

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian yang Relevan

Terdapat beberapa penelitian yang meneliti penilaian kualitas perangkat lunak menggunakan ISO/IEC 25010, algoritma K-Means Clustering untuk menemukan pola-pola alami dari data, dan evaluasi terhadap sistem informasi Kesehatan,

Penelitian pertama oleh Suryadi dan Sulistiyan (2022), dengan judul “Evaluation of Information Quality Using ISO/IEC 25010:2011 (Case Research: Menu Harianku Application)”. Penelitian ini bertujuan menilai kualitas produk aplikasi Menu Harianku memakai standar ISO/IEC 25010:2011 pada enam karakteristik Product Quality. Pengukuran dilakukan lewat kuesioner kepada pengguna aplikasi, kemudian hasilnya diolah secara kuantitatif untuk melihat karakteristik mana yang sudah baik dan mana yang masih memerlukan perbaikan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ISO/IEC 25010:2011 efektif dipakai untuk menilai kualitas produk aplikasi digital secara sistematis dan menghasilkan rekomendasi perbaikan yang terstruktur bagi pengembang aplikasi.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada penggunaan standar ISO/IEC 25010 sebagai kerangka acuan dalam mengukur kualitas sebuah sistem digital, meski penelitian penulis berfokus pada dimensi Quality-in-Use, bukan Product Quality, dan objeknya adalah sistem RME di rumah sakit, bukan aplikasi menu makanan.

Penelitian kedua oleh Rizqi dkk. (2023), dengan judul “Analisis Aspek dalam Quality In Use ISO 25010 Pada Aplikasi Gojek”. Penelitian ini bertujuan mengukur kualitas penggunaan aplikasi Gojek lewat lima karakteristik Quality-in-Use ISO 25010, memakai pendekatan kuantitatif deskriptif dengan kuesioner sebagai instrumen utama. Hasil penelitian menunjukkan bahwa aplikasi Gojek memperoleh penilaian yang sangat baik pada seluruh karakteristik Quality-in-Use yang diukur, menandakan tingkat kepuasan pengguna yang tinggi terhadap layanan tersebut.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada kesamaan penuh model yang dipakai, yaitu lima karakteristik Quality-in-Use ISO/IEC 25010, sehingga struktur instrumen kuesioner Rizqi dkk. menjadi salah satu rujukan utama dalam menyusun instrumen GQM pada penelitian ini, meski objek yang dievaluasi berbeda.

Penelitian ketiga oleh Rachmawati dkk. (2024), dengan judul “Implementasi dan Evaluasi SIM Klinik Pratama Albar (Assist) di Kabupaten Bandung”. Penelitian ini bertujuan mengevaluasi dampak implementasi Sistem Informasi Manajemen klinik yang mencakup modul rekam medik elektronik, memakai pendekatan studi kasus. Hasil penelitian menunjukkan bahwa digitalisasi rekam medik elektronik berdampak positif terhadap efisiensi pelayanan klinik, meski dampak tersebut tidak dirasakan merata oleh seluruh staf yang terlibat.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada objek yang serupa, yaitu evaluasi rekam medik elektronik pada fasilitas kesehatan, meski penelitian penulis mengukur kualitas penggunaannya secara lebih terstruktur lewat model Quality-in-Use dan menambahkan analisis segmentasi pengguna lewat K-Means Clustering.

Penelitian keempat oleh Moumane dkk. (2024), dengan judul “ISO/IEC 25010-based Quality Evaluation of Three Mobile Applications for Reproductive Health Services in Morocco”. Penelitian ini bertujuan mengevaluasi kualitas tiga aplikasi kesehatan reproduksi di Maroko memakai standar ISO/IEC 25010 dan ISO/IEC 25023. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ISO/IEC 25010 relevan dan efektif diterapkan untuk mengevaluasi kualitas aplikasi sistem kesehatan digital, serta mampu mengungkap perbedaan kualitas yang signifikan antarketiga aplikasi yang dibandingkan.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada penerapan ISO/IEC 25010 pada konteks sistem kesehatan digital, yang memperkuat dasar pemilihan standar tersebut untuk mengevaluasi sistem RME pada penelitian ini.

Penelitian kelima oleh Sim dkk. (2024), dengan judul “Using K-Means Clustering to Identify Physician Clusters by Electronic Health Record Burden and Efficiency”.

Penelitian ini bertujuan mengelompokkan dokter pengguna Electronic Health Record berdasarkan beban kerja dan tingkat efisiensi penggunaan sistem, memakai algoritma K-Means Clustering. Hasil penelitian menunjukkan terbentuknya cluster dokter dengan tingkat efisiensi tinggi dan cluster dengan tingkat efisiensi rendah, yang masing-masing memiliki pola penggunaan EHR yang berbeda secara signifikan.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada kesamaan penuh objek dan metode, yaitu penerapan K-Means Clustering pada data pengguna sistem rekam medis elektronik, sehingga penelitian Sim dkk. menjadi rujukan utama yang menunjukkan bahwa pendekatan segmentasi mampu mengungkap pola pengguna yang tidak tertangkap analisis rata-rata biasa.

Penelitian keenam oleh Intansari dkk. (2023), dengan judul “Evaluasi Penerapan Rekam Medis Elektronik dengan Pendekatan Technology Acceptance Model di Rumah Sakit X Surabaya”. Penelitian ini bertujuan mengevaluasi tingkat penerimaan tenaga medis terhadap sistem RME memakai kerangka Technology Acceptance Model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerimaan pengguna terhadap RME sangat dipengaruhi oleh persepsi kemudahan penggunaan dan persepsi kebermanfaatan sistem tersebut.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada objek yang sama persis, yaitu evaluasi sistem RME di rumah sakit, meski kerangka pengukuran yang dipakai berbeda: penelitian Intansari dkk. memakai TAM yang berfokus pada penerimaan teknologi, sedangkan penelitian penulis memakai Quality-in-Use ISO/IEC 25010 yang berfokus pada kualitas pengalaman penggunaan.

Penelitian ketujuh oleh Wirantaja dan Darma (2023), dengan judul “Determinan Kesuksesan Implementasi Rekam Medis Elektronik Rumah Sakit”. Penelitian ini bertujuan menganalisis faktor-faktor determinan yang memengaruhi keberhasilan implementasi RME di rumah sakit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa keberhasilan implementasi RME ditentukan oleh banyak faktor non-teknis yang saling berkelindan, mulai dari kesiapan organisasi sampai literasi digital penggunanya.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada pemahaman bahwa keberhasilan RME tidak bisa diukur dari sisi teknis semata,

sebuah premis yang mendasari mengapa penelitian ini memilih mengukur kualitas RME dari sudut pandang pengalaman pengguna, bukan dari kelengkapan fitur sistem.

Penelitian kedelapan oleh Guntara dan Lutfi (2023), dengan judul “Optimasi Cacah Klaster pada Klasterisasi dengan Algoritma K-Means Menggunakan Silhouette Coefficient dan Elbow Method”. Penelitian ini bertujuan membandingkan efektivitas Elbow Method dan Silhouette Coefficient dalam menentukan jumlah cluster optimal pada algoritma K-Means. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi kedua metode tersebut efektif dan saling melengkapi dalam menentukan jumlah cluster yang optimal.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada metode penentuan jumlah cluster yang dipakai; penelitian ini mengadopsi pendekatan yang sama, yaitu mengombinasikan Elbow Method dan Silhouette Score, dan menambahkan Davies-Bouldin Index sebagai metrik validasi tambahan.

Penelitian kesembilan oleh Hasan (2024), dengan judul “Pengukuran Silhouette Score dan Davies-Bouldin Index pada Hasil Cluster K-Means dan DBSCAN”. Penelitian ini bertujuan membandingkan performa dua metrik evaluasi cluster, yaitu Silhouette Score dan Davies-Bouldin Index, pada hasil clustering algoritma K-Means dan DBSCAN. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Silhouette Score dan Davies-Bouldin Index saling melengkapi dalam memvalidasi kualitas hasil clustering, karena keduanya menyoroti aspek yang berbeda dari kualitas pengelompokan.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada pemakaian kedua metrik evaluasi yang sama, yaitu Silhouette Score dan Davies-Bouldin Index, sebagai dasar validasi ganda terhadap hasil K-Means Clustering pada penelitian ini.

Penelitian kesepuluh oleh Mado dan Hendry (2025), dengan judul “Implementasi Algoritma Clustering K-Means untuk Segmentasi Pelanggan di E-Commerce”. Penelitian ini bertujuan mengelompokkan pelanggan e-commerce berdasarkan perilaku pembelian mereka memakai algoritma K-Means Clustering yang dievaluasi dengan Silhouette Score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa K-Means berhasil mengelompokkan

pelanggan ke dalam tiga segmen yang homogen berdasarkan pola perilaku pembelian mereka.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada penerapan K-Means Clustering untuk segmentasi pengguna berdasarkan pola perilaku, sebuah pendekatan yang diadopsi penelitian ini untuk mengelompokkan tenaga medis pengguna RME berdasarkan pola skor Quality-in-Use mereka, alih-alih pola perilaku pembelian.

Kesepuluh penelitian di atas memperlihatkan dua benang merah yang menjadi pijakan penelitian ini. Pertama, model ISO/IEC 25010 dengan pendekatan Quality-in-Use cukup konsisten dipakai untuk menilai kualitas sistem digital dari sudut pandang pengguna, termasuk pada sistem kesehatan. Kedua, K-Means Clustering yang divalidasi dengan tepat lewat Elbow Method, Silhouette Score, maupun Davies-Bouldin Index terbukti mampu mengungkap pola pengguna yang tidak tertangkap oleh analisis rata-rata biasa. Perbedaan mendasar penelitian ini dengan kesepuluh penelitian terdahulu terletak pada objek dan konteksnya: belum ada penelitian sebelumnya yang menggabungkan kelima karakteristik Quality-in-Use secara utuh dengan algoritma K-Means Clustering pada objek sistem Rekam Medis Elektronik di lingkungan rumah sakit di Indonesia.

Penelitian kesebelas oleh Fitriani (2025), dengan judul “Sistem Informasi Akademik ITPLN”. Referensi ini menjelaskan gambaran umum sistem informasi akademik yang dipakai di lingkungan Institut Teknologi PLN, mencakup fitur pengelolaan data mahasiswa, mata kuliah, dan proses akademik lainnya secara terintegrasi.

Keterkaitan antara referensi ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada gambaran umum bagaimana sebuah institusi mengelola sistem informasi digitalnya secara terpusat, sebuah prinsip yang sejalan dengan tujuan RME di RSPP, meski objek dan bidang layanannya berbeda.

Penelitian kedua belas oleh Fitriani, Farid Rifai, dan Yoga Distr (2019), dengan judul “Penentuan Jumlah Kelas Matakuliah Menggunakan Fuzzy Tsukamoto Dan Metode K-Means Cluster”. Penelitian ini bertujuan menentukan jumlah kelas matakuliah

yang optimal di Institut Teknologi PLN dengan menggabungkan logika Fuzzy Tsukamoto dan algoritma K-Means Cluster. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi kedua metode tersebut mampu memberikan rekomendasi jumlah kelas yang lebih tepat dibandingkan penentuan secara manual.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada penerapan langsung algoritma K-Means Cluster di lingkungan Institut Teknologi PLN, yang menjadi salah satu preseden internal bahwa pendekatan ini sudah terbukti relevan dipakai untuk kebutuhan pengelompokan data pada institusi yang sama.

Penelitian ketiga belas oleh Arvio, Sangadji, Kusuma, dan Heribertus (2024), dengan judul “K-Means Clustering Analysis to Identify Electrical Load Consumption Patterns Based on Primary Energy Consumption”. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi pola konsumsi beban listrik berdasarkan data konsumsi energi primer memakai algoritma K-Means Clustering. Hasil penelitian menunjukkan bahwa K-Means berhasil mengelompokkan pola konsumsi energi ke dalam beberapa segmen yang berbeda karakteristiknya.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada penerapan K-Means Clustering untuk mengidentifikasi pola dari data numerik berskala besar, sebuah pendekatan yang diadaptasi penelitian ini untuk mengidentifikasi pola skor Quality-in-Use pengguna RME.

Penelitian keempat belas oleh Asri, Kuswardani, Yosrita, dan Wullur (2021), dengan judul “Clusterization of Customer Energy Usage to Detect Power Shrinkage in an Effort to Increase the Efficiency of Electric Energy Consumption”. Penelitian ini bertujuan mengelompokkan pola penggunaan energi pelanggan untuk mendeteksi indikasi penyusutan daya memakai algoritma clustering. Hasil penelitian menunjukkan bahwa clusterization efektif membantu mengidentifikasi pelanggan dengan pola penggunaan energi yang tidak wajar.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada pemanfaatan clustering untuk mendeteksi kelompok data dengan karakteristik

menyimpang dari pola umum, sebuah prinsip yang relevan dengan upaya penelitian ini mengidentifikasi cluster pengguna RME yang skornya jauh di bawah rata-rata.

Penelitian kelima belas oleh Ahmad, Tiara Kusuma, dan Syed Ahmad (2024), dengan judul “Clustering Algorithm for Electrical Load Profiling Analysis: A Systematic Review of Machine Learning Approaches for Improved Clustering Algorithms”. Penelitian ini bertujuan meninjau secara sistematis berbagai pendekatan Machine Learning untuk meningkatkan kualitas algoritma clustering pada analisis profil beban listrik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pemilihan algoritma clustering yang tepat, disertai validasi yang memadai, sangat memengaruhi keakuratan interpretasi pola yang dihasilkan.

Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang penulis lakukan terletak pada penekanan pentingnya validasi kualitas algoritma clustering, sebuah prinsip yang menjadi dasar penelitian ini memakai Elbow Method, Silhouette Score, dan Davies-Bouldin Index secara berlapis, bukan hanya mengandalkan hasil clustering mentah tanpa pengujian lebih lanjut.

Kelima belas penelitian di atas memperlihatkan dua benang merah yang menjadi pijakan penelitian ini. Pertama, model ISO/IEC 25010 dengan pendekatan Quality-in-Use cukup konsisten dipakai untuk menilai kualitas sistem digital dari sudut pandang pengguna, termasuk pada sistem kesehatan. Kedua, K-Means Clustering yang divalidasi dengan tepat lewat Elbow Method, Silhouette Score, maupun Davies-Bouldin Index terbukti mampu mengungkap pola pengguna yang tidak tertangkap oleh analisis rata-rata biasa. Perbedaan mendasar penelitian ini dengan kesepuluh penelitian terdahulu terletak pada objek dan konteksnya: belum ada penelitian sebelumnya yang menggabungkan kelima karakteristik Quality-in-Use secara utuh dengan algoritma K-Means Clustering pada objek sistem Rekam Medis Elektronik di lingkungan rumah sakit di Indonesia.

2.2 Landasan Teori

Bagian ini menguraikan konsep dan teori yang menjadi dasar penyusunan metodologi penelitian, mulai dari objek yang dievaluasi, kerangka pengukuran kualitas

yang dipakai, jenis analisis data yang diterapkan, hingga perangkat lunak pendukung yang dipakai selama proses penelitian berlangsung.

2.2.1 Rekam Medis Elektronik (RME)

Rekam Medis Elektronik (RME), atau Electronic Medical Record (EMR), adalah sistem informasi berbasis digital yang dipakai untuk mencatat, menyimpan, dan mengelola data medis pasien secara elektronik. RME merupakan bentuk digitalisasi dari rekam medis konvensional berbasis kertas, dilengkapi fitur yang memungkinkan pengelolaan data berlangsung lebih efisien, akurat, dan terpusat dalam satu basis data.

Peraturan Menteri Kesehatan Nomor 24 Tahun 2022 tentang Rekam Medis mendefinisikan rekam medis elektronik sebagai rekam medis yang dibuat dengan sistem elektronik yang diperuntukkan bagi penyelenggaraan rekam medis (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2022), sekaligus mewajibkan seluruh fasilitas pelayanan kesehatan di Indonesia menyelenggarakan rekam medis secara elektronik. Meski begitu, kepatuhan terhadap regulasi tidak serta-merta menjamin keberhasilan implementasi di lapangan, karena keberhasilan itu masih dipengaruhi berbagai faktor determinan yang kompleks (Wirantaja & Darma, 2023), termasuk tingkat penerimaan pengguna terhadap sistem yang diterapkan (Intansari dkk., 2023).

Sistem RME umumnya menghimpun beberapa komponen fungsional yang saling terkait: data identitas dan demografis pasien, riwayat penyakit dan anamnesis, hasil pemeriksaan fisik dan diagnosis, resep serta riwayat pemberian obat (e-prescribing), hasil pemeriksaan laboratorium dan radiologi, catatan tindakan medis, dan jadwal kunjungan pasien. Di Rumah Sakit Pusat Pertamina, komponen-komponen ini sudah berjalan dan dipakai sehari-hari oleh dokter, perawat, dan bidan dengan tingkat keahlian digital yang beragam, sehingga wajar apabila persepsi kepuasan terhadap kinerja sistem juga tidak seragam antarpengguna.

2.2.2 Tenaga Kesehatan

Undang-Undang Nomor 36 Tahun 2014 tentang Tenaga Kesehatan mendefinisikan tenaga kesehatan sebagai setiap orang yang mengabdikan diri dalam

bidang kesehatan serta memiliki pengetahuan dan/atau keterampilan melalui pendidikan di bidang kesehatan, yang untuk jenis tertentu memerlukan kewenangan melakukan upaya kesehatan (Republik Indonesia, 2014). Undang-undang ini mengelompokkan tenaga kesehatan ke dalam beberapa kelompok, di antaranya tenaga medis (dokter dan dokter spesialis), tenaga keperawatan, dan tenaga kebidanan, tiga kelompok yang juga menjadi responden dalam penelitian ini. Ketiganya diwajibkan bekerja sesuai standar profesi, standar pelayanan, dan standar prosedur operasional yang berlaku di fasilitas pelayanan kesehatan tempat mereka bertugas.

Kewajiban bekerja sesuai standar itulah yang menautkan Undang-Undang Nomor 36 Tahun 2014 dengan topik penelitian ini. Sistem RME, sebagai salah satu perangkat kerja yang dipakai tenaga kesehatan sehari-hari, ikut menentukan sejauh mana standar pelayanan tersebut dapat dipenuhi: pencatatan yang akurat, pengambilan keputusan klinis yang tepat waktu, dan koordinasi antart tenaga kesehatan yang lancar. Ketika sistem yang dipakai justru menyulitkan, misalnya karena keterbatasan fleksibilitas atau navigasi yang membingungkan, tenaga kesehatan berpotensi lebih sulit memenuhi standar profesinya sendiri, sehingga evaluasi kualitas penggunaan RME pada dasarnya turut menyentuh kemampuan tenaga kesehatan menjalankan kewajiban yang diamanatkan undang-undang ini.

2.2.3 ISO/IEC 25010 Quality in Use

ISO/IEC 25010:2011 adalah standar internasional untuk model kualitas produk dan penggunaan perangkat lunak, terdiri atas dua model utama, yaitu Product Quality yang menilai kualitas intrinsik perangkat lunak, dan Quality-in-Use yang menilai kualitas yang dirasakan pengguna saat berinteraksi dengan sistem pada konteks nyata. Untuk sistem seperti RME, model Quality-in-Use lebih tepat dipakai karena yang ingin diukur bukan sekadar spesifikasi teknis, melainkan dampak nyata sistem terhadap pekerjaan tenaga medis. Model Quality-in-Use terdiri dari lima karakteristik yang saling melengkapi, dan kelima-limanya dipakai secara utuh pada penelitian ini karena masing-masing menyoroti sisi pengalaman pengguna yang berbeda. Oleh karena itu akan 5 karakteristik tersebut akan di sajikan pada table 2.1

Tabel 2. 1 Karakteristik *Quality-In-Use*

Karakteristik	Deskripsi
Effectiveness (Efektivitas)	mengacu pada kemampuan pengguna mencapai tujuan tertentu dengan akurasi dan kelengkapan yang memadai. Pada konteks RME, karakteristik ini diukur dari sejauh mana tenaga medis dapat menyelesaikan tugas administratif dan klinis, seperti pencatatan diagnosis, penulisan resep, atau pencarian riwayat data pasien, dengan hasil yang benar dan lengkap tanpa harus mengulang proses karena kesalahan sistem. Semakin sedikit hambatan yang dialami pengguna dalam menuntaskan tugasnya, semakin tinggi tingkat efektivitas yang dirasakan.
Efficiency (Efisiensi)	mengukur sumber daya yang dikeluarkan, terutama waktu dan tenaga, dalam kaitannya dengan pencapaian tujuan tersebut. Bedanya dengan Effectiveness cukup sederhana: Effectiveness menjawab pertanyaan apakah tujuan tercapai, sedangkan Efficiency menjawab pertanyaan seberapa hemat tujuan itu dicapai (Hair dkk., dalam Rizqi dkk., 2023). Pada RME, karakteristik ini tercermin dari kecepatan sistem merespons input, jumlah langkah yang dibutuhkan untuk menyelesaikan satu tugas pencatatan, dan seberapa cepat tenaga medis dapat berpindah antarmenu tanpa membuang waktu berlebihan di tengah kesibukan pelayanan.
	menilai respons subjektif pengguna terhadap penggunaan sistem, dan pada model QiU terbagi menjadi empat sub-karakteristik. Usefulness mengukur sejauh mana pengguna merasakan manfaat nyata dari sistem terhadap pekerjaannya. Trust mengukur tingkat kepercayaan pengguna terhadap

Satisfaction (Kepuasan)	keandalan dan keakuratan data yang disimpan sistem. Pleasure mengukur pengalaman emosional yang menyenangkan saat berinteraksi dengan sistem. Comfort mengukur kenyamanan fisik maupun psikologis pengguna, misalnya kenyamanan visual antarmuka atau ketiadaan rasa frustrasi saat memakai sistem dalam waktu lama.
Freedom from Risk (Kebebasan dari Risiko)	mengukur kemampuan sistem memitigasi potensi risiko ekonomi, kesehatan dan keselamatan, serta risiko lingkungan yang mungkin timbul akibat penggunaan sistem. Pada RME, mitigasi risiko keselamatan pasien menjadi aspek yang paling krusial dari karakteristik ini, karena kesalahan pencatatan dosis obat atau diagnosis yang keliru akibat kegagalan sistem dapat berdampak langsung pada nyawa pasien. Karakteristik ini juga mencakup persepsi pengguna terhadap keamanan data pasien dari kebocoran atau akses yang tidak sah.
Context Coverage (Cakupan Konteks)	mengukur kemampuan sistem dipakai secara efektif pada berbagai konteks penggunaan, mencakup Context Completeness (kelengkapan cakupan konteks yang didukung sistem) dan Flexibility (fleksibilitas sistem beradaptasi pada konteks di luar yang awalnya dirancang). Bagi tenaga medis RSPP, karakteristik ini relevan untuk mengukur apakah sistem RME tetap dapat diandalkan ketika dipakai pada situasi darurat, pada perangkat yang berbeda-beda, atau pada kondisi jaringan yang tidak selalu stabil. Kelima karakteristik inilah yang menjadi koordinat data multidimensi bagi 210 responden penelitian, sehingga analisis tidak berhenti pada satu angka rata-rata, melainkan mampu memetakan kelompok pengguna berdasarkan profil kelima karakteristik tersebut secara bersamaan.

--	--

2.2.4 Goal Question Metrics (GQM)

Goal Question Metrics (GQM) adalah metode terstruktur untuk merancang pengukuran perangkat lunak yang dikembangkan oleh Victor Basili dari University of Maryland pada 1984 (Basili dkk., 1994). Inti dari GQM adalah memastikan setiap aktivitas pengukuran bertolak dari tujuan yang jelas, sehingga peneliti tidak mengumpulkan data secara acak tanpa arah analisis. GQM bekerja melalui tiga level hierarki: Goal (tujuan pengukuran berdasarkan objek yang ingin dievaluasi), Question (pertanyaan yang harus dijawab untuk mencapai tiap goal, dalam penelitian ini diambil dari karakteristik Quality-in-Use ISO/IEC 25010), dan Metrics (data kuantitatif untuk menjawab tiap pertanyaan, berupa butir pernyataan kuesioner berskala Likert 1-5).

Pada penelitian ini, GQM diterjemahkan menjadi 5 Goal yang merepresentasikan aspek nyata penggunaan sistem RME, yaitu pencatatan dan pengelolaan data medis, kemudahan dan kecepatan penggunaan, kepercayaan dan kepuasan tenaga medis, pencegahan kesalahan dan keamanan data, serta fleksibilitas di berbagai kondisi kerja. Dari kelima Goal itu diturunkan 25 Question dan 25 Metrics yang membentuk instrumen kuesioner, sehingga keterkaitan antara hasil segmentasi K-Means dengan butir pertanyaan tertentu tetap bisa ditelusuri sampai ke tahap analisis pada Bab IV.

2.2.5 Data Mining

Data mining adalah proses menemukan pola, hubungan, atau pengetahuan baru yang tersembunyi di dalam kumpulan data berukuran besar, dengan memanfaatkan pendekatan statistik, matematika, dan kecerdasan buatan (Han, Kamber, & Pei, 2012). Proses ini berangkat dari kenyataan bahwa data mentah dalam jumlah besar sering kali menyimpan informasi berharga yang tidak dapat terlihat hanya lewat pengamatan sekilas, sehingga dibutuhkan teknik komputasional untuk menggali pola-pola tersembunyi di dalamnya secara sistematis. Beberapa teknik yang umum dipakai dalam data mining di antaranya adalah klasifikasi, yaitu mengelompokkan data ke dalam kategori yang sudah ditentukan; asosiasi, yaitu menemukan aturan hubungan antaritem dalam suatu dataset; regresi, yaitu memprediksi nilai numerik berdasarkan variabel lain; dan clustering, yaitu

mengelompokkan data ke dalam kelompok berdasarkan kemiripan karakteristiknya tanpa label yang ditentukan sebelumnya.

Pada penelitian ini, teknik data mining yang dipakai adalah clustering, karena tujuan penelitian bukan memprediksi atau mengklasifikasikan data ke dalam kategori yang sudah ada, melainkan menemukan pengelompokan alami dari 210 skor Quality-in-Use responden yang belum diketahui polanya sebelumnya. Untuk memastikan proses data mining ini berjalan sistematis dari tahap pemahaman data sampai evaluasi hasil, penelitian ini mengikuti kerangka kerja CRISP-DM yang dijelaskan lebih lanjut pada sub-bab 2.2.11.

2.2.6 Machine Learning

Machine Learning adalah cabang kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem komputer mempelajari pola dari data dan meningkatkan kinerjanya pada suatu tugas tertentu, tanpa harus diprogram secara eksplisit untuk setiap kemungkinan kondisi (Mitchell, 1997). Alih-alih menuliskan aturan logika satu per satu, sebuah algoritma Machine Learning dilatih memakai data yang tersedia sehingga ia dapat menyimpulkan pola atau relasi yang berguna secara mandiri, lalu memakai pola tersebut untuk memproses data baru yang belum pernah dilihatnya.

Secara umum, pendekatan Machine Learning dapat dibedakan menjadi empat kategori besar berdasarkan cara sistem belajar dari data. Supervised Learning adalah pendekatan yang melatih model memakai data berlabel, di mana setiap data masukan sudah memiliki jawaban atau kategori yang benar, sehingga model belajar memetakan input ke output yang sesuai; contoh penerapannya adalah klasifikasi email spam atau prediksi harga rumah. Unsupervised Learning adalah pendekatan yang melatih model memakai data tanpa label, sehingga model harus menemukan sendiri struktur atau pola tersembunyi dari data tersebut; clustering merupakan salah satu teknik utama dalam kategori ini. Semi-Supervised Learning adalah pendekatan gabungan yang memakai sebagian kecil data berlabel bersama sejumlah besar data tanpa label, biasa dipakai ketika proses pelabelan data memakan biaya atau waktu yang besar. Reinforcement Learning adalah pendekatan yang melatih model lewat mekanisme coba-coba (trial and error), di

mana model menerima umpan balik berupa penghargaan (reward) atau hukuman (penalty) atas setiap tindakan yang diambilnya, biasa dipakai pada permainan komputer atau sistem kendali otomatis.

Penelitian ini memakai pendekatan Unsupervised Learning, karena skor Quality-in-Use dari 210 responden tidak memiliki label kelompok yang telah ditentukan sebelumnya; pola pengelompokan pengguna justru yang ingin ditemukan dari data itu sendiri, bukan diprediksi berdasarkan kategori yang sudah ada. Teknik Unsupervised Learning yang dipakai secara spesifik adalah clustering, yang dibahas lebih rinci pada sub-bab berikutnya.

2.2.7 Clustering

Clustering adalah teknik dalam Unsupervised Learning yang mengelompokkan sekumpulan objek data ke dalam beberapa kelompok (cluster) berdasarkan kemiripan karakteristiknya, sedemikian rupa sehingga objek dalam satu cluster lebih mirip satu sama lain dibandingkan dengan objek pada cluster lain (Jain, 2010). Prinsip dasarnya adalah meminimalkan variasi di dalam satu cluster (intra-cluster) sekaligus memaksimalkan perbedaan antarcluster (inter-cluster). Beberapa algoritma clustering yang umum dipakai antara lain K-Means, hierarchical clustering, dan DBSCAN, masing-masing dengan asumsi dan karakteristik data yang berbeda; K-Means misalnya bekerja baik pada data numerik berbentuk konveks, sementara DBSCAN lebih cocok untuk data dengan kepadatan yang tidak merata. Pada data survei berskala Likert seperti pada penelitian ini, clustering dipakai untuk menyingkap pola pengelompokan pengguna yang tidak tampak jika data hanya dibaca lewat rata-rata skor.

Penerapan clustering pada data konsumsi energi juga banyak diteliti, seperti oleh Arvio dkk. (2024) yang mengidentifikasi pola konsumsi beban listrik, dan Asri dkk. (2021) yang mengelompokkan pola penggunaan energi pelanggan untuk mendeteksi penyusutan daya. Ahmad, Tiara Kusuma, dan Syed Ahmad (2024) turut menegaskan lewat tinjauan sistematisnya bahwa pemilihan dan validasi algoritma clustering yang tepat sangat memengaruhi keakuratan interpretasi pola yang dihasilkan, sebuah prinsip yang menjadi salah satu pijakan metodologis penelitian ini.

2.2.8 K-Means Clustering

K-Means Clustering adalah salah satu algoritma clustering yang paling banyak dipakai karena kesederhanaan dan efisiensi komputasinya (MacQueen, 1967). Algoritma ini bekerja dengan mengelompokkan data multidimensi ke dalam sejumlah K cluster berdasarkan kemiripan nilai antardata, tanpa memerlukan label kategori yang ditentukan lebih dulu. K-Means dipilih ketimbang hierarchical clustering atau DBSCAN karena data penelitian berupa skor numerik kontinu hasil pengukuran Quality-in-Use, dan K-Means lebih efisien untuk dataset berukuran menengah seperti 210 responden ini serta menghasilkan cluster berbentuk konveks yang lebih mudah diinterpretasikan. Algoritma ini juga tidak mensyaratkan distribusi data tertentu, sehingga cocok untuk data persepsi pengguna yang sifatnya subjektif dan jarang berdistribusi normal secara sempurna.

Penerapan clustering pada data numerik berskala besar sudah banyak dibuktikan keberhasilannya, termasuk di lingkungan Institut Teknologi PLN sendiri. Fitriani, Farid Rifai, dan Yoga Distr (2019) misalnya berhasil memakai K-Means Cluster yang dikombinasikan dengan logika Fuzzy Tsukamoto untuk menentukan jumlah kelas matakuliah secara lebih tepat, menjadi salah satu bukti bahwa algoritma ini sudah teruji relevan dipakai untuk kebutuhan pengelompokan data pada institusi yang sama dengan penelitian ini.

Mengikuti implementasi program analisis yang dibangun pada penelitian ini (memakai library scikit-learn pada Python, Pedregosa dkk., 2011), algoritma K-Means dijalankan lewat lima tahapan yang berulang sampai kondisi tertentu terpenuhi:

Tahap pertama adalah penentuan jumlah cluster (K) yang ingin dibentuk, ditentukan lebih dulu lewat Elbow Method sebagaimana dijelaskan pada sub-bab 2.2.8. Tahap kedua adalah inisialisasi centroid awal, yaitu memilih K titik sebagai pusat cluster permulaan; pada program penelitian ini inisialisasi dilakukan baik secara otomatis lewat strategi k-means++ pada tahap analisis utama, maupun secara manual dari titik data tertentu untuk keperluan ilustrasi proses iterasi pada sub-bab 3.6.2. Tahap ketiga adalah perhitungan jarak, yaitu menghitung jarak Euclidean setiap titik data terhadap seluruh centroid yang ada, dirumuskan pada Persamaan (2.1).

Rumus ini digunakan untuk menghitung jarak antara satu titik data dengan titik centroid dalam ruang multidimensi, dan menjadi dasar perhitungan pada setiap iterasi algoritma K-Means (MacQueen, 1967).

$$d(x, c) = \sqrt{\sum (x_i - c_i)^2} \quad (2.1)$$

Keterangan:

- $d(x, c)$: jarak Euclidean antara titik data x dan centroid c ,
- x_i dan c_i : nilai pada dimensi ke- i dari titik data dan centroid tersebut.

Tahap keempat adalah penetapan cluster, yaitu setiap titik data dimasukkan ke dalam cluster dengan centroid terdekat berdasarkan hasil perhitungan jarak pada tahap sebelumnya. Tahap kelima adalah pembaruan centroid, yaitu menghitung ulang posisi centroid tiap cluster berdasarkan rata-rata seluruh titik data yang menjadi anggotanya saat itu. Keempat tahap terakhir ini, yakni perhitungan jarak, penetapan cluster, dan pembaruan centroid, diulang terus-menerus secara iteratif sampai posisi centroid tidak lagi bergeser secara berarti antariterasi, kondisi yang disebut sebagai konvergensi. Proses iterasi inilah yang secara konkret ditunjukkan pada sub-bab 3.6.2 memakai data penelitian yang sesungguhnya.

2.2.9 Elbow Method

Elbow Method adalah teknik untuk menentukan jumlah cluster (K) yang optimal dalam algoritma K-Means (Guntara & Lutfi, 2023). Menentukan K secara subjektif berisiko menurunkan kualitas hasil pemodelan, sehingga dibutuhkan pendekatan matematis yang menguji performa model pada berbagai nilai K . Metode ini menjalankan K-Means berulang kali dari nilai K kecil sampai besar, lalu mencatat nilai WCSS (Within-Cluster Sum of Squares), yaitu total jarak kuadrat tiap data ke centroid clusternya, sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (2.2).

Rumus ini digunakan untuk menghitung total jarak kuadrat seluruh data terhadap centroid clusternya masing-masing, sebagai dasar penentuan jumlah cluster optimal lewat Elbow Method.

$$WCSS = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} ||x - \mu_i||$$

(2. 2)

WCSS yang kecil menandakan data di dalam cluster berkumpul rapat, sedangkan WCSS yang besar menunjukkan sebaran data yang masih renggang. Titik siku (elbow point) pada grafik WCSS terhadap K menjadi penanda jumlah cluster yang paling wajar dipakai, yaitu titik ketika penurunan WCSS mulai melandai dan penambahan cluster berikutnya tidak lagi memberi perbaikan yang berarti.

2.2.10 Silhouette Coefficient

Silhouette Coefficient, atau Silhouette Score, mengukur seberapa baik sebuah data berada dalam clusternya sendiri dibandingkan dengan cluster terdekat lainnya (Rousseeuw, 1987). Nilainya berkisar antara -1 sampai 1; semakin mendekati 1, semakin baik kualitas pengelompokan yang terbentuk. Perhitungannya memakai dua komponen, yaitu cohesion (a) dan separation (b), sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (2.3).

Rumus ini digunakan untuk menghitung tingkat kecocokan sebuah data terhadap clusternya sendiri dibandingkan dengan cluster tetangga terdekat, sebagaimana pertama kali diperkenalkan oleh Rousseeuw (1987).

$$s(i) = \frac{(b(i) - a(i))}{\max(a(i), b(i))}$$

(2. 3)

Nilai a(i) adalah rata-rata jarak data ke-i dengan seluruh data lain dalam satu cluster yang sama, sedangkan b(i) adalah rata-rata jarak data ke-i dengan data pada cluster tetangga terdekat. Semakin besar selisih antara b(i) dan a(i), semakin tegas pemisahan antarcluster yang terbentuk

2.2.11 Davies-Bouldin Index

Davies-Bouldin Index (DBI) mengevaluasi kualitas cluster dari rasio antara sebaran data di dalam cluster dan jarak antarcentroid cluster (Davies & Bouldin, 1979). Berbeda dari Silhouette Score, semakin kecil nilai DBI atau semakin mendekati 0,

semakin baik kualitas pengelompokan yang dihasilkan, karena artinya cluster tersebut padat di dalam dan terpisah jelas dari cluster lain. Rumus perhitungan DBI disajikan pada Persamaan (2.4).

Rumus ini digunakan untuk menghitung rasio antara sebaran data di dalam cluster dan jarak antarcentroid, sebagai salah satu tolok ukur kualitas hasil clustering, sebagaimana pertama kali dikembangkan oleh Davies dan Bouldin (1979).

$$DBI = (1/k) \sum_{i=1}^k \max_{j \neq i} [(S_i + S_j) / M_{ij}] \quad (2.4)$$

Pada rumus tersebut, k adalah jumlah cluster, S_i dan S_j adalah jarak rata-rata objek di dalam cluster i dan j terhadap centroidnya masing-masing, sedangkan M_{ij} adalah jarak antara centroid cluster i dan centroid cluster j . Hasan (2024) menunjukkan bahwa memakai Silhouette Score dan DBI secara bersamaan memberi gambaran yang lebih objektif dibandingkan hanya mengandalkan satu metrik saja, karena keduanya menyoroti sisi yang berbeda dari kualitas cluster.

2.2.12 CRISP-DM

CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) adalah kerangka kerja standar yang membagi proses analisis data menjadi enam tahap berurutan: pemahaman bisnis (business understanding), pemahaman data (data understanding), persiapan data (data preparation), pemodelan (modeling), evaluasi (evaluation), dan penerapan (deployment). Kerangka ini dipakai secara luas dalam proyek data mining maupun machine learning karena memberi struktur yang jelas antara tahap menyiapkan data mentah, membangun model, dan menilai apakah model tersebut cukup layak dipakai, sehingga proses analisis tidak berjalan secara tidak teratur atau melompat-lompat tanpa arah yang jelas.

Prosedur analisis data pada penelitian ini mengadopsi tiga tahap inti dari CRISP-DM yang paling relevan dengan lingkup penelitian: skor kuesioner mentah lebih dulu dibersihkan dan dinormalisasi (persiapan data), lalu diproses dengan algoritma K-Means untuk membentuk segmentasi pengguna (pemodelan), sebelum akhirnya kualitas hasil pengelompokan itu diuji lewat Silhouette Score dan Davies-Bouldin Index (evaluasi).

Tahap pemahaman bisnis dan pemahaman data sudah tercakup dalam sub-bab 1.1 dan 3.3, sedangkan tahap penerapan berada di luar ruang lingkup penelitian ini karena sifatnya yang evaluatif, bukan pengembangan sistem. Ketiga tahap inti tersebut dibahas lebih rinci pada sub-bab 3.6.

2.2.13 Website

Website adalah kumpulan halaman informasi yang saling terhubung dan dapat diakses melalui jaringan internet memakai peramban (browser), umumnya dibangun dengan kombinasi bahasa pemrograman seperti HTML, CSS, dan JavaScript, atau lewat kerangka kerja (framework) yang lebih ringkas (Kadir, 2019). Dalam konteks penelitian berbasis data, website tidak selalu berfungsi sebagai sistem transaksional, tetapi juga dapat dipakai sebagai media visualisasi hasil analisis agar lebih mudah diakses dan dipahami oleh pengguna yang tidak terbiasa membaca keluaran program secara langsung.

Pada penelitian ini, website dipakai sebagai media untuk memvisualisasikan hasil analisis Quality-in-Use dan segmentasi K-Means Clustering, meliputi grafik Elbow Method, sebaran cluster, serta profil karakteristik tiap segmen pengguna RME. Dengan menyajikan hasil analisis lewat antarmuka website yang interaktif, pihak manajemen Rumah Sakit Pusat Pertamina diharapkan dapat menelusuri hasil penelitian secara lebih mandiri, tanpa harus membaca laporan teknis secara menyeluruh untuk memahami temuan utamanya.

2.2.14 Streamlit

Streamlit adalah pustaka (library) sumber terbuka berbasis Python yang dirancang khusus untuk membangun aplikasi web interaktif bagi keperluan data science dan machine learning, tanpa mengharuskan penggunanya menguasai pengembangan front-end secara mendalam seperti HTML, CSS, atau JavaScript (Streamlit Inc., 2023). Cukup dengan menuliskan skrip Python biasa, Streamlit dapat mengubahnya menjadi antarmuka web yang dapat menampilkan tabel, grafik, maupun elemen interaktif seperti slider dan tombol secara otomatis.

Pada penelitian ini, Streamlit rencananya dipakai untuk membangun antarmuka visualisasi hasil program analisis K-Means Clustering yang telah dibangun dengan

Python, sehingga hasil elbow method, distribusi cluster, dan profil tiap segmen pengguna RME dapat ditampilkan secara interaktif pada satu halaman website tanpa memerlukan proses pengembangan web yang rumit. Pemilihan Streamlit didasari kesesuaiannya dengan pustaka analisis data yang sudah dipakai pada tahap pemodelan, seperti pandas, scikit-learn, dan matplotlib, sehingga kode analisis dan kode visualisasi dapat berjalan pada satu ekosistem Python yang sama.

2.2.15 Uji Validitas dan Reliabilitas

Sebelum data dari suatu instrumen kuesioner dipakai lebih jauh dalam analisis, instrumen tersebut perlu diuji terlebih dahulu agar hasil pengukurannya dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah. Dua pengujian utama yang dipakai untuk keperluan ini adalah uji validitas dan uji reliabilitas, yang menyoroti dua aspek berbeda dari kelayakan sebuah instrumen (Sugiyono, 2019).

2.2.15.1 Uji Validitas

Uji validitas dilakukan untuk memastikan bahwa setiap butir instrumen benar-benar mengukur konstruk yang dimaksudkan, bukan mengukur hal lain yang tidak relevan dengan tujuan pengukuran (Sugiyono, 2019). Sebuah kuesioner dikatakan valid apabila mampu mengungkap data dari variabel yang diteliti secara tepat. Penelitian ini memakai teknik korelasi Product Moment Pearson untuk menghitung nilai koefisien korelasi antara skor tiap butir pernyataan dengan skor total variabelnya, sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (2.5).

Rumus ini digunakan untuk menghitung koefisien korelasi antara skor tiap butir pernyataan dengan skor total variabelnya, guna menentukan tingkat validitas suatu instrumen (Sugiyono, 2019).

$$r = \frac{[n\sum XY - (\sum X)(\sum Y)]}{\sqrt{[n\sum X^2 - (\sum X)^2][n\sum Y^2 - (\sum Y)^2]}}$$

(2. 5)

Keterangan: r adalah koefisien korelasi (r hitung), n adalah jumlah responden yang diuji, X adalah skor butir pernyataan yang diuji, dan Y adalah skor total pada variabel yang sama. Sebuah butir dinyatakan valid apabila nilai r hitung yang diperoleh lebih besar

daripada r tabel pada taraf signifikansi 0,05 sesuai jumlah data yang diuji; sebaliknya, butir yang nilai r hitungnya lebih kecil daripada r tabel dinyatakan tidak valid dan perlu dipertimbangkan untuk direvisi atau digugurkan sebelum instrumen dipakai secara luas.

2.2.15.2 Uji Reliabilitas

Uji reliabilitas mengukur konsistensi atau keandalan sebuah instrumen apabila dipakai berulang kali pada subjek yang sama maupun pada waktu yang berbeda. Sebuah instrumen dikatakan reliabel apabila mampu menghasilkan data yang relatif konsisten meski diujikan berkali-kali, menandakan bahwa hasil pengukurannya tidak dipengaruhi oleh faktor kebetulan semata. Penelitian ini memakai metode Cronbach's Alpha untuk mengukur konsistensi internal instrumen, yaitu sejauh mana butir-butir pernyataan dalam satu variabel saling berkorelasi secara konsisten satu sama lain, sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (2.6).

Rumus ini digunakan untuk menghitung tingkat konsistensi internal antarbutir pernyataan dalam satu instrumen, yaitu sejauh mana butir-butir tersebut secara bersama-sama mengukur konstruk yang sama, sebagaimana pertama kali dikembangkan oleh Cronbach (1951).

$$\alpha = [k / (k - 1)] \times [1 - (\sum \sigma_i^2 / \sigma_t^2)] \quad (2.6)$$

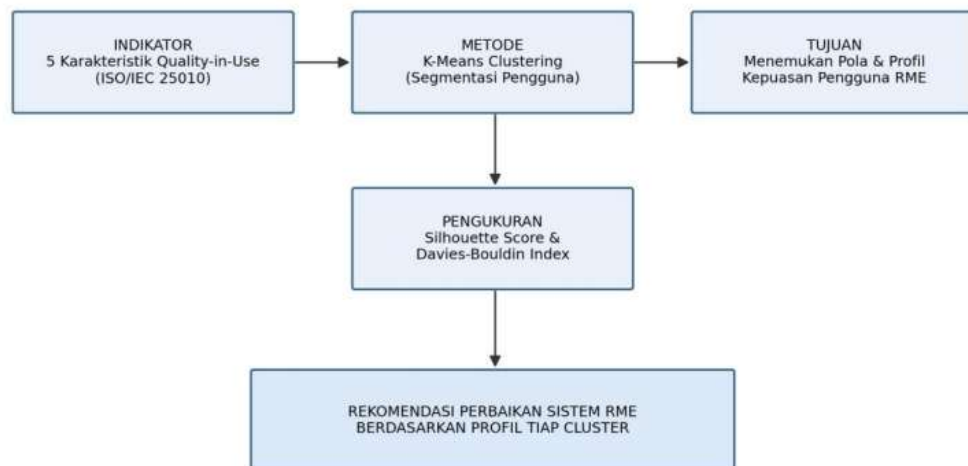
Keterangan: α adalah koefisien Cronbach's Alpha, k adalah jumlah butir pernyataan dalam satu variabel, $\sum \sigma_i^2$ adalah jumlah varians skor tiap butir, dan σ_t^2 adalah varians skor total. Instrumen dinyatakan reliabel apabila nilai koefisien Cronbach's Alpha yang diperoleh lebih besar atau sama dengan 0,7 (Hair dkk., dalam Rizqi dkk., 2023); semakin mendekati angka 1, semakin tinggi tingkat konsistensi internal instrumen tersebut. Kedua uji ini dijalankan sebelum data dipakai lebih jauh, sebab instrumen yang tidak valid atau tidak reliabel akan membuat hasil segmentasi berikutnya sulit dipertanggungjawabkan, sekalipun algoritma clustering yang dipakai sudah tepat.

2.2.15 IBM SPSS Statistics

IBM SPSS Statistics adalah perangkat lunak pengolah data statistik yang umum dipakai dalam penelitian sosial dan kesehatan, termasuk untuk uji validitas dan reliabilitas instrumen. Pada penelitian ini, SPSS dipakai untuk menjalankan korelasi Pearson lewat menu Analyze - Correlate - Bivariate, serta Reliability Analysis lewat menu Analyze - Scale - Reliability Analysis. Hasil dari kedua pengujian ini menjadi dasar untuk memastikan instrumen kuesioner GQM layak dipakai sebelum data diproses lebih lanjut dengan algoritma K-Means Clustering di Python.

2.3 Kerangka Pemikiran

Penelitian ini memakai model Quality-in-Use ISO/IEC 25010 sebagai kerangka pengukuran kualitas penggunaan sistem Rekam Medis Elektronik di Rumah Sakit Pusat Pertamina, yang skornya kemudian dianalisis lebih lanjut dengan algoritma K-Means Clustering untuk menghasilkan segmentasi pengguna. Kerangka pemikiran penelitian ini digambarkan pada Gambar 2.1, yang menunjukkan keterkaitan antara indikator yang diukur, metode yang diusulkan, tujuan yang ingin dicapai, dan cara pengukuran keberhasilannya.



Gambar 2. 1 Kerangka Pemikiran

2.3.1.1 Indikator

Indikator dalam penelitian ini adalah alat ukur yang dipakai untuk menilai kualitas sistem Rekam Medis Elektronik dari sudut pandang penggunaanya. Berbeda dari penelitian sejenis yang kerap hanya memakai satu atau dua karakteristik saja, penelitian ini memakai kelima karakteristik Quality-in-Use ISO/IEC 25010 secara utuh, yaitu Effectiveness, Efficiency, Satisfaction, Freedom from Risk, dan Context Coverage, karena kelima-limanya dianggap perlu untuk menggambarkan pengalaman tenaga medis secara menyeluruh, mengingat RME dipakai dalam konteks kerja yang menuntut ketepatan, kecepatan, sekaligus keamanan data pasien.

2.3.1.2 Metode yang Diusulkan

Metode yang dipakai dalam penelitian ini untuk menganalisis data adalah algoritma K-Means Clustering. Algoritma ini dipilih karena mampu mengidentifikasi pola dengan cara mengelompokkan berbagai responden menjadi beberapa kelompok berdasarkan kemiripan skor Quality-in-Use yang mereka berikan. Penggunaan K-Means bertujuan untuk mengubah data persepsi 210 tenaga medis menjadi peta pengalaman pengguna yang lebih terstruktur, sehingga membantu mengidentifikasi kelompok-kelompok pengguna yang memiliki kebutuhan serupa serta menemukan area yang paling berpotensi untuk diperbaiki demi meningkatkan kualitas penggunaan sistem RME.

2.3.1.3 Tujuan

Tujuan utama dari penelitian ini adalah mengenali pola dalam data mengenai bagaimana tenaga medis memandang sistem Rekam Medis Elektronik di Rumah Sakit Pusat Pertamina. Penelitian ini bertujuan mengelompokkan berbagai aspek pengalaman pengguna yang memiliki kesamaan dalam kelima karakteristik Quality-in-Use, sehingga terbentuk beberapa pola penggunaan yang berbeda. Dengan menemukan dan memahami pola-pola tersebut, penelitian ini bertujuan memberikan dasar analisis yang dapat dijadikan acuan untuk memberikan rekomendasi perbaikan yang spesifik dan relevan bagi pengembangan sistem RME di masa mendatang.

2.3.1.4 Pengukuran

Tahap pengukuran dalam kerangka pemikiran ini berperan sebagai langkah evaluasi kuantitatif terhadap hasil proses clustering. Metrik yang dipakai dalam pengukuran ini adalah Elbow Method untuk menentukan jumlah cluster optimal, dilanjutkan dengan Silhouette Score dan Davies-Bouldin Index untuk menilai kualitas dari pola-pola yang terbentuk. Setelah algoritma K-Means berhasil mengidentifikasi pola-pola pengelompokan, kedua metrik evaluasi ini dipakai untuk menilai seberapa mirip anggota dalam satu cluster dan seberapa berbeda mereka dengan anggota pada cluster lain. Hasil dari pengukuran ini memberikan validasi teknis yang objektif, memastikan bahwa pola-pola yang ditemukan dapat dipertanggungjawabkan sebelum diinterpretasikan lebih lanjut untuk menghasilkan rekomendasi perbaikan sistem RME.