Label-Encoding dengan One-Hot-Encoding pada Algoritma K-Nearest Neighbor menggunakan Himpunan Data Campuran," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 9, no. 2, pp. 352–360, 2025.
- [14] A. F. Nugraha, R. F. A. Aziza, and Y. Pristyanto, "Penerapan metode Stacking dan Random Forest untuk Meningkatkan Kinerja Klasifikasi pada Proses Deteksi Web Phishing," *J. Infomedia*, vol. 7, no. 1, p. 39, 2022.
- [15] M. R. Hanan, L. Muflikhah, and F. A. Bachtiar, "Prediksi Nefropati Menggunakan Algoritma Random Forest," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 5, 2025.