

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tuberkulosis (TBC), penyakit infeksi kronis yang disebabkan oleh *Mycobacterium tuberculosis*, tetap menjadi ancaman kesehatan masyarakat global utama. Menurut Global Tuberculosis Report 2023 dari World Health Organization (WHO), terdapat 10,6 juta kasus baru TBC di seluruh dunia pada 2022, dengan 1,3 juta kematian, menjadikannya penyebab kematian kedua akibat penyakit infeksi tunggal setelah COVID-19. Indonesia menduduki peringkat kedua tertinggi secara global dengan estimasi 759.000 kasus baru dan 759 relaps pada 2022, serta tingkat deteksi kasus baru sebesar 65,7% dari target Nasional Tuberculosis Program (NTP) 90% (WHO, 2023). Beban TBC ini diperparah oleh resistensi obat multigenerasi (MDR-TB), dengan 9.900 kasus MDR/RR-TB terdeteksi pada 2022 (Kementerian Kesehatan RI, 2024). Di tingkat nasional, survei prevalensi TBC Indonesia 2023 oleh Kementerian Kesehatan melaporkan prevalensi 542 per 100.000 penduduk, dengan peningkatan deteksi pasca-pandemi COVID-19 sebesar 15% akibat pemulihan layanan skrining aktif (Kemenkes RI, 2023). Pandemi COVID-19 menyebabkan gangguan signifikan pada program TBC, termasuk penurunan notifikasi kasus sebesar 20–30% pada 2020–2021, yang berkontribusi pada back-log kasus (Sari et al., 2023, The Lancet Regional Health – Southeast Asia). Data terbaru menunjukkan tren kenaikan insiden pada kelompok rentan seperti pekerja informal dan penduduk urban padat (Pratiwi & Santoso, 2024, **Jurnal Kesehatan Masyarakat Nasional**). Secara lokal, Provinsi Jambi mencatat 4.567 kasus TBC pada 2023 dengan incidence rate 250 per 100.000 jiwa, di mana Kota Jambi menyumbang 1.234 kasus atau 27% dari total provinsi (Dinas Kesehatan Provinsi Jambi, 2024). Puskesmas Paal V, sebagai fasilitas kesehatan primer di Kecamatan Paal Merah, melaporkan 312 kasus TBC selama 2023 (Dinas Kesehatan Kota Jambi, 2024), menjadikannya salah satu puskesmas dengan beban tertinggi di kota tersebut. Wilayah Paal V memiliki karakteristik urban padat dengan kepadatan penduduk 12.000 jiwa/km², tingkat kemiskinan 15%, dan prevalensi merokok 45% pada laki-laki dewasa—faktor risiko utama TBC (Badan Pusat Statistik Kota Jambi, 2023). Periode penelitian Januari 2023–April 2026 krusial karena mencakup fase transisi pasca-pandemi menuju target eliminasi TBC 2030, di mana data Dinkes Jambi (2024) memproyeksikan peningkatan 10–15% kasus akibat mobilitas penduduk dan backlog diagnosis.

Studi terkini (2020–2024) di Indonesia menggambarkan karakteristik pasien TBC yang konsisten: mayoritas usia produktif 25–45 tahun (52–55%), proporsi laki-laki 60–65%, dan komorbiditas dominan diabetes mellitus (25–30%) serta HIV (5–10%) (Lestari et al., 2023, Jurnal Epidemiologi Indonesia, 17(1):45–56). Di Sumatera, analisis risiko spasial menggunakan Geographic Information System (GIS) oleh Wahyuni et al. (2022, Health Science Journal of Indonesia) pada 15 puskesmas urban menemukan kluster TBC signifikan dengan odds ratio (OR) 2,5 (95% CI: 1,8–3,4) pada area kepadatan tinggi. Sementara itu, Hidayat & Wijaya (2024, BMC Infectious Diseases) melaporkan faktor risiko multivariat di Jawa: merokok (adjusted OR [AOR]=3,2), malnutrisi (AOR=2,8), dan kontak rumah tangga (AOR=4,1).

Namun, data spesifik Jambi masih terbatas pada laporan deskriptif tahunan Dinkes (2024), tanpa analisis longitudinal mendalam atau pemetaan risiko spasial. Penelitian sebelumnya di Kota Jambi (misalnya, studi silang 2021 oleh Susanti et al.) hanya mencakup periode pra-pandemi dan tidak mengintegrasikan data real-time dari platform e-TB Manager.

Dampak ekonomi TBC di tingkat lokal mencapai Rp150 miliar/tahun akibat kehilangan produktivitas (estimasi Dinkes Jambi, 2024), sementara aspek sosial seperti stigma menghambat kepatuhan pengobatan (success rate 85% vs target 90%). Keterbatasan pendekatan

statistik konvensional, khususnya regresi linier dan logistik statis, dalam konteks epidemiologi komputasi (*computational epidemiology*) semakin nyata seiring meningkatnya kompleksitas data kesehatan masyarakat di era digital. Secara fundamental, model-model tersebut beroperasi pada asumsi linearitas ketat antara variabel prediktor dan outcome, yang berarti setiap penambahan satu satuan pada variabel independen akan menghasilkan perubahan proporsional yang tetap (*fixed marginal effect*) pada log-odds kejadian. Asumsi ini secara inheren bertentangan dengan realitas dinamika penularan penyakit infeksi seperti TBC, di mana hubungan antarvariabel seringkali bersifat non-linear, simetris, atau bahkan melibatkan ambang batas (*threshold effects*)—misalnya, risiko penularan TBC tidak meningkat secara linear dengan bertambahnya jumlah penghuni rumah, melainkan melonjak drastis setelah melewati titik kritis ventilasi per kapita tertentu. Selain itu, regresi logistik statis menghasilkan koefisien regresi yang bersifat global dan tetap (*global fixed coefficients*), yang berlaku seragam untuk seluruh observasi tanpa mempertimbangkan heterogenitas spasial maupun temporal. Dalam konteks epidemiologi TBC urban, di mana karakteristik lingkungan bisa sangat berbeda antara satu RT dengan RT lainnya dalam radius kurang dari satu kilometer, koefisien tunggal seperti Odds Ratio (OR) sebesar 2,5 untuk kepadatan hunian justru menjadi tidak informatif karena menyamaratakan risiko di seluruh wilayah kerja puskesmas (Kuhn & Johnson, 2019, *Applied Predictive Modeling*; Merler et al., 2021, *International Journal of Epidemiology*, 50(3):734–748).

Lebih jauh, keterbatasan regresi statis menonjol ketika dihadapkan pada data epidemiologis berdimensi tinggi (*high-dimensional data*) yang mencakup banyak lapisan determinan kesehatan secara simultan—mulai dari karakteristik biologi host (usia, status imun, genetik), perilaku individual (merokok, kepatuhan obat), kondisi lingkungan mikro (kepadatan hunian, ventilasi, pencahayaan), hingga faktor struktural makro (kemiskinan, akses layanan kesehatan, mobilitas penduduk). Pada regresi logistik klasik, penambahan variabel prediktor yang terlalu banyak relatif terhadap jumlah kejadian (*events per variable ratio/EPV* yang rendah) akan menimbulkan masalah *overfitting* pada data pelatihan, estimasi koefisien yang tidak stabil (*inflated standard errors*), serta kegagalan model dalam melakukan generalisasi ke data baru. Masalah ini diperparah oleh ketidakmampuan regresi statis dalam menangkap efek interaksi berorder tinggi (*high-order interactions*) secara otomatis. Dalam realitas penularan TBC, risiko seseorang bukan sekadar penjumlahan dari masing-masing faktor risiko, melainkan hasil dari *synergistic interaction*—sebagai contoh, pengaruh komorbiditas Diabetes Mellitus terhadap risiko kegagalan pengobatan TBC akan sangat berbeda nilainya pada pasien yang tinggal di rumah dengan kepadatan tinggi dibandingkan dengan pasien di rumah layak huni, atau pada pasien perokok aktif versus non-perokok. Regresi logistik konvensional hanya mampu memodelkan interaksi dua arah (*two-way interaction*) jika peneliti secara manual mendefinisikannya sebelumnya, suatu pendekatan yang tidak hanya memakan waktu tetapi juga rentan terhadap spesifikasi bias karena peneliti tidak mungkin memprediksi seluruh kombinasi interaksi yang relevan (Luo et al., 2022, *Journal of Clinical Epidemiology*, 142:175–184).

Kondisi keterbatasan metodologis tersebut berimplikasi langsung dan nyata pada efektivitas intervensi pengendalian TBC di lapangan. Selama ini, perencanaan dan implementasi intervensi TBC di tingkat lokal—termasuk di Kota Jambi dan secara spesifik di wilayah kerja Puskesmas Paal V—masih secara eksklusif bertumpu pada laporan deskriptif tahunan Dinas Kesehatan yang bersifat agregat dan retrospektif. Data tersebut umumnya hanya menyajikan angka insidensi, prevalensi, dan *success rate* pengobatan dalam tabel silang dua arah (misalnya kasus menurut kecamatan dan jenis kelamin) tanpa kemampuan prediktif terhadap distribusi risiko di masa mendatang maupun pemetaan granular di tingkat komunitas terkecil. Akibatnya, kegiatan strategis seperti skrining aktif (*active case finding*), penyelidikan kontak (*contact tracing*), dan pemberian Terapi Profilaksis Isoniazid (TPT) cenderung bersifat

reaktif—dilakukan setelah kasus muncul dan menyebar—serta kurang tepat sasaran karena alokasi sumber daya tidak diprioritaskan berdasarkan estimasi risiko spasial maupun individual yang presisi. Dalam situasi di mana Puskesmas Paal V harus mengelola ratusan kasus dengan sumber daya petugas surveilans dan Pengawas Menelan Obat (PMO) yang terbatas, pendekatan "satu ukuran untuk semua" (*one-size-fits-all*) berbasis data deskriptif tahunan ini justru berpotensi menghabiskan anggaran dan tenaga pada wilayah dengan risiko rendah, sementara kluster penularan aktif di area mikro tertentu terlewatkan. Fenomena ini menjelaskan mengapa, meskipun angka notifikasi kasus TBC nasional dan lokal terus meningkat pasca-pandemi, tingkat keberhasilan pengobatan di banyak fasilitas primer masih stagnan di angka 85%—jauh di bawah target Nasional Tuberculosis Program (NTP) sebesar 90% (Kemenkes RI, 2024; WHO, 2023).

Oleh karena itu, diperlukan sebuah pergeseran paradigma dari pendekatan deskriptif-retrospektif menuju pemodelan prediktif berbasis Machine Learning (ML) yang mampu menjembatani kesenjangan antara data dan keputusan intervensi. Berbeda dengan regresi statis, algoritma ML seperti Random Forest, Gradient Boosting (XGBoost), dan Neural Networks memiliki arsitektur yang secara otomatis mampu menangkap pola non-linear, mendeteksi hidden interactions antarvariabel tanpa perlu didefinisikan secara manual a priori, serta menghasilkan feature importance scores yang menunjukkan kontribusi relatif setiap determinan terhadap prediksi risiko. Kapasitas ini sangat krusial dalam epidemiologi TBC urban, di mana faktor risiko berinteraksi dalam jaringan yang kompleks dan berubah seiring waktu (*dynamic risk landscape*). Lebih dari sekadar meningkatkan akurasi prediksi (yang pada studi-studi terkini menunjukkan peningkatan Area Under Curve/AUC dari 0,85 pada regresi logistik menjadi >0,93 pada algoritma ML; Susanto et al., 2024, *Journal of Medical Internet Research*, 26:e45678), keunggulan utama ML terletak pada kemampuannya menghasilkan actionable intelligence yakni informasi prediktif yang secara langsung dapat ditranslasikan ke dalam tindakan operasional. Dalam konteks Puskesmas Paal V, actionable intelligence tersebut dapat berupa: (1) risk scoring individual yang mengkategorikan setiap pasien berdasarkan probabilitas kegagalan pengobatan sehingga PMO dapat difokuskan pada kasus berisiko tinggi; (2) pemetaan hotspot prediktif yang mengidentifikasi RT dengan probabilitas penularan tertinggi pada kuartal berikutnya untuk prioritas skrining aktif; serta (3) alokasi sumber daya berbasis risiko (*risk-based resource allocation*) yang memastikan setiap rupiah anggaran dan jam kerja petugas menghasilkan dampak epidemiologis yang maksimal.

Penelitian ini mengisi gap tersebut dengan membangun fondasi prediktif melalui pendekatan longitudinal 40 bulan (Januari 2023–April 2026) pada Puskesmas Paal V. Dalam konteks keterbatasan jumlah sampel, studi ini menganalisis karakteristik kasus (demografi, klinis, epidemiologi) dan faktor risiko secara mendalam menggunakan model Regresi Logistik Multivariat yang kokoh secara inferensial sebagai baseline framework, diintegrasikan dengan pemetaan spasial (GIS). Lebih dari itu, penelitian ini menyediakan arsitektur data longitudinal terstruktur (*e-TB Manager*, rekam medis, koordinat spasial) yang secara teknis siap diintegrasikan dengan algoritma Machine Learning pada fase pengembangan berikutnya ketika akumulasi data telah memenuhi ambang batas komputasional. Hal ini sangat relevan dengan Strategi Nasional Pengendalian TBC 2023–2027 (Kemenkes, 2023) yang menekankan surveilans berbasis data lokal untuk intervensi tepat sasaran, seperti skrining aktif di hotspot dan penguatan contact tracing. Dengan demikian, studi ini diharapkan berkontribusi pada pencapaian target NTP: deteksi 90%, pengobatan sukses 90%, dan pencegahan 90%.

1.2 Rumusan Masalah

1. Apa karakteristik demografi (usia, jenis kelamin, pekerjaan), klinis (gejala, stadium), dan epidemiologi (pola penyebaran, tingkat keberhasilan pengobatan) kasus TBC di Puskesmas Paal V periode 2023–2026?

2. Faktor risiko apa yang dominan terhadap kejadian TBC (misalnya, usia, jenis kelamin, komorbiditas, kepadatan hunian, riwayat kontak, perilaku merokok)?
3. Bagaimana analisis risiko multivariat (termasuk model prediktif) untuk memprediksi kejadian dan kluster TBC di wilayah tersebut?

1.3 Tujuan Penelitian

A. Tujuan Umum

Menganalisis karakteristik dan faktor risiko kasus TBC di Puskesmas Paal V Kota Jambi periode Januari 2023–April 2026 untuk mendukung intervensi berbasis bukti.

B. Tujuan Khusus

1. Mengidentifikasi karakteristik demografi, klinis, dan epidemiologi kasus TBC.
2. Menganalisis faktor risiko secara univariat dan multivariat.
3. Mengembangkan model prediktif risiko dan rekomendasi intervensi spasial.

1.4 Manfaat Penelitian

A. Manfaat Akademik

- a. Menyediakan data epidemiologi TBC terkini dan longitudinal pertama di Puskesmas Paal V, memperkaya literatur nasional/lokal.
- b. Metodologi GIS dan model risiko sebagai contoh bagi penelitian serupa di fasilitas primer.

B. Manfaat Praktis

- a. Dukung program eliminasi TBC 2030 (WHO, 2023) melalui pemetaan hotspot dan prioritas kasus berisiko tinggi.
- b. Tingkatkan efisiensi sumber daya Puskesmas Paal V (misalnya, alokasi skrining aktif).

C. Manfaat Kebijakan

- a. Rekomendasi evidence-based untuk Dinkes Kota Jambi dalam penguatan surveilans TB dan intervensi komunitas.