

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Ketersediaan obat yang memadai di fasilitas kesehatan primer sangat penting agar masyarakat mendapatkan pelayanan kesehatan yang baik. Tidak hanya terkait ketersediaan obat, tetapi juga bagaimana sistem dapat menjaga pasokan obat tetap berjalan sesuai dengan kebutuhan pasien. Laporan *World Health Organization* (WHO) tahun 2024 menekankan pentingnya ketersediaan obat esensial agar kebutuhan pasien terpenuhi dan kualitas layanan kesehatan tetap optimal. Tantangan terkait ketersediaan serta keterjangkauan obat esensial masih menjadi masalah utama di banyak negara, yang dapat memengaruhi *outcome* kesehatan populasi [1]. Pandemi COVID-19 semakin menunjukkan ketidakstabilan rantai pasokan obat global, mulai dari penundaan distribusi, peningkatan permintaan, dan hambatan logistik yang menyebabkan ketidakseimbangan antara kebutuhan dan ketersediaan [2]. Ini menunjukkan bahwa perencanaan pengadaan obat bukan hanya urusan administratif biasa, tetapi juga membutuhkan pendekatan berbasis analisis data agar lebih akurat dalam memenuhi kebutuhan.

Sejauh ini, penelitian tentang perencanaan obat di Indonesia lebih banyak dilakukan di rumah sakit atau tingkat distribusi atas, sehingga studi yang mempelajari dinamika kebutuhan obat di puskesmas masih sangat sedikit. Padahal, puskesmas memiliki karakteristik yang lebih dinamis, seperti variasi permintaan obat yang tinggi setiap bulan, keterbatasan tenaga dan logistik, hingga peran puskesmas sebagai tempat pertama bagi layanan kesehatan masyarakat [3]. Ketersediaan obat di puskesmas tetap menjadi perhatian utama. Menurut laporan Sismonev Kemenkes 2023, kekosongan obat esensial di puskesmas masih mencapai 15–20%, meskipun program pengadaan obat telah diterapkan. Kondisi ini juga didukung oleh laporan Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan tahun 2023 yang menyebutkan bahwa 11% peserta Jaminan Kesehatan Nasional (JKN) mengeluh tentang kelangkaan obat di fasilitas kesehatan primer, termasuk puskesmas [4]. Kondisi nasional tersebut juga tercermin di tingkat

provinsi, laporan tahun 2023 dari Dinas Kesehatan Provinsi Sumatera Barat menyoroti posisi ketersediaan obat esensial sebagai indikator penting kinerja daerah yang belum tercapai secara optimal. Upaya seperti peningkatan akreditasi dan perencanaan memang telah dilakukan, namun kenyataannya masih terdapat kebutuhan untuk memperbaiki pencapaian minimum, terutama pada aspek distribusi dan stok di fasilitas kesehatan primer [5].

Sebagian besar puskesmas di Indonesia masih mengandalkan metode konvensional dalam menyusun rencana pengadaan obat, yang umumnya hanya mengacu pada data penggunaan bulan sebelumnya dan stok yang ada, tanpa menganalisis data historis atau memprediksi kebutuhan berbasis data [6]. Padahal, prediksi memiliki peran penting dalam mendukung perencanaan operasional dan pengambilan keputusan [7]. Berdasarkan juknis resmi Kementerian Kesehatan RI tahun 2024, perencanaan kebutuhan obat di puskesmas dan rumah sakit umumnya masih menggunakan *metode Average Monthly Consumption (AMC)*, yaitu perhitungan berdasarkan pemakaian rata-rata bulanan dari periode sebelumnya [8]. Praktik ini membuat perencanaan obat sering tidak tepat, sehingga menimbulkan kekosongan atau kelebihan stok di puskesmas.

Dampak dari metode AMC terlihat pada berbagai penelitian. Di Puskesmas X, ketepatan perencanaan obat hanya mencapai 57,95%, kesesuaian permintaan *item* obat 57,63%, dan tingkat stok kosong 45,19% dari total *item* yang diamati [6]. Di Puskesmas Cibuaya Karawang, meskipun manajemen obat secara keseluruhan cukup baik, ditemukan obat yang rusak atau kadaluarsa di gudang penyimpanan [9]. Di Sumatera Barat, keterbatasan stok dan metode perencanaan manual juga berdampak nyata pada pelayanan pasien. Penelitian di Rumah Sakit Ibnu Sina Kota Padang menunjukkan bahwa selama bulan Januari hingga April 2020, sekitar 5% dari total 13.000 resep per bulan akibat kekosongan obat, dan rata-rata terdapat 59 *item* obat yang harus dipesan secara *cito* ke apotek luar karena stok kosong [10].

Penelitian selanjutnya di Puskesmas Pekauman Kota Banjarmasin menunjukkan bahwa rata-rata tingkat Kesesuaian antara permintaan dan stok obat hanya mencapai 68,46%, serta rata-rata tingkat ketersediaan obat sebesar 8,71 bulan, yang termasuk dalam kategori kurang. Persentase *item* obat kosong adalah

55,7%, aman 34,25%, dan berlebih 10,05% [11]. Kondisi ini juga didukung oleh temuan di Unit Pelaksana Teknis Daerah (UPTD) Dinas Kesehatan Kabupaten Mukomuko, di mana beberapa indikator pengadaan obat juga belum memenuhi standar: kesesuaian seleksi obat dengan Daftar Obat Esensial Nasional (DOEN) kurang 12%, kesesuaian dengan Formularium Nasional Tingkat 1 kurang 27%, ketepatan perencanaan hanya 10,6%, persentase dana tersedia terhadap kebutuhan keseluruhan 39,1%, dan persentase alokasi dana pengadaan obat hanya 1,3% . Semua indikator tersebut menunjukkan bahwa perencanaan dan pembelian obat di puskesmas maupun UPTD belum mencapai tingkat standar yang seharusnya, sehingga potensi ketidaksesuaian obat tetap tinggi [12]. Selanjutnya, penelitian di Puskesmas Belik, Kabupaten Pematang, menunjukkan bahwa metode berbasis AMC juga belum optimal, dengan 7 *item* obat kadaluarsa senilai Rp2.333.508 dan 24 *item* mengalami kekosongan stok selama dua periode pengadaan [13].

Selain itu, banyak puskesmas masih menggunakan sistem pencatatan secara manual melalui Laporan Pemakaian dan Lembar Permintaan Obat (LPLPO), yang rentan terhadap kesalahan perencanaan dan keterlambatan distribusi [4]. Situasi serupa juga terjadi di Puskesmas Ibu, berdasarkan wawancara dengan petugas puskesmas, keterlambatan distribusi dan ketidaktepatan perhitungan kebutuhan obat menyebabkan stok obat tidak seimbang, baik berupa kekurangan maupun kelebihan pada suatu periode tertentu. Kondisi ini diperparah oleh jadwal pengiriman dari dinas kesehatan yang tidak selalu tepat waktu. Padahal, sebagai fasilitas kesehatan tingkat pertama, puskesmas memiliki peran penting dalam memastikan obat tersedia untuk masyarakat, terutama peserta BPJS yang mengandalkan layanan ini untuk pengobatan awal. Ketika kebutuhan obat tidak terpenuhi, pasien mungkin harus membeli obat sendiri di luar Puskesmas atau menunda pengobatan mereka, yang akhirnya meningkatkan beban biaya dan mengurangi kepercayaan masyarakat terhadap layanan kesehatan publik.

Berdasarkan kondisi ini, diperlukan sistem perencanaan obat yang lebih akurat dengan memanfaatkan data historis agar prediksi kebutuhan obat menjadi lebih tepat. Perkembangan metode analisis data juga turut membantu dalam meningkatkan ketepatan peramalan kebutuhan obat. Salah satu pendekatan yang

digunakan adalah model *time series* seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), yang dapat digunakan untuk memodelkan pola data secara lebih terstruktur [14]. Penelitian terbaru di Puskesmas Banda Sakti, Kota Lhokseumawe, menunjukkan bahwa metode ARIMA mampu menangkap tren dan pola musiman dengan nilai sMAPE sebesar 31–41% pada empat jenis obat yang dianalisis. Meskipun lebih baik dibandingkan metode AMC, tingkat kesalahan tersebut masih tergolong tinggi untuk kebutuhan perencanaan obat. Selain itu, penelitian tersebut juga menunjukkan bahwa ARIMA kurang efektif ketika data berfluktuasi dan tidak memiliki pola yang konsisten, misalnya terjadi lonjakan atau penurunan yang tidak teratur. Hal ini terlihat dari kesalahan prediksi yang melebihi 50% serta kegagalan model dalam menghasilkan prediksi pada dua jenis obat. [15]. Keterbatasan lain dari ARIMA adalah adanya asumsi normalitas dan stasioneritas, sehingga metode ini kurang cocok ketika data pemakaian obat mengalami fluktuasi data. Selain itu, ARIMA memiliki keterbatasan ketika digunakan pada data dengan banyak nilai nol atau pola tidak teratur dapat menghasilkan prediksi yang tidak realistis [16]. Hal ini menunjukkan bahwa baik metode AMC maupun ARIMA masih memiliki keterbatasan dalam menghadapi kondisi data di puskesmas yang tidak selalu stabil dan cenderung berubah dari waktu ke waktu. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa perencanaan obat masih perlu diperbaiki, karena dalam praktiknya stok obat di puskesmas sering tidak seimbang antara persediaan dan permintaan. Fluktuasi tersebut tidak hanya berdampak pada ketidaksesuaian stok, tetapi juga menimbulkan ketidakpastian dalam pengambilan keputusan, sehingga diperlukan model prediktif yang mampu mengurangi risiko tersebut [17].

Salah satu model yang dapat digunakan adalah *Quantile Regression* (QR), karena mampu menangani permintaan obat yang tidak stabil dan dapat mengalami lonjakan. QR tidak bergantung pada asumsi normalitas dan memungkinkan estimasi pada berbagai tingkat kuantil, seperti kuantil 0,5 untuk kondisi umum dan kuantil 0,9 untuk kondisi ekstrem. Berbeda dengan *Ordinary Least Squares* (OLS) yang hanya memodelkan nilai rata-rata, QR mampu memberikan gambaran distribusi data secara lebih menyeluruh, terutama pada kondisi data dengan varians yang tidak homogen [18]. Pernyataan ini didukung oleh penelitian yang

menggunakan QR untuk memprediksi harga listrik di Inggris. Model dibangun pada kuantil 0,1–0,9 dengan *pinball loss* sebagai metrik. Hasilnya menunjukkan prediksi yang akurat dan stabil. Ketika variabel harga periode sebelumnya (P_{t-1}) dihilangkan, akurasi menurun 4%–25%, sehingga menunjukkan bahwa harga sebelumnya merupakan faktor yang paling berpengaruh [19]. Penelitian selanjutnya menerapkan *Linear Quantile Regression* (LQR) dan *Quantile Regression Forest* (QRF) untuk memprediksi permintaan energi per jam di sebuah kota kecil di Spanyol. Hasilnya menunjukkan bahwa pendekatan berbasis kuantil mampu mengurangi deviasi antara energi yang dibeli dan konsumsi aktual sebesar 40,95% pada LQR dan 33,62% pada QRF, terutama ketika data bersifat tidak pasti atau fluktuatif [20]. Penelitian selanjutnya menggunakan model *Quantile Regression Neural Network* (QRNN) untuk memprediksi permintaan listrik di Jawa Timur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan berbasis kuantil mampu memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan metode konvensional yang hanya berfokus pada estimasi rata-rata, seperti ARIMA. QRNN menghasilkan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) terendah sebesar 28.975.770 dibandingkan metode pembanding ARIMA dan *Neural Network*. [21]. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis kuantil mampu mengikuti perubahan permintaan yang ekstrem, sehingga lebih efektif dalam memberikan prediksi yang lebih luas dengan tingkat akurasi yang tetap baik pada kondisi permintaan tinggi.

Namun sebagian besar penelitian sebelumnya masih berhenti di tahap prediksi dan evaluasi model tanpa mengintegrasikannya ke dalam sistem pengendalian stok yang lengkap, seperti *Safety Stock* (SS) dan *Re-order Point* (ROP). Selain itu, perhitungan SS umumnya didasarkan pada asumsi bahwa permintaan bersifat stabil sehingga kurang sesuai dengan kondisi di puskesmas. Pernyataan ini sesuai dengan temuan sebelumnya yang menekankan bahwa sebagian besar model SS masih mengasumsikan permintaan dengan distribusi normal dan bersifat stabil, padahal data yang sebenarnya cenderung fluktuatif dan tidak simetris, sehingga model tersebut belum mampu menggambarkan ketidakpastian sebenarnya dalam rantai pasok obat [22].

Karena metode AMC masih memiliki keterbatasan, sementara model ARIMA dan perhitungan *Safety Stock* umumnya sama-sama didasarkan pada asumsi distribusi normal yang belum tentu sesuai dengan kondisi permintaan di lapangan, penelitian ini penting dilakukan untuk mengembangkan metode prediksi kebutuhan obat dan penentuan *reorder point* berbasis kuantil agar lebih sesuai dengan pola permintaan. Dalam penelitian ini, fokus analisis dilakukan pada 10 jenis obat dengan pemakaian tertinggi yang dipilih berdasarkan prinsip Pareto, yaitu dengan memprioritaskan sebagian kecil jenis obat yang memiliki kontribusi terbesar terhadap total penggunaan [23]. Pada penelitian ini, Variabel prediktor yang digunakan meliputi stok awal dan penerimaan obat pada setiap periode. Variabel ini disesuaikan dengan praktik perencanaan di puskesmas yang berbasis konsumsi, seperti yang dijelaskan dalam studi di Puskesmas Kabupaten Tulungagung dan Kota Kupang. Dalam studi tersebut, perencanaan kebutuhan obat menggunakan data LPLPO yang memuat informasi stok, penerimaan, pemakaian, dan sisa stok sebagai dasar perhitungan kebutuhan [24].

Selain itu, penelitian ini juga menambahkan jumlah pasien dan jumlah resep sebagai variabel prediktor tambahan. Kedua variabel ini mengacu pada temuan bahwa lonjakan kunjungan pasien dan meningkatnya resep berpengaruh langsung terhadap ketersediaan obat di puskesmas, seperti pada studi di Puskesmas Pekauman yang menunjukkan bahwa tingginya kunjungan pasien dengan jumlah resep sebanyak 17.411 pada tahun 2021 menyebabkan peningkatan kebutuhan obat [9]. Penelitian lain di RSUD Tora Belo juga menunjukkan adanya hubungan antara pola peresepan dokter dan jumlah obat yang digunakan, sehingga indikator peresepan dapat digunakan sebagai dasar dalam memproyeksikan permintaan obat [25]. Dengan memasukkan jumlah pasien dan jumlah resep sebagai variabel prediktor, model diarahkan untuk menangkap dinamika permintaan yang dipengaruhi oleh aktivitas klinis dan perilaku peresepan di fasilitas kesehatan.

Pendekatan yang digunakan adalah metode *Ridge Quantile Regression* dengan dua kuantil target, yaitu kuantil 0,5 untuk menggambarkan pola permintaan normal dan kuantil 0,9 untuk skenario permintaan tinggi. Pemilihan kuantil 0,5 dan 0,9 didasarkan pada konsep *Quantile Regression* yang mampu memodelkan berbagai

bagian distribusi data, serta didukung oleh penelitian sebelumnya yang menggunakan beberapa tingkat kuantil untuk merepresentasikan bagian bawah, tengah, dan atas distribusi [26]. Penggunaan penalti *Ridge* didukung oleh penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa integrasi pendekatan kuantil dan *Ridge* melalui teknik *bootstrap*, secara signifikan meningkatkan akurasi estimasi parameter regresi, terutama pada kondisi multikolinieritas tinggi. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa estimator berbasis *Bootstrap Quantile Ridge* (BQR) secara konsisten menghasilkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) yang lebih rendah dibandingkan metode OLS. Model *Ridge Quantile Regression* ini bekerja dengan meminimalkan *pinball loss* pada tingkat kuantil tertentu dengan menambahkan penalti L_2 (*Ridge*) untuk menstabilkan koefisien dan mencegah *overfitting*, terutama pada kuantil atas yang lebih sensitif terhadap nilai ekstrem. Proses pemilihan parameter penalti λ pada penelitian ini dilakukan menggunakan *block bootstrap* dengan evaluasi *out-of-bag* (OOB), sehingga pemilihan λ tidak hanya bergantung pada satu sampel dan hasilnya lebih stabil. Selanjutnya, *prediction coverage* digunakan untuk mengevaluasi kualitas interval prediksi, yaitu seberapa sering nilai aktual jatuh dalam rentang kuantil 0,5 dan 0,9 yang dihasilkan model. Dengan demikian, model tidak hanya akurat dalam memprediksi titik kuantil tertentu, tetapi juga mampu mencerminkan ketidakpastian permintaan secara keseluruhan. Hasil prediksi kemudian diintegrasikan *end-to-end* ke dalam perhitungan SS, AMC, dan ROP, serta diimplementasikan ke dalam *dashboard* interaktif berbasis GUI untuk memberikan rekomendasi stok obat secara praktis berdasarkan data aktual. Sebagai pelengkap, penelitian ini juga melakukan perbandingan dengan regresi linear pada salah satu obat sebagai *baseline*, untuk menunjukkan perbedaan pendekatan antara model berbasis rata-rata dan model berbasis kuantil dalam merepresentasikan risiko permintaan

Urgensi penelitian ini didasarkan pada kondisi di lapangan, di mana berdasarkan hasil wawancara dengan pihak Puskesmas Ibu Kota Payakumbuh masih ditemukan kekosongan obat dan keterlambatan distribusi. Kondisi ini menunjukkan bahwa perencanaan kebutuhan obat belum sepenuhnya berbasis data. Penelitian ini juga mendukung target SDGs poin 3.8 tentang akses terhadap obat

esensial yang aman dan terjangkau, serta sejalan dengan rekomendasi WHO mengenai pentingnya penerapan metode prediksi canggih dalam memperkuat rantai pasok obat [27]. Dengan penerapan *Ridge Quantile Regression*, Penelitian ini menghadirkan sistem prediksi dan perencanaan stok berbasis data yang mampu menangkap rentang ketidakpastian permintaan, sehingga dapat meningkatkan efektivitas penyediaan obat dan kepercayaan masyarakat terhadap layanan publik. Secara strategis, hasil penelitian ini dapat menjadi dasar dalam pengembangan sistem perencanaan obat yang mampu menjaga ketersediaan dan kelancaran distribusi di berbagai tingkat layanan kesehatan.

1.2. Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang menjadi fokus utama pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana proses persiapan data dapat mendukung kinerja model *Ridge Quantile Regression* dalam memprediksi kebutuhan obat di Puskesmas Ibh, Kota Payakumbuh?
2. Bagaimana penerapan model *Ridge Quantile Regression* dapat menghasilkan prediksi kebutuhan obat yang akurat di Puskesmas Ibh, Kota Payakumbuh?
3. Bagaimana hasil prediksi model *Ridge Quantile Regression* dapat diintegrasikan ke dalam *Reorder Point* (ROP) di Puskesmas Ibh, Kota Payakumbuh?
4. Bagaimana merancang dan mengimplementasikan *dashboard Graphical User Interface (GUI)* yang menggabungkan hasil prediksi dan perhitungan ROP dengan antarmuka yang *user-friendly*, sehingga dapat memudahkan pengambilan keputusan operasional di Puskesmas?

1.3. Batasan Masalah

Batasan yang ditetapkan pada masalah yang diamati pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya menggunakan data sekunder dari Laporan Pemakaian dan Lembar Permintaan Obat (LPLPO) Puskesmas Ibh Kota Payakumbuh untuk