BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Merujuk dari penelitian yang telah dilalui, kesimpulan yang didapatkan sebagai berikut:

1. Penentuan intensitas aktivitas fisik dalam penelitian ini berhasil dilakukan secara objektif menggunakan pendekatan machine learning berbasis data pola hidup pengguna, seperti usia, Body Mass Index (BMI), frekuensi latihan, durasi latihan, dan detak jantung, yang ditujukan bagi pengguna dengan rentang usia 17 tahun hingga dewasa sesuai karakteristik populasi dataset yang digunakan. Proses pelabelan berdasarkan pedoman WHO dan ACSM menghasilkan kategori intensitas Light, Moderate, dan Vigorous yang memiliki dasar ilmiah yang terukur. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan intensitas aktivitas fisik dengan akurasi sebesar 0.9538, weighted F1-score sebesar 0.95, dan macro F1-score sebesar 0.93.
2. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree dan Random Forest memiliki akurasi yang sama pada data uji, yaitu sebesar 0.9538. Namun, Random Forest menunjukkan performa yang lebih baik pada aspek generalisasi dengan nilai CV F1-macro sebesar 0.9046 ± 0.0586, dibandingkan Decision Tree sebesar 0.8942 ± 0.0283. Selain itu, Random Forest juga lebih unggul dalam mengenali kelas minoritas Light dengan nilai precision sebesar 1.00, sedangkan Decision Tree memperoleh 0.89. Keunggulan ini sejalan dengan karakteristik Random Forest sebagai metode ensemble yang lebih tahan terhadap overfitting dan mampu menangani hubungan non-linear pada data pola hidup yang beragam, sebagaimana yang menjadi dasar pemilihan algoritma ini dalam penelitian. Berdasarkan hasil tersebut, Random Forest dipilih sebagai model utama dalam sistem.
3. Sistem rekomendasi aktivitas fisik berhasil dirancang dengan mengintegrasikan model machine learning dan rule-based reasoning (RBR) yang telah divalidasi oleh ahli, yaitu Sandi, Personal Trainer dan pemilik SF

Body Gym (Sandi, komunikasi personal, 2026). Integrasi ini memungkinkan sistem memberikan rekomendasi yang tidak hanya akurat dalam menentukan intensitas aktivitas fisik, tetapi juga lebih aman secara umum karena mempertimbangkan kondisi khusus pengguna seperti riwayat cedera, usia, dan tingkat pengalaman latihan. Sebagai batasan, sistem ini tidak mempertimbangkan riwayat penyakit dalam karena kondisi tersebut memerlukan validasi medis profesional, sehingga sistem berfungsi sebagai alat bantu awal (preliminary tool) yang bersifat indikatif, bukan diagnostik. Implementasi berbasis Streamlit juga memungkinkan pengguna memperoleh rekomendasi secara real-time serta membandingkan hasil dari kedua algoritma secara langsung..

5.2 Saran

Saran pada penelitian selanjutnya, diharapkan:

1. Penelitian ini menggunakan dataset publik dari Kaggle yang terdiri dari 973 data dengan distribusi kelas yang tidak seimbang, terutama pada kelas Light yang hanya memiliki 47 sampel, sehingga diperlukan penerapan Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) pada data latih. Meskipun efektif, data hasil SMOTE bersifat sintetis dan belum tentu sepenuhnya merepresentasikan kondisi nyata. Selain itu, dataset yang digunakan hanya mencakup anggota gym dewasa aktif, sehingga kemampuan generalisasi sistem pada populasi yang lebih beragam, termasuk kelompok usia di bawah 17 tahun yang sengaja dikecualikan dalam penelitian ini, masih perlu dieksplorasi lebih lanjut. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset yang lebih besar, lebih seimbang, dan lebih representatif, idealnya melalui pengumpulan data primer agar kemampuan generalisasi model dapat ditingkatkan.
2. Penelitian ini hanya membandingkan dua algoritma klasifikasi, yaitu Decision Tree dan Random Forest, yang menghasilkan akurasi yang sama sebesar 0.9538 dengan perbedaan performa yang relatif kecil. Ruang perbandingan model masih terbatas mengingat beberapa algoritma lain seperti Support Vector Machine (SVM), Recurrent Neural Network (RNN), dan Jaringan Saraf Tiruan (JST) Backpropagation tidak diikutsertakan

dalam penelitian ini karena pertimbangan kompleksitas interpretasi dan kebutuhan data yang lebih besar. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menguji algoritma-algoritma tersebut, termasuk XGBoost dan pendekatan deep learning lainnya, agar diperoleh analisis performa yang lebih luas dan komprehensif.

3. Sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini telah melalui validasi ahli pada aspek logika rule-based reasoning (RBR) dan keamanan rekomendasi. Namun, sistem masih memiliki keterbatasan dalam hal parameter yang dipertimbangkan, khususnya tidak adanya variabel riwayat penyakit dalam yang memerlukan validasi medis lebih lanjut di luar cakupan penelitian ini. Selain itu, sistem masih menggunakan data statis dan belum mempertimbangkan perubahan kondisi pengguna dari waktu ke waktu. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan fitur personalisasi yang lebih dinamis seperti integrasi riwayat aktivitas pengguna atau perangkat wearable, serta melibatkan kolaborasi dengan tenaga medis profesional agar parameter kesehatan klinis dapat diintegrasikan secara bertanggung jawab, sehingga rekomendasi yang dihasilkan lebih adaptif, komprehensif, dan memiliki tingkat kepercayaan yang lebih tinggi.

UBP KARAWANG