

Analisis kepuasan pelanggan terhadap kinerja kontraktor pada proyek sistem penyediaan air minum di Kabupaten Minahasa Utara

Suci Cahyani Mukramin^{1,*}, Arthur H. Thambas¹, Ariestides K. T. Dundu¹, Grace Y. Malingkas¹

¹Program Studi Magister Teknik Sipil, Universitas Sam Ratulangi, Manado, Sulawesi Utara, Indonesia

*Corresponding authors: sucimukramin97@gmail.com

Submitted: 25 July 2024, Revised: 17 December 2024, Accepted: 22 December 2024

ABSTRACT: Improving the quality of the water supply system in North Minahasa Regency is a priority for community welfare through the provision of clean water that supports health, sanitation, and the economy. Contractor performance plays a key role in project success. However, projects often experience delays or failure, so customer satisfaction is not met. This research aims to measure customer satisfaction with contractor performance and identify features that influence satisfaction to provide recommendations for improving contractor performance. A quantitative approach was used through a survey with questionnaires distributed to project owners, supervisory consultants, and technical teams involved between 2021 and 2024. Data analysis was carried out using the Naïve Bayes algorithm and backward elimination techniques to filter out insignificant features. The results showed that 81.4% of customers were satisfied with the contractor's performance, with the model showing 87.14% accuracy, 94.44% precision, and 89.47% recall. The main features that influence satisfaction are: project work performance domain at the planning process, delivery performance domain at the execution process, delivery performance domain at the monitoring and controlling process, measurement performance domain at the execution process, uncertainty performance domain at the initiating process, uncertainty performance domain at the planning process, and uncertainty performance domain at the monitoring and controlling process. Therefore, the Naïve Bayes algorithm is effective in analyzing customer satisfaction data and providing useful insights for contractors.

KEYWORDS: SPAM; backward elimination; contractor performance; customer satisfaction; naïve bayes.

ABSTRAK: Peningkatan kualitas infrastruktur air minum di Kabupaten Minahasa Utara adalah prioritas untuk kesejahteraan masyarakat melalui penyediaan air bersih yang mendukung kesehatan, sanitasi, dan ekonomi. Kinerja kontraktor memainkan peran kunci dalam keberhasilan proyek. Namun, proyek seringkali mengalami keterlambatan atau kegagalan sehingga kepuasan pelanggan tidak terpenuhi. Penelitian ini bertujuan mengukur kepuasan pelanggan terhadap kinerja kontraktor dan mengidentifikasi fitur-fitur yang mempengaruhi kepuasan untuk memberikan rekomendasi peningkatan kinerja kontraktor. Pendekatan kuantitatif digunakan melalui survei dengan kuesioner yang disebarluaskan kepada pemilik proyek, konsultan pengawas, dan tim teknis yang terlibat dalam proyek antara tahun 2021 hingga 2024. Analisis data dilakukan dengan algoritma Naïve Bayes dan teknik Eliminasi Mundur untuk menyaring fitur yang tidak signifikan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa 81.4% pelanggan merasa puas dengan kinerja kontraktor, dengan model menunjukkan akurasi 87.14%, presisi 94.44%, dan recall 89.47%. Fitur utama yang mempengaruhi kepuasan yaitu Domain Kinerja Pekerjaan Proyek Tahapan Perencanaan Proyek, Domain Kinerja Pengiriman Tahapan Pelaksanaan Proyek, Domain Kinerja Pengiriman Tahapan Pengawasan dan Pengendalian Proyek, Domain Kinerja Pengukuran Tahapan Pelaksanaan Proyek, Domain Kinerja Ketidakpastian Tahapan Inisiasi Proyek, Domain Kinerja Ketidakpastian Tahapan Perencanaan Proyek dan Domain Kinerja Ketidakpastian Tahapan Pengawasan dan Pengendalian Proyek. Oleh karena itu, algoritma Naïve Bayes efektif dalam menganalisis data kepuasan pelanggan dan memberikan wawasan yang bermanfaat bagi kontraktor.

KATA KUNCI: SPAM; eliminasi mundur; kinerja kontraktor; kepuasan pelanggan; naïve bayes.

© The Author(s) 2024. This article is distributed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International license.

1. PENDAHULUAN

Peningkatan kualitas infrastruktur air minum di Kabupaten Minahasa Utara merupakan salah satu prioritas dalam upaya meningkatkan kesejahteraan masyarakat. Ketersediaan air bersih yang memadai sangat penting untuk mendukung kesehatan, sanitasi, dan berbagai kegiatan ekonomi. Oleh karena itu, proyek sistem penyediaan air minum menjadi sangat

strategis dan penting untuk dilaksanakan dengan kualitas yang optimal.

Kinerja kontraktor memainkan peran kunci dalam keberhasilan proyek sistem penyediaan air minum. Namun, pelaksanaan proyek tersebut tidak terlepas dari sejumlah tantangan yang dapat memengaruhi keberhasilannya. Salah satu permasalahan adalah seringkali proyek mengalami keterlambatan atau kegagalan sehingga adanya potensi ketidaksesuaian

antara kinerja kontraktor dengan harapan pelanggan yang mengakibatkan kepuasan pelanggan tidak terpenuhi. Meskipun perencanaan telah disusun dengan baik, risiko keterlambatan atau kegagalan proyek tetap dapat terjadi di lokasi proyek (Sari et al., 2023). Untuk mencapai kepuasan pelanggan, ada empat cara yang dapat dilakukan yaitu keluhan dan saran, *ghost shopping*, *lost customer analysis*, dan survei kepuasan pelanggan (Kurniasari & Sugiyanto, 2020).

Hingga saat ini belum tersedia data yang komprehensif terkait tingkat kepuasan pelanggan terhadap kinerja kontraktor pada proyek Infrastruktur Air Minum. Informasi tersebut sangat penting untuk mengevaluasi keberhasilan proyek secara objektif dan untuk mengidentifikasi area yang perlu ditingkatkan. Pemahaman mendalam tentang faktor-faktor yang mempengaruhi kepuasan pelanggan juga diperlukan guna memastikan hasil proyek tidak hanya memenuhi kebutuhan teknis, tetapi juga memberikan dampak positif yang berkelanjutan bagi pelanggan. Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan analisis kepuasan *owner* terhadap kinerja kontraktor, didapati bahwa untuk memberikan rasa puas kepada pelanggan kontraksi maka kontraktor harus menerapkan aspek mutu, waktu, biaya, manajerial dan *micelinious* yang baik dan sesuai (Syahroni & Siswoyo, 2019). Indikator produk dan layanan merupakan indikator lain yang mempengaruhi tingkat kepuasan pelanggan (Putra & Apdeni, 2022).

Kepuasan pelanggan terhadap proyek dapat mencerminkan seberapa baik kontraktor memenuhi harapan dan kebutuhan pelanggan. Analisis kepuasan pelanggan terhadap kinerja kontraktor pada bangunan gedung berkualifikasi kecil di Yogyakarta dengan berpedoman pada *PMBOK Guide* edisi keenam menghasilkan fitur-fitur dalam manajemen proyek yang perlu ditingkatkan kinerjanya guna meningkatkan kepuasan pelanggan meliputi manajemen integrasi, manajemen ruang lingkup dan manajemen jadwal dengan kategori puas (Maulana et al., 2020). Penelitian lainnya yang berpedoman pada *PMBOK Guide* edisi keempat seperti pada proyek Bangunan Gedung (Khasani, 2013) dan Bendungan Karian di Kabupaten Lebak Banten (Madeppungeng et al., 2018). Pada penelitian tersebut menghasilkan pelanggan merasa puas dan fitur-fitur kinerja manajemen proyek yang memerlukan prioritas perbaikan yaitu manajemen waktu, manajemen lingkup, manajemen sumber daya manusia, manajemen komunikasi, manajemen risiko, manajemen integrasi dan manajemen mutu. Proyek pembangunan bendungan KLM di Provinsi Banten dengan berpedoman pada *PMBOK guide* edisi kelima, evaluasi kepuasan pelanggan menghasilkan fitur manajemen komunikasi dan manajemen waktu menjadi indikator prioritas untuk meningkatkan kepuasan pelanggan sedangkan fitur manajemen waktu, manajemen lingkup, manajemen komunikasi, dan manajemen mutu menjadi fitur pelanggan merasa

tidak puas. Oleh karena itu, untuk meningkatkan standar kinerjanya, kontraktor dapat merujuk pada pedoman manajemen proyek *PMBOK Guide* yang disusun oleh *Project Management Institute* (PMI, 2017).

PMBOK Guide edisi ketujuh merupakan revisi terbaru atas edisi keenam yang dianggap sudah tidak relevan dimana panduan terus mengalami pembaruan seiring dengan kemunculan teknologi baru, perubahan dinamika pasar dan evolusi pendekatan yang digunakan. Oleh karena itu, panduan diperbarui untuk menyesuaikan kebutuhan tempat kerja modern dengan penekanan pada fleksibilitas, inovasi dan pendekatan yang proaktif. Jika edisi keenam berpusat pada area pengetahuan, edisi terbaru *PMBOK Guide* dirancang dengan pendekatan berbasis domain kinerja proyek untuk menghasilkan *outcome* berfokus nilai (PMI, 2021).

Penelitian ini akan menggunakan kombinasi *PMBOK Guide* edisi keenam dan ketujuh sebagai acuan fitur-fitur kinerja kontraktor yang melibatkan kelompok proses manajemen proyek dan domain kinerja proyek dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* dan *Backward Elimination* untuk menganalisis data kepuasan pelanggan. Algoritma *Naïve Bayes* dipilih karena kemampuannya untuk menangani *dataset* besar dengan cepat dan efisien, serta memberikan probabilitas yang jelas untuk setiap keputusan yang diambil (Saputra & Kristiyanti, 2022). *Naïve Bayes* adalah salah satu algoritma *Machine Learning* yang menggunakan konsep probabilitas dan statistik untuk menangani masalah klasifikasi untuk memprediksi peluang kejadian di masa depan berdasarkan pengalaman dari kejadian di masa lalu, yang sering disebut sebagai *Teorema Bayes*. Dalam penggunaannya, *Teorema Bayes* ini digabungkan dengan pendekatan *Naïve*, yang mengasumsikan bahwa kemunculan fitur tertentu tidak tergantung pada kemunculan fitur lainnya (Rizki et al., 2019). Sistem prediksi kepuasan konsumen dengan menerapkan metode *bayes* dapat membantu dalam menentukan klasifikasi (Rahman & Sutanto, 2023) Teknik *Backward Elimination* akan digunakan untuk menyaring fitur-fitur yang tidak signifikan, sehingga hanya fitur-fitur yang relevan yang akan digunakan dalam model prediksi. Kinerja fitur *Backward Elimination* efektif dalam optimasi klasifikasi kepuasan pelanggan dan dapat mengurangi atribut yang kurang berpengaruh (Yunitasari et al., 2021). *Backward Elimination* merupakan metode yang digunakan untuk memilih fitur dengan cara membungkus tiap fitur yang terdapat dalam kumpulan data kemudian diproses menggunakan algoritma tertentu sehingga menghasilkan akurasi (Saputra, 2023). *Backward Elimination* dikenal sebagai metode regresi yang efektif karena mampu memilih fitur yang paling relevan untuk menggambarkan perilaku respon dari sekumpulan fitur yang tersedia dalam data. Teknik

ini bekerja berdasarkan algoritma pencarian *greedy* (nilai maksimal). Karena teknik tersebut mengevaluasi semua kemungkinan kombinasi fitur yang terdapat dalam sebuah dataset, kemudian memilih kombinasi yang memiliki nilai terbaik. Metode ini memberikan pengembangan model prediktif untuk menghasilkan rekomendasi yang akurat.

Tingkat kepuasan pelanggan sering kali dipengaruhi oleh berbagai faktor yang mungkin tidak sepenuhnya dipahami oleh kontraktor (Fitriana et al., 2014). Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat kepuasan pelanggan dan mengidentifikasi fitur-fitur yang paling mempengaruhi kepuasan pelanggan dengan menerapkan metode *naïve bayes* dan *backward elimination* untuk memberikan data yang komprehensif terkait tingkat kepuasan pelanggan terhadap kinerja kontraktor pada proyek Infrastruktur Air Minum.

Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi praktis dan akademis yang signifikan. Secara praktis, hasil penelitian dapat membantu kontraktor dan pelanggan memahami serta meningkatkan kinerja berdasarkan fitur-fitur utama yang memengaruhi kepuasan pelanggan, dengan merumuskan rekomendasi berbasis data yang relevan untuk efisiensi dan efektivitas proyek. Secara akademis, penelitian ini memperkenalkan integrasi PMBOK *guide* edisi keenam dan ketujuh serta penerapan metode *naïve bayes* dan *backward elimination* dalam analisis data kepuasan pelanggan, yang belum pernah diterapkan sebelumnya. Penelitian ini juga diharapkan menjadi referensi bagi penelitian serupa serta mendukung pelaksanaan proyek infrastruktur yang lebih berdampak positif.

2. METODOLOGI

2.1 Jenis Penelitian

Metode penelitian yang diterapkan dalam penelitian ini ialah menggunakan pendekatan kuantitatif melalui metode survei. Metode survei merupakan pendekatan kuantitatif yang menggunakan kumpulan pertanyaan terstruktur, yang sama untuk semua responden. Setelah semua jawaban terkumpul, peneliti akan mencatat, mengolah, dan menganalisa. Metode ini umumnya digunakan untuk mengumpulkan data dari lokasi yang alamiah dan peneliti melakukan prosedur tertentu untuk pengumpulan data.

2.2 Data Penelitian

Dalam penelitian ini, data utama terdiri dari data primer dan data sekunder (Kawulusan et al., 2021). Data primer diperoleh secara langsung melalui penyebaran kuesioner kepada responden. Responden dalam penelitian ini mencakup pemilik proyek, konsultan pengawas, tim teknis, dan/atau perwakilan yang terampil dan berpengalaman dari pemilik proyek yang menangani proyek konstruksi Sistem Penyediaan

Air Minum dari tahun 2021 hingga tahun 2024. Penyebaran, pengisian, dan pengumpulan kuesioner dilakukan dengan memberikan kuesioner secara *online* melalui aplikasi *Google Form* dengan permintaan yang diajukan melalui *WhatsApp*. Data sekunder diperoleh dari studi literatur, digunakan sebagai pedoman dalam studi kasus. Pedoman tersebut mencakup tahapan dan fitur kinerja manajemen proyek yang mengaitkan *Project Management Body of Knowledge (PMBOK) Guide* edisi ke-7 tahun 2021 dan edisi ke-6 tahun 2017 (Amaro & Domingues, 2023).

Dalam penelitian ini, teknik pengambilan sampel responden dilakukan menggunakan metode *non-probability sampling* dengan pendekatan *purposive sampling*. Pendekatan ini memungkinkan peneliti untuk secara selektif memilih responden berdasarkan pertimbangan tertentu seperti pengetahuan, kemampuan dan relevansi dengan topik penelitian (Hardani et al., 2020). Responden dipilih berdasarkan kriteria memiliki peran penting dalam proyek Sistem Penyediaan Air Minum.

2.3 Rancangan Instrumen Penelitian

Terdapat 38 fitur kinerja manajemen proyek (Amaro & Domingues, 2023) yaitu:

- 1) Domain kinerja stakeholder, terdiri dari :
 - a. Tahapan inisiasi proyek (X1)
 - b. Tahapan perencanaan proyek (X2)
 - c. Tahapan pelaksanaan proyek (X3)
 - d. Tahapan pengawasan dan pengendalian proyek (X4)
 - e. Tahapan penutupan proyek (X5)
- 2) Domain kinerja tim, terdiri dari :
 - a. Tahapan inisiasi proyek (X6)
 - b. Tahapan perencanaan proyek (X7)
 - c. Tahapan pelaksanaan proyek (X8)
 - d. Tahapan pengawasan dan pengendalian proyek (X9)
 - e. Tahapan penutupan proyek (X10)
- 3) Domain kinerja pendekatan pengembangan dan siklus hidup, terdiri dari :
 - a. Tahapan inisiasi proyek (X11)
 - b. Tahapan perencanaan proyek (X12)
 - c. Tahapan pelaksanaan proyek (X13)
 - d. Tahapan pengawasan dan pengendalian proyek (X14)
- 4) Domain kinerja perencanaan, terdiri dari :
 - a. Tahapan inisiasi proyek (X15)
 - b. Tahapan perencanaan proyek (X16)
 - c. Tahapan pelaksanaan proyek (X17)
 - d. Tahapan pengawasan dan pengendalian proyek (X18)
 - e. Tahapan penutupan proyek (X19)
- 5) Domain kinerja pekerjaan proyek, terdiri dari :
 - a. Tahapan inisiasi proyek (X20)
 - b. Tahapan perencanaan proyek (X21)
 - c. Tahapan pelaksanaan proyek (X22)
 - d. Tahapan pengawasan dan pengendalian proyek (X23)

- e. Tahapan penutupan proyek (X24)
- 6) Domain kinerja pengiriman, terdiri dari :
 - a. Tahapan inisiasi proyek (X25)
 - b. Tahapan perencanaan proyek (X26)
 - c. Tahapan pelaksanaan proyek (X27)
 - d. Tahapan pengawasan dan pengendalian proyek (X28)
 - e. Tahapan penutupan proyek (X29)
- 7) Domain kinerja pengukuran, terdiri dari :
 - a. Tahapan inisiasi proyek (X30)
 - b. Tahapan perencanaan proyek (X31)
 - c. Tahapan pelaksanaan proyek (X32)
 - d. Tahapan pengawasan dan pengendalian proyek (X33)
 - e. Tahapan penutupan proyek (X34)
- 8) Domain kinerja ketidakpastian, terdiri dari :
 - a. Tahapan inisiasi proyek (X35)
 - b. Tahapan perencanaan proyek (X36)
 - c. Tahapan pelaksanaan proyek (X37)
 - d. Tahapan pengawasan dan pengendalian proyek (X38)

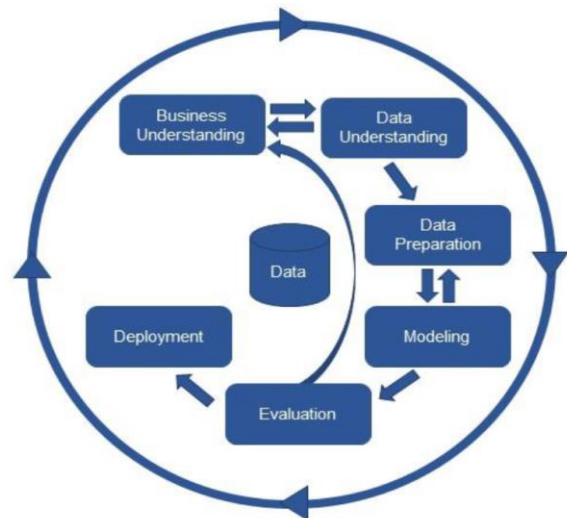
Pada penelitian ini menggunakan fitur – fitur domain kinerja secara umum. Ada beberapa pertimbangan dalam menggunakan fitur - fitur domain kinerja secara umum, antara lain:

- 1) Sampel diambil dari proyek yang sudah selesai, jadi fitur-fitur domain kinerja secara umum diperlukan untuk memudahkan responden dalam menjawab pertanyaan-pertanyaan kuesioner.
- 2) Domain kinerja adalah penentu keberhasilan proyek, fitur-fitur domain kinerja secara umum diperlukan untuk memahami manajemen proyek secara keseluruhan terlebih dahulu.
- 3) Responden adalah pemilik proyek yang biasanya kurang memahami domain kinerja, fitur-fitur domain kinerja proyek secara umum diperlukan untuk memudahkan pemahaman responden.

Dalam pengukuran fitur yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan skala *likert* dengan menggunakan rentang angka 1 sampai dengan 5. Dalam pengukuran Kelas Kepuasan Pelanggan yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan Skala Guttman dengan menggunakan pernyataan Puas atau Tidak Puas.

2.4 Analisis Data

Metode analisis data dalam tahapan ini menggunakan proses *Data Mining*. Data mining diartikan sebagai serangkaian proses untuk mendapatkan nilai tambah dari kumpulan data dengan memanfaatkan pengetahuan yang sebelumnya tidak diketahui untuk membantu pengambilan keputusan dan menemukan pola penting dalam data (Aprizal et al., 2016). Proses data mining dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Proses Data Mining

2.4.1 Persiapan Data

Persiapan data adalah langkah krusial dalam mempersiapkan dan mengubah data mentah ke dalam format yang lebih terstruktur dan siap untuk dianalisis (Angkasa et al., 2023). Tahap ini sangat penting dalam analisis data karena persiapan data membantu menghasilkan data yang berkualitas dan dapat diandalkan untuk analisis lanjutan (Baihaqi et al., 2022). Langkah-langkah dalam persiapan data sebagai berikut:

- 1) Pembersihan data. Hal ini bisa mencakup pengisian data kosong berdasarkan data terbanyak dari suatu fitur tertentu dan menghapus data duplikat. Hasil akhir dari proses ini, data yang tersisa memenuhi persyaratan untuk pengujian berikutnya. Hal ini menunjukkan bahwa dataset yang telah dibersihkan kini siap untuk digunakan dalam analisis lebih lanjut tanpa khawatir adanya masalah kualitas data. Pada tahapan ini akan menggunakan aplikasi *Rapidminer*.
- 2) Uji validitas data. Hasil dari pengujian ini yaitu nilai koefisien korelasi. Dasar pengambilan uji validitas *Pearson* jika $r_{hitung} > r_{tabel}$ dinyatakan valid. Sedangkan jika $r_{hitung} < r_{tabel}$ dinyatakan tidak valid (Sahid et al., 2019). Pengujian r_{hitung} pada fitur penelitian dilakukan dengan menggunakan Aplikasi SPSS V.29. Apabila didapati data yang tidak valid maka data tersebut dapat dihapus.
- 3) Uji reliabilitas data. Hasil dari pengujian ini yaitu nilai koefisien *Cronbach Alpha* berkisar antara 0 hingga 1. Dasar pengambilan uji reliabilitas, kuesioner dikatakan reliabel jika nilai *Cronbach Alpha* $> 0,6$ (Sahid et al., 2019). Apabila nilai *Cronbach Alpha* $< 0,6$ maka dilakukan pengumpulan dan analisis data kembali. Pengujian reliabilitas pada fitur penelitian dilakukan dengan menggunakan Aplikasi SPSS V.29.

2.4.2 Analisis Semua Fitur Dengan Algoritma Naïve Bayes

Pada tahapan ini menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan teknik *5-fold cross validation*. Penggunaan k-5 atau k-10 dalam *cross-validation* dapat memberikan perkiraan tingkat kesalahan yang lebih akurat (Cahyani & Saraswati, 2023). Proses ini dimulai dengan membagi dataset menjadi 5 bagian (*fold*) yang sama besar. Pada setiap iterasi, 4 *fold* akan digunakan sebagai data latih dan 1 *fold* sebagai data uji (Nugroho & Subanar, 2013). Proses ini diulang sebanyak 5 kali sehingga setiap *fold* digunakan sebagai data uji satu kali.

Pada langkah pertama, algoritma *Naïve Bayes* digunakan untuk melatih model dengan semua fitur. Rumus *Teorema Bayes* dapat dilihat pada Persamaan 1.

$$P(h|D) = \frac{P(D|h) \times P(h)}{P(D)} \tag{1}$$

dimana *h* adalah hipotesis data dengan suatu kelas tertentu. *D* adalah data yang belum memiliki kelas. *P(h)* adalah probabilitas hipotesis (*prior probability*). *P(D)* adalah probabilitas *D*. *P(h|D)* adalah probabilitas *h* berdasarkan kondisi *D* (*posterior Probability*). *P(D|h)* adalah probabilitas *D* berdasarkan kondisi pada hipotesis *h*.

Langkah kerja algoritma *Naïve Bayes* dimulai dengan menghitung probabilitas kelas dari data yang digunakan, yang disebut sebagai probabilitas prior. Probabilitas ini dihitung dengan membagi jumlah data dari kelas tertentu dengan jumlah total data. Selanjutnya, probabilitas kasus per fitur, yang disebut probabilitas kondisional, dihitung. Ini melibatkan menghitung probabilitas setiap fitur diberikan kelas tertentu. Setelah itu, semua hasil probabilitas kondisional dan probabilitas prior dikalikan untuk mendapatkan probabilitas posterior. Probabilitas posterior dapat dihitung dengan Persamaan 1. Namun, dasarnya *Naïve Bayes* membuat asumsi yang sangat kuat jika setiap fitur bersifat independent. Maka Persamaan 1 dimodifikasi menjadi Persamaan 2.

$$P(h|D) = P(D|h) \times P(h) \tag{2}$$

Hasil probabilitas posterior untuk setiap kelas dibandingkan, kemudian kelas dengan probabilitas tertinggi merupakan prediksi yang dihasilkan oleh model. Proses ini diulang lima kali sehingga setiap *fold* digunakan sebagai data uji satu kali.

Setelah semua pengujian selesai, hasil prediksi dibandingkan dengan data aktual untuk membentuk matriks kebingungan. Tabel 1 menunjukkan matriks kebingungan yang digunakan untuk menentukan akurasi, presisi, dan recall model dengan nilai yang didapat dari Persamaan 3, Persamaan 4, dan Persamaan 5. Akurasi menunjukkan tingkat kesesuaian antara nilai prediksi dan nilai aktual. Presisi mengukur tingkat ketepatan antara informasi yang diminta pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. *Recall*

menunjukkan seberapa efektif sistem dalam menemukan kembali informasi yang dicari. Tingkat diagnosa untuk mengekspresikan matriks kebingungan (Rosandy, 2016) adalah sebagai berikut:

- a. Nilai akurasi 0.90 – 1.00 = *excellent classification*
- b. Nilai akurasi 0.80 – 0.90 = *good classification*
- c. Nilai akurasi 0.70 – 0.80 = *fair classification*
- d. Nilai akurasi 0.60 – 0.70 = *poor classification*

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{FP + FN + TP + TN} \tag{3}$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FP} \tag{4}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{5}$$

dimana *TP* adalah *True Positive*, *FN* adalah *False Negative*, *FP* adalah *False Positive*, *TN* adalah *True Negative*.

Tabel 1. Matriks kebingungan

Matriks kebingungan		Prediksi	
		<i>Positive</i>	<i>Negative</i>
Aktual	<i>Positive</i>	(TP)	(FN)
	<i>Negative</i>	(FP)	(TN)

Hasil analisis akurasi, presisi dan *recall* disajikan dalam bentuk tabel. Kemudian, nilai akurasi dihitung untuk memperoleh nilai rata-rata. Nilai rata-rata tersebut digunakan sebagai tolak ukur untuk membandingkan perubahan akurasi dalam metode *Backward Elimination*.

2.4.3 Backward Elimination dengan Algoritma Naïve Bayes

Teknik ini memulai dengan mempertimbangkan semua fitur dan menghilangkan fitur yang paling kurang relevan. Proses eliminasi ini terus berlanjut hingga penghapusan fitur tidak lagi meningkatkan kinerja model. Gambar 2 menunjukkan alur kerja pada *Backward Elimination*.

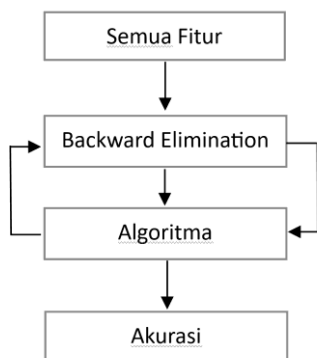
Tahapan pertama dalam menggunakan teknik *Backward Elimination* adalah menghapus satu fitur dari model secara bertahap. Untuk setiap fitur, langkah-langkah yang dilakukan meliputi: pertama, menghapus satu fitur dari model; kedua, melatih model dengan fitur yang tersisa menggunakan teknik *5-fold cross-validation*; dan ketiga, mencatat akurasi rata-rata model setelah menghapus fitur tersebut. Langkah ini dilakukan secara berulang untuk setiap fitur sehingga didapatkan akurasi rata-rata dari setiap model yang telah dihapus satu fiturnya.

Langkah kedua adalah mengidentifikasi fitur yang tidak signifikan. Hal ini dilakukan dengan membandingkan akurasi rata-rata setelah menghapus

setiap fitur dengan baseline akurasi awal. Fitur yang memberikan penurunan akurasi terkecil atau tidak signifikan akan dihapus. Setiap fitur yang dihapus serta akurasi baru yang diperoleh akan dicatat. Dengan demikian, hanya fitur-fitur yang menunjukkan kontribusi minimal terhadap akurasi model yang akan dieliminasi.

Setelah menghapus satu fitur pada iterasi pertama, pemodelan baru dibuat tanpa fitur yang telah dihapus sebelumnya, dan langkah-langkah *Backward Elimination* diulangi. Proses eliminasi ini terus berlanjut hingga penghapusan fitur tidak lagi meningkatkan kinerja model.

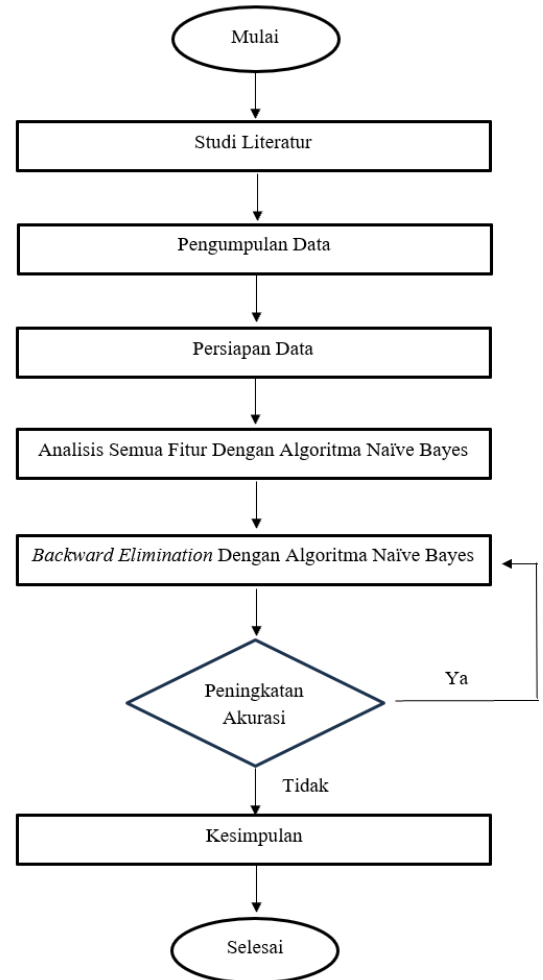
Hasil analisis akan disajikan dalam bentuk tabel yang mengelompokkan fitur-fitur berdasarkan tingkat signifikansinya, yaitu fitur-fitur yang tidak signifikan, cukup signifikan dan paling signifikan. Fitur-fitur yang paling signifikan tersebut akan menunjukkan pengaruh yang sangat besar terhadap kinerja model pada *Naïve Bayes*, dengan akurasi model yang tinggi. Setelah memperoleh hasil akurasi terbaik pada *Backward Elimination*, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai kepuasan pelanggan menggunakan *Prior Probability* untuk semua data. Alur kerja *Backward Elimination* dapat dilihat pada Gambar 2. Hasil dari nilai kepuasan pelanggan tersebut dibandingkan dengan tingkatan diagnosa untuk mengekspresikan matriks kebingungan yang digunakan untuk menentukan kelas klasifikasi dari tingkat kepuasan pelanggan.



Gambar 2. Alur kerja *Backward Elimination*

2.4.4 Aplikasi *Rapidminer* sebagai Pembanding Hasil

Selain menggunakan perhitungan manual untuk mendapatkan fitur-fitur yang signifikan, digunakan juga Aplikasi yang dijadikan pembanding untuk memperkuat hasil dari perhitungan manual. Adapun Aplikasi yang dimaksud yaitu menggunakan *Rapidminer*. Bagan alir penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Bagan alir penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Persiapan Data

3.1.1 Pembersihan Data

Proses pembersihan data mencakup beberapa langkah yaitu mengisi nilai yang kosong dan menghapus data duplikat. Data duplikat dapat langsung dihapus sedangkan nilai yang kosong diisi dengan data terbanyak dari fitur tersebut. proyek.

Aplikasi *Rapidminer* dapat mengidentifikasi keberadaan data yang kosong dan duplikat. Kemudian data diuji kembali untuk memastikan bahwa nilai kosong telah diisi dan data duplikat telah dihapus. Dari hasil pengujian menghasilkan 70 kuesioner yang memenuhi persyaratan untuk pengujian berikutnya.

3.1.2 Uji Validitas Data

Pengukuran validitas instrumen penelitian dilakukan dengan tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$ dan $N = 70$ dengan nilai koefisien sederhana (r tabel) sebesar 0.235. Pengujian dilakukan dengan menggunakan SPSS 29.0.2.0. Dari hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa semua fitur dinyatakan valid.

3.1.3 Uji Reabilitas Data

Uji reliabilitas dilakukan dengan SPSS 29.0.2.0, Jika nilai α cronbach > 0.6 maka fitur tersebut dikatakan reliabel. Hasil uji reliabilitas bahwa nilai alpha cronbach sebesar 0.979 maka $0.979 > 0.6$ sehingga fitur penelitian dinyatakan reliabel.

3.2 Analisis Semua Fitur Dengan Algoritma Naïve Bayes

Hasil analisis semua fitur dengan algoritma *Naïve Bayes* ditunjukkan dalam Tabel 2. Dalam tahapan ini menggunakan *5-fold cross validation* yang artinya terdapat 5 (lima) kali pengujian yang berulang.

Akurasi rata-rata dari pengujian adalah 0.83, yang menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesesuaian 83% antara nilai prediksi dan nilai aktual. Ini berarti model berhasil memprediksi dengan benar 83% dari keseluruhan data yang diuji. Nilai tersebut menjadi tolak ukur untuk membandingkan perubahan akurasi dalam *Backward Elimination*. Nilai akurasi pada pengujian berkisar antara 0.64 hingga 1.0, menunjukkan bahwa dalam beberapa pengujian, model mencapai kesesuaian prediksi yang sempurna, sementara dalam pengujian lainnya, kesesuaian prediksi menurun.

Presisi rata-rata dari pengujian adalah 0.94, yang menunjukkan bahwa model memiliki tingkat ketepatan 94% antara informasi yang diminta pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. Ini berarti 94% dari prediksi positif model adalah benar. Nilai presisi pada pengujian berkisar antara 0.83 hingga 1.0, menunjukkan model sangat akurat dalam memberikan jawaban yang benar untuk informasi yang diminta.

Recall rata-rata dari pengujian adalah 0.84, yang menunjukkan bahwa sistem berhasil menemukan kembali 84% dari informasi yang dicari. Ini berarti model berhasil menemukan sebagian besar contoh positif dari keseluruhan data yang ada. Nilai *recall* pada pengujian berkisar antara 0.61 hingga 1.0, menunjukkan bahwa dalam beberapa pengujian, model mampu menemukan semua informasi yang dicari dengan sempurna, sementara dalam pengujian lainnya, efektivitasnya menurun.

Tabel 2. Evaluasi model pada pengujian semua fitur

Pengujian ke -	Akurasi	Presisi	Recall
1	0.78	0.83	0.71
2	1	1	1
3	0.78	0.90	0.83
4	0.92	0.92	1
5	0.64	1	0.61
Total	4.14	4.67	4.16
Rata- Rata	0.83	0.94	0.84

3.3 Backward Elimination dengan Algoritma Naïve Bayes

Pengujian menggunakan *Backward Elimination* dengan Algoritma *Naïve Bayes* menghasilkan fitur-fitur yang tidak signifikan, cukup signifikan dan paling signifikan. Dalam Tabel 3 mengidentifikasi terdapat 7 (tujuh) fitur yang tidak signifikan untuk model *Naïve Bayes*. Akurasi model setelah menghapus masing-masing fitur tersebut tetap konsisten pada 0.83. Pengurangan dengan fitur-fitur tersebut tidak menghasilkan peningkatan akurasi. Hal ini menunjukkan bahwa 7 (tujuh) fitur tersebut tidak memiliki kinerja yang cukup untuk meningkatkan kepuasan pelanggan.

Selanjutnya sebanyak 24 (dua puluh empat) fitur diidentifikasi cukup signifikan untuk model *Naïve Bayes* yang dapat dilihat pada Tabel 4. Akurasi model setelah menghapus masing-masing fitur tersebut menunjukkan nilai 0.84 dan 0.86. Fitur-fitur tersebut memiliki pengaruh yang cukup tinggi untuk meningkatkan kepuasan pelanggan karena terdapat peningkatan akurasi dibandingkan dengan akurasi awal yaitu masing-masing sebesar 0.01 dan 0.03. Hal ini berarti 24 (dua puluh empat) fitur tersebut memiliki kinerja yang cukup untuk meningkatkan kepuasan pelanggan.

Fitur-fitur yang paling berpengaruh terhadap kepuasan pelanggan diidentifikasi sebanyak 7 (tujuh) fitur yang dapat dilihat pada tabel 5. Fitur-fitur yang tercantum dalam Tabel 5 menunjukkan pengaruh yang sangat signifikan terhadap kinerja model pada *Naïve Bayes*, dengan akurasi model yang tinggi pada nilai 0.87 setelah masing-masing fitur dihapus. Hal ini menunjukkan bahwa fitur-fitur tersebut memberikan kontribusi terbesar terhadap prediksi yang kuat. Oleh karena itu, sangat penting untuk dipertahankan fitur-fitur tersebut dalam model. Dengan mempertahankan fitur-fitur yang paling signifikan, model dapat mencapai performa terbaik dalam memprediksi hasil yang diinginkan. Hal ini berarti 7 (tujuh) fitur tersebut memiliki kinerja yang tinggi dan terbaik untuk meningkatkan kepuasan pelanggan.

Untuk memperoleh tingkat kepuasan pelanggan maka dapat dihitung dengan menggunakan *Prior Probability* semua data yaitu:

- a. $P(\text{Kepuasan Pelanggan}|\text{Puas}) = 0.814$
- b. $P(\text{Kepuasan Pelanggan}|\text{Tidak Puas}) = 0.186$

Kelas Puas memiliki proporsi yang jauh lebih tinggi dibandingkan dengan kelas Tidak Puas. Hal ini menunjukkan bahwa data berada dalam kelas Puas. Akurasi terbaik yang didapatkan dalam perhitungan yaitu 0.87, maka pemodelan tersebut termasuk dalam klasifikasi yang baik. Artinya, Pelanggan merasa Puas dengan kinerja kontraktor.

Tabel 3. Fitur tidak signifikan

No	Fitur	Akurasi
1	X5	0.83
2	X10	0.83
3	X17	0.83
4	X19	0.83
5	X24	0.83
6	X29	0.83
7	X34	0.83

Tabel 4. Fitur cukup signifikan

No	Fitur	Akurasi
1	X8	0,84
2	X1	0,84
3	X3	0,84
4	X4	0,84
5	X6	0,84
6	X2	0,84
7	X7	0,84
8	X9	0.86
9	X11	0.86
10	X12	0.86
11	X13	0.86
12	X14	0.86
13	X15	0.86
14	X16	0.86
15	X18	0.86
16	X20	0.86
17	X22	0.86
18	X23	0.86
19	X25	0.86
20	X26	0.86
21	X30	0.86
22	X31	0.86
23	X33	0.86
24	X37	0.86

Tabel 5. Fitur paling signifikan

No	Fitur	Akurasi
1	X21	0.87
2	X27	0.87
3	X28	0.87
4	X32	0.87
5	X35	0.87
6	X36	0.87
7	X38	0.87

3.4 Hasil Output dengan *Rapidminer*

Pemodelan data mining pada Aplikasi Rapidminer dapat dilihat pada Gambar 4, Gambar 5, dan Gambar 6.

Gambar 4 menunjukkan proses data mining menggunakan *RapidMiner*. Pada tahap persiapan data, pertama-tama data diambil (*Retrieve*) dan kemudian dilakukan pemilihan atribut (*Select Attributes*). Selanjutnya, data yang numerik didiskretisasi (*Numerical to Binomial dan Numerical to Polynomial*). Setelah itu, dilakukan pembagian data yang fitur x1 sampai x38 menggambarkan fitur dan kepuasan pelanggan menggambarkan kelas. Data yang hilang diisi (*Replace Missing Values*), dan duplikasi data dihapus (*Remove Duplicates*). Pada tahap pemodelan, metode seleksi fitur *Backward Elimination* dilaksanakan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan *5 – fold cross validation* untuk memilih atribut yang paling relevan untuk model. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi model dengan hanya menggunakan fitur yang signifikan.

Gambar 5 dan Gambar 6 menunjukkan detail dari proses *Cross Validation* yang digunakan untuk menguji model dengan *Naïve Bayes*. Dalam proses ini, dataset dibagi menjadi data untuk pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*). Pada fase pelatihan, model *Naïve Bayes* dibangun menggunakan data pelatihan. Setelah model dilatih, diaplikasikan pada data pengujian menggunakan modul *Apply Model*. Kinerja model kemudian dievaluasi menggunakan modul *Performance*, yang menghitung seperti akurasi, presisi, dan *recall*. Proses ini diulang beberapa kali (*folds*) untuk memastikan keandalan dan validitas model, serta memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai kinerja model dalam kondisi yang bervariasi.

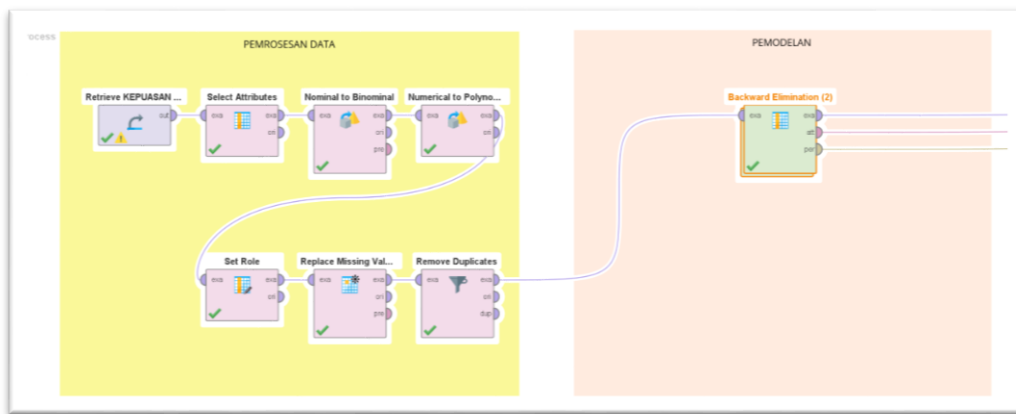
Gambar 7 menunjukkan hasil distribusi sederhana (*Simple Distribution*) untuk atribut kelas "Kepuasan Pelanggan". Distribusi ini menggambarkan proporsi kelas dalam dataset. Kelas "Tidak Puas" memiliki proporsi 0.186, yang berarti sekitar 18.6% dari total data termasuk dalam kategori "Tidak Puas". Kelas "Puas" memiliki proporsi 0.814, yang berarti sekitar 81.4% dari total data termasuk dalam kategori "Puas".

Masing-masing kelas ini memiliki 38 distribusi, menunjukkan bahwa atribut-atribut ini dibagi dalam 38 kategori berbeda dalam analisis ini. Hasil ini menunjukkan bahwa pelanggan berada dalam kategori "Puas".

Gambar 8 menunjukkan hasil evaluasi kinerja model *Naive Bayes* yang telah melalui proses *Cross Validation*. Dari tabel, terlihat bahwa akurasi model adalah 87.14% dengan nilai error 12.51% menunjukkan bahwa model baik dalam memprediksi kepuasan responden secara keseluruhan.

Gambar 9 memperlihatkan metrik presisi dari hasil evaluasi model *Naive Bayes* setelah *Cross Validation*. Presisi keseluruhan adalah 94.44% menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi Puas adalah benar.

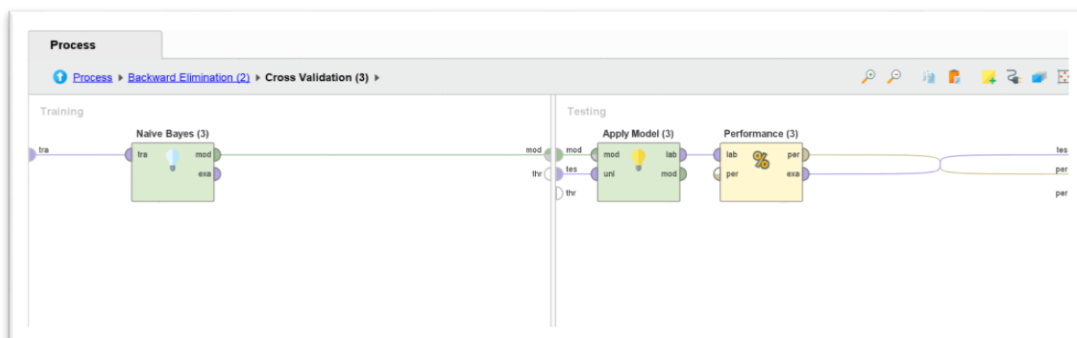
Gambar 10 menampilkan metrik *recall* dari hasil evaluasi model *Naive Bayes* setelah *Cross Validation*. *Recall* keseluruhan adalah 89.47% menunjukkan bahwa model mampu menangkap sebagian besar responden yang puas.



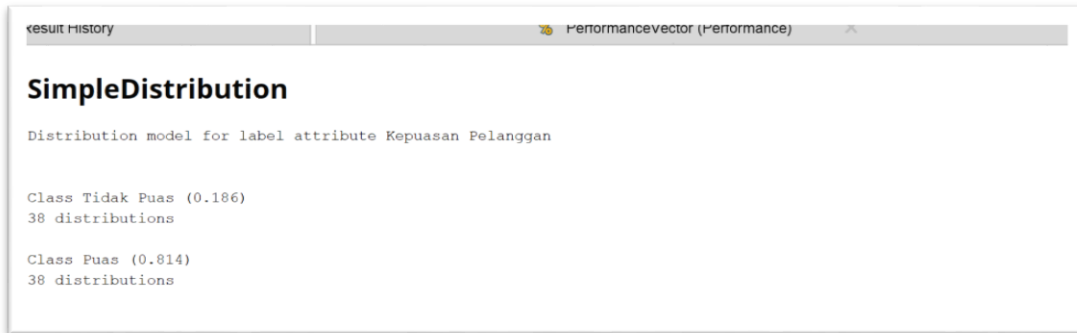
Gambar 4. Persiapan data dan pemodelan di *Rapidminer*



Gambar 5. Cross Validation pada *Rapidminer*



Gambar 6. Pemodelan dengan algoritma *Naive Bayes*



Gambar 7. Pemodelan dengan algoritma *Naive Bayes*

accuracy: 87.14% +/- 12.51% (micro average: 87.14%)

	true Tidak Puas	true Puas	class precision
pred. Tidak Puas	10	6	62.50%
pred. Puas	3	51	94.44%
class recall	76.92%	89.47%	

Gambar 8. Akurasi model terbaik

precision: 93.57% +/- 11.45% (micro average: 94.44%) (positive class: Puas)

	true Tidak Puas	true Puas	class precision
pred. Tidak Puas	10	6	62.50%
pred. Puas	3	51	94.44%
class recall	76.92%	89.47%	

Gambar 9. Hasil presisi pada model

recall: 88.57% +/- 13.65% (micro average: 89.47%) (positive class: Puas)

	true Tidak Puas	true Puas	class precision
pred. Tidak Puas	10	6	62.50%
pred. Puas	3	51	94.44%
class recall	76.92%	89.47%	

Gambar 10. Hasil *recall* pada model

3.5 Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Penelitian ini memiliki kebaruan yang signifikan dibandingkan referensi sebelumnya. Dengan menggunakan kombinasi PMBOK *Guide* edisi keenam dan ketujuh, penelitian ini menawarkan cakupan analisis yang lebih komprehensif dibandingkan penelitian sebelumnya yang hanya berpedoman pada satu edisi PMBOK.

Selain itu, penggunaan metode *Naive Bayes* dan *Backward Elimination* memungkinkan pengembangan model kepuasan pelanggan yang terukur secara kuantitatif, dengan akurasi, presisi, dan recall yang tinggi. Pendekatan ini menawarkan analisis yang lebih canggih melalui metode *machine learning*, memberikan alternatif yang lebih kuat dibandingkan pendekatan deskriptif yang digunakan

pada penelitian sebelumnya. Fokus penelitian ini pada domain kinerja proyek di berbagai tahapan (inisiasi, perencanaan, pelaksanaan, pengawasan dan pengendalian serta penutupan) memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang pengaruh tiap domain terhadap kepuasan pelanggan, aspek yang belum dibahas secara detail dalam penelitian sebelumnya. Hasil penelitian ini tidak hanya menunjukkan akurasi model yang tinggi, tetapi juga memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan manajemen proyek konstruksi berbasis data. Dengan demikian, penelitian ini menjadi langkah inovatif dalam meningkatkan pemahaman dan pengelolaan kepuasan pelanggan dalam proyek konstruksi.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan tujuan penelitian kesimpulan yang dapat diambil adalah bahwa tingkat kepuasan pelanggan terhadap kinerja kontraktor pada proyek Sistem Penyediaan Air Minum di Kabupaten Minahasa Utara adalah tinggi dengan 81.4% pelanggan merasa puas dan tingkat akurasi terbaik sebesar 0.87. Proses *Backward Elimination* berhasil mengidentifikasi fitur-fitur kinerja utama yang perlu ditingkatkan, seperti domain kinerja pekerjaan proyek tahapan perencanaan proyek, domain kinerja pengiriman tahapan pelaksanaan proyek, domain kinerja pengiriman tahapan pengawasan dan pengendalian proyek, domain kinerja pengukuran tahapan pelaksanaan proyek, domain kinerja ketidakpastian tahapan inisiasi proyek, domain kinerja ketidakpastian tahapan perencanaan proyek dan domain kinerja ketidakpastian tahapan pengawasan dan pengendalian proyek yang ditemukan paling signifikan mempengaruhi kepuasan pelanggan. Penerapan metode *Naïve Bayes* dalam menganalisis data kepuasan pelanggan terbukti efektif dengan akurasi model sebesar 87.14%, presisi 94.44%, dan *recall* 89.47%. Hasil ini menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* adalah algoritma yang berguna untuk memprediksi kepuasan pelanggan dan memberikan wawasan yang bermanfaat bagi kontraktor dalam meningkatkan kinerja proyek.

Berdasarkan hasil penelitian, saran yang dapat diberikan untuk permasalahan yang telah diidentifikasi adalah bahwa kontraktor perlu meningkatkan fokus pada fitur-fitur kinerja yang signifikan dalam menciptakan kepuasan pelanggan. Penerapan algoritma *Naïve Bayes* yang telah terbukti efektif dalam penelitian ini dapat diteruskan dan dikembangkan lebih lanjut untuk memprediksi kinerja dan kepuasan pelanggan di proyek-proyek mendatang, membantu dalam pengambilan keputusan yang lebih baik dan proaktif. Selain itu, melakukan pengukuran dan evaluasi kepuasan pelanggan secara berkala dapat memberikan umpan balik yang berharga untuk perbaikan terus-menerus, memastikan kebutuhan dan harapan pelanggan selalu terpenuhi. Mengingat

pentingnya domain kinerja ketidakpastian, kontraktor harus lebih proaktif dalam mengelola risiko dan ketidakpastian proyek, mengembangkan rencana mitigasi risiko, dan memastikan adanya komunikasi yang efektif mengenai potensi risiko dengan semua stakeholder untuk meningkatkan keberhasilan proyek.

Penelitian selanjutnya dapat melakukan observasi lapangan sebagai perbandingan data kuesioner responden untuk mendapatkan nilai kebenaran dari jawaban responden. Dengan melakukan observasi langsung di lapangan, dapat memvalidasi data kuesioner dan memastikan bahwa jawaban yang diberikan oleh responden mencerminkan kondisi sebenarnya. Ini akan memberikan gambaran yang lebih akurat dan komprehensif tentang kinerja proyek dan kepuasan pelanggan. Selanjutnya dapat menggunakan metode *forward selection* sebagai perbandingan untuk memastikan bahwa fitur-fitur yang paling relevan dan berpengaruh telah diidentifikasi dengan akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Amaro, F., & Domingues, L. (2023). PMBOK 6th meets 7th: How to link both guides in order to support project tailoring? *Procedia Computer Science*, 219(2022), 1877–1884. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.01.486>
- Angkasa, J., Noersasongko, E., & Purwanto. (2023). Data Pre-Processing and Feature Selection Techniques Backward Elimination for Naïve Bayes Classification on Heart Disease Detection. *Jurnal Ekonomi Teknologi & Bisnis (JETBIS)*, 2(4), 334–342.
- Aprizal, A., Hasriani, H., & Ningsih, W. (2016). Implementasi Data Mining Untuk Penentuan Posisi Barang pada Rak Menggunakan Metode Apriori Pada PT Midi Utama Indonesia. *Techo.COM*, 15(4), 335–342.
- Baihaqi, Arnia, F., & Muharar, R. (2022). Dataset Kata Jawi untuk Sistem Pengenalan Tulisan Tangan Jawi Kuno. *Serambi Engineering*, VII(3), 3546–3554.
- Cahyani, S. N., & Saraswati, G. W. (2023). Implementation of Support Vector Machine Method in Classifying School Library Books with Combination of Tf-Idf and Word2Vec. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 4(6), 1555–1566. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.6.1536>
- Fitriana, D., Florencia, Y. K. O., Jati, U. D. H., & Tanto, D. S. (2014). Pengukuran Kepuasan Kontraktor Terhadap Kinerja Klien Pada Proyek Konstruksi Swasta. *Jurnal Karya Teknik Sipil*, 3(1), 283–295.
- Hardani, Andriani, H., Ustiawaty, J., Istiqomah, R., Fardani, R., Sukmana, D., & Auliya, N. (2020). *Metode Penelitian Kualitatif & Kuantitatif* (H. Abadi, Ed.). CV. Pustaka Ilmu Group Yogyakarta.
- Kawuluan, J. A., Dundu, A. K. T., & Rumayar, A. L. E. (2021). Analisis Risiko Pada Proyek Konstruksi. *Jurnal Teknik Sipil Unaya*, 7(2), 73–86.
- Khasani, R. R. (2013). *Evaluasi Kepuasan Pelanggan Terhadap Kinerja Manajemen Proyek Kontraktor Besar Bangunan Gedung*. Universitas Diponegoro.
- Kurniasari, F., & Sugiyanto, E. K. (2020). Dimensi Kualitas Pelayanan Sebagai Upaya Peningkatan Kepuasan Pelanggan (Studi Pada Pelanggan Hotel X Semarang). *Business Management Analysis Journal (BMAJ)*, 3(2), 112–125. <https://doi.org/10.24176/bmaj.v3i2.5372>
- Madeppungeng, A., Intari, D. E., & Nuzulan, N. F. (2018). Evaluasi Kepuasan Pelanggan Terhadap Kinerja

- Manajemen Proyek Kontraktor Besar (Studi Kasus : Proyek Pembangunan Bendungan Karian Di Kabupaten Lebak, Banten). *Jurnal Konstruksia*, 10(1), 9–22.
- Maulana, R., Djunaedi, A., & Nugraheni, F. (2020). *Analisis Kepuasan Pelanggan Terhadap Kinerja Manajemen Proyek Pada Kontraktor Bangunan Gedung Berkualifikasi Kecil di Yogyakarta*. Universitas Islam Indonesia.
- Nugroho, A., & Subanar, S. (2013). Klasifikasi Naïve Bayes untuk Prediksi Kelahiran pada Data Ibu Hamil. *Bimipa*, 23(3), 297–308.
- PMI. (2017). *A Guide To The Project Management Body Of Knowledge (PMBOK) 6th edition and The Standard For Project Management*. Project Management Institute, Inc.
- PMI. (2021). *A Guide To The Project Management Body Of Knowledge (PMBOK) 7th edition and The standard For Project Management*. Project Management Institute, Inc.
- Putra, W. E., & Apdeni, R. (2022). Kajian Tingkat Kepuasan Pemilik Proyek (Owner) Terhadap Kinerja Kontraktor Pada Pekerjaan Jasa Konstruksi (Studi Kasus: Di Bawah Dinas Pekerjaan Umum Dan Penataan Ruang Kabupaten Pasaman Barat). *Journal of Civing Engineering and Vocational Education*, 9(1).
- Rahman, R., & Sutanto, F. A. (2023). Data Mining Untuk Memprediksi Tingkat Kepuasan Konsumen Gojek Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Jurnal Interkom: Jurnal Publikasi Ilmiah Bidang Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 18(1), 8–18. <https://doi.org/10.35969/interkom.v18i1.280>
- Rizki, U., Zuhdi, A. M., & Kusriani. (2019). Sistem Pendukung Keputusan Dengan Metode Naive Bayes Untuk Pemilihan Dosen Pembimbing. *Jurnal Informa Politeknik Indonusa Surakarta*, 5(2), 65–72.
- Rosandy, T. (2016). Perbandingan Metode Naive Bayes Classifier Dengan Metode Decision Tree (C4.5) Untuk Menganalisa Kelancaran Pembiayaan. *Jurnal TIM Darmajaya*, 2(01), 52–62.
- Sahid, M., Listyawan, A., Rochman, A., & Haidar, R. (2019). Analisis Faktor Dominan Yang Mengakibatkan Pembengkakan Biaya Oleh Kontraktor Pada Proyek Jalan Kabupaten Wonogiri Apbd Tahun 2017 Dan 2018. *Jurnal Penelitian Dan Kajian Bidang Teknik Sipil*, 8(2), 51–57. <https://doi.org/https://doi.org/10.35139/cantilever.v8i2.8>
- Saputra, I. (2023). *Belajar Mudah data Mining Untuk Pemula*. Informatika.
- Saputra, I., & Kristiyanti, D. (2022). *Machine Learning Untuk Pemula*. Informatika.
- Sari, K. P., Chairi, M., Trinanda, A. Y., & Agrival, M. (2023). Penilaian Risiko Keterlambatan Proyek Konstruksi (Studi Kasus: Gedung DPRD Kabupaten Pasaman). *Jurnal Rivet (Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 03(02), 41–48.
- Syahroni, M., & Siswoyo, S. (2019). Analisis Kepuasan Owner Terhadap Kinerja Kontraktor Di Dinas Pekerjaan Umum Dan Penataan Ruang Kabupaten Lumajang. *Axial : Jurnal Rekayasa Dan Manajemen Konstruksi*, 6(3), 165–170. <https://doi.org/10.30742/axial.v6i3.536>
- Yunitasari, Hopipah, H. S., & Mayasari, R. (2021). Optimasi Backward Elimination untuk Klasifikasi Kepuasan Pelanggan Menggunakan Algoritme k-nearest neighbor (k-NN) and Naive Bayes. *Technomedia Journal*, 6(1), 99–110. <https://doi.org/10.33050/tmj.v6i1.1531>