



**LAPORAN
TUGAS AKHIR SKRIPSI**

**OPTIMISASI SISTEM PENGELOLAAN SAMPAH
PADAT PERKOTAAN BERBASIS FAKTOR SOSIO-
EKONOMI DENGAN MEMPERTIMBANGKAN BIAYA,
DAMPAK LINGKUNGAN, SOSIAL, DAN
INFRASTRUKTUR**

ELSYA RISWANA

NIM. 12221093

PROGRAM STUDI TEKNIK INDUSTRI
Jurusan Teknologi Industri
Fakultas Rekayasa dan Teknologi Industri
Institut Teknologi Kalimantan
Balikpapan, 2026

Halaman sengaja dikosongkan



LAPORAN TUGAS AKHIR SKRIPSI

OPTIMISASI SISTEM PENGELOLAAN SAMPAH PADAT PERKOTAAN BERBASIS FAKTOR SOSIO- EKONOMI DENGAN MEMPERTIMBANGKAN BIAYA, DAMPAK LINGKUNGAN, SOSIAL, DAN INFRASTRUKTUR

Disusun untuk memenuhi salah satu syarat kelulusan
memperoleh Gelar Sarjana Teknik (S.T.)

ELSYA RISWANA

NIM.12221093

Dosen Pembimbing

Alvin Muhammad 'Ainul Yaqin, S.T., M.T., MBA

Ir. Amanda Dwi Wantira, S.Tr.Log., M.T., CPLM

Ir. Remba Yanuar Efranto, S.T., M.T., Ph.D.

PROGRAM STUDI TEKNIK INDUSTRI

Jurusan Teknologi Industri

Fakultas Rekayasa dan Teknologi Industri

Institut Teknologi Kalimantan

Balikpapan, 2026

Halaman sengaja dikosongkan

PERNYATAAN ORISINALITAS TUGAS AKHIR

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan Tugas Akhir saya dengan judul **Optimisasi Sistem Pengelolaan Sampah Padat Perkotaan Berbasis Faktor Sosio-Ekonomi dengan Mempertimbangkan Ekonomi, Dampak Lingkungan, Sosial, dan Infrastruktur** adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diizinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri. Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Balikpapan, 16 Juni 2026

Elsya Riswana
NIM. 12221093

Halaman sengaja dikosongkan

PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademik Institut Teknologi Kalimantan, saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Elsyia Riswana

NIM : 12221093

Program Studi : Teknik Industri

Jurusan : Teknologi Industri

Fakultas : Rekayasa dan Teknologi Industri

demikian pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Institut Teknologi Kalimantan Hak Bebas Royalti Non-eksklusif (*Non-exclusive Royalty Free Right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul:

Optimisasi Sistem Pengelolaan Sampah Padat Perkotaan Berbasis Faktor Sosio-Ekonomi dengan Mempertimbangkan Ekonomi, Dampak Lingkungan, Sosial, dan Infrastruktur

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini, Institut Teknologi Kalimantan berhak menyimpan, mengalihmediakan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Balikpapan, 16 Juni 2026

Elsya Riswana
NIM. 12221093

Halaman sengaja dikosongkan

LEMBAR PENGESAHAN

TUGAS AKHIR

Disusun untuk memenuhi syarat memperoleh gelar

Sarjana Teknik (S.T.)

pada

Program Studi S-1 Teknik Industri

Jurusan Teknologi Industri

Fakultas Rekayasa dan Teknologi Industri

Institut Teknologi Kalimantan

Judul Tugas Akhir:

OPTIMISASI SISTEM PENGELOLAAN SAMPAH PADAT PERKOTAAN BERBASIS FAKTOR SOSIO-EKONOMI DENGAN MEMPERTIMBANGKAN BIAYA, DAMPAK LINGKUNGAN, SOSIAL, DAN INFRASTRUKTUR

Elsya Riswana

NIM. 12221093

Disetujui oleh Tim Penguji Tugas Akhir:

1. Alvin Muhammad 'Ainul Yaqin, S.T., M.T., M.B.A.	Pembimbing I	
2. Ir. Amanda Dwi Wantira, S.Tr.Log., M.T.	Pembimbing II	
3. Ir. Remba Yanuar Efranto, S.T., M.T., Ph.D.	Pembimbing III	
4. Vridayani Anggi Leksono, S.Si., M.T.	Penguji I	
5. Hendri Sutrisno, S.T., MBA, Ph.D.	Penguji II	
6. Nur Qadri Bahar, S.Si., M.Si.	Penguji III	

**BALIKPAPAN
JUNI, 2026**

Halaman sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa atas berkat dan anugerah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul:

**OPTIMISASI SISTEM PENGELOLAAN SAMPAH PADAT PERKOTAAN
BERBASIS FAKTOR SOSIO-EKONOMI DENGAN
MEMPERTIMBANGKAN BIAYA, DAMPAK LINGKUNGAN, SOSIAL,
DAN INFRASTRUKTUR**

Laporan tugas akhir ini merupakan salah satu syarat yang harus ditempuh untuk menyelesaikan Program Sarjana di Program Studi Teknik Industri, Jurusan Teknologi Industri, Fakultas Rekayasa dan Teknologi Industri, Institut Teknologi Kalimantan (ITK), Balikpapan. Untuk itu penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Kedua orang tua yang selalu memberikan doa, dukungan, pengorbanan, dan kasih sayang, serta menjadi penguat di setiap langkah penulis hingga menyelesaikan Tugas Akhir.
2. Bapak Andi Idhil Ismail, S.T., M.Sc., Ph.D selaku Dekan Fakultas Rekayasa dan Teknologi Industri ITK.
3. Bapak Ade Wahyu Yusariarta Putra Parmita, S.T., M.T. selaku Ketua Jurusan Teknologi Industri.
4. Bapak Ir. Muqimuddin S.T., M.T selaku Koordinator Program Studi Teknik Industri Jurusan Teknologi Industri ITK.
5. Bapak Alvin Muhammad 'Ainul Yaqin, S.T., M.T., M.B.A. selaku Dosen Pembimbing Utama.
6. Ibu Ir. Amanda Dwi Wantira, S.Tr.Log., M.T., CPLM selaku Dosen Pembimbing Pendamping.
7. Bapak Ir. Remba Yanuar Efranto, ST., MT., Ph.D selaku Dosen Pembimbing Pendamping.
8. Keluarga besar atas kasih sayang dan dukungan yang selalu menyertai penulis
9. Teman-teman seperjuangan atas dukungan dan kebersamaan yang senantiasa mengiringi perjalanan penulis.

10. Serta semua pihak yang terlibat dalam penyusunan laporan tugas akhir ini.

Penulis menyadari bahwa penyusunan laporan tugas akhir ini masih jauh dari sempurna, karena itu penulis mengharapkan segala kritik dan saran yang membangun. Semoga tugas akhir ini dapat bermanfaat bagi kita semua. Atas perhatiannya penulis ucapkan terima kasih.

Balikpapan, Juni 2026

Elsya Riswana

OPTIMISASI SISTEM PENGELOLAAN SAMPAH PADAT PERKOTAAN BERBASIS FAKTOR SOSIO-EKONOMI DENGAN MEMPERTIMBANGKAN BIAYA, DAMPAK LINGKUNGAN, SOSIAL, DAN INFRASTRUKTUR

Nama : Elsyia Riswana
NIM : 12221093
Dosen Pembimbing Utama : Alvin Muhammad 'Ainul Yaqin, S.T., M.T.,
MBA
Dosen Pembimbing Pendamping : Ir. Amanda Dwi Wantira, S.Tr.Log., M.T.,
CPLM
Dosen Pembimbing Pendamping : Ir. Remba Yanuar Efranto, S.T., M.T., Ph.D.

ABSTRAK

Kota Balikpapan menghadapi lonjakan timbunan sampah yang diproyeksikan mencapai 232094 ton pada tahun 2030, sehingga mengancam kapasitas TPA Manggar. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model keputusan sistem pengelolaan sampah berkelanjutan dengan mengintegrasikan faktor sosio-ekonomi. Penelitian ini mengusulkan pendekatan prediktif-preskriptif. Tahap pertama memprediksi laju timbunan sampah menggunakan model *hybrid Elastic Net* dan *Grey Model* (GM 1,n). Hasil peramalan menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi (MAPE 0.924% dan R^2 96%), di mana variabel rata-rata lama sekolah memicu peningkatan volume sampah secara signifikan. Tahap kedua mengimplementasikan *Mixed-Integer Linear Programming* secara multiobjektif untuk meminimalkan biaya, emisi, dampak sosial, dan utilitas infrastruktur dalam merancang konfigurasi sistem. Berdasarkan evaluasi skenario, Skenario 4 yang berfokus pada infrastruktur terpilih sebagai solusi paling optimal dengan mengusulkan pembangunan 6 *Mini MRF*, 2 *Composting Plant*, dan 2 *MRF Central*. Sistem ini mampu mengefisiensi biaya, mereduksi emisi, dan menyeimbangkan dampak sosial, serta mencapai pemerataan beban fasilitas.

Kata Kunci: *Mixed-Integer Linear Programming*, *Model Hybrid*, Sistem Pengelolaan Sampah, Sosio-Ekonomi.

Halaman sengaja dikosongkan

OPTIMIZATION OF MUNICIPAL SOLID WASTE MANAGEMENT SYSTEM BASED ON SOCIO-ECONOMIC FACTORS CONSIDERING COSTS, ENVIRONMENTAL, SOCIAL, AND INFRASTRUCTURE IMPACT

By : Elsy Riswana
Student Identity Number : 12221093
Supervisor : Alvin Muhammad 'Ainul Yaqin, S.T., M.T., MBA
Co-Supervisor : Ir. Amanda Dwi Wantira, S.Tr.Log., M.T., CPLM
Co-Supervisor : Ir. Remba Yanuar Efranto, S.T., M.T., Ph.D.

ABSTRACT

Balikpapan City faces a surge in waste generation projected to reach 232,094 tons by 2030, threatening the Manggar Landfill's capacity. This study aims to develop a decision model for a sustainable waste management system by integrating socio-economic factors. This research proposes a predictive-prescriptive approach. The first stage predicts the waste generation rate using a hybrid Elastic Net and Grey Model (GM(1,n)). The forecasting results demonstrate high accuracy (MAPE 0.924% and R^2 96%), revealing that the average years of schooling variable significantly drives the increase in waste volume. The second stage implements a multi-objective Mixed-Integer Linear Programming framework to minimize costs, emissions, social impacts, and infrastructure utility gaps in designing the system configuration. Based on scenario evaluations, Scenario 4, which focuses on infrastructure, was selected as the optimal solution by proposing the construction of 6 Mini MRFs, 2 Composting Plants, and 2 Central MRFs. This system is capable of enhancing cost efficiency, reducing emissions, balancing social impacts, and achieving workload equity across facilities.

Keyword: *Hybrid Model, Mixed-Integer Linear Programming, Socio-Economic, Waste Management.*

Halaman sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

PERNYATAAN ORISINALITAS TUGAS AKHIR	i
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS.....	iii
LEMBAR PENGESAHAN	v
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xvii
DAFTAR TABEL	xix
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian	2
1.4 Manfaat Penelitian	3
1.5 Batasan dan Asumsi Penelitian	3
1.6 Kerangka Penelitian	4
BAB II TINJAUAN.....	7
2.1 Sampah Padat Perkotaan.....	7
2.2 Sistem Manajemen Sampah	8
2.3 Grey Model.....	9
2.4 Regularized Regression.....	10
2.5 Mathematical Programming.....	11
2.6 Penelitian Terdahulu	12
BAB III METODE PENELITIAN	15
3.1 Garis Besar Penelitian	15
3.2 Diagram Alir Penelitian	15
3.3 Prosedur Penelitian	16
3.3.1 <i>Problem Identification</i>	16
3.3.2 <i>Literature Review</i>	17
3.3.3 <i>Model Formulation</i>	17

3.3.4.	<i>Verification of Forecasting Model and Mathematical Programming Model</i>	17
3.3.5.	<i>Data Collection: Sosico-Economic Factor</i>	17
3.3.6.	<i>Grey Model Training & Fitting</i>	17
3.3.7.	<i>Regularized Regression Model Training & Fitting</i>	18
3.3.8.	<i>Hybrid Model Training & Fitting</i>	18
3.3.9.	<i>Waste Generation Forecasting</i>	18
3.3.10.	<i>Validation of Forecasting Result</i>	19
3.3.11.	<i>Waste Generation Forecasting Result</i>	19
3.3.12.	<i>Data Collection for Mathematical Programming</i>	19
3.3.13.	<i>Solving Mathematical Programming Model</i>	19
3.3.14.	<i>Validation of Mathematical Programming Model</i>	19
3.3.15.	<i>Optimization Results</i>	19
3.3.16.	<i>Scenario and Sensitivity Analysis</i>	20
3.3.17.	<i>Conclusions</i>	20
3.4	Model Konseptual.....	20
3.5	Grey Model.....	22
3.6	Regularized Regression	23
3.7	Hybrid Model.....	25
3.8	Model Mathematical Programming	25
3.8.1	<i>Problem Statement</i>	25
BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	31
4.1	Studi Kasus	31
4.2	Data.....	31
4.2.1	<i>Data Forecasting</i>	32
4.2.2	<i>Data Mathematical Programming</i>	33
4.3	Hasil.....	34
4.3.1	<i>Analisis Peramalan Grey Forecasting</i>	34
4.3.1.1	<i>Grey Relational Analysis</i>	34
4.3.1.2	<i>Grey Model (1, n)</i>	36
4.3.2	<i>Analisis Regularized Regression</i>	39
4.3.2.1	<i>Ridge Regression</i>	40
4.3.2.2	<i>Lasso Regression</i>	41
4.3.2.3	<i>Elastic Net</i>	42

4.3.3	Analisis <i>Hybrid Models</i>	43
4.3.4	Perbandingan Performa Model <i>Forecasting</i>	47
4.3.5	Analisis <i>Variable Importance</i>	48
4.3.6	Hasil <i>Forecasting</i> Timbulan Sampah	52
4.3.7	Optimasi Sistem Manajemen Sampah	54
4.3.8	Analisis Sensitivitas	63
4.4	Implikasi Manajerial	66
BAB V PENUTUP.....		69
5.1	Kesimpulan	69
5.2	Saran.....	70
DAFTAR PUSTAKA.....		71
LAMPIRAN A.....		77
LAMPIRAN B.....		81

Halaman sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Kerangka Penelitian.....	5
Gambar 3. 1 Diagram Alir Penelitian.....	16
Gambar 3. 2 Model Konseptual	21
Gambar 3. 3 Ilustrasi Sistem Usulan	22
Gambar 4. 1 <i>Variable Importance Grey Model</i>	48
Gambar 4. 2 <i>Variable Importance Ridge Regression</i>	49
Gambar 4. 3 <i>Variable Importance Lasso Regression</i>	50
Gambar 4. 4 <i>Variable Importance Elastic Net</i>	50
Gambar 4. 5 Kurva <i>Historical</i> dan <i>Prediction</i> Model Prediksi Volume Timbulan Sampah.....	53
Gambar 4. 6 <i>Radar Chart</i> KPI Empat Skenario.....	59
Gambar 4. 7 <i>Diagram Sankey</i> Aliran Fasilitas	62
Gambar 4. 8 <i>Diagram Sankey</i> Aliran Sampah	63
Gambar 4. 9 Analisis Sensitivitas Parameter <i>Total Waste</i> dan <i>Investment Technology</i>	64

Halaman sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu	12
Tabel 3. 1 <i>Sets, Parameters, and Decision Variables</i>	26
Tabel 4. 1 Deskripsi Variabel <i>Forecasting</i>	32
Tabel 4. 2 <i>Dataset Forecasting</i>	33
Tabel 4. 3 <i>Dataset Mathematical Programming</i>	34
Tabel 4. 4 Derajat <i>relasional Deng's</i> antara timbunan sampah dengan faktornya	36
Tabel 4. 5 Hasil Prediksi dengan <i>Grey Model (1,n)</i>	38
Tabel 4. 6 Metrik <i>Error Grey Model</i>	39
Tabel 4. 7 Hasil Prediksi dengan <i>Ridge Regression</i>	40
Tabel 4. 8 Metrik <i>Error Ridge Regression</i>	41
Tabel 4. 9 Hasil Prediksi dengan <i>Lasso Regression</i>	41
Tabel 4. 10 Metrik <i>Error Lasso Regression</i>	42
Tabel 4. 11 Hasil Prediksi dengan <i>Elastic Net</i>	43
Tabel 4. 12 Metrik <i>Error Elastic Net</i>	43
Tabel 4. 13 Hasil Prediksi dengan <i>Hybrid Ridge Regression</i> dan <i>Grey Model</i>	44
Tabel 4. 14 Metrik <i>Error Hybrid Ridge Regression</i> dan <i>Grey Model</i>	44
Tabel 4. 15 Hasil Prediksi dengan <i>Hybrid Lasso Regression</i> dan <i>Grey Model</i>	45
Tabel 4. 16 Metrik <i>Error Hybrid Lasso Regression</i> dan <i>Grey Model</i>	45
Tabel 4. 17 Hasil Prediksi dengan <i>Hybrid Elastic Net</i> dan <i>Grey Model</i>	46
Tabel 4. 18 Metrik <i>Error Hybrid Elastic Net</i> dan <i>Grey Model</i>	46
Tabel 4. 19 Perbandingan Metrik <i>Error Model Tunggal</i> dan <i>Hybrid</i>	47
Tabel 4. 20 Hasil <i>Forecasting</i> Variabel Prediktor	52
Tabel 4. 21 Hasil Prediksi Volume Timbunan Sampah dengan Model <i>Hybrid</i> (Enet + GM)	54
Tabel 4. 22 Peringkat Prioritas Fungsi Objektif	55
Tabel 4. 23 Hasil Optimasi Sistem Manajemen Sampah	57
Tabel 4. 24 Hasil KPI Empat Skenario	61
Tabel 4. 25 Hasil Analisis Sensitivitas terhadap Parameter <i>Total Waste</i>	65

Tabel 4. 26 Hasil Analisis Sensitivitas terhadap Parameter *Investment*

Technology65

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pengelolaan sampah di Indonesia saat ini menghadapi tantangan yang sangat signifikan. Berdasarkan data terbaru dalam Rapat Koordinasi Nasional 2026 (Rakornas 2026) pembahasan sampah, Indonesia menempati peringkat ke-7 sebagai negara terkotor di dunia, dengan volume sampah tahunan mencapai 30.539 juta ton (Kementerian Lingkungan Hidup, 2026; Pemerintah Kabupaten Halmahera Utara, 2026). Persoalan ini diprediksi akan semakin kompleks seiring dengan laju pertumbuhan penduduk yang memicu peningkatan konsumsi secara linear, di mana timbulan sampah nasional diproyeksikan melonjak hingga 82 juta ton pada tahun 2045 (Badan Perencanaan Pembangunan Nasional, 2024; Santoso, Rosyidah dan Sumiyarsono, 2024). Tekanan lingkungan ini sangat dirasakan oleh Kota Balikpapan.

Keresahan utama muncul dari fakta bahwa Kota Balikpapan menghadapi kendala besar dalam kapasitas layanan pengelolaan limbah. Berdasarkan rilis resmi otoritas statistik, pertumbuhan ekonomi di Kota Balikpapan tercatat sebesar 10.24% pada tahun 2025, yang berimplikasi langsung pada peningkatan volume limbah secara signifikan dengan total timbulan sampah mencapai 201230.52 ton per tahun (Badan Pusat Statistik Kota Balikpapan, 2026; Kementerian Lingkungan Hidup, 2026). Kondisi ini diperparah dengan fakta bahwa sebanyak 140860.8 ton sampah dibuang ke tempat pemrosesan akhir. Dominasi angka ketidakterkelolaan ini menjadi ancaman nyata bagi keberlanjutan ekologi dan resiliensi infrastruktur di Kota Balikpapan.

Kondisi tersebut semakin mengkhawatirkan dengan adanya estimasi bahwa fasilitas pemrosesan akhir utama di kawasan tersebut akan mencapai titik jenuh pada tahun 2026 ini (Khairunisa dan Widyarsana, 2025). Jika tidak segera dilakukan transformasi sistem, keterbatasan lahan ini bukan hanya akan menghentikan layanan pengelolaan sampah kota, tetapi juga memicu dampak

berantai berupa peningkatan emisi gas rumah kaca serta risiko kesehatan yang mengancam masyarakat luas (Maulidayanti dkk., 2024).

Melihat urgensi tersebut, transformasi menuju sistem tata kelola sampah yang cerdas dan berkelanjutan di wilayah penyangga IKN menjadi sebuah keharusan. Selama ini, kecenderungan untuk memisahkan sistem alokasi dan distribusi sampah dengan faktor sosio-ekonomi mengakibatkan solusi yang dihasilkan seringkali belum sepenuhnya menangkap dinamika riil di lapangan (Zhang, Zhang dan Wu, 2019). Oleh karena itu, keberadaan instrumen yang menghubungkan estimasi kebutuhan masa depan dengan arah kebijakan operasional menjadi titik balik untuk menekan inefisiensi biaya operasional serta mengoptimalkan utilitas infrastruktur yang tersedia (Santoso, Rosyidah dan Sumiyarsono, 2024).

1.2 Perumusan Masalah

Dari penjelasan pada latar belakang, maka dapat dirumuskan permasalahan pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Bagaimana mengembangkan model prediktif untuk memprediksi jumlah timbulan sampah dengan melibatkan faktor sosio-ekonomi?
2. Bagaimana mengembangkan model keputusan yang mampu mengoptimalkan tata kelola sampah dari sisi menentukan fasilitas, teknologi, aliran sampah, dengan mempertimbangkan aspek ekonomi, lingkungan, sosial, dan infrastruktur?
3. Bagaimana membangun sebuah kerangka kerja terpadu yang menyinergikan pengambilan keputusan prediktif–preskriptif dalam konteks sistem tata kelola sampah?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang muncul, tujuan dilakukannya penelitian ini sebagai berikut:

1. Mengembangkan model prediktif untuk memprediksi jumlah timbulan sampah dengan melibatkan faktor sosio-ekonomi.
2. Mengembangkan model keputusan yang mampu mengoptimalkan tata kelola sampah dari sisi menentukan fasilitas, teknologi, dan aliran sampah,

dengan mempertimbangkan aspek ekonomi, lingkungan, sosial, serta infrastruktur.

3. Membangun sebuah kerangka kerja terpadu yang menyinergikan pengambilan keputusan prediktif-preskriptif dalam konteks sistem tata kelola sampah.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari pelaksanaan penelitian tugas akhir ini sebagai berikut:

1. *Theoretical*

Penelitian ini memberikan solusi dalam perancangan sistem manajemen sampah yang optimal menggunakan metode Mathematical Programming. Penelitian ini menganalisis secara mendalam bagaimana model optimasi dapat mengurangi jumlah timbulan sampah dengan mempertimbangkan aspek biaya, lingkungan, sosial, dan infrastruktur.

2. *Managerial*

Penelitian ini dapat digunakan oleh pemerintah dan pemangku kebijakan lingkungan untuk mengelola sistem manajemen sampah secara efisien. Penerapan model optimasi ini dapat membantu pihak berwenang dalam mengambil keputusan yang tepat dengan mempertimbangkan faktor biaya, lingkungan, sosial, dan infrastruktur, sehingga tercapai solusi yang optimal dalam sistem manajemen sampah.

1.5 Batasan dan Asumsi Penelitian

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini sebagai berikut:

1. Penelitian ini difokuskan pada batas wilayah administrasi Kota Balikpapan, Kalimantan Timur, yang meliputi enam titik sumber timbulan sampah, yakni Kecamatan Balikpapan Kota, Balikpapan Timur, Balikpapan Tengah, Balikpapan Utara, Balikpapan Selatan, dan Balikpapan Barat.
2. Pemodelan aliran dibatasi pada tujuh fraksi utama penyusun sampah padat perkotaan (MSW) yaitu sampah elektronik (*e-waste*), kaca, logam, organik, kertas, plastik, dan residu.

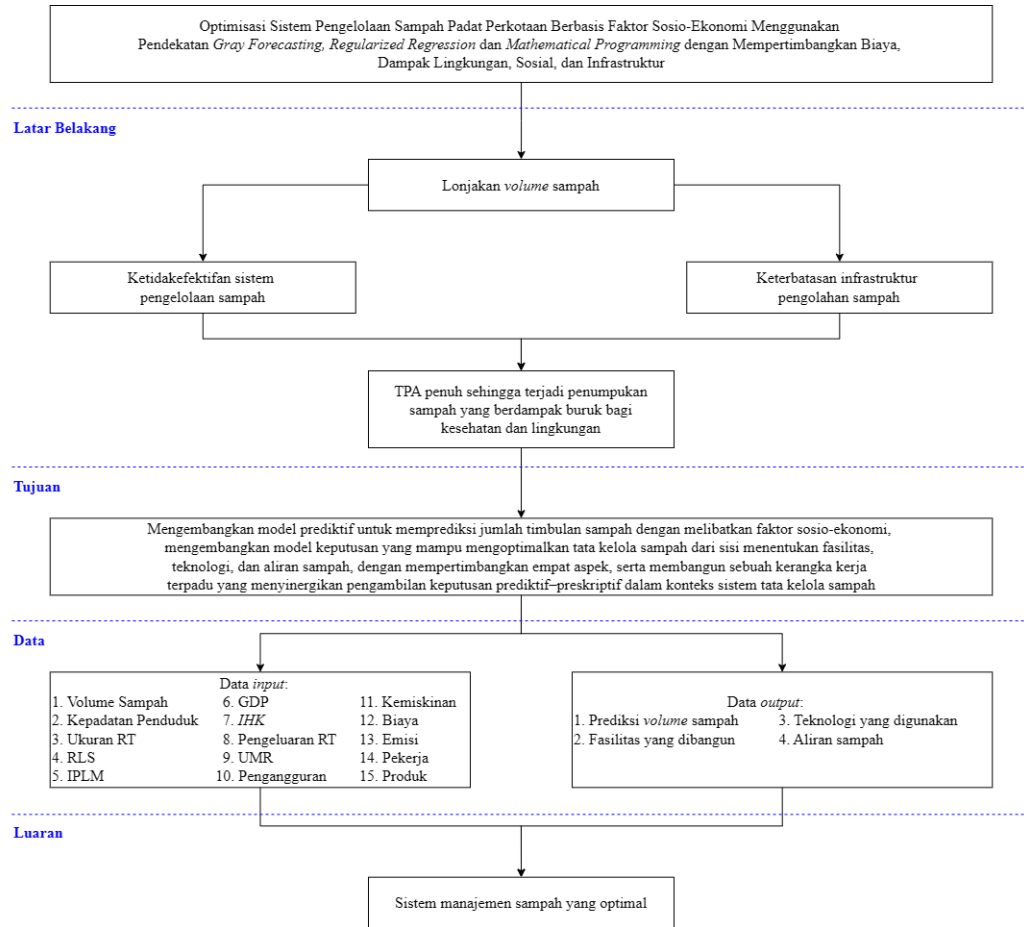
3. Optimasi dilakukan menggunakan model statis periode tunggal. Model ini merepresentasikan perencanaan agregat tahunan dan tidak mempertimbangkan fluktuasi volume sampah secara bulanan maupun harian.
4. Rute transportasi sampah dimodelkan dari titik pusat sumber (kecamatan) menuju fasilitas pemrosesan (*Mini MRF*, *Central MRF*, *Composting*, hingga TPA). Model ini tidak mencakup penentuan rute pengumpulan sampah dari rumah ke rumah.
5. Dampak negatif sosial (*nuisance*) seperti polusi bau, kebisingan, dan risiko penyakit direpresentasikan menggunakan bobot, bukan berdasarkan survei masyarakat secara langsung.
6. Peramalan menggunakan metode *Grey Forecasting* (GM (1,N)) dan optimisasi dilakukan dengan pendekatan *Mathematical Programming*.

Adapun asumsi peneliti yang terdapat pada penelitian tugas akhir ini sebagai berikut:

1. Persentase komposisi jenis sampah dari hulu diasumsikan seragam untuk seluruh kecamatan di Kota Balikpapan.
2. Seluruh produk turunan hasil daur ulang dan konversi energi dapat diserap 100% oleh industri maupun pasar ritel.
3. Lahan untuk pembangunan usulan fasilitas pengolahan baru (seperti *Mini MRF* skala kecamatan, *Composting Plant*, dan *MRF Central*) diasumsikan telah tersedia dan siap bangun.
4. Fasilitas pengolahan sampah yang telah ada (*existing facilities*) diasumsikan wajib dioperasikan sebelum sistem memutuskan untuk mendistribusikan aliran limbah ke fasilitas baru yang diusulkan.
5. Estimasi data parameter diasumsikan berdasarkan referensi literatur yang telah disesuaikan dengan konteks di Indonesia.

1.6 Kerangka Penelitian

Berikut merupakan alir dari kerangka penelitian.



Gambar 1.1 Kerangka Penelitian
Sumber: Penulis, 2026

Halaman sengaja dikosongkan

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Sampah Padat Perkotaan

Permasalahan sampah merupakan isu kompleks yang hingga kini belum terselesaikan secara tuntas. Secara yuridis, Pasal 1 Undang-Undang No. 18 Tahun 2008 tentang Pengelolaan Sampah mendefinisikan sampah sebagai sisa kegiatan sehari-hari manusia dan/atau proses alam yang berbentuk padat. Definisi ini secara langsung mengaitkan timbulan sampah dengan aktivitas manusia. Manusia, sebagai makhluk sosial dan ekonomi, pada dasarnya akan selalu berupaya memenuhi kebutuhannya, baik dalam bentuk barang maupun jasa (Murtiyoko dan Zubaidah, 2023). Konsekuensinya, perilaku konsumtif sebagai bagian dari upaya pemenuhan kebutuhan tersebut akan selalu menghasilkan residu atau sampah.

Sampah yang berwujud padat biasa dikenal dengan istilah *Municipal Solid Waste* (MSW) yang dihasilkan dari kegiatan perkotaan. Sampah padat perkotaan berasal dari sampah rumah tangga, sampah badan komersil, dan sampah di area - area umum yang dianggap tidak bernilai. Jenis sampah padat kota yang dihasilkan diantaranya sampah organik berupa sisa makanan, dedaunan dan kayu/ranting, sampah anorganik berupa kertas, plastik, pakaian, karet, kulit, dan logam (Panggabean dkk., 2025). Menurut data Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional (SIPSN) Indonesia tahun 2024, rumah tangga merupakan sumber sampah terbesar (46.75%), dengan komposisi sampah nasional didominasi oleh sisa makanan (38.09%).

Jumlah timbulan sampah menunjukkan tren peningkatan dari tahun ke tahun. Pada tahun 2024, jumlah timbulan sampah di Indonesia menyentuh angka 101,146.96 ton per hari (Kementerian Lingkungan Hidup, 2026). Semua sampah di wilayah pemukiman atau perkotaan yang tidak dikelola dengan baik, akan membuat lingkungan menjadi terlihat kumuh, kotor, dan jorok, serta menjadi tempat berkembangnya organisme patogen yang berbahaya bagi kesehatan manusia. Sampah yang membusuk juga tidak hanya menimbulkan bau yang tidak sedap, melainkan juga berdampak pada penurunan kualitas kesehatan. Sampah padat juga

dapat mencemari sumur, sungai, dan air tanah dan apabila tercecer–tidak dibuang pada tempat yang seharusnya dapat menyumbat saluran air, lebih fatar dapat menyebabkan banjir (Sutisna, 2024).

2.2 Sistem Manajemen Sampah

Pengelolaan sampah merupakan proses yang kompleks yang melibatkan berbagai pemangku kepentingan seperti pemerintah, perusahaan, dan individu dengan tujuan utama untuk mengurangi volume sampah, melakukan daur ulang, serta membuang limbah secara aman (Julia Lingga dkk., 2024). Dalam Undang-Undang No. 18 Tahun 2008, pengelolaan sampah didefinisikan sebagai kegiatan yang sistematis, menyeluruh, dan berkesinambungan yang meliputi pengurangan dan penanganan sampah (Gobai, Surya dan Syafri, 2021). Oleh karena itu, dalam tata kelola pemerintahan yang baik (*good governance*), kolaborasi dari semua sektor pemerintahan, masyarakat, maupun swasta menjadi satu kesatuan yang tidak terpisahkan. Ketiga elemen ini merupakan hal yang sentral dalam upaya penanggulangan, pengelolaan, maupun pemanfaatan terkait sampah perkotaan (Rodzi dkk., 2024). Pengelolaan sampah yang efektif membutuhkan sinergi dalam aspek perencanaan, pelaksanaan, hingga pemantauan, yang didukung oleh kerangka hukum dan institusi yang kuat.

Meskipun konsep ideal telah dirumuskan, realita di lapangan menunjukkan bahwa penanganan sampah perkotaan di Indonesia umumnya masih menggunakan pola konvensional kumpul-angkut-buang yang berpotensi menyebabkan bencana di kemudian hari (Khairunisa dan Widyarsana, 2025). Permasalahan utama terjadi karena laju produksi sampah umumnya lebih cepat daripada upaya penanggulangannya (Gobai, Surya dan Syafri, 2021). Volume sampah terus meningkat akibat pertumbuhan populasi dan pariwisata, namun infrastruktur dan teknologi pengelolaan belum tersedia sesuai harapan, sehingga menyebabkan pencemaran lingkungan dan hilangnya peluang ekonomi (Hardjana dan Putri, 2023). Selain itu, upaya pemilahan di sumber sering kali menjadi sia-sia karena sampah yang sudah dipilah di tingkat rumah tangga kembali tercampur pada proses pengumpulan dan berakhir menyatu di Tempat Pembuangan Akhir (TPA) (Irmawartini, Mulyati dan Pujiono, 2023). Kondisi ini diperparah dengan keterbatasan lahan TPA, terutama di negara dengan kepadatan penduduk tinggi,

serta tingginya sampah yang tidak terkelola yang mencapai 38,05% atau sekitar 9,9 juta ton secara nasional (Eka Sari Widyastuti, 2025; Panggabean dkk., 2025).

Secara teknis operasional, pengelolaan sampah dikatakan optimal bila semua aspek berjalan seimbang dan saling menunjang. Berdasarkan SK SNI T-13-1990-F, sistem pengelolaan teknik operasional persampahan terdiri dari enam komponen fungsional, yaitu: (1) timbulan sampah, (2) penanganan di sumber, (3) pengumpulan, (4) pemindahan, (5) pengangkutan, dan (6) pembuangan akhir (Gobai, Surya dan Syafri, 2021). Untuk meminimalkan dampak negatif, pengelolaan tidak hanya bertumpu pada perbaikan sistem penanganan, tetapi juga memerlukan teknologi ramah lingkungan untuk pengolahan sampah (Maulidayanti dkk., 2024). Diperlukan pengelolaan yang terorganisir secara integratif dari hulu hingga hilir, guna mengatasi keterbatasan seperti sulitnya mengolah limbah berbahaya dan tingginya biaya pengolahan awal (Rahmawati dkk., 2021; Panggabean dkk., 2025).

2.3 Grey Model

Grey Forecasting Model adalah metode peramalan yang berakar pada Teori Sistem Grey (*Grey System Theory*), sebuah konsep yang diperkenalkan oleh Profesor Deng Julong pada awal 1980-an untuk menganalisis sistem dengan informasi yang sebagian diketahui (putih) dan sebagian tidak diketahui (hitam) (Wang dan Xie, 2024; Shuai dkk., 2025). Prinsip kerja fundamental dari model ini adalah mengubah data deret waktu asli yang mungkin acak atau tidak teratur menjadi urutan baru yang memiliki pola pertumbuhan yang lebih jelas melalui teknik yang disebut *Accumulating Generation Operator* (AGO) (Shuai dkk., 2025). Dengan mekanisme ini, ketidakpastian dan keacakan (*randomness*) dalam data dapat diredam, sehingga dinamika sistem dapat dideskripsikan menggunakan persamaan diferensial untuk melakukan prediksi ekstrapolasi (Wang dan Xie, 2024). Proses pemodelan ini umumnya melibatkan definisi persamaan diferensial, estimasi parameter menggunakan metode kuadrat terkecil, dan transformasi data kembali ke nilai aslinya (Wang dan Xie, 2024).

Model ini memiliki berbagai varian, mulai dari bentuk dasar GM (1,1) yang merupakan model orde pertama dengan satu variabel, hingga GM (1,N) untuk analisis multivariat (Wang dan Xie, 2024). Kelebihan utama metode ini,

sebagaimana dijelaskan oleh Guo et al. (2022), adalah kemampuannya membangun model prediksi yang efektif hanya dengan menggunakan sampel data yang sangat sedikit (minimal empat titik data) serta tidak menuntut asumsi distribusi statistik yang ketat, sehingga sangat relevan digunakan dalam peramalan timbulan sampah padat perkotaan di mana data historis sering kali terbatas. Meskipun demikian, Shuai et al. (2025) mencatat bahwa model ini memiliki kelemahan, yaitu sensitif terhadap data historis awal dan kinerjanya dapat menurun jika data mengandung fluktuasi acak yang terlalu tinggi, sehingga terkadang memerlukan kombinasi dengan metode lain atau optimasi parameter untuk meningkatkan akurasi.

2.4 Regularized Regression

Regularized regression, atau yang juga dikenal sebagai *shrinkage methods*, merupakan pengembangan dari metode *Ordinary Least Squares* (OLS) klasik. Metode ini dirancang secara khusus untuk mengatasi permasalahan *overfitting* dan multikolinearitas antar variabel prediktor, yang sering terjadi pada dataset berdimensi tinggi $p > n$ (). Pendekatan ini bekerja dengan cara memodifikasi fungsi tujuan minimalisasi *Residual Sum of Squares* (RSS) pada OLS melalui penambahan parameter penalti. Penambahan penalti ini berfungsi untuk membatasi sumber daya memorisasi model, sehingga memaksa koefisien regresi menyusut ke arah nol, menghasilkan kurva yang lebih halus, serta meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data baru. *Ridge Regression* menerapkan penalti yang sebanding dengan kuadrat dari nilai koefisien model, yang dikenal sebagai norma L_2 atau *Euclidean norm*. Metode ini sangat efektif digunakan ketika terdapat multikolinearitas yang tinggi di antara variabel input yang dapat menyebabkan model OLS menjadi tidak stabil. Dengan adanya penalti L_2 , metode ini mendorong fitur-fitur yang saling berkorelasi kuat untuk memiliki nilai koefisien yang berdekatan daripada membiarkannya berfluktuasi secara ekstrem. Kelemahan utamanya adalah koefisien hanya ditekan mendekati nol namun tidak pernah benar-benar mencapai angka nol mutlak, sehingga seluruh variabel prediktor akan tetap dipertahankan dalam model akhir (Jason Brownlee, 2018).

Sebagai alternatif untuk mengatasi keterbatasan *Ridge* dalam hal interpretabilitas, *Lasso* (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*) menggunakan penalti berdasarkan nilai absolut dari koefisien model (norm L_1).

Berbeda dengan *Ridge*, bentuk geometri penalti pada *Lasso* memungkinkan estimasi koefisien ditekan hingga bernilai tepat nol. Karakteristik ini membuat *Lasso* mampu melakukan seleksi fitur (*feature selection*) secara otomatis dengan membuang variabel yang kurang relevan, sehingga menghasilkan model yang jauh lebih sederhana dan sangat mudah untuk diinterpretasikan (Boehmke dan Greenwell, 2019).

Elastic Net merupakan metode regularisasi *hybrid* yang mengombinasikan penalti L_1 (*Lasso*) dan penalti L_2 (*Ridge*) secara bersamaan. Metode ini secara khusus diperkenalkan untuk mengatasi keterbatasan *Lasso*, terutama ketika model cenderung hanya memilih satu variabel secara acak dari sekumpulan variabel prediktor yang saling berkorelasi kuat. Dengan menggabungkan kedua jenis penalti tersebut, *Elastic Net* mampu mempertahankan kemampuan seleksi variabel yang diunggulkan oleh *Lasso*, sekaligus memiliki stabilitas terhadap kelompok variabel yang berkorelasi layaknya *Ridge Regression* (James dkk., 2021).

2.5 Mathematical Programming

Mathematical Programming (Pemrograman Matematis) merupakan suatu pendekatan sistematis yang digunakan untuk memformulasikan dan memecahkan masalah optimasi dalam proses pengambilan keputusan (Alvarez, 2025). Secara fundamental, tujuan dari metode ini adalah menentukan nilai optimal—baik dalam bentuk maksimasi (keuntungan) maupun minimasi (biaya, risiko, atau dampak)—terhadap sebuah fungsi tujuan (*objective function*) yang dibatasi oleh serangkaian kendala (*constraints*) matematis (Alvarez, 2025). Struktur model ini melibatkan tiga komponen utama: variabel keputusan yang merepresentasikan pilihan tindakan, fungsi tujuan yang mencerminkan metrik kinerja yang ingin dicapai, serta batasan-batasan yang merefleksikan keterbatasan sumber daya atau aturan operasional (Mohee dkk., 2025). Terdapat berbagai klasifikasi dalam *Mathematical Programming* yang dibedakan berdasarkan karakteristik variabel dan fungsi yang digunakan, seperti *Linear Programming* (LP), *Nonlinear Programming* (NLP), dan *Integer Programming* (IP). Dalam optimasi sistem yang melibatkan keputusan diskrit (bilangan bulat) dan kontinu, metode *Mixed-Integer Linear Programming* (MILP) dinilai sangat efektif (Pasaribu dkk., 2025).

Dalam konteks optimasi sistem pengelolaan sampah padat perkotaan (MSW), varian *Mixed-Integer Linear Programming* (MILP) merupakan metode yang sangat relevan dan sering diterapkan. MILP dinilai efektif karena kemampuannya mengakomodasi variabel diskrit (bilangan bulat), seperti keputusan biner untuk membangun atau tidak membangun fasilitas (ya/tidak), bersamaan dengan variabel kontinu, seperti volume aliran sampah atau kapasitas pengolahan (Pasaribu dkk., 2025). Penerapan metode ini telah banyak dikaji secara ekstensif untuk menentukan keputusan penting, termasuk penentuan rute optimal, lokasi fasilitas, dan pemilihan teknologi pengolahan guna mencapai keberlanjutan dan efisiensi biaya (Barma dkk., 2022). Keunggulan utama *Mathematical Programming* terletak pada kemampuannya untuk menghasilkan solusi global yang objektif dan terjamin optimalitasnya, serta memfasilitasi identifikasi *bottleneck* atau keterbatasan sumber daya dalam sistem (Alvarez, 2025). Cara kerja metode ini melibatkan penggunaan algoritma *solver* untuk mencari titik dalam ruang kendala yang memberikan nilai terbaik bagi fungsi tujuan.

2.6 Penelitian Terdahulu

Rangkuman hasil penelitian terdahulu yang memiliki keterkaitan dengan penelitian yang telah dilakukan ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No	Nama dan Tahun Publikasi	Hasil
1	Barma dkk. (2022)	Metode: Mengembangkan model optimasi matematika <i>mixed-integer</i> tujuan tunggal (biaya). Hasil: Penentuan jumlah dan kapasitas optimal fasilitas yang dibutuhkan (seperti 20 pusat pengumpulan dan 2 pusat daur ulang).
2.	Munguía-López, Ochoa-Barragán dan Ponce-Ortega (2022)	Metode: Menggunakan model <i>multi-objective mixed-integer linear programming</i> (MILP) dengan metode <i>epsilon-constraint</i> yang memasukkan variabel tarif pajak hijau untuk merancang kawasan industri pengolahan sampah terpadu. Hasil: Penerapan pajak variabel dapat secara signifikan meningkatkan daur ulang limbah medis dan organik sekaligus memaksimalkan keuntungan ekonomi

No	Nama dan Tahun Publikasi	Hasil
3	Zhang, Zhang dan Wu (2019)	Metode: Menggunakan Model Hibrida Multivariat yang menggabungkan <i>Ridge Regression</i> dan GM(1,N) dengan mempertimbangkan lima variabel utama (Populasi, Ekonomi, Pariwisata, dan Pendidikan) Hasil: Berhasil mencapai akurasi tinggi dengan MAPE hanya 2.59%, yang membuktikan efektivitas dalam menyeimbangkan tren pertumbuhan dari kedua model tunggal.
4	Islam dkk. (2022)	Metode: Menggunakan model multivariat GM(1,N) yang mengintegrasikan faktor sosio-ekonomi dan iklim Hasil: Menunjukkan bahwa model <i>Grey</i> lebih unggul daripada regresi standar, dengan akurasi MAPE keseluruhan berkisar antara 5.64%–7.54% untuk prediksi sampah triwulanan.

Sumber: Penulis, 2026

Halaman sengaja dikosongkan

BAB III

METODE PENELITIAN

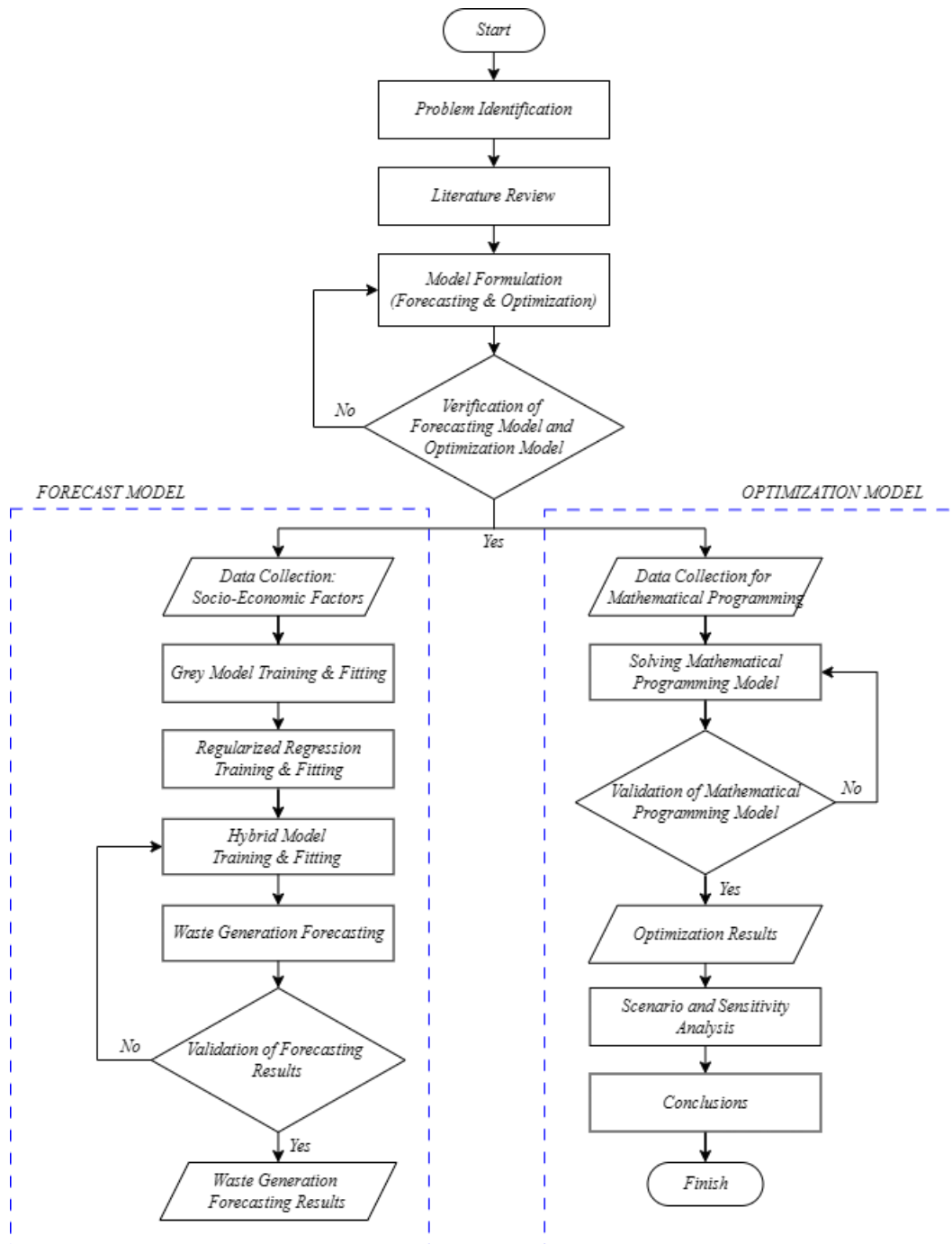
3.1 Garis Besar Penelitian

Penelitian ini mengajukan sebuah model untuk mendeterminasi keputusan-keputusan optimal terkait manajemen sampah padat perkotaan di Balikpapan. Model ini secara spesifik bertujuan untuk merancang keseluruhan sistem pengelolaan sampah di Kota Balikpapan secara terintegrasi. Keputusan-keputusan kunci yang akan ditentukan mencakup penentuan fasilitas baru yang harus dibangun, pemilihan teknologi pengolahan yang paling sesuai dengan karakteristik sampah, dan penetapan aliran logistik sampah dari sumber hingga pemrosesan akhir. Dengan demikian, penelitian ini berupaya memberikan solusi struktural yang komprehensif terhadap tantangan kapasitas TPA dan lonjakan volume sampah yang dihadapi Balikpapan.

Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini menggunakan pendekatan *hybrid* yang memadukan *Grey Model* dengan model *Regularized Regression* kemudian dilanjutkan dengan *Mathematical Programming*. *Grey Model* dan model *Regularized Regression* berfungsi sebagai alat prediksi untuk mengantisipasi volume timbunan sampah di masa depan, di mana proyeksi ini didasarkan pada analisis variabel sosio-ekonomi. Selanjutnya model *Mathematical Programming*, bertugas melakukan optimasi multiobjektif. Model ini mencari hasil yang optimal dengan menyeimbangkan empat aspek yang sering bertentangan: meminimalkan biaya sistem, menekan dampak negatif lingkungan, memastikan penerimaan sosial, dan mempertimbangkan keterbatasan serta ketersediaan infrastruktur saat ini.

3.2 Diagram Alir Penelitian

Diagram alir penelitian ditunjukkan pada gambar berikut.



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian
Sumber: Penulis, 2026

3.3 Prosedur Penelitian

Adapun prosedur pada penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

3.3.1. Problem Identification

Melakukan identifikasi masalah terkait sistem manajemen sampah pada perkotaan di Balikpapan. Masalah yang diidentifikasi mencakup ketidakoptimalan dalam pengolahan sampah guna menghadapi lonjakan timbulan sampah.

3.3.2. Literature Review

Rujukan utama yang mendasari penelitian ini diperoleh dari jurnal nasional dan internasional yang dipilih berdasarkan kesesuaiannya dengan metode penyelesaian masalah yang diusulkan.

3.3.3. Model Formulation

Pengembangan dan penyusunan model yaitu *Grey Model*, *Ridge Regression*, *Lasso Regression*, *Elastic Net* dan *Mathematical Programming* dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian serta mengevaluasi bagaimana implementasinya dalam kondisi nyata. Selanjutnya, parameter-parameter yang diperlukan ditentukan berdasarkan ketersediaan data di Balikpapan.

3.3.4. Verification of Forecasting Model and Mathematical Programming Model

Tahap verifikasi dilakukan untuk memeriksa model yang dikembangkan telah sesuai, dalam hal ini yaitu memastikan bahwa model $GM(1,n)$, *Ridge*, *Lasso*, *Elastic Net* dan *Mathematical Programming* bisa *dirun*, tidak terjadi *syntax error*, serta menghasilkan *output*.

3.3.5. Data Collection: Sosico-Economic Factor

Data yang diperlukan diambil dengan wawancara dan mengumpulkan dari situs resmi, serta penelitian lain. Data primer diperoleh melalui wawancara dengan Dinas Lingkungan Hidup Balikpapan untuk mendapatkan informasi mengenai sistem pengolahan sampah saat ini. Sedangkan, untuk data sekunder yang dikumpulkan meliputi data parameter untuk pemodelan matematika, sedangkan untuk peramalan menggunakan data sosial dan ekonomi di Balikpapan, diantaranya volume sampah, kepadatan penduduk, ukuran rumah tangga, rata-rata lama sekolah, Indeks Pembangunan Literasi Masyarakat, *Gross Regional Domestic Product*, Indeks Harga Konsumen, pengeluaran rumah tangga, Upah Minimum Regional, tingkat pengangguran, dan tingkat kemiskinan.

3.3.6. Grey Model Training & Fitting

Tahapan ini diawali dengan perhitungan *Grey Relational Analysis* (GRA) untuk menganalisis seberapa kuat hubungan antara variabel target (timbulan sampah) dengan variabel prediktor (faktor sosio-ekonomi). Dari analisis tersebut, nilai *Grey Relational Degree* (GRD) ditentukan guna menyaring dan memilih faktor-faktor yang paling memengaruhi laju timbulan sampah. Setelah variabel prediktor terpilih, dilanjutkan ke tahap *training* dan *fitting* model *Grey* menggunakan data historis. Performa model yang telah terbentuk dievaluasi tingkat akurasi berdasarkan nilai *R Squared*, *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Square Error* (MSE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE).

3.3.7. Regularized Regression Model Training & Fitting

Terdapat tiga pendekatan regresi yang dievaluasi pada tahap ini, yaitu regresi *Ridge* yang berfungsi menyusutkan nilai koefisien variabel, regresi *Lasso* yang mampu melakukan seleksi variabel secara otomatis, serta *Elastic Net* yang mengombinasikan karakteristik dari kedua metode tersebut. Setelah ketiga model dilatih menggunakan data historis, masing-masing model kemudian dievaluasi tingkat akurasi menggunakan metrik *R Squared*, *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Square Error* (MSE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE).

3.3.8. Hybrid Model Training & Fitting

Tahapan selanjutnya adalah pembentukan model *hybrid* yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi peramalan dengan cara menutupi kelemahan dari masing-masing *single model*. Pada proses ini, *Grey Model* dengan model *Regularized Regression* yang telah dibentuk sebelumnya. Terdapat tiga kombinasi model *hybrid*, yaitu gabungan antara *Grey Model* dengan *Ridge*, *Grey Model* dengan *Lasso*, serta *Grey Model* dengan *Elastic Net*. Ketiga model ini dibandingkan menggunakan metrik *R Squared*, *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Square Error* (MSE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE) guna menentukan model terbaik yang akan digunakan untuk memproyeksikan timbulan sampah di masa depan.

3.3.9. Waste Generation Forecasting

Tahap ini merupakan proses memprediksi jumlah timbulan sampah padat perkotaan berdasarkan model yang telah dibuat. Prediksi dilakukan dalam jangka panjang (tahunan) untuk beberapa waktu kedepan

3.3.10. *Validation of Forecasting Result*

Hasil prediksi perlu divalidasi terlebih dahulu untuk memastikan bahwa data telah sesuai dengan keadaan sebenarnya. Proses validasi ini dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi dengan data aktual pada tahun yang lalu. Apabila hasil peramalan jauh berbeda dari data aktual, maka perlu kembali ke proses *training* dan *fitting* model untuk mendapatkan hasil yang baik.

3.3.11. *Waste Generation Forecasting Result*

Hasil prediksi jumlah timbulan sampah padat perkotaan yang telah valid akan menjadi tambahan informasi dan *input* untuk metode *Mathematical Programming*.

3.3.12. *Data Collection for Mathematical Programming*

Data yang diperlukan untuk *input* metode *Mathematical Programming* didapat dengan mengumpulkan dari Dinas Lingkungan Hidup dan wawancara dengan pihak terkait, serta data yang termuat dalam situs resmi maupun penelitian lain.

3.3.13. *Solving Mathematical Programming Model*

Tahap memproses model *Mathematical Programming* dapat dijalankan apabila semua kebutuhan data telah terpenuhi. Setelah *dirun*, model akan memberikan nilai yang sudah dioptimalkan.

3.3.14. *Validation of Mathematical Programming Model*

Kemudian dilakukan validasi model dengan cara membandingkan *output* dengan keadaan aktual. Jika *output* telah sesuai dengan yang diinginkan dan sejalan dengan tujuan model maka dapat dikatakan valid.

3.3.15. *Optimization Results*

Setelah dilakukan validasi, didapatkan *output* berupa keputusan-keputusan membangun fasilitas, memilih teknologi, dan menentukan aliran sampah berdasarkan model *Mathematical Programming* yang telah dioptimalkan.

3.3.16. Scenario and Sensitivity Analysis

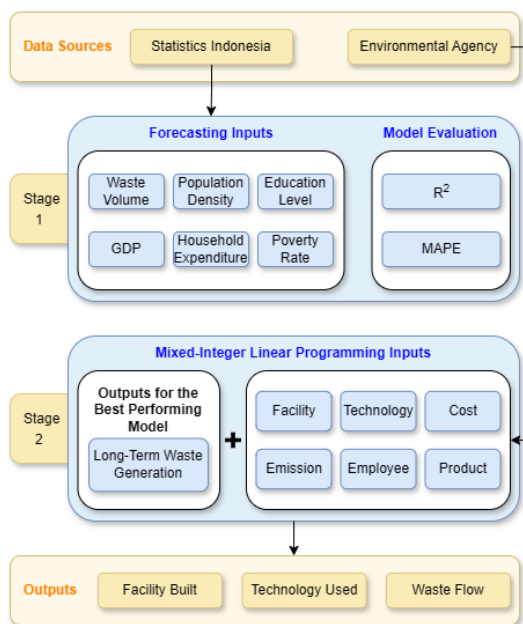
Tahapan ini merupakan langkah evaluasi akhir yang terdiri dari analisis skenario dan analisis sensitivitas guna menguji ketahanan (*robustness*) model optimasi yang telah dibangun. Pada analisis skenario, kinerja sistem dievaluasi melalui empat skenario pengujian yang berbeda menggunakan *Key Performance Indicator* (KPI). Selanjutnya melakukan analisis sensitivitas dengan memvariasikan nilai parameter secara bertahap untuk melihat sejauh mana fluktuasi parameter memengaruhi stabilitas keempat fungsi objektif.

3.3.17. Conclusions

Berdasarkan hasil pengolahan data, langkah selanjutnya adalah merumuskan kesimpulan. Proses ini dimaksudkan untuk memastikan bahwa solusi yang dihasilkan telah selaras dengan tujuan penelitian dan menjawab permasalahan yang dirumuskan.

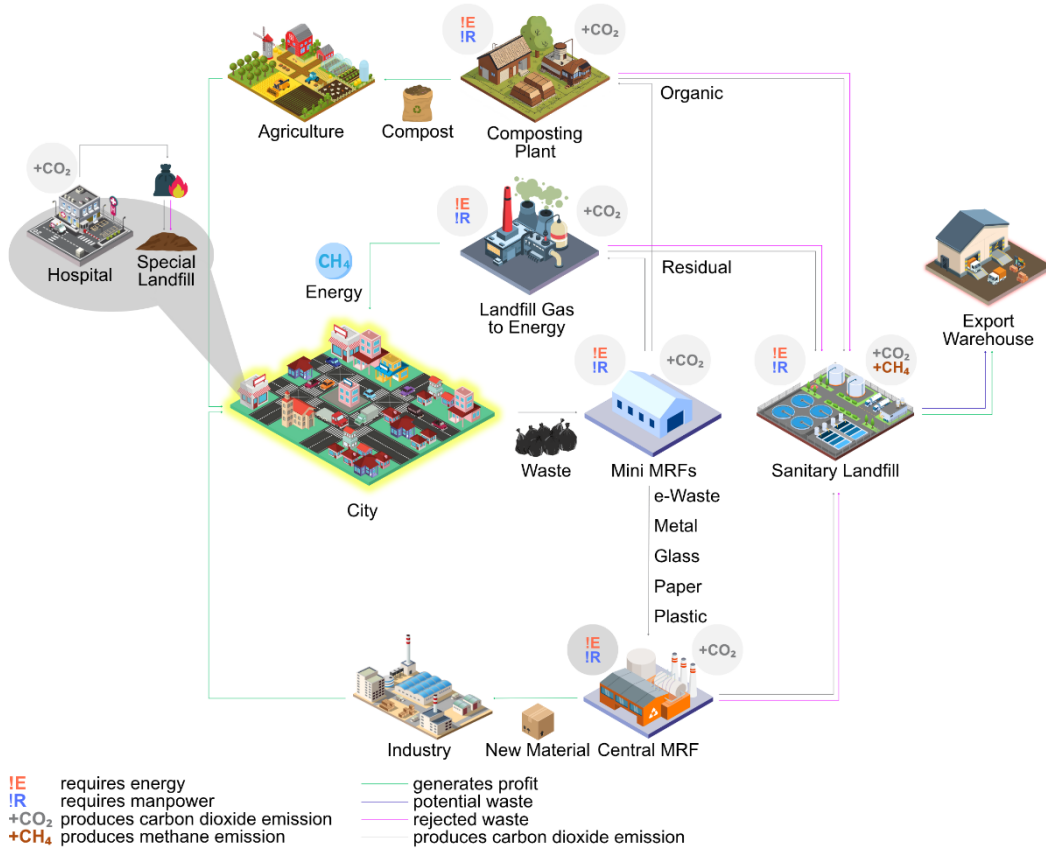
3.4 Model Konseptual

Penelitian ini mengusulkan kerangka penelitian yang menyinergikan aspek prediktif dan preskriptif sebagaimana diilustrasikan dalam Gambar 3.2. Tahap pertama berfokus pada pengembangan model peramalan menggunakan metode *Grey Model* (1,n) dan model *Regularized Regression* untuk memproyeksikan dinamika timbulan sampah masa depan. Model ini menginkorporasikan variabel sosio-ekonomi sebagai input utama. Tahap kedua menggunakan model *Mixed-Integer Linear Programming* (MILP) untuk mengoptimalkan konfigurasi sistem. Optimisasi ini mencakup penentuan lokasi fasilitas, pemilihan teknologi pengolahan, serta alokasi aliran sampah. Pendekatan ini menerapkan kerangka multiobjektif untuk meminimalkan total biaya, emisi karbon, serta eksternalitas negatif seperti polusi bau dan kebisingan, sekaligus memaksimalkan penciptaan lapangan kerja dan utilitas infrastruktur yang telah tersedia di Balikpapan.



Gambar 3.2 Model Konseptual
Sumber: Penulis, 2026

Penelitian ini mengusulkan strategi aliran sampah dengan beberapa fasilitas pendukung didalamnya, yang ditunjukkan pada ilustrasi di bawah. Semua sampah bermula dari perkotaan, yang kemudian masuk ke fasilitas Mini MRF (*Material Recovery Facility*) untuk disortir sesuai jenis sampah diantaranya sampah elektronik, logam, kaca, kertas, plastik, organik dan residual. Sampah-sampah tersebut perlu dikirimkan ke fasilitas pengolahan yang berbeda-beda dan menggunakan teknologi yang berbeda pula. Jenis sampah elektronik, logam, kaca, kertas, plastik dikirimkan ke *Central MRF (Material Recovery Facility)* yang memiliki lima lini proses di dalamnya untuk diolah menjadi material baru bagi industri. Sampah organik dikirimkan ke tempat pengomposan untuk dijadikan kompos dan berguna bagi pertanian serta perkebunan. Adapun sampah residual akan dikirimkan ke tempat pengolahan menjadi energi yang manfaatnya kembali ke perkotaan. Ketika terdapat sampah yang sudah tidak dapat diolah, maka akan ditimbun di TPA. Namun, Ketika sampah tersebut tidak dapat diolah karena keterbatasan teknologi, maka dapat diekspor ke negara yang membutuhkan.



Gambar 3. 3 Ilustrasi Sistem Usulan
Sumber: Penulis, 2026

3.5 Grey Model

Pada penelitian ini, *Grey Model* digunakan untuk memprediksi jumlah timbulan sampah padat perkotaan. Tahapan pemodelan Grey diawali dengan melakukan perhitungan *Grey Relational Analysis* (GRA) untuk melihat keeratan hubungan antar variabel, yang kemudian dilanjutkan dengan penentuan nilai *Grey Relational Degree* (GRD) untuk memilih variabel prediktor yang paling berpengaruh, menggunakan persamaan (3.1) hingga persamaan (3.5). Setelah variabel prediktor terpilih, dilanjutkan ke tahap *training* dan *fitting Grey Model*. Adapun rumus-rumus persamaan yang digunakan dalam perhitungan dan pemodelan *Grey Model* pada penelitian ini seluruhnya bersumber dari buku *Grey System Analysis*, oleh Liu S. (2025).

$$X'_i = X_i / \bar{X}_i \quad (3.1)$$

$$\Delta_i(k) = |x'_0(k) - x'_i(k)| \quad (3.2)$$

$$M = \max_i \max_k \Delta_i(k), m = \min_i \min_k \Delta_i(k) \quad (3.3)$$

$$\gamma_{0i}(k) = \frac{m + \xi M}{\Delta_i(k) + \xi M} \quad (3.4)$$

$$\gamma_{0i} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \gamma_{0i}(k) \quad (3.5)$$

$$x_i^{(1)}(k) = \sum_{m=1}^k x_i^{(0)}(m) \quad (3.6)$$

$$z_0^{(1)}(k) = \frac{1}{2} x_0^{(1)}(k) + \frac{1}{2} x_0^{(1)}(k-1) \quad (3.7)$$

$$y_N = [x_0^{(0)}(2), x_0^{(0)}(3), \dots, x_0^{(0)}(n)]^T \quad (3.8)$$

$$B = \begin{bmatrix} -z_0^{(1)}(2) & x_1^{(1)}(2) & \dots & x_N^{(1)}(2) \\ -z_0^{(1)}(3) & x_1^{(1)}(3) & \dots & x_N^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ -z_0^{(1)}(n) & x_1^{(1)}(n) & \dots & x_N^{(1)}(n) \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$P_N = [a, b_1, b_2, \dots, b_N]^T \quad (3.10)$$

$$\hat{x}_0^{(1)}(k) = [x_0^{(0)}(1) - \frac{1}{a} \sum_{i=1}^N b_i x_i^{(1)}(k)] e^{-a(k-1)} + \frac{1}{a} \sum_{i=1}^N b_i x_i^{(1)}(k) \quad (3.11)$$

$$\hat{x}_0^{(0)}(k) = \hat{x}_0^{(1)}(k) - \hat{x}_0^{(1)}(k-1) \quad (3.12)$$

$$x_1^{(0)}(k) + a z_1^{(1)}(k) = \sum_{i=7}^N b_i x_i^{(1)}(k) \quad (3.13)$$

Persamaan (3.6) hingga (3.13) merupakan penjabaran dari model multivariat GM (1,N) yang didapat dari penelitian Zhang, Zhang dan Wu (2019). Rangkaian persamaan ini mendeskripsikan kerangka kerja sistem *grey* yang mampu menangkap korelasi antara satu variabel dependen dengan beberapa variabel independen sekaligus. Proses pemodelan dimulai dengan transformasi data melalui *Accumulated Generating Operation* (AGO), dilanjutkan dengan estimasi parameter a dan b_i . Pada tahap akhir, model ini menggunakan fungsi *Inverse Accumulated Generating Operation* (IAGO) untuk mengembalikan nilai prediksi ke skala aslinya.

3.6 Regularized Regression

Tahapan ini menguraikan mekanisme komputasi dari metode *Regularized Regression* yang digunakan untuk menyeleksi variabel dan mengestimasi laju timbulan sampah. Algoritma ini beroperasi dengan memodifikasi fungsi objektif dasar regresi yang meminimalkan *Sum of Squared Errors* (SSE) dengan menambahkan penalti struktural. Persamaan umum dari proses pembelajarannya

direpresentasikan sebagai minimalisasi dari $SSE + P$, di mana P adalah bentuk penalti yang diberikan untuk mengontrol varians model. Langkah pertama adalah mengevaluasi *Ridge Regression*. Pada metode ini, sistem mengestimasi koefisien β dengan meminimalkan nilai *error* yang telah ditambahkan dengan penalti penyusutan berupa jumlah kuadrat koefisien. Proses ini diatur oleh parameter λ yang mengontrol seberapa besar penalti diberikan. Jika $\lambda = 0$ fungsi kembali menjadi OLS, dan jika λ membesar koefisien menyusut mendekati nol. Rumus fungsi objektif *Ridge* yang diminimalkan adalah sebagai berikut (Boehmke dan Greenwell, 2019):

$$\text{minimize} \left(SSE + \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \right) \quad (3.14)$$

Langkah kedua adalah pemodelan menggunakan *Lasso Regression*. Sistem mengganti penalti kuadrat dengan penalti jumlah nilai absolut dari koefisien. Algoritma ini secara matematis memaksa koefisien dari variabel prediktor yang dampaknya tidak signifikan menjadi angka nol mutlak, sehingga model melakukan penyaringan fitur. Fungsi biaya yang diminimalkan dalam perhitungan *Lasso Regression* dieksekusi melalui persamaan berikut

$$\text{minimize} \left(SSE + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right) \quad (3.15)$$

Langkah terakhir adalah menerapkan *Elastic Net* untuk menangani kondisi di mana variabel prediktor saling berkorelasi secara kompleks. Algoritma ini meminimalkan fungsi biaya dengan menjumlahkan *error* dasar dengan kedua jenis penalti secara simultan. Parameter λ_1 digunakan untuk mengatur kekuatan penalti *Lasso*, sedangkan λ_2 mengatur kekuatan penalti *Ridge*. Rumus matematis yang dieksekusi oleh model *Elastic Net* adalah sebagai berikut:

$$\text{minimize} \left(SSE + \lambda_1 \sum_{j=1}^p \beta_j^2 + \lambda_2 \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right) \quad (3.16)$$

3.7 Hybrid Model

Tahapan pembentukan model *hybrid* ini berfokus pada cara menggabungkan hasil peramalan dari *Grey Model* dan *Regularized Regression*. Proses penggabungan ini menggunakan metode pembobotan optimal (*optimal weight*) untuk menentukan proporsi gabungan yang paling sesuai (Zhang dkk., 2019). Konsep utamanya adalah mencari besaran bobot untuk *Grey Model* dan bobot untuk model regresi, di mana jumlah dari kedua bobot tersebut harus sama dengan satu. Nilai bobot optimal ini ditentukan dengan cara meminimalkan total *error* prediksi, seperti nilai *Sum of Squared Errors* (SSE), dari gabungan kedua model selama proses *training* menggunakan data historis. Persamaan matematis untuk menghitung bobot optimal ini ditunjukkan pada persamaan (3.17) hingga (3.20) seperti berikut (Zhang, Zhang and Wu, 2019).

$$E = \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^7 e_{RLR}^2(k) & \sum_{k=1}^7 e_{RLR}(k)e_{GM}(k) \\ \sum_{k=1}^7 e_{GM}(k)e_{RLR}(k) & \sum_{k=1}^7 e_{GM}^2(k) \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

$$\min Q = P^T E P, \sum_{i=1}^2 R^T P = 1 \quad (3.18)$$

$$P_0 = \frac{E^{-1}R}{R^T E^{-1}R} \quad (3.19)$$

$$Y = p_1 \hat{X}_{RLR} + p_2 \hat{X}_{GM} \quad (3.20)$$

3.8 Model Mathematical Programming

Pada penelitian ini, *Mathematical Programming* digunakan untuk mendapatkan hasil yang optimal untuk rancangan sistem manajemen sampah padat perkotaan berdasarkan batasan dan asumsi yang diberikan. Lebih spesifik, model yang digunakan adalah *Mixed Integer Linear Programming* (MILP) karena variabel yang digunakan beragam yaitu *binary*, *continuous*, dan *integer*.

3.8.1 Problem Statement

Model optimasi ini dirancang untuk mendapatkan sistem manajemen sampah yang efektif melalui pemilihan fasilitas dan teknologi serta penentuan aliran sampah. Dalam model ini, diusulkan setiap jenis sampah memiliki tempat

pengolahannya masing-masing. Penentuan fasilitas yang harus dibangun perlu dipertimbangkan berdasarkan dampak sosial yakni pembukaan lapangan pekerjaan baru dan tingkat penerimaan fasilitas di lingkungan sekitar. Selain itu, teknologi pemrosesannya juga dipilih berdasarkan aspek biaya yang dibutuhkan dan emisi yang dikeluarkan. Kemudian, penentuan aliran sampah harus tetap memperhatikan utilitas infrastruktur yang telah ada, sehingga, fasilitas baru yang akan dibangun tidak menghentikan proses di fasilitas eksisting.

Variabel dalam model ini terbagi dalam tiga kelompok, yaitu set, parameter, dan variabel keputusan. Adapaun penjabarannya sebagai berikut.

Tabel 3. 1 *Sets, Parameters, and Decision Variables*

Notation	Description	Unit
Sets		
M	Kecamatan di Balikpapan (Balikpapan Utara, ..., Balikpapan Kota)	-
I	Jenis sampah (plastik, ..., kaca)	-
K	Teknologi pengolahan sampah	-
F	Fasilitas pengolahan sampah	-
P	Produk akhir hasil daur ulang	-
Parameters		
$TotalWaste$	Volume timbulan sampah kota	ton
Pop_m	Jumlah penduduk per kecamatan $m \in M$	jiwa
$Comp_i$	Komposisi per jenis sampah $i \in I$	persen
Cap_f^{fac}	Kapasitas fasilitas $f \in F$	rupiah
$Fixed_f$	Biaya investasi fasilitas $f \in F$	rupiah
Var_f	Biaya operasional per ton $f \in F$	rupiah
$Life_f^{fac}$	Umur fasilitas $f \in F$	tahun
Cap_k^{tech}	Kapasitas teknologi per unit $k \in K$	rupiah
Inv_k	Investasi teknologi $k \in K$	rupiah
PC_k	Biaya proses per ton $k \in K$	rupiah
$Life_k^{tech}$	Umur peralatan $k \in K$	tahun
RF_i	Recovery factor per jenis sampah $i \in I$	persen
$\alpha_{i,k,p}$	Yield faktor sampah $i \in I$ diproses teknologi $k \in K$ menjadi produk $p \in P$	persen
$Comp_{i,k}^{wt}$	Jenis sampah $i \in I$ dengan teknologi pengolahan $k \in K$	{0, 1}
$Tall_{k,f}$	Teknologi $k \in K$ dengan fasilitas $f \in F$	{0, 1}
$d_{f1,f2}$	Jarak antar fasilitas $f \in F$	km
c^T	Biaya yang timbul dari transportasi	rupiah
e^T	Emisi yang timbul dari transportasi	kg CO ₂
d^{TPA}	Jarak rata-rata fasilitas mini MRF ke TPA	km
E_f^{fac}	Emisi operasional fasilitas $f \in F$	kg CO ₂
E_k^{tech}	Emisi proses teknologi $k \in K$	kg CO ₂
E^{land}	Emisi landfill	kg CO ₂
R_p	Harga jual produk $p \in P$	rupiah
L_f^{fac}	Jumlah pekerja di fasilitas $f \in F$	orang

Notation	Description	Unit
L_k^{tech}	Pekerja operasional teknologi $k \in K$	orang
S	Gaji pekerja	rupiah
N_f	Indeks gangguan masyarakat	0-100
w^{nui}	Bobot untuk gangguan	0-1
w^{job}	Bobot untuk pekerja	0-1
Auxiliary variables		
$W_{i,m}$	Jumlah sampah per jenis $i \in I$ di kecamatan $m \in M$	ton/tahun
T_f	Total sampah yang lewat fasilitas $f \in F$	ton
U_f	Utilitas fasilitas $f \in F$	0-1
G^{comp}	Selisih utilitas fasilitas composting selatan vs utara	skor
G^{cent}	Selisih utilitas fasilitas MRF central selatan vs utara	skor
Decision variables		
$X_{i,m,f}$	Sampah jenis $i \in I$ dari kecamatan $m \in M$, ke fasilitas pemilahan $f \in F$	ton
$Y_{i,f1,f2}$	Sampah jenis $i \in I$ dari fasilitas pemilahan $f \in F$ ke fasilitas pengolahan $f \in F$	ton
$Q_{i,k,f}^{proc}$	Sampah jenis $i \in I$ diproses teknologi $k \in K$ di fasilitas $f \in F$	ton
$D_{i,f}$	Reject sampah jenis $i \in I$ dari fasilitas $f \in F$ ke TPA	ton
$D_{i,m}^{dir}$	Sampah <i>bypass</i> langsung dari kecamatan ke TPA	ton
Π_p	Total produk p yang dihasilkan $p \in P$	ton
Z_f^{fac}	Bernilai 1 apabila fasilitas $f \in F$ dibangun, bernilai 0 jika tidak	{0,1}
$Z_{k,f}^{tech}$	Bernilai 1 apabila teknologi $k \in K$ digunakan di fasilitas $f \in F$, bernilai 0 jika tidak	{0,1}

Sumber: Penulis, 2026

Adapun fungsi objektif dan kendala dari set, parameter, dan variabel yang digunakan pada model di atas adalah sebagai berikut:

Minimize Total Cost

$$\begin{aligned}
& \sum_{f \in F_{NEW}} \frac{Fixed_f}{Life_f^{fac}} Z_f^{fac} + \sum_{k \in K, f \in F_{PROC}} \frac{Inv_k}{Life_k^{tech}} Z_{k,f}^{tech} + \sum_{f \in F_{PROC}} Var_f T_f \\
& + \sum_{i,k,f} PC_k Q_{i,k,f}^{proc} + \sum_{i,f1,f2} d_{f1,f2} c^T Y_{i,f1,f2} + \sum_{i,f_d,f_l} d_{f_d,f_l} c^T D_{i,f_d} \\
& + \sum_{i,m} d^{TPA} c^T D_{i,m}^{dir} + \sum_{f \in F} L_f^{fac} S Z_f^{fac} + \sum_{k,f} L_k^{tech} S Z_{k,f}^{tech} - \sum_{p \in P} R_p \Pi_p
\end{aligned} \tag{3.21}$$

Minimize Environmental Impact

$$\begin{aligned}
& \sum_{i,f1,f2} d_{f1,f2} \cdot e^T \cdot Y_{i,f1,f2} + \sum_{i,f_d,f_l} d_{f_d,f_l} \cdot e^T \cdot D_{i,f_d} + \sum_{i,m} d^{TPA} \cdot e^T \cdot D_{i,m}^{dir} \\
& + \sum_{f \in F} E_f^{fac} \cdot Z_f^{fac} + \sum_{i,k,f} E_k^{tech} \cdot Q_{i,k,f}^{proc} + \sum_{i,f_d} E^{land} \cdot D_{i,f_d} + \sum_{i,m} E^{land} \cdot D_{i,m}^{dir}
\end{aligned} \tag{3.22}$$

Minimize Sosial Impact

$$w^{nui} \cdot N^{norm} + w^{job} \cdot J^{norm} \quad (3.23)$$

Minimize Infrastructure Utility Gap

$$G^{comp} + G^{cent} \quad (3.24)$$

Rumus dari ke-4 fungsi objektif merupakan adaptasi model *Mathematical Programming* dari penelitian milik Munguía-López et al. (2022) dan Barma et al. (2022). Setiap *term*nya telah disesuaikan dengan parameter dan variabel keputusan yang dibuat. Fungsi objektif yang pertama (3.21) adalah meminimalkan total biaya dari fasilitas dan teknologi kemudian dikurang dengan keuntungan yang didapat dari penjualan produk. Fungsi objektif yang kedua (3.22) yaitu meminimalkan dampak negatif lingkungan, dalam hal ini ialah emisi karbon yang ditimbulkan dari fasilitas, teknologi, dan timbunan sampah. Sedangkan fungsi objektif yang ketiga (3.23) adalah meminimalkan dampak negatif sosial, yang mencakup penerimaan fasilitas dilingkungan sekitar namun di sisi lain dapat membuka lapangan pekerjaan baru. Serta, fungsi objektif yang keempat (3.24) yaitu meminimalkan *gap* utilitas dari fasilitas.

$$\sum_{f \in F_{MINI_MRF}} X_{i,m,f} + D_{i,m}^{dir} = W_{i,m}, \quad \forall i \in I, m \in M \quad (3.25)$$

$$T_f \leq \text{Cap}_f^{fac} \cdot Z_f^{fac}, \quad \forall f \in F \quad (3.26)$$

$$\sum_{i \in I} Q_{i,k,f}^{proc} \leq \text{Cap}_k^{tech} \cdot Z_{k,f}^{tech}, \quad \forall k, f \quad (3.27)$$

$$\Pi_p = \sum_{i \in I, k \in K, f \in F_{DOWN}} \alpha_{i,k,p} \cdot \text{RF}_i \cdot Q_{i,k,f}^{proc}, \quad \forall p \in P \quad (3.28)$$

$$\sum_{i \in I, f_d \in F_{DOWN}} D_{i,f_d} + \sum_{i \in I, m \in M} D_{i,m}^{dir} \leq 0,30 \cdot \sum_{i \in I, m \in M} W_{i,m} \quad (3.29)$$

Terdapat beberapa fungsi kendala utama yang membatasi model optimasi sistem manajemen sampah. Fungsi kendala (3.25) memastikan bahwa seluruh volume timbulan sampah yang dihasilkan oleh setiap kecamatan wajib ditangani baik dialirkan menuju fasilitas pemrosesan awal seperti *Mini MRF* maupun dialihkan secara langsung ke TPA sebagai sampah residu/*bypass*. Fungsi kendala (3.26) dan (3.27) menjamin bahwa total volume sampah yang diproses atau

throughput tidak boleh melebihi kapasitas desain bangunan fasilitas serta volume sampah yang diproses menggunakan suatu teknologi dibatasi oleh batas kapasitas maksimal teknologi tersebut. Fungsi kendala (3.28) bertugas mengkalkulasi tonase akhir dari sistem, produksi material daur ulang dihitung berdasarkan *Recovery Factor* dan *Yield Factor*, sedangkan fungsi kendala (3.29) model dipaksa untuk mendaur ulang atau mengelola minimal 70% dari total timbulan sampah kota sesuai dengan Kebijakan dan Strategi Nasional (Jakstranas) sesuai Perpres No. 97 Tahun 2017.

Halaman sengaja dikosongkan

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Studi Kasus

Penelitian ini mengkaji kompleksitas tata kelola sampah perkotaan yang berakar pada ketidakefektifan sistem saat ini dalam menyeimbangkan empat dimensi utama. Dari aspek ekonomi, tantangan muncul akibat beban finansial yang membengkak untuk pemeliharaan fasilitas pemrosesan akhir dan pengolahan limbah guna mencegah pencemaran air tanah. Secara lingkungan, dominasi sampah non-biodegradable dan emisi gas rumah kaca dari aktivitas transportasi limbah menjadi ancaman serius bagi resiliensi ekologi wilayah. Di sisi sosial, muncul dilema antara kebutuhan aktivasi fasilitas baru dengan potensi resistensi masyarakat akibat eksternalitas negatif berupa polusi bau dan kebisingan. Terakhir, dari dimensi infrastruktur, terdapat ketidaksinkronan fungsional antara introduksi teknologi modern dengan sarana eksisting yang menyebabkan rendahnya tingkat utilitas infrastruktur saat fasilitas utama diprediksi mencapai titik jenuh.

Kompleksitas tata kelola sampah perkotaan semakin diperparah oleh tingginya elemen ketidakpastian dalam sistem manajemen. Dinamika variabel sosio-ekonomi masyarakat, seperti tingkat pendapatan, pola konsumsi, dan latar belakang pendidikan, merupakan faktor determinan yang menyebabkan variabilitas signifikan pada volume maupun karakteristik material sampah yang dihasilkan. Secara operasional, terdapat tantangan struktural berupa ketidaksinkronan antara sumber timbulan sampah yang bersifat desentralisasi di tingkat rumah tangga dengan sistem otoritas pengelolaan yang umumnya tersentralisasi. Kondisi tersebut menuntut adanya strategi integratif yang mampu menghubungkan model prediktif untuk memproyeksikan fluktuasi sampah dengan model preskriptif untuk optimisasi kebijakan.

4.2 Data

Penelitian ini mengambil studi kasus di Kota Balikpapan, Kalimantan Timur. Lokasi ini dipilih karena kedudukannya yang strategis sebagai wilayah penyokong utama bagi pembangunan pusat pemerintahan baru, yaitu Ibu Kota

Nusantara. Posisi geografis tersebut menuntut kesiapan infrastruktur yang matang dan optimalisasi tata kelola limbah perkotaan untuk mengantisipasi akselerasi urbanisasi dan pertumbuhan timbulan sampah di masa depan. Data yang digunakan merupakan data sekunder kuantitatif dengan rentang waktu observasi dari tahun 2018 hingga 2025. Sumber data utama diperoleh melalui Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional (SIPSN) dan Badan Pusat Statistika (BPS). Secara lebih rinci, daftar data yang digunakan untuk menjalankan penelitian Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

4.2.1 Data Forecasting

Data utama dalam penelitian ini adalah data historis timbulan sampah di Kota Balikpapan pada rentang waktu 2018-2025. Data tersebut memuat volume timbulan sampah sebagai variabel target, beserta sejumlah variabel prediktor. Variabel-variabel prediktor ini dikelompokkan menjadi dua faktor utama yang merepresentasikan kondisi wilayah yaitu faktor sosial serta faktor ekonomi. Rincian dan deskripsi seluruh variabel yang digunakan dalam tahap peramalan disajikan secara lengkap pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Deskripsi Variabel *Forecasting*

Kategori	Nama Variabel	Satuan	Keterangan
Variabel Target	<i>msw</i>	Ton	Kuantitas timbulan sampah yang dihasilkan per tahun
Faktor Sosial (Kondisi Demografi)	<i>pop_den</i>	Jiwa/km ²	Rasio jumlah penduduk per luas wilayah
	<i>hh_size</i>	Orang	Rata-rata jumlah anggota keluarga dalam satu rumah tangga
Faktor Sosial (Pendidikan)	<i>yed</i>	Tahun	Rata-rata lama sekolah yang ditempuh masyarakat
	<i>cldi</i>	Indeks	Indikator kondisi pembangunan literasi masyarakat
Faktor Ekonomi (Tren Ekonomi)	<i>grdp</i>	Miliar Rp	Indikator pertumbuhan dan ukuran ekonomi wilayah
	<i>cpi</i>	Indeks	Indikator perubahan harga barang/jasa yang merepresentasikan tren ekonomi dan inflasi
Faktor Ekonomi (Pendapatan & Pekerjaan)	<i>hh_exp</i>	Rupiah	Indikator daya beli dan tingkat konsumsi masyarakat
	<i>min_wage</i>	Rupiah	Standar upah pekerja di suatu wilayah

Kategori	Nama Variabel	Satuan	Keterangan
	<i>urat</i>	%	Persentase angkatan kerja yang tidak terserap lapangan kerja
	<i>pp_rate</i>	%	Indikator kesejahteraan ekonomi masyarakat dari garis kemiskinan

Sumber: Penulis, 2026

Tabel 4. 1 menguraikan sebelas variabel yang digunakan dalam permodelan *Grey Forecasting*, yang terdiri atas satu variabel dependen yaitu volume timbulan sampah per tahun (*msw*) dan sepuluh variabel independen dari aspek sosial yakni demografi dan pendidikan (*pop_den*, *hh_size*, *yed*, *cldi*) dan aspek ekonomi yakni tren ekonomi, pendapatan serta pekerjaan (*grdp*, *cpi*, *hh_exp*, *min_wage*, *urat*, *pp_rate*).

Tabel 4. 2 Dataset *Forecasting*

<i>Year</i>	<i>msw</i> ^a	<i>pop_den</i> ^c	<i>hh_size</i> ^c	...	<i>urat</i> ^c	<i>pp_rate</i> ^c
2018	167144,45 ^b	1270	3,79	...	9,27	2,64
2019	167397,98	1289	3,74	...	7,15	2,42
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2024	197352,8	1482	3,86	...	6,22	2,23
2025	201230,52	1503,44	3,81	...	5,84	1,97

Sumber:

^a (Kementerian Lingkungan Hidup, 2026)

^b (Hakim, Nasir dan Taufik, 2020)

^c (Badan Pusat Statistik)

Tabel 4.2 menyajikan himpunan data yang digunakan dalam penelitian ini. Secara keseluruhan. Dataset ini memiliki delapan sampel yang merupakan hasil pengumpulan data di Kota Balikpapan sepanjang periode 2018 hingga 2025. Data seluruh prediktor terlampir pada Lampiran 1A.

4.2.2 Data Mathematical Programming

Model *Mathematical Programming* membutuhkan data yang mencerminkan kondisi biaya, emisi, sosial, dan infrastruktur. Variabel berikut digunakan sebagai parameter masukan dalam formulasi model optimisasi. Lebih detail, parameter dapat dilihat pada Lampiran 2A.

Tabel 4. 3 Dataset *Mathematical Programming*

Parameter	Keterangan	Nilai	Satuan	Referensi
$TotalWaste$		197352.8	ton	SIPSN, 2024
Pop_m	Balikpapan Utara	195158	Jiwa	Kota Balikpapan dalam Angka, 2025
	Balikpapan Barat	99404		
	Balikpapan Tengah	106282		
	Balikpapan Kota	85946		
	Balikpapan Selatan	163660		
	Balikpapan Timur	106968		
$Comp_i$	Elektronik	1.5	%	SIPSN, 2024
	Organik	48.66		
	Residu	21.95		
	Plastik	7.2		
	Kertas	10.26		
	Logam	3.87		
	Kaca	6.56		

Sumber: Penulis, 2026

4.3 Hasil

Bagian ini menyajikan hasil penelitian yang terdiri atas dua tahap analisis utama. Tahap pertama berfokus pada hasil peramalan timbulan di Kota Balikpapan menggunakan pendekatan *Grey Forecasting*, *Regularized Regression*, serta permodelan *hybrid*. Analisis pada fase ini mencakup evaluasi performa model, signifikansi variabel prediktor, hingga proyeksi volume persampahan untuk periode mendatang. Selanjutnya, tahap kedua membahas hasil optimisasi sistem manajemen sampah. Tahap ini menghasilkan rekomendasi aliran dan fasilitas yang optimal dengan mempertimbangkan biaya, lingkungan, sosial, serta utilitas infrastruktur.

4.3.1 Analisis Peramalan Grey Forecasting

Bagian ini menyajikan hasil analisis peramalan timbulan sampah melalui pendekatan *Grey Forecasting* yang diterapkan di Kota Balikpapan. Analisis prediktif diawali dengan tahap seleksi variabel prediktor guna mengidentifikasi faktor yang paling berpengaruh menggunakan *Grey Relational Analysis* (GRA). Setelah diidentifikasi, variabel-variabel tersebut difungsikan sebagai parameter input bagi *Grey Model* dalam pelaksanaan tahapan forecasting.

4.3.1.1 Grey Relational Analysis

Rangkaian prosedur dari analisis ini tertuang pada rumus (3.1) hingga (3.6) dan mengacu pada buku Grey Systems Analysis karya Sifeng Liu edisi ke-2 yang terbit pada tahun 2025.

Langkah pertama yaitu melakukan normalisasi data seperti pada rumus (3.1) dengan $i = 0, 1, \dots, 8$ agar skalanya seragam dengan cara membagi nilai pada setiap tahun dengan nilai rata-rata dari masing-masing variabel. Berikut contoh singkat perhitungan manual untuk $i = 0, 1$.

$$\begin{aligned} X_0 &= (167144.45, 167397.98, 175865.25, 181479.86, 187875.03, \\ &\quad 193038.43, 197352.8, 201230.52) \\ X_1 &= (1270, 1289, 1368, 1381, 1377, 1445, 1482, 1503.44) \\ X'_0 &= (0.9088, 0.9102, 0.9562, 0.9867, 1.0215, 1.0496, 1.0730, 1.0941) \\ X'_1 &= (0.9140, 0.9277, 0.9846, 0.9939, 0.9911, 1.0400, 1.0666, 1.0821) \end{aligned}$$

Langkah kedua seperti pada rumus (3.2) yaitu menghitung selisih absolut/mutlak antara nilai variabel target X'_0 dengan variabel prediktor X'_1 yang sudah dinormalisasi pada setiap tahunnya.

$$\Delta_1 = (0.0052, 0.0175, 0.0284, 0.0072, 0.0304, 0.0096, 0.0064, 0.0120)$$

Langkah ketiga seperti pada rumus (3.3) yaitu mencari angka selisih yang paling besar M dan angka selisih yang paling kecil m dari deret perhitungan di langkah sebelumnya.

$$M = \max_i \max_k \Delta_i(k) = 1.0182, m = \min_i \min_k \Delta_i(k) = 0.0013$$

Langkah keempat sesuai dengan rumus (3.4) yaitu menghitung koefisien relasi pada masing-masing tahun pengamatan menggunakan konstanta pembeda (ξ) yang ditetapkan sebesar 0.5.

$$\begin{aligned} \gamma_{01}(1) &= 0.9922, \gamma_{01}(2) = 0.9691, \gamma_{01}(3) = 0.9495, \gamma_{01}(4) = 0.9885 \\ \gamma_{01}(5) &= 0.9459, \gamma_{01}(6) = 0.984, \gamma_{01}(7) = 0.9901, \gamma_{01}(8) = 0.9793 \end{aligned}$$

Langkah kelima yaitu menghitung rata-rata dari seluruh deret koefisien relasi di langkah sebelumnya untuk mendapatkan satu nilai skor akhir yang merepresentasikan besaran pengaruh variabel seperti pada rumus (3.5).

$$\gamma_{01} = \frac{1}{8} \sum_{k=1}^8 \gamma_{01}(k) = 0.9748$$

Hasil perhitungan terhadap semua variabel ditampilkan pada tabel berikut.

Tabel 4. 4 Derajat relasional Deng's antara timbulan sampah dengan faktornya

<i>Factors</i> X_i	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}
γ_{0i}	0.975	0.911	0.917	0.487	0.937	0.796	0.915	0.946	0.716	0.798
<i>Rank</i>	1	6	4	10	3	8	5	2	9	7

Sumber: Penulis, 2026

Tabel 4.4 memaparkan peringkat dan nilai derajat relasional Deng's dari keseluruhan faktor pembentuk model. Analisis ini menggunakan kriteria klasifikasi yang disebutkan oleh Fu et al. (2001), dimana $\gamma_{0i} > 0.9$ merepresentasikan pengaruh yang sangat kuat yakni X_1 (pop_den), X_2 (hh_size), X_3 (yed), X_5 (gdp), X_7 (hh_exp), dan X_8 (min_wage). $\gamma_{0i} > 0.7$ untuk pengaruh yang cukup nyata yaitu X_6 (cpi), X_9 (urat), dan X_{10} (pp_rate). Serta $\gamma_{0i} > 0.6$ untuk pengaruh yang dapat diabaikan yaitu X_4 (cldi). Distribusi nilai pada tabel menunjukkan bahwa sebagian besar prediktor berada pada tingkat signifikansi yang memadai untuk dipertahankan. Namun dikarenakan terdapat keterbatasan dalam Grey Model yaitu $n > p$, dimana jumlah prediktor tidak boleh lebih dari jumlah sampel (dalam kasus ini 8 titik sampel), maka penulis memakai prediktor dengan pengaruh sangat kuat yakni $\gamma_{0i} > 0.9$.

4.3.1.2 Grey Model (1, n)

Model GM (1,n) bekerja dengan mengestimasi suatu fungsi diferensial yang merepresentasikan lintasan pertumbuhan sistem. Melalui proses ini, model mentransformasikan urutan data asli yang tidak teratur menjadi data akumulasi guna menangkap tren perkembangan sistem dan pengaruh berbagai faktor eksternal secara dinamis. Estimasi parameter dalam fungsi ini memungkinkan model untuk memetakan kontribusi setiap variabel pendorong terhadap variabel target dalam kondisi informasi yang terbatas. Sesuai dengan perhitungan GRA

yang telah dilakukan sebelumnya, maka didapatkan variabel yang digunakan dalam model ini diantaranya yaitu $X_0(\text{msw})$, $X_1(\text{pop_den})$, $X_2(\text{hh_size})$, $X_3(\text{yed})$, $X_5(\text{gdp})$, $X_7(\text{hh_exp})$, dan $X_8(\text{min_wage})$. Adapun beberapa contoh perhitungannya dijabarkan sebagai berikut:

Langkah pertama sesuai dengan rumus (3.6) yaitu melakukan operasi 1-AGO atau 1-*Accumulated Generating Operation* yang bertujuan untuk mengurangi randomness data aktual dengan cara menjumlahkan data pada tahun ke- k dengan seluruh data pada tahun-tahun sebelumnya.

$$X_0^{(0)} = (167144.45, 167397.98, 175865.25, 181479.86, 187875.03, \\ 193038.43, 197352.8, 201230.52)$$

$$X_1^{(0)} = (1270, 1289, 1368, 1381, 1377, 1445, 1482, 1503.44)$$

$$X_0^{(1)} = (167144.45, 334542.43, 510407.68, 691887.54, 879762.57, \\ 1072801, 1270153.80, 1471384.32)$$

$$X_1^{(1)} = (1270, 2559, 3927, 5308, 6685, 8130, 9612, 11115.44)$$

Langkah kedua sesuai dengan rumus (3.7) yaitu menghitung *adjacent neighbor average sequence* dari variabel target yang sudah diakumulasi untuk menjadi nilai *background value* pembentuk matriks yang dimulai dari $k = 2$.

$$Z_0^{(1)} = (250843.44, 422475.06, 601147.61, 785825.06, 976281.79, \\ 1171477.40, 1370769.06)$$

Langkah ketiga seperti pada rumus (3.8 dan 3.9) yaitu menyelesaikan model GM (1,n) menggunakan metode *least squares*. Data deret Z dan $X_i^{(1)}$ disusun ke dalam matriks B , sedangkan data target aktual disusun ke dalam vektor Y_N .

$$B = \begin{bmatrix} -250843.44 & 2559 & \cdots & 5486431 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -1370769.06 & 11115.44 & \cdots & 25244836.68 \end{bmatrix}, Y_N = \begin{bmatrix} 167397.98 \\ \vdots \\ 201230.52 \end{bmatrix}$$

Langkah keempat mengestimasi parameter model dengan menghitung vektor parameter P_N yang berisi nilai a dan b seperti pada rumus (3.10). Langkah

kelima memasukkan parameter a dan b yang didapat dari langkah sebelumnya ke dalam persamaan diferensial untuk meramalkan nilai akumulasi $\hat{X}_0^{(1)}$ di masa depan seperti pada rumus (3.11). Langkah terakhir adalah *inverse* AGO yaitu mengembalikan data yang masih berbentuk akumulasi di langkah sebelumnya menjadi data peramalan volume timbunan sampah pada tahun yang diinginkan sesuai dengan rumus (3.12).

Dari perhitungan yang sudah dilakukan, maka diperoleh nilai prediksi volume timbunan sampah berdasarkan *Grey Model* (1, n) sebagai berikut.

Tabel 4. 5 Hasil Prediksi dengan *Grey Model* (1,n)

<i>Year</i>	<i>Actual Data</i>	<i>Predict Data</i>
2019	167397.98	155762.5
2020	175865.25	172367.8
2021	181479.86	183621.4
2022	187875.03	177192.9
2023	193038.43	193026.0
2024	197352.8	202451.1
2025	201230.52	212893.4

Sumber: Penulis, 2026

Tabel 4.5 menunjukkan perbandingan antara data volume sampah aktual dengan volume sampah yang sudah diprediksi oleh *Grey Model*. Penilaian hasil perbandingan tersebut dapat menggunakan beberapa metrik sekaligus agar penilaian tidak bias pada satu sudut pandang, karena setiap metrik memiliki kelebihan dan keterbatasannya masing-masing. Koefisien determinasi R^2 menunjukkan proporsi variansi data yang mampu dijelaskan oleh model dengan cara membandingkan jumlah kuadrat galat residual terhadap total variansi data, semakin nilainya mendekati angka 1, model dinilai semakin jujur dan representatif terhadap pola data. Nilai ini disempurnakan oleh *Adjusted* R^2 yang memberikan penalti pada penambahan variabel prediktor yang tidak relevan agar perbandingan antarmodel lebih adil, meskipun nilainya dapat menjadi tidak terdefinisi (*NA*) jika observasi data terlalu sedikit. Untuk mengukur tingkat penyimpangan, digunakan *Mean Squared Error* (MSE) yang menghitung rata-rata kuadrat selisih antara nilai prediksi dan aktual untuk mendeteksi galat

berukuran besar. Kelemahan interpretasi satuan pada MSE kemudian diatasi oleh *Root Mean Squared Error* (RMSE) yang menarik akar dari nilai MSE agar satuannya kembali sama dengan variabel target, sedangkan *Mean Absolute Error* (MAE) menghitung rata-rata penyimpangan absolut sehingga menghasilkan metrik yang lebih kebal terhadap *outlier*. Terakhir, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) membagi rata-rata selisih absolut dengan nilai aktual untuk menghasilkan persentase galat yang bebas satuan, dimana persentase di bawah 10% menunjukkan tingkat akurasi peramalan yang sangat baik. Secara keseluruhan, metrik error (MSE, RMSE, MAE, dan MAPE), semakin kecil nilainya mendekati nol, maka kinerja model disimpulkan semakin akurat (Chicco, Warrens dan Jurman, 2021).

Tabel 4. 6 Metrik Error Grey Model

R^2	$Adj R^2$	RMSE	MSE	MAE	MAPE
0.5145751	NA	7822.367	61189429	6390.037	3.455841

Sumber: Penulis, 2026

Hasil evaluasi kinerja pemodelan *Grey Model* menunjukkan tingkat akurasi yang baik dalam meramalkan volume timbulan sampah, dibuktikan oleh nilai MAPE sebesar 3.46%. Model ini mampu menjelaskan variasi data pada dengan koefisien determinasi R^2 sebesar 0.5146. Nilai *Adjusted R^2* tidak dapat dikomputasi (NA) akibat keterbatasan derajat kebebasan (*degrees of freedom*). Terkait penyimpangan absolut, model ini mencatatkan galat yang sangat minim dan proporsional jika dikomparasikan dengan total volume persampahan aktual, yakni dengan nilai MAE sebesar 6390 ton dan RMSE sebesar 7822 ton.

4.3.2 Analisis *Regularized Regression*

Sub-bab ini membahas peramalan volume timbulan sampah menggunakan metode *regularized regression*. Prinsip dasar dari metode ini adalah meminimalkan jumlah kesalahan kuadrat sekaligus menekan kompleksitas model secara simultan. Mekanisme tersebut dilakukan melalui manipulasi koefisien regresi dengan menambahkan fungsi penalti pada *sum of squared errors* (SSE). Adapun prosedur regularisasi yang digunakan mencakup dua metode utama, yaitu *Ridge Regression* dan *Lasso Regression*, serta variasi hibridanya berupa *Elastic Net*.

4.3.2.1 Ridge Regression

Ridge Regression menggunakan fungsi penalti L_2 , yang menggunakan kuadrat dari koefisien regresi untuk melakukan penyusutan (*shrinkage*) pada nilai estimasi parameter hingga mendekati nol guna mengurangi varians model, dengan tetap mempertahankan seluruh variabel prediktor di dalam struktur model. Selaras dengan persamaan (3.14), implementasi komputasi pada perangkat lunak Rstudio dilakukan dengan mengonfigurasi nilai parameter kontrol $\alpha = 0$.

Penyelesaian model *Ridge Regression* menggunakan Rstudio dilakukan dengan proses *tunning* nilai lamda (λ) untuk mencapai performa model yang optimal. Dalam analisis ini, nilai yang optimal diperoleh sebesar $\lambda = 119439.9$. Berdasarkan konfigurasi tersebut, didapatkan bentuk persamaan regresi *Ridge* dan hasil prediksi volume timbulan sampah disajikan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\hat{Y}_{ridge} = & 93453.0141 + 9.2826x_1 + 3876.2363x_2 + 4994.662x_3 + \\ & 21.9016x_4 + 0.0715x_5 - 38.7883x_6 + 0.003x_7 + 0.0022x_8 - \\ & 410.514x_9 - 1802.7521x_{10}\end{aligned}\quad (4.1)$$

Tabel 4. 7 Hasil Prediksi dengan *Ridge Regression*

<i>Year</i>	<i>Actual Data</i>	<i>Predict Data</i>
2018	167144.45	177062.2
2019	167397.98	178648.0
2020	175865.25	180445.6
2021	181479.86	182040.8
2022	187875.03	184322.6
2023	193038.43	187547.0
2024	197352.8	190068.8
2025	201230.52	191249.3

Sumber: Penulis, 2026

Tabel 4.7 menunjukkan perbandingan antara data volume sampah aktual dengan volume sampah yang sudah diprediksi oleh model *Ridge Regression*. Untuk menilai hasil perbandingan menggunakan metrik *error* sebagai berikut.

Tabel 4. 8 Metrik *Error Ridge Regression*

R^2	$Adj R^2$	RMSE	MSE	MAE	MAPE
0.6331917	NA	7430.328	55209773	6577.287	3.619292

Sumber: Penulis, 2026

Ridge Regression mencatatkan peningkatan kemampuan menjelaskan data dengan R^2 sebesar 0.6332, yang berarti model menjelaskan 63.32% variabilitas data, sementara sisanya dipengaruhi oleh faktor lain di luar model. Akan tetapi MAPE-nya sedikit lebih besar dari *Grey Model*, yakni 3.61%, dan MAE 6577.29 ton. Sama halnya dengan pemodelan sebelumnya, nilai *adjusted* R^2 tidak dapat dikomputasi (NA) karena batasan derajat kebebasan (*degrees of freedom*), di mana jumlah observasi historis tidak melebihi jumlah variabel prediktor.

4.3.2.2 *Lasso Regression*

Lasso Regression menggunakan fungsi penalti L_1 berupa nilai absolut koefisien yang memaksa beberapa koefisien menjadi tepat nol, sehingga secara otomatis melakukan seleksi fitur (*feature selection*) untuk menghasilkan model yang lebih sederhana. Seperti yang ditunjukkan pada persamaan (3.15), implementasi komputasi pada perangkat lunak Rstudio dilakukan dengan mengonfigurasi nilai parameter kontrol $\alpha = 1$.

Penyelesaian model *Lasso Regression* menggunakan Rstudio dilakukan dengan proses *tunning* nilai lamda (λ) untuk mencapai performa model yang optimal. Dalam analisis ini, nilai yang optimal diperoleh sebesar $\lambda = 2958.617$. Berdasarkan konfigurasi tersebut, didapatkan bentuk persamaan regresi *Lasso* dan hasil prediksi volume timbulan sampah disajikan sebagai berikut.

$$\hat{Y}_{lasso} = -161885.9071 + 69.0704x_1 + 22494.7511x_3 + 0.0634x_5 \quad (4.2)$$

Tabel 4. 9 Hasil Prediksi dengan *Lasso Regression*

<i>Year</i>	<i>Actual Data</i>	<i>Predict Data</i>
2018	167144.45	170452.6
2019	167397.98	172465.9
2020	175865.25	178123.7
2021	181479.86	184421.7
2022	187875.03	184635.2

<i>Year</i>	<i>Actual Data</i>	<i>Predict Data</i>
2023	193038.43	189942.7
2024	197352.8	194049.5
2025	201230.52	197293.0

Sumber: Penulis, 2026

Tabel 4.9 menunjukkan perbandingan antara data volume sampah aktual dengan volume sampah yang sudah diprediksi oleh model *Lasso Regression*. Untuk menilai hasil perbandingan tersebut, dapat menggunakan metrik *error* sebagai berikut.

Tabel 4. 10 Metrik *Error Lasso Regression*

R^2	$Adj R^2$	RMSE	MSE	MAE	MAPE
0.9195439	0.8592018	3479.909	12109770	3394.083	1.858817

Sumber: Penulis, 2026

Lasso Regression menunjukkan R^2 sebesar 0.9195 dan MAPE hanya 1.86%. Berbeda dengan model sebelumnya, *Adjusted R²* pada Lasso dapat dihitung dan bernilai 0.8592. Hal ini terjadi karena penalti L_1 pada Lasso memaksa sebagian besar koefisien menjadi nol mutlak, sehingga hanya menyisakan sedikit prediktor. Berkurangnya jumlah prediktor inilah yang mengembalikan derajat kebebasan dan memungkinkan *Adjusted R²* terkomputasi. Model mencatat tingkat galat dengan nilai MAE sebesar 3394.08 ton dan RMSE sebesar 3479.91 ton.

4.3.2.3 *Elastic Net*

Model *Elastic Net* menggabungkan kedua penalti L_1 dan L_2 untuk meregulasi sekaligus menyeleksi variabel seperti pada rumus (3.16). Karena adanya kombinasi ini, nilai alpha berada di antara 0-1, dalam kasus ini memakai $\alpha = 0.5$. Nilai lamda (λ) yang optimal juga diperoleh dari proses tuning yakni $\lambda = 4689.307$. Bentuk persamaan regresi *Elastic Net* dan hasil prediksi volume timbulan sampah ditampilkan sebagai berikut.

$$\hat{Y}_{lasso} = -99882.9055 + 33.7354x_1 + 18320.2165x_3 + 27.0228x_4 + 0.1781x_5 + 0.0017x_7 + 0.0055x_8 \quad (4.3)$$

Tabel 4. 11 Hasil Prediksi dengan *Elastic Net*

<i>Year</i>	<i>Actual Data</i>	<i>Predict Data</i>
2018	167144.45	170351.9
2019	167397.98	173229.2
2020	175865.25	177381.4
2021	181479.86	183170.7
2022	187875.03	184831.6
2023	193038.43	190205.7
2024	197352.8	194369.8
2025	201230.52	197844.0

Sumber: Penulis, 2026

Tabel 4.11 menunjukkan perbandingan antara data volume sampah aktual dengan volume sampah yang sudah diprediksi oleh model *Elastic Net*. Untuk menilai hasil perbandingan tersebut, dapat menggunakan metrik *error* sebagai berikut.

Tabel 4. 12 Metrik *Error Elastic Net*

R^2	<i>Adj R</i> ²	RMSE	MSE	MAE	MAPE
0.9276631	0.4936414	3299.655	10887720	3061.41	1.684746

Sumber: Penulis, 2026

Elastic Net memperoleh R^2 tertinggi di antara tiga model sebelumnya, yaitu 0.9277 yang berarti model mampu menjelaskan 92.76% variabilitas data timbulan sampah dengan MAPE 1.68%. Nilai *Adjusted R*² tercatat lebih rendah, yakni sebesar 0.4936. Terkait besaran galat absolut, model ini menghasilkan nilai MAE sebesar 3061.41 ton dan RMSE sebesar 3299.65 ton, serta nilai MSE sebesar 10887720.

4.3.3 Analisis *Hybrid Models*

Sub-bab ini memaparkan hasil analisis peramalan volume timbulan sampah menggunakan pendekatan model hibrida (*hybrid model*). Pemodelan hibrida ini dibentuk dengan mengombinasikan hasil proyeksi dari model *Grey Model* GM(1,N) dan model *Regularized Regression* (*Ridge Regression*, *Lasso Regression*, dan *Elastic Net*) yang telah dihitung pada tahap sebelumnya. Integrasi kedua model tunggal ini dilakukan melalui metode pembobotan optimal (*optimal*

weighting) berbasis minimalisasi fungsi kuadrat galat pada matriks residual. Ditunjukkan pada persamaan (3.17 – 3.20) yang mengacu pada penelitian yang dilakukan Zhang, Zhang and Wu. (2019), koefisien bobot optimal untuk model regresi dan untuk *Grey Model* memiliki ketentuan total penjumlahan kedua bobot bernilai tepat 1. Contoh perhitungan untuk mendapatkan nilai prediksi dari model *hybrid* ditunjukkan sebagai berikut.

Perhitungan yang dilakukan dengan Rstudio, menampilkan nilai bobot untuk Ridge Regression yaitu $p_{RR} = 0.533$, sedangkan bobot untuk *Grey Model* adalah $p_{GM} = 0.467$. Apabila hasil prediksi pada tahun 2019 dari model *Ridge Regression* adalah 178648.0 ton dan dari *Grey Model* senilai 155762.5 ton, maka contoh perhitungan nilai prediksi volume timbunan sampah pada tahun 2019 yang dihasilkan model *hybrid Ridge Regression dan Grey Model* adalah sebagai berikut.

$$Y = (0.533 \times 178648) + (0.467 \times 155762.5) = 167956.9 \text{ ton}$$

Tabel 4. 13 Hasil Prediksi dengan *Hybrid Ridge Regression dan Grey Model*

<i>Year</i>	<i>Actual Data</i>	<i>Predict Data</i>
2019	167397.98	167956.9
2020	175865.25	176672.0
2021	181479.86	182779.2
2022	187875.03	180991.9
2023	193038.43	190106.5
2024	197352.8	195853.3
2025	201230.52	201360.5

Sumber: Penulis, 2026

Tabel diatas menunjukkan perbandingan antara data volume sampah aktual dengan volume sampah yang sudah diprediksi oleh model *Hybrid Ridge Regression dan Grey Model*. Untuk menilai hasil perbandingan tersebut, dapat menggunakan metrik *error* sebagai berikut.

Tabel 4. 14 Metrik *Error Hybrid Ridge Regression dan Grey Model*

R^2	$Adj R^2$	RMSE	MSE	MAE	MAPE
0.9309927	NA	2949.339	8698600	2015.65	1.073642

Sumber: Penulis, 2026

Penerapan model *hybrid* yang mengombinasikan *Ridge Regression* dan *Grey Model* dengan proporsi pembobotan berturut-turut sebesar 0.533 dan 0.467 menghasilkan nilai MAPE sebesar 1.07%. Model kombinasi ini memiliki R^2 sebesar 0.9309, yang mengindikasikan bahwa model mampu menjelaskan 93.09% variabilitas data timbulan sampah aktual. Adapun nilai *Adjusted R²* tidak dapat dikomputasi (NA) akibat keterbatasan jumlah observasi historis. Pada pengujian metrik galat absolut, model *hybrid* ini mencatatkan nilai MAE sebesar 2015.65 RMSE sebesar 2949.34 ton, serta nilai MSE sebesar 8698600. Hasil pengujian metrik ini secara keseluruhan menunjukkan bahwa prosedur pembobotan pada model *hybrid* mampu mereduksi besaran kesalahan peramalan dibandingkan pengujian pada masing-masing model tunggal.

Pada model *hybrid Lasso Regression* dengan *Grey Model* didapatkan bobot untuk model *Lasso Regression* yaitu $p_{LR} = 0.748$, sedangkan bobot untuk *Grey Model* adalah $p_{GM} = 0.252$. Sehingga didapatkan nilai prediksi volume timbulan sampahnya sebagai berikut.

Tabel 4. 15 Hasil Prediksi dengan *Hybrid Lasso Regression* dan *Grey Model*

<i>Year</i>	<i>Actual Data</i>	<i>Predict Data</i>
2019	167397.98	168248.8
2020	175865.25	176670.5
2021	181479.86	184219.7
2022	187875.03	182756.2
2023	193038.43	190721.2
2024	197352.8	196170.7
2025	201230.52	201231.7

Sumber: Penulis, 2026

Tabel diatas menunjukkan perbandingan antara data volume sampah aktual dengan volume sampah yang sudah diprediksi oleh model *Hybrid Lasso Regression* dan *Grey Model*. Untuk menilai hasil perbandingan tersebut, dapat menggunakan metrik *error* sebagai berikut.

Tabel 4. 16 Metrik *Error Hybrid Lasso Regression* dan *Grey Model*

R^2	<i>Adj R²</i>	RMSE	MSE	MAE	MAPE
0.9525732	0.9051463	2445.059	5978311	1859.314	1.000055

Sumber: Penulis, 2026

Hasil evaluasi pemodelan dengan proporsi pembobotan tersebut mencatatkan nilai MAPE sebesar 1.00%. Model kombinasi ini memiliki nilai R^2 sebesar 0.9526, yang mengindikasikan bahwa model mampu menjelaskan 95.26% variabilitas data timbulan sampah aktual. Nilai *Adjusted* R^2 dapat dikomputasi dan tercatat sebesar 0.9051. Pada pengujian metrik galat absolut, model menghasilkan nilai MAE sebesar 1859.31 ton dan RMSE sebesar 2445.06 ton, serta nilai MSE sebesar 5978311.

Sedangkan model *hybrid* antara *Elastic Net* dengan *Grey Model* memiliki bobot $p_{Enet} = 0.755$ dan $p_{GM} = 0.245$. Sehingga didapatkan nilai prediksi volume timbulan sampahnya sebagai berikut.

Tabel 4. 17 Hasil Prediksi dengan *Hybrid Elastic Net* dan *Grey Model*

<i>Year</i>	<i>Actual Data</i>	<i>Predict Data</i>
2019	167397.98	168954.5
2020	175865.25	176154.4
2021	181479.86	183281.0
2022	187875.03	182962.2
2023	193038.43	190895.9
2024	197352.8	196347.6
2025	201230.52	201527.1

Sumber: Penulis, 2026

Tabel diatas menunjukkan perbandingan antara data volume sampah aktual dengan volume sampah yang sudah diprediksi oleh model *Hybrid Elastic Net* dan *Grey Model*. Untuk menilai hasil perbandingan tersebut, dapat menggunakan metrik *error* sebagai berikut.

Tabel 4. 18 Metrik *Error Hybrid Elastic Net* dan *Grey Model*

R^2	<i>Adj</i> R^2	RMSE	MSE	MAE	MAPE
0.9596819	NA	2254.379	5082225	1714.868	0.9240508

Sumber: Penulis, 2026

Hasil evaluasi pemodelan dengan proporsi pembobotan tersebut mencatatkan nilai MAPE sebesar 0.92%. Model kombinasi ini memiliki nilai R^2 sebesar 0.9597, yang mengindikasikan bahwa model mampu menjelaskan 95.97% variabilitas data timbulan sampah aktual. Adapun nilai *Adjusted* R^2 pada pengujian ini tidak dapat dikomputasi (NA). Pada pengujian metrik galat absolut,

model menghasilkan nilai MAE sebesar 1714.87 ton dan RMSE sebesar 2254.38 ton, serta nilai MSE sebesar 5082225. Hasil pengujian metrik ini mendeskripsikan tingkat penyimpangan peramalan dari penerapan model hibrida tersebut.

4.3.4 Perbandingan Performa Model *Forecasting*

Tahap selanjutnya dalam analisis ini adalah membandingkan performa dari keseluruhan model peramalan yang telah dibangun, yakni pemodelan tunggal dan pemodelan *hybrid*. Perbandingan dilakukan secara kuantitatif dengan meninjau nilai metrik evaluasi seperti R^2 , $Adj R^2$, MAPE, RMSE, MAE, dan MAPE untuk mengidentifikasi model dengan tingkat akurasi terbaik dan *error* terkecil. Rekapitulasi perbandingan kinerja seluruh model peramalan dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4. 19 Perbandingan Metrik *Error* Model Tunggal dan *Hybrid*

Model	R^2	$Adj R^2$	RMSE	MSE	MAE	MAPE
<i>Grey Model</i> (1,n)	0.515	NA	7822.367	61189429	6390.037	3.456
<i>Ridge Regression</i>	0.633	NA	7430.328	55209773	6577.287	3.619
<i>Lasso Regression</i>	0.920	0.859	3479.909	12109770	3394.083	1.859
<i>Elastic Net</i>	0.928	0.494	3299.655	10887720	3061.410	1.685
<i>Hybrid</i> (RR + GM)	0.931	NA	2949.339	8698600	2015.650	1.074
<i>Hybrid</i> (LR + GM)	0.953	0.905	2445.059	5978311	1859.314	1.000
<i>Hybrid</i> (Enet + GM)	0.960	NA	2254.379	5082225	1714.868	0.924

Sumber: Penulis, 2026

Ditinjau dari metrik error peramalan di mana nilai terendah merepresentasikan presisi yang paling baik, model *Hybrid (Elastic Net + GM)* mencatat performa terbaik dengan tingkat error paling minimum di antara seluruh pemodelan, yakni dengan nilai MAPE sebesar 0.924%, RMSE 2254.379 ton, dan MAE 1714.868 ton. Sebaliknya, tingkat penyimpangan tertinggi dihasilkan oleh pemodelan tunggal, di mana model *Ridge Regression* memiliki nilai MAPE (3.619%) dan MAE (6577.287 ton) terbesar, sementara *Grey Model GM(1,n)* mencatatkan nilai RMSE tertinggi sebesar 7822.367 ton.

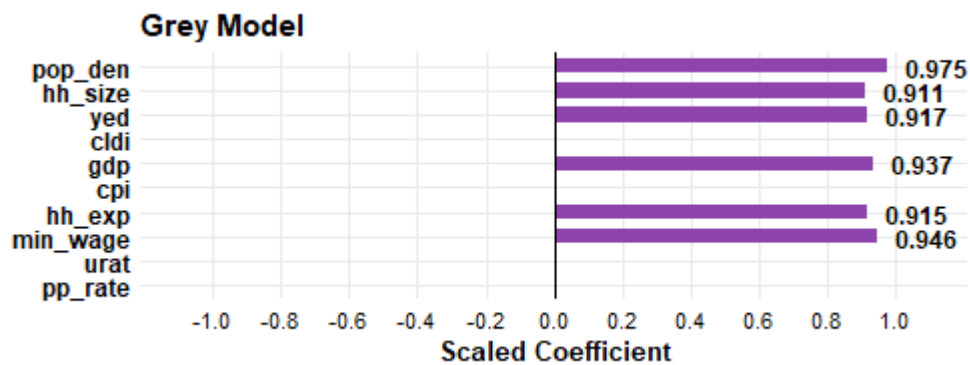
Selanjutnya, ditinjau dari aspek kemampuan menjelaskan data melalui koefisien determinasi (R^2), model dengan nilai yang mendekati 1 menunjukkan tingkat kecocokan (*goodness of fit*) yang paling superior. Pada parameter ini, model *Hybrid (Elastic Net + GM)* kembali menunjukkan performa tertinggi

dengan nilai R^2 sebesar 0.960, yang mengindikasikan bahwa 96% variasi pada data timbulan sampah berhasil dijelaskan secara komprehensif oleh model tersebut. Sebaliknya, model tunggal GM (1,n) mencatatkan nilai R^2 terendah yakni sebesar 0.515, yang berarti algoritma ini hanya mampu menjelaskan 51.5% variabilitas data secara mandiri. Sebagai catatan, metrik *Adjusted R²* pada beberapa model tidak difokuskan sebagai parameter perbandingan utama dikarenakan nilainya yang tidak dapat dikomputasi (NA) akibat keterbatasan jumlah observasi historis yang belum melebihi jumlah variabel prediktor.

Secara keseluruhan, analisis perbandingan antara pemodelan tunggal dan pemodelan *hybrid* menunjukkan bahwa pendekatan *hybrid* memberikan hasil yang jauh lebih efektif. Penggunaan metode pembobotan optimal (*optimal weighting*) untuk mengkombinasikan dua model berhasil menekan angka kesalahan (MAPE) secara signifikan hingga berada di kisaran 1% atau ke bawah pada seluruh varian *Hybrid*. Hal ini mengindikasikan bahwa penggabungan model *Regularized Regression* dan *Grey Model* mampu saling melengkapi kelemahan masing-masing model, sehingga menghasilkan proyeksi peramalan yang jauh lebih presisi.

4.3.5 Analisis Variable Importance

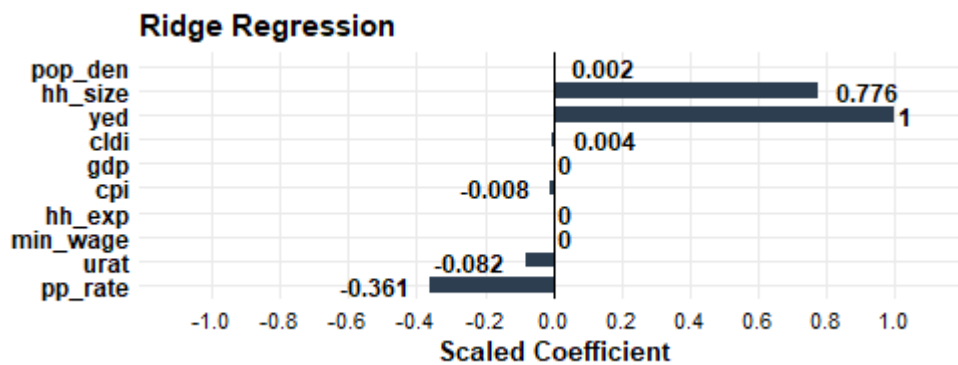
Sub-bab ini menguraikan hasil analisis tingkat kepentingan variabel (*variable importance*). Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengukur seberapa besar kontribusi masing-masing variabel prediktor terhadap variabel target, yakni volume timbulan sampah. Urutan tingkat kepentingan dari masing-masing variabel prediktor dapat dilihat pada penjabaran berikut.



Gambar 4.1 Variable Importance Grey Model

Sumber: Penulis, 2026

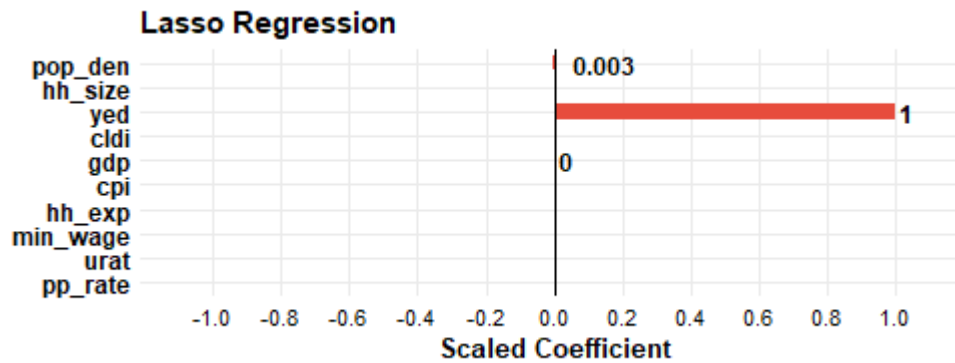
Hasil analisis *variable importance* pada *Grey Model* menunjukkan bahwa kepadatan penduduk (*pop_den*) merupakan faktor yang paling dominan dalam berasosiasi dengan volume timbulan sampah, dengan nilai koefisien berskala mencapai 0.975. Variabel prediktor lain yang turut memberikan kontribusi signifikan secara berurutan adalah upah minimum pekerja (*min_wage*) sebesar 0.946, Produk Domestik Regional Bruto (*grdp*) sebesar 0.937, rata-rata lama bersekolah (*yed*) sebesar 0.917, pengeluaran rumah tangga (*hh_exp*) sebesar 0.915, serta rata-rata ukuran rumah tangga (*hh_size*) sebesar 0.911.



Gambar 4.2 *Variable Importance Ridge Regression*
Sumber: Penulis, 2026

Hasil analisis *variable importance* pada model *Ridge Regression* menunjukkan arah dan besaran asosiasi masing-masing variabel prediktor, di mana koefisien positif mengindikasikan hubungan yang berbanding lurus (nilai prediktor yang tinggi berasosiasi dengan volume timbulan sampah) dan koefisien negatif merepresentasikan hubungan yang berbanding terbalik. Berdasarkan pengujian tersebut, variabel rata-rata lama bersekolah (*yed*) teridentifikasi memberikan asosiasi positif paling dominan dengan nilai koefisien berskala mencapai 1, diikuti secara signifikan oleh rata-rata ukuran rumah tangga (*hh_size*) sebesar 0.776. Di sisi lain, persentase kemiskinan (*pp_rate*) menunjukkan keterkaitan negatif terkuat terhadap pemodelan dengan koefisien sebesar -0.361, diikuti oleh tingkat pengangguran (*urat*) sebesar -0.082. Adapun variabel Indeks Pembangunan Literasi Masyarakat (*cldi*) senilai 0.004, kepadatan penduduk atau *pop_den* senilai 0.002, serta Indeks Harga Konsumen atau *cpi* senilai -0,008 terlihat hanya memberikan kontribusi marginal yang sangat kecil terhadap model, sementara variabel Produk Domestik Regional Bruto (*grdp*), pengeluaran rumah

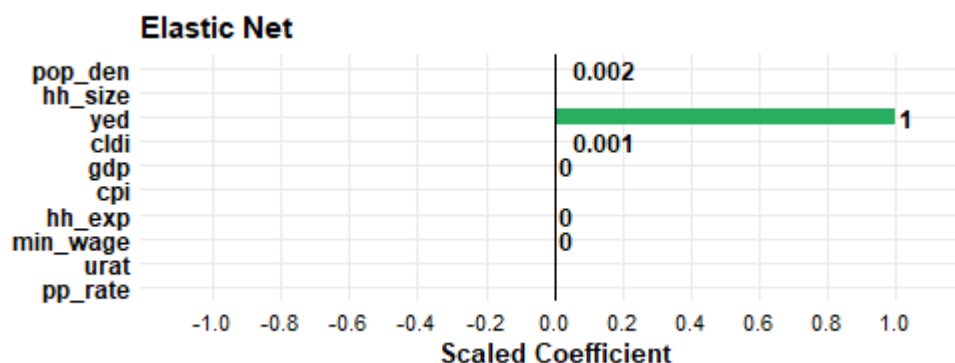
tangga (*hh_exp*), dan upah minimum pekerja (*min_wage*) tereduksi hingga memiliki koefisien bernilai 0 yang berarti ketiga variabel tersebut tidak berkontribusi dalam struktur prediksi pada model regresi ini.



Gambar 4.3 *Variable Importance Lasso Regression*

Sumber: Penulis, 2026

Hasil analisis *variable importance* pada model *Lasso Regression* menunjukkan cara kerja dari model ini, yaitu membuang variabel yang dianggap kurang penting dengan mengubah nilainya menjadi nol. Berdasarkan grafik, variabel rata-rata lama bersekolah (*yed*) memiliki asosiasi positif yang paling besar terhadap naiknya volume timbulan sampah, dengan nilai koefisien mencapai 1. Selain itu, variabel kepadatan penduduk (*pop_den*) juga menunjukkan keterkaitan positif, tetapi nilainya sangat kecil yaitu hanya sebesar 0.003. Di sisi lain, delapan variabel lainnya bernilai 0. Artinya, kedelapan variabel tersebut dianggap tidak memiliki kepentingan dan tidak digunakan sama sekali oleh model untuk melakukan prediksi.



Gambar 4.4 *Variable Importance Elastic Net*

Sumber: Penulis, 2026

Hasil analisis *variable importance* pada model *Elastic Net* menunjukkan pola yang hampir mirip dengan *Lasso Regression*. Pada grafik ini terlihat bahwa variabel rata-rata lama bersekolah (*yed*) kembali menjadi faktor yang memberikan asosiasi positif paling kuat terhadap kenaikan volume timbulan sampah, dengan nilai koefisien penuh di angka 1. Selain itu, ada dua variabel lain yang juga menunjukkan keterkaitan positif tetapi nilainya sangat kecil, yaitu kepadatan penduduk (*pop_den*) sebesar 0.002 dan Indeks Pembangunan Literasi Masyarakat (*cldi*) sebesar 0,001. Sementara itu tujuh variabel lainnya bernilai 0 yang artinya tidak digunakan dalam model *Elastic Net* karena dianggap tidak memberikan informasi prediktif terhadap hasil prediksi.

Hasil analisis *variable importance* dari keempat model memperlihatkan adanya pola yang konsisten, di mana beberapa variabel prediktor menunjukkan arah hubungan yang sama meskipun besaran koefisiennya berbeda akibat perbedaan mekanisme tiap algoritma. Pola yang konsisten ini justru memperkuat keyakinan bahwa hubungan tersebut mencerminkan keterkaitan yang nyata antara kondisi sosio-ekonomi masyarakat dengan laju timbulan sampah. Variabel pertama yang menunjukkan positif pada keempat model adalah kepadatan penduduk (*pop_den*). Artinya tingkat padat penduduk yang tinggi di suatu wilayah berasosiasi dengan tingginya intensitas aktivitas konsumsi rumah tangga dan komersial pada ruang yang sama, yang sejalan dengan besarnya volume sampah yang dihasilkan. Temuan ini selaras dengan penelitian skala nasional di Indonesia yang menyebutkan bahwa daerah dengan kepadatan penduduk yang tinggi berkaitan erat dengan besarnya timbulan sampah (Rahmawati dkk., 2021). Hal ini juga didukung oleh studi global yang menunjukkan bahwa besarnya populasi dan tingkat urbanisasi berkorelasi dengan tingginya timbulan sampah padat perkotaan (Zambrano-Monserrate, Ruano dan Ormeño-Candelario, 2021).

Variabel kedua yang selalu muncul di keempat model adalah rata-rata lama sekolah (*yed*). Variabel ini bahkan menjadi prediktor positif terkuat pada ketiga model *Regularized Regression* dengan koefisien berskala mencapai 1, serta bernilai tinggi pada *Grey Model* yaitu 0.917. Kelompok masyarakat dengan tingkat pendidikan yang lebih tinggi umumnya berasosiasi dengan daya beli yang lebih besar serta pola konsumsi yang intensif terhadap barang kemasan, sehingga

kondisi ini sejalan dengan tingginya timbulan sampah. Hal ini selaras dengan penelitian Nabil dan Sri muljaningsih (2025) yang juga menemukan bahwa tingginya tingkat pendidikan cenderung diikuti oleh tingkat pendapatan yang tinggi dan gaya hidup masyarakat yang konsumtif.

Variabel selanjutnya adalah tingkat kemiskinan (*pp_rate*) yang menunjukkan asosiasi negatif terkuat pada model *Ridge*. Arah negatif ini mengartikan bahwa tinggi persentase kemiskinan di suatu wilayah berasosiasi dengan rendahnya daya beli dan tingkat konsumsi masyarakat, yang sejalan dengan jumlah sampah yang lebih sedikit. Hubungan ini selaras dengan temuan penelitian yang menyatakan bahwa tingkat kemiskinan yang tinggi berkaitan dengan produksi sampah yang rendah (Rahmawati dkk., 2021). Pada arah yang sama, tingkat pengangguran (*urat*) menunjukkan asosiasi yang negatif terhadap laju timbulan sampah. Kondisi ini berkaitan dengan terbatasnya kemampuan ekonomi masyarakat, ketiadaan pendapatan berasosiasi dengan tingkat daya beli dan konsumsi yang terbatas, yang pada akhirnya berkorelasi dengan rendahnya volume sampah. Temuan ini sejalan dengan penelitian (Suryawan dkk., 2022) yang menegaskan bahwa tingginya angka pengangguran secara signifikan berasosiasi dengan jumlah timbulan sampah yang lebih rendah.

4.3.6 Hasil *Forecasting* Timbulan Sampah

Sub-bab ini menyajikan hasil akhir peramalan volume timbulan sampah untuk beberapa tahun ke depan. Sebelum melakukan estimasi terhadap volume timbulan sampah, nilai dari setiap variabel prediktor di masa mendatang perlu diproyeksikan terlebih dahulu. Peramalan variabel prediktor untuk rentang tahun 2026 hingga 2030 ini dilakukan menggunakan metode *Grey Model* (1,1) melalui perangkat lunak RStudio dengan mengimplementasikan *package GreyModel* dan *MultiGrey*. Hasil peramalan untuk keseluruhan variabel prediktor tersebut disajikan pada tabel di bawah ini. Lebih rinci, hasil *forecasting* variabel prediktor terlampir pada Lampiran 1B.

Tabel 4. 20 Hasil *Forecasting* Variabel Prediktor

<i>Year</i>	<i>pop_den</i>	<i>hh_size</i>	...	<i>urat</i>	<i>pp_rate</i>
2026	1544.703	3.855	...	5.623	2.072
2027	1581.791	3.883	...	5.302	1.997

<i>Year</i>	<i>pop_den</i>	<i>hh_size</i>	...	<i>urat</i>	<i>pp_rate</i>
2028	1619.771	3.912	...	4.999	1.925
2029	1658.662	3.941	...	4.713	1.855
2030	1698.487	3.970	...	4.444	1.788
MAPE (%)	1.085	1.146	...	9.667	5.332

Sumber: Penulis, 2026

Hasil estimasi variabel prediktor tersebut kemudian diintegrasikan sebagai input untuk meramalkan volume timbulan sampah menggunakan model tunggal dan *hybrid*. Berdasarkan evaluasi perbandingan performa model pada tahap sebelumnya, model *hybrid* antara *Elastic Net* dan *Grey Model* digunakan sebagai acuan utama karena memiliki nilai paling akurat dan memiliki tingkat kesalahan terendah.



Gambar 4. 5 Kurva *Historical* dan *Prediction* Model Prediksi Volume Timbulan Sampah
Sumber: Penulis, 2026

Gambar 4.5 menunjukkan kurva perbandingan saat *fitting* model dan prediksi volume timbulan sampah. Terlihat pola garis merah selaras dengan garis hitam yang mengartikan bahwa hasil prediksi volume timbulan sampah menggunakan model *hybrid* antara *Elastic Net* dan *Grey Model* memiliki nilai yang mendekati dengan data lapangan. Garis model *hybrid* dibuat memiliki rentang prediksi atau *Prediction Interval* (PI) seperti pada persamaan (4.4).

$$PI(k) = \hat{x}_0(k) \pm z_{\alpha/2} \sqrt{Var[e(k)]} \quad (4.4)$$

PI dalam penelitian ini berguna untuk merepresentasikan tingkat ketidakpastian pada hasil peramalan dan menyajikan rentang probabilitas hasil yang mungkin terjadi di masa depan. Interval ini mencakup batas atas dan batas bawah, di mana nilai volume timbulan sampah aktual diproyeksikan akan berada dalam rentang tersebut pada tingkat kepercayaan 95%. Variabel k pada persamaan 4.4 merepresentasikan indeks langkah waktu peramalan (*forecast horizon*). Nilai varians galat atau error ($Var[e(k)]$) bersifat dinamis dan akan terus terakumulasi seiring bertambahnya rentang waktu peramalan ke masa depan

Tabel 4. 21 Hasil Prediksi Volume Timbulan Sampah dengan Model *Hybrid* (Enet + GM)

<i>Year</i>	2026	2027	2028	2029	2030
<i>Hybrid Model</i> (Enet + GM)	207155.0	213044.5	219156.7	225502.6	232094.1

Sumber: Penulis, 2026

Berdasarkan tabel hasil peramalan menggunakan model *Hybrid* (*Elastic Net* + GM), proyeksi volume timbulan sampah di Kota Balikpapan menunjukkan tren peningkatan setiap tahunnya. Proyeksi pada tahun 2026, timbulan sampah diprediksi sebesar 207155 ton. Dalam lima tahun angka tersebut diperkirakan akan terus meningkat hingga mencapai 232094.1 ton pada proyeksi terakhir yaitu 2030. Tren kenaikan ini mengindikasikan bahwa tanpa adanya intervensi sistemik, beban timbulan sampah Kota Balikpapan akan terus bertambah seiring pertumbuhan penduduk dan aktivitas ekonomi. Ketika proyeksi dibandingkan dengan kapasitas TPA Manggar yang sebesar 140605.30 ton/tahun, nilai proyeksi tahun 2026 telah melampaui ambang kapasitas TPA.

4.3.7 Optimasi Sistem Manajemen Sampah

Penelitian ini menggunakan pendekatan optimasi multiobjektif dengan metode MILP untuk memodelkan sistem pengelolaan sampah padat perkotaan. Penyelesaian model dilakukan menggunakan pendekatan *lexicographic optimization*. Metode ini bekerja dengan cara mengoptimalkan setiap tujuan secara berurutan atau hierarkis, dimana fungsi objektif dengan prioritas utama akan diselesaikan terlebih dahulu sebelum pindah ke tingkat prioritas selanjutnya. Terdapat empat tujuan utama yang dioptimasi dalam model ini, yaitu minimasi total biaya, minimasi dampak lingkungan, minimasi dampak sosial, dan minimasi

kesenjangan beban fasilitas (*utility gap*). Untuk melihat adanya *trade-off* dari berbagai keputusan yang diambil, disusunlah empat skenario pengujian (S1-S4) dengan mengubah urutan prioritas tujuannya. Masing-masing skenario mewakili fokus strategi yang berbeda berdasarkan prioritas utamanya. Skenario S1 disusun dengan fokus pada efisiensi ekonomi (*economic-centric*), skenario S2 memprioritaskan aspek lingkungan (*environmental-centric*), skenario S3 mengutamakan dampak sosial (*sosial-centric*), dan skenario S4 difokuskan pada pemerataan infrastruktur (*infrastructure-centric*).

Tabel 4. 22 Peringkat Prioritas Fungsi Objektif

Scenario	Description	Objective Priority Order			
		Minimize Total Cost	Minimize Emissions	Minimize Social Impact	Minimize Utilization Gap
S1	Economic-Centric	1	2	3	4
S2	Environmental-Centric	4	1	2	3
S3	Social-Centric	3	4	1	2
S4	Infrastructure-Centric	2	3	4	1

Sumber: Penulis, 2026

Tabel 4.22 merangkum perbandingan nilai fungsi objektif, variabel keputusan, dan standar deviasi dari keempat skenario optimasi. Berdasarkan data tersebut, S1 yang berfokus pada aspek ekonomi menghasilkan total biaya terendah, yaitu -269.22 miliar IDR/tahun. Namun, kelemahan utama dari skenario ini adalah pemerataan beban fasilitas yang kurang baik, terlihat dari nilai utilization gap yang paling tinggi senilai 0.735. Di sisi lain, S2 yang berfokus pada aspek lingkungan menekan emisi hingga titik terendah yaitu 53.47 juta kg CO₂/tahun dan memaksimalkan tingkat pengalihan sampah dari TPA (*diversion rate*) hingga 78.70%, namun terdapat lonjakan total biaya yang cukup drastis dengan deviasi biaya yang mencapai 159.74 miliar IDR.

Selanjutnya, S3 yang berorientasi pada aspek sosial bertujuan menyeimbangkan antara menekan gangguan lingkungan pada masyarakat dan memaksimalkan penyerapan lapangan kerja. Hasilnya, skenario ini menyerap tenaga kerja paling banyak sebesar 611 orang dan memiliki skor sosial paling optimal 0.518 dengan beban fasilitas yang merata, namun terlihat tingginya emisi

dan banyaknya residu sampah yang terbuang ke TPA Manggar. Sedangkan, S4 yang berfokus pada infrastruktur menunjukkan hasil yang lebih seimbang. Skenario ini mampu meratakan utilitas fasilitas dengan biaya yang hampir sama efisiennya dengan S1, walaupun penyerapan tenaga kerjanya menjadi yang paling sedikit yaitu 445 orang.

Tabel 4. 23 Hasil Optimasi Sistem Manajemen Sampah

<i>Output</i>	S1		S2		S3		S4	
	<i>Value</i>	<i>Deviation</i>	<i>Value</i>	<i>Deviation</i>	<i>Value</i>	<i>Deviation</i>	<i>Value</i>	<i>Deviation</i>
<i>Objectives</i>								
<i>Total Cost (billion IDR/year)</i>	-269.219	0	-109.473	159.746	-142.519	126.7	-268.982	0.237
<i>Total Emissions (million kg CO2/year)</i>	63.072	9.6	53.472	0	69.454	15.982	64.064	10.592
<i>Total Social Score (0-1)</i>	0.578	0.06	0.576	0.057	0.518	0	0.579	0.061
<i>Total Utilization Gap</i>	0.735	0.735	0.239	0.239	0	0	0	0
<i>Decision variables</i>								
<i>Processed waste (ton/year)</i>	54446.97	12419.89	42027.8	0	58130.9	16103.82	56564.61	14537.53
<i>Waste to Landfill (ton/year)</i>	142905.83	12419.89	155325.720	0	139221	16103.82	140788.19	14537.53
<i>Total workforce required (person)</i>	455	156	536	75	611	0	445	166
<i>Waste Diversion Rate (%)</i>	72.41	6.29	78.7	0	70.54	8.16	71.34	7.36

Sumber: Penulis, 2026

Bagian ini membandingkan empat skenario optimasi (S1–S4) untuk melihat kelebihan dan kekurangan dari setiap keputusan yang diambil. Kinerja masing-masing skenario diukur menggunakan enam Indikator Kinerja Utama atau *Key Performance Indicators* (KPI). Nilai dari setiap KPI diubah ke dalam bentuk persentase, di mana nilai 100% menunjukkan bahwa skenario tersebut memiliki hasil yang paling baik pada indikator terkait dibandingkan skenario lainnya. Hasil perbandingan divisualisasikan melalui *radar chart* pada Gambar 4.6. Keenam KPI tersebut adalah sebagai berikut.

1. *Cost*

Cost merepresentasikan tingkat efisiensi finansial dari sistem pengelolaan sampah. Nilainya dihitung dengan membagi total biaya terendah dari seluruh skenario dengan total biaya pada skenario yang dievaluasi..

2. *Emission*

Emission menunjukkan tingkat dampak dan keberlanjutan lingkungan. Nilainya dihitung dengan membagi total emisi terendah dari seluruh skenario dengan total emisi pada skenario yang dievaluasi..

3. *Workforce*

Workforce mengukur kontribusi sistem terhadap penciptaan lapangan kerja lokal. Nilainya dihitung dengan membagi jumlah tenaga kerja yang terserap pada skenario tersebut dengan jumlah tenaga kerja maksimum dari seluruh skenario.

4. *Recovery*

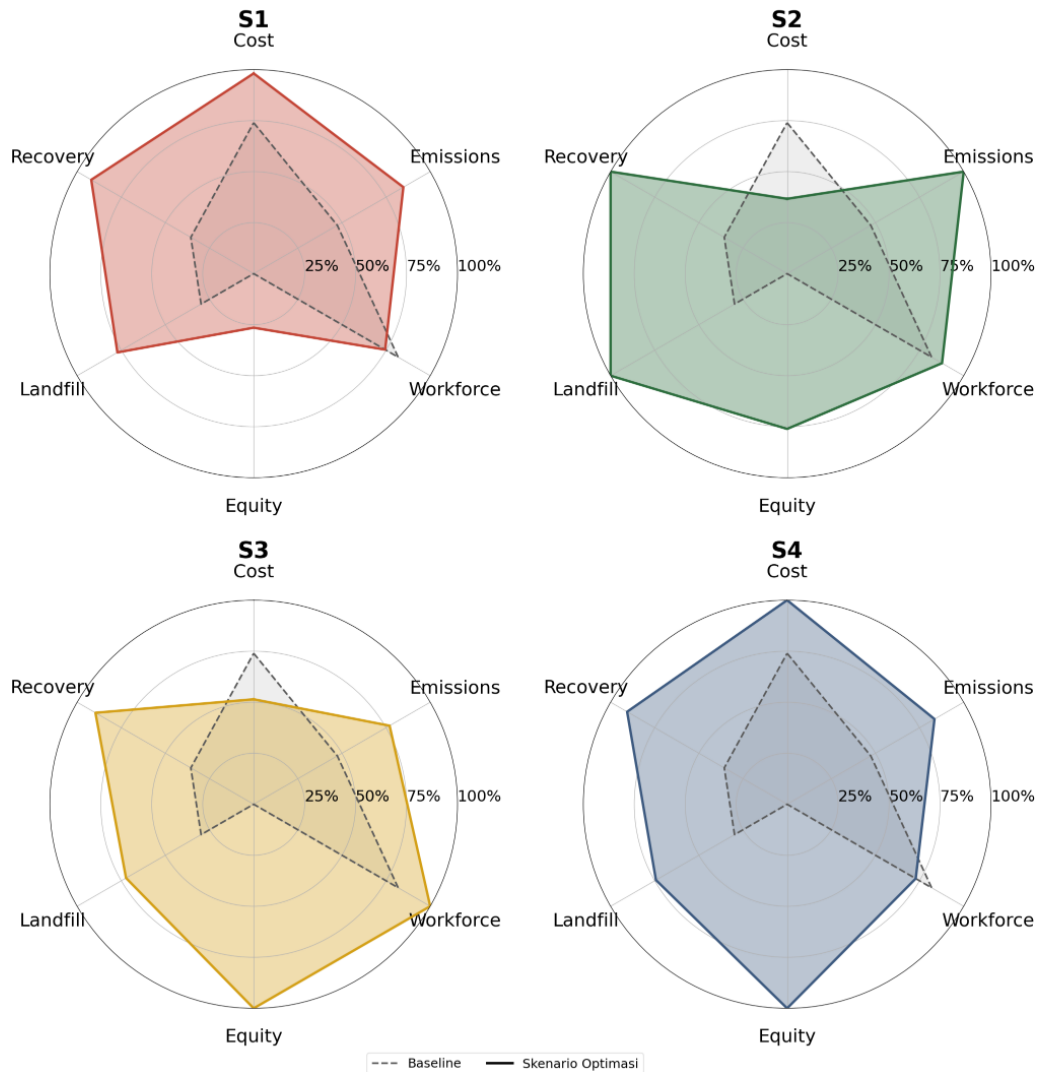
Recovery menggambarkan keberhasilan sistem dalam menyelamatkan sampah dari TPA (*diversion*). Nilainya dihitung dengan membagi total sampah terolah pada skenario tersebut dengan total sampah terolah tertinggi dari seluruh skenario.

5. *Landfill*

Landfill merepresentasikan inefisiensi dari strategi pengalihan sampah. Nilainya dihitung dengan membagi jumlah sampah ke TPA paling rendah dari seluruh skenario dengan jumlah sampah ke TPA pada skenario yang dievaluasi.

6. Equity

Equity mengukur keadilan distribusi beban operasional antar fasilitas di berbagai zona. Nilainya dihitung dengan mengurangkan angka 1 dengan nilai *utilization gap* pada skenario tersebut.



Gambar 4.6 Radar Chart KPI Empat Skenario
Sumber: Penulis, 2026

Gambar 4.6 dan Tabel 4.23 membandingkan kinerja empat skenario optimasi (S1–S4) terhadap kondisi baseline. Secara umum, seluruh skenario optimasi berhasil memperbaiki performa sistem dibandingkan dengan baseline. Tingkat *recovery* meningkat secara signifikan pada semua skenario, yang diikuti dengan penurunan volume sampah yang dikirim ke TPA (*landfill*). Namun hanya S1 dan S4 yang bentuk radar-nya menutupi wilayah baseline pada hampir seluruh

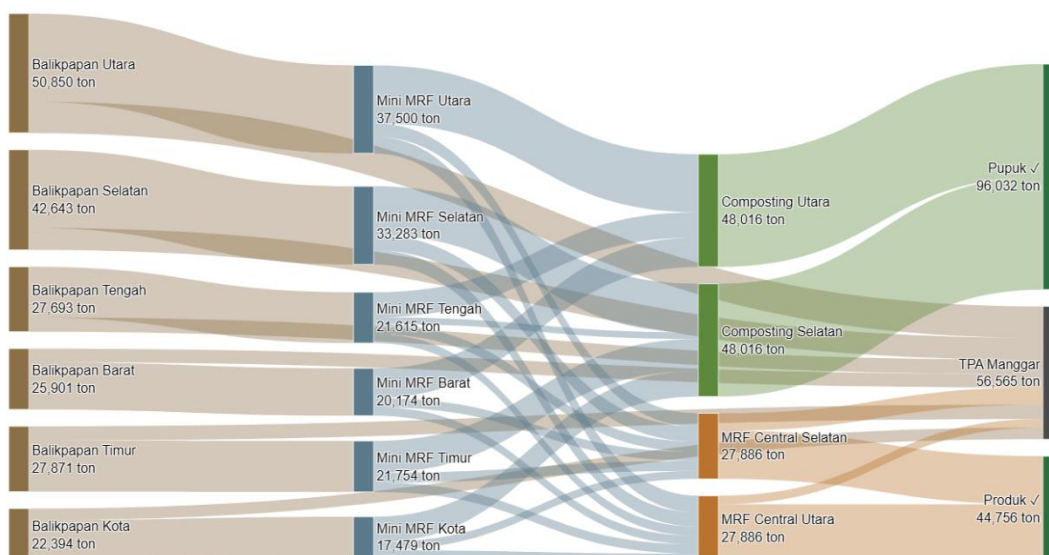
aspek secara seimbang. Perbedaan antara keduanya terletak pada aspek *equity* yaitu pemerataan beban fasilitas. S1 yang berfokus pada efisiensi ekonomi memang menghasilkan biaya paling optimal, tetapi memiliki nilai *utilization gap* tertinggi sebesar 0.735 sehingga skor *equity*-nya hanya 26.48%. Hal ini terjadi karena S1 memprioritaskan minimisasi biaya, sehingga solver cenderung memusatkan aliran sampah pada fasilitas yang paling murah dan berkapasitas besar. Akibatnya, sebagian fasilitas bekerja melebihi proporsi sementara fasilitas lain kurang termanfaatkan, sehingga muncul ketimpangan beban antar fasilitas. Sebaliknya, S4 yang memprioritaskan pemerataan infrastruktur berhasil menekan *utilization gap* hingga 0 (*equity* 100%) dengan cara mendistribusikan beban secara merata. Di antara keempat pilihan tersebut, S4 menunjukkan hasil yang paling seimbang. Skenario ini memiliki efisiensi biaya dan pemerataan infrastruktur yang optimal, sementara dampak terhadap aspek sosial dan lingkungan tetap terkendali.

Tabel 4. 24 Hasil KPI Empat Skenario

KPI	Baseline		S1		S2		S3		S4	
	<i>Actual</i>	<i>Normalization (%)</i>	<i>Actual</i>	<i>Normalization (%)</i>	<i>Actual</i>	<i>Normalization (%)</i>	<i>Actual</i>	<i>Normalization (%)</i>	<i>Actual</i>	<i>Normalization (%)</i>
<i>Cost (billion IDR)</i>	134,137	73,964	101,102	98,132	270,462	36,683	192,895	51,434	99,214	100
<i>Emission (million kg CO2/year)</i>	112,879	47,371	63,072	84,779	53,472	100	69,454	76,989	64,064	83,466
<i>Workforce (person)</i>	500	81,833	455	74,468	536	87,725	611	100	445	72,831
<i>Equity</i>	1	0	0,7352	26,48	0,2392	76,08	0	100	0	100
<i>Landfill (ton)</i>	141099,28	29,785	54446,97	77,189	42027,08	100	58130,9	72,297	56564,61	74,299
<i>Recovery (ton)</i>	55320,36	35,615	142905,83	92,003	155325,72	100	139221,9	89,632	140788,19	90,64

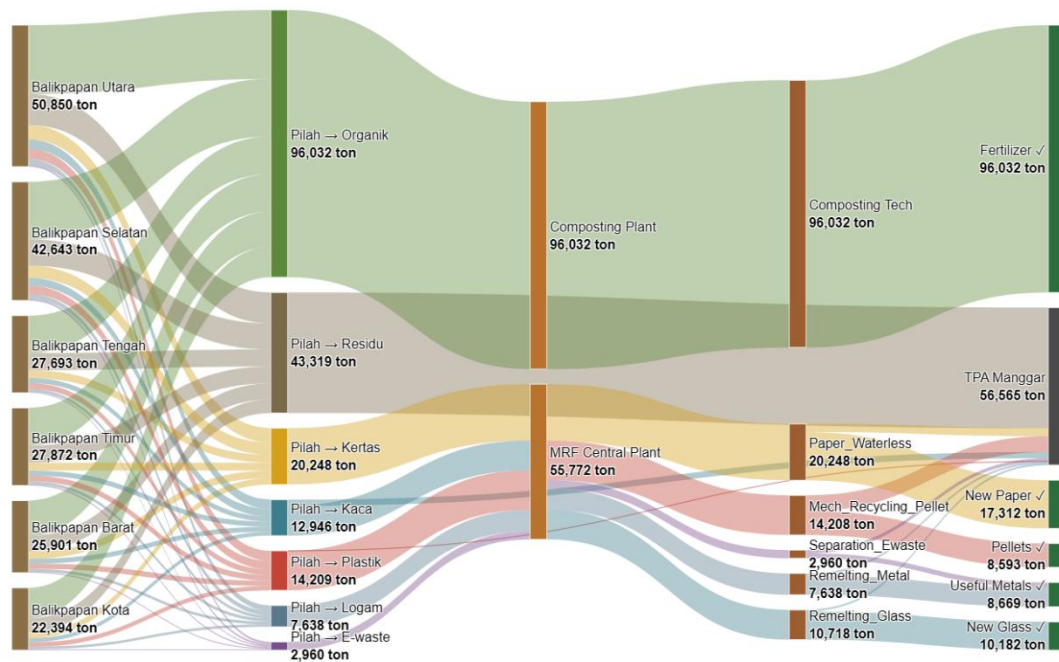
Sumber: Penulis, 2026

Hasil optimasi model pengelolaan sampah untuk S4 divisualisasikan melalui Gambar 4.7 dan Gambar 4.8. S4 dipilih sebagai model terbaik karena memberikan *trade-off* yang paling seimbang antara biaya, lingkungan, sosial, dan infrastruktur. Diagram berikut memetakan bagaimana sampah mengalir dari sumber hingga proses akhir.



Gambar 4.7 Diagram Sankey Aliran Fasilitas
Sumber: Penulis, 2026

Diagram tersebut menggambarkan aliran sampah berdasarkan fasilitas pengelolanya, di mana ketebalan setiap pita aliran merepresentasikan besarnya tonase yang mengalir, semakin tebal pita, semakin besar volume sampah yang ditangani. Pada S4, beberapa fasilitas diaktifkan, meliputi enam unit Mini MRF di setiap kecamatan, *Composting Plant* dan *MRF Central* yang masing masing berlokasi di Balikpapan Utara dan Selatan. Diagram ini menunjukkan alur sampah yang dimulai dari pengumpulan di tingkat kecamatan, lalu dilakukan pengolahan minimal di Mini MRF pada masing-masing kecamatan. Setelah itu, sampah didistribusikan ke fasilitas pengolahan pusat untuk diproses lebih lanjut. Melalui diagram ini, terlihat bagaimana sistem mengarahkan sampah ke fasilitas pengolahan utama terlebih dahulu atau langsung memisahnya sebagai residu yang dikirim ke TPA Manggar.



Gambar 4.8 Diagram Sankey Aliran Sampah
Sumber: Penulis, 2026

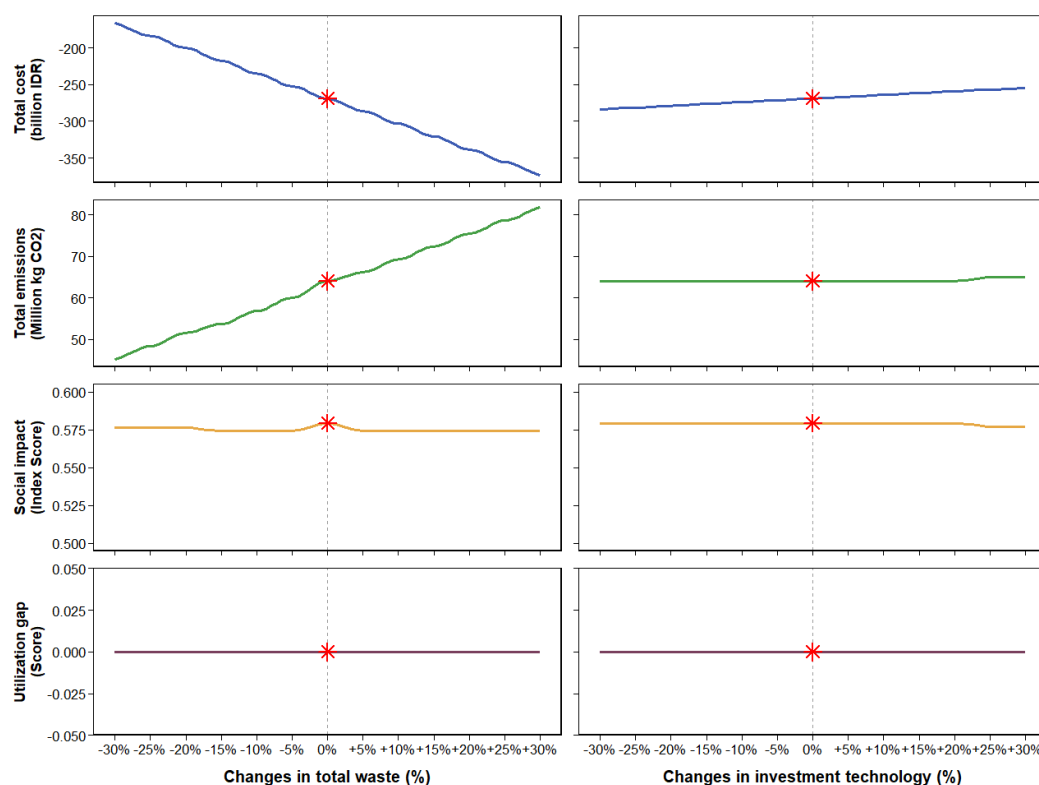
Diagram ini memperlihatkan aliran sampah berdasarkan jeninya, yaitu organik, plastik, kertas, logam, kaca, elektronik serta residu, sehingga dapat diketahui jenis sampah mana yang paling banyak diproses dan ke mana arah pengolahannya. Sampah dari masing masing kecamatan dipilah atau disortir sesuai jenisnya, yang kemudian dikirim ke fasilitas pengolahan. Dengan teknologi yang diimplementasikan pada S4, sampah organik diarahkan ke unit pengomposan, sementara sampah anorganik seperti plastik, kertas, logam, dan kaca diproses melalui daur ulang. Diagram ini memberikan gambaran mengenai alur pemrosesan sampah menjadi produk bernilai ekonomis seperti pupuk kompos, pelet plastik, kertas daur ulang, logam, dan kaca sekaligus memisahkan residu yang tidak terolah untuk dikirim ke TPA Manggar.

4.3.8 Analisis Sensitivitas

Analisis sensitivitas pada dasarnya bertujuan untuk menguji bagaimana perubahan pada nilai parameter masukan akan mengubah solusi optimal suatu model, sehingga dapat diketahui sejauh mana ketahanan (*robustness*) sistem terhadap fluktuasi kondisi nyata (Alshaikh dan Abdelfatah, 2024). Untuk menguji ketahanan model, dilakukan analisis sensitivitas dengan memvariasikan dua parameter utama, yaitu jumlah timbulan sampah tahunan (*total waste*) sebagai

parameter teknis dan biaya investasi teknologi (*investment technology*) sebagai parameter ekonomi, dalam rentang $\pm 30\%$ dengan S4 sebagai skenario acuan. Parameter ini dipilih untuk mengevaluasi sejauh mana fluktuasi pada jumlah sampah dan biaya investasi teknologi berdampak terhadap stabilitas operasional serta kelayakan sistem.

Analisis ini dilakukan untuk memetakan bagaimana perubahan pada kedua parameter tersebut memengaruhi empat objektif utama, yaitu total biaya, total emisi, skor sosial, dan *utilization gap*. Hasil visualisasi perubahan nilai objektif akibat variasi parameter disajikan pada Gambar 4.9, sementara rekapitulasi data detail hasil sensitivitas dirangkum pada Tabel 4.24 dan Table 4.25.



Gambar 4.9 Analisis Sensitivitas Parameter *Total Waste* dan *Investment Technology*
Sumber: Penulis, 2026

Perubahan nilai parameter *total waste* menunjukkan bahwa volume sampah memiliki pengaruh yang linear terhadap total biaya dan emisi. Ketika volume sampah diturunkan sebesar -30% , total *cost* meningkat menjadi -166.50 miliar IDR dengan jumlah emisi berada di angka terendah yaitu 45.24 juta kg CO₂. Sebaliknya, saat volume sampah meningkat hingga $+30\%$, total *cost* menurun menjadi -355.73 miliar IDR, namun diikuti dengan lonjakan total emisi

mencapai 78.64 juta kg CO₂. Pola ini memperlihatkan bahwa semakin besar volume sampah, semakin banyak material yang dapat dipulihkan menjadi produk bernilai jual sehingga pendapatan meningkat, tetapi pada saat yang sama proses pengolahan dan transportasi yang lebih intensif turut menaikkan emisi. Parameter ini memberikan perubahan yang stabil terhadap skor sosial pada kisaran 0.574 hingga 0.576. Sementara itu, utilization gap konstan di angka 0. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan maupun penurunan volume sampah masih dapat terdistribusi secara proporsional ke fasilitas-fasilitas yang ada tanpa menyebabkan ketimpangan utilitas.

Tabel 4. 25 Hasil Analisis Sensitivitas terhadap Parameter *Total Waste*

<i>Change (%)</i>	<i>Total Cost (billion)</i>	<i>Total Emission (million)</i>	<i>Social Score (0-1)</i>	<i>Utilization Gap</i>
-30	-166.502	45.248	0.5764	0
-25	-183.394	48.424	0.5764	0
-20	-200.285	51.599	0.5764	0
-15	-217.291	53.730	0.5742	0
-10	-234.795	56.844	0.5742	0
-5	-252.111	60.048	0.5743	0
0	-268.982	64.064	0.5794	0
5	-285.703	66.188	0.5742	0
10	-303.211	69.302	0.5742	0
15	-320.719	72.416	0.5742	0
20	-338.227	75.530	0.5742	0
30	-355.735	78.644	0.5742	0

Sumber: Penulis, 2026

Di sisi lain, perubahan nilai pada parameter *investment technology* menunjukkan respons sistem yang lebih *robust*. Penurunan biaya investasi hingga -30% hanya berdampak pada menurunnya total *cost* sistem menjadi -283.78 miliar IDR, tanpa memberikan efek yang signifikan pada emisi dan skor sosial yang konstan di angka 0.579. Namun, ketika biaya investasi teknologi naik mencapai +30%, total *cost* sistem naik ke angka -256.72 miliar IDR. Pada titik kenaikan +30% tersebut, terjadi pergeseran konfigurasi di mana emisi sedikit naik menjadi 64.93 juta kg CO₂ dan skor sosial ikut mengalami perubahan ke angka 0.577. Sama halnya dengan skenario sebelumnya, nilai *utilization gap* tetap tidak terpengaruh.

Tabel 4. 26 Hasil Analisis Sensitivitas terhadap Parameter *Investment Technology*

<i>Change (%)</i>	<i>Total Cost (billion)</i>	<i>Total Emission (million)</i>	<i>Social Score (0-1)</i>	<i>Utilization Gap</i>
-30	-283.783	64.064	0.5794	0

<i>Change (%)</i>	<i>Total Cost (billion)</i>	<i>Total Emission (million)</i>	<i>Social Score (0-1)</i>	<i>Utilization Gap</i>
-25	-281.313	64.064	0.5794	0
-20	-278.843	64.064	0.5794	0
-15	-276.373	64.064	0.5794	0
-10	-273.926	64.065	0.5794	0
-5	-271.455	64.065	0.5794	0
0	-268.985	64.065	0.5794	0
5	-266.515	64.065	0.5794	0
10	-264.045	64.065	0.5794	0
15	-261.576	64.065	0.5794	0
20	-259.085	64.064	0.5794	0
30	-256.725	64.934	0.5772	0

Sumber: Penulis, 2026

4.4 Implikasi Manajerial

Mengubah model keputusan berbasis data menjadi instrumen kebijakan strategis penting untuk mengatasi kompleksitas pengelolaan persampahan di Kota Balikpapan. Integrasi pendekatan prediktif dan preskriptif dalam penelitian ini membuktikan bahwa intuisi saja tidak cukup untuk merancang tata kelola perkotaan, melainkan diperlukan kerangka matematis untuk mengantisipasi dinamika masa depan. Berdasarkan hasil peramalan, laju timbulan sampah diproyeksikan akan terus mengalami peningkatan yang persisten hingga menembus angka 232094.1 ton pada tahun 2030. Tren kenaikan ini menunjukkan bahwa jika pemerintah daerah tetap menerapkan pola kumpul-angkut-buang, kapasitas TPA akan segera mencapai titik jenuh. Oleh karena itu, pengoptimalan sistem secara menyeluruh dari hulu ke hilir diperlukan guna mereduksi volume residu secara signifikan dan menjaga umur pakai fasilitas pemrosesan akhir.

Dari sisi operasional infrastruktur, hasil optimisasi menegaskan perlunya desentralisasi pengolahan sampah. Intervensi kebijakan yang dapat diambil oleh pemerintah adalah memprioritaskan pembangunan enam unit *Mini Material Recovery Facility* (MRF) yang tersebar di setiap kecamatan, didukung oleh dua unit *Composting Plant* dan dua unit *MRF Central* di Balikpapan Utara dan Selatan. Strategi investasi teknologi juga harus selaras dengan karakteristik material, sampah organik diarahkan secara masif untuk pengomposan, sementara material anorganik didorong masuk ke proses daur ulang (*recycling*). Pola aliran sampah yang terstruktur seperti ini mencegah penumpukan di satu titik dan memastikan sampah yang masih memiliki nilai ekonomi dimanfaatkan sebelum dibuang ke TPA.

Analisis terhadap empat skenario memberikan pandangan komprehensif terkait *trade-off* kebijakan yang harus diambil oleh para pemangku kepentingan. Apabila pemerintah menerapkan kebijakan *economic-centric* (S1), biaya total sistem memang dapat ditekan hingga titik terendah, namun kebijakan ini mengorbankan aspek keadilan spasial yang memicu ketimpangan beban antarfasilitas. Sebaliknya, jika kebijakan diputar ke arah *environmental-centric* (S2) atau *social-centric* (S3), sistem mampu meminimalkan emisi atau menyerap tenaga kerja lokal dalam jumlah besar (611 orang), tetapi harus dibayar dengan lonjakan anggaran yang drastis. Oleh karena itu, skenario *infrastructure-centric* (S4) direkomendasikan sebagai landasan kebijakan paling optimal. Dengan skenario ini, efisiensi finansial dan pemerataan infrastruktur dapat tercapai, sekaligus mengurangi emisi lingkungan serta meminimalkan ketidaknyamanan publik namun disisi lain tetap meningkatkan penyerapan tenaga kerja.

Analisis sensitivitas memperlihatkan bahwa rancangan ini cukup robust terhadap ketidakpastian parameter. Evaluasi menunjukkan bahwa sistem yang dirancang tetap beroperasi secara optimal dan stabil meskipun terjadi fluktuasi pada volume timbulan sampah maupun perubahan harga investasi teknologi dalam rentang $\pm 30\%$. Pada skenario terburuk (volume sampah $+30\%$), utilization gap tetap berada di nol, meskipun pemerintah perlu mengantisipasi kenaikan emisi karbon.

Namun yang terpenting pemerintah perlu memperhatikan faktor-faktor sosio-ekonomi yang secara signifikan memengaruhi laju timbulan sampah. Penanganan masalah persampahan tidak cukup hanya dengan mengoptimalkan sistem manajemen di hilir (fasilitas pengolahan), melainkan juga harus disertai upaya intervensi untuk menekan akar penyebab dari hulu agar volume sampah yang dihasilkan masyarakat dapat dikendalikan sejak awal.

Halaman sengaja dikosongkan

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan rumusan masalah, tujuan, dan hasil pengolahan data yang telah dijabarkan pada bab sebelumnya, maka dapat ditarik kesimpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Pengembangan model prediktif untuk memproyeksikan timbunan sampah di Kota Balikpapan berhasil dilakukan dengan memadukan *Grey Model* dan *Regularized Regression*. Evaluasi kinerja menunjukkan bahwa model *hybrid* antara *Elastic Net* dan *Grey Model* memberikan tingkat akurasi peramalan paling tinggi dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang sangat minim yaitu sebesar 0.924%. Dengan nilai koefisien determinasi (R^2) mencapai 96%, prediksi dari model ini menegaskan bahwa faktor sosio-ekonomi seperti rata-rata lama sekolah, ukuran rumah tangga, dan kepadatan penduduk memberikan pengaruh positif yang signifikan terhadap kenaikan sampah, sementara indikator kemiskinan dan pengangguran menunjukkan korelasi negatif. Melalui pemodelan ini, laju timbunan sampah diproyeksikan secara kuantitatif akan mengalami tren peningkatan mencapai angka 232094.1 ton pada tahun 2030.
2. Model keputusan *Mixed-Integer Linear Programming* (MILP) yang dibangun telah terbukti mampu merancang konfigurasi tata kelola persampahan secara optimal. Keputusan yang dihasilkan memberikan panduan teknis yang dapat diimplementasikan, di mana Skenario 4 direkomendasikan sebagai opsi paling seimbang dengan menetapkan pembangunan dan pengoperasian enam *Mini MRF*, dua *Composting Plant*, dan dua *MRF Central*. Strategi penentuan fasilitas, investasi teknologi, dan pemetaan aliran sampah ini dirancang secara komprehensif untuk mendistribusikan beban secara merata, mencapai efisiensi biaya, mengurangi emisi lingkungan, serta mencapai tujuan sosial yang krusial,

yaitu menyeimbangkan pemaksimalan lapangan pekerjaan baru dengan minimalisasi gangguan lingkungan pada masyarakat.

3. Kerangka kerja terpadu telah dirancang untuk mengintegrasikan pengambilan keputusan antar pemangku kepentingan dalam sistem tata kelola sampah. Dalam penelitian ini, urutan kerja dimulai dengan tahap prediksi yang kemudian dilanjutkan oleh proses optimasi. Desain kerangka kerja ini membuktikan bahwa integrasi model keputusan dan peramalan mampu bertransformasi menjadi instrumen evaluasi kebijakan yang efektif dalam menghadapi fluktuasi data riil di lapangan.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan, beberapa saran dapat diberikan untuk mendukung implementasi kebijakan dan pengembangan lebih lanjut dari model ini.

1. Penelitian ini masih menetapkan asumsi bahwa seluruh kecamatan di Kota Balikpapan memiliki komposisi jenis sampah yang seragam serta seluruh produk hasil daur ulang pasti akan terserap penuh oleh pasar. Riset berikutnya diharapkan dapat mengakomodasi heterogenitas komposisi sampah per wilayah, serta memasukkan variabel probabilitas penyerapan pasar yang bersifat stokastik untuk mencerminkan kondisi secara riil.
2. Dalam pemodelan optimasi, penelitian ini diasumsikan berjalan pada periode tunggal dan mengabaikan fluktuasi waktu. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan model optimasi multi-periode yang dapat menangkap pergeseran inflasi ekonomi, depresiasi nilai uang, dan fluktuasi harga operasional dari waktu ke waktu.

DAFTAR PUSTAKA

Alshaikh, R. dan Abdelfatah, A. (2024) "Optimization Techniques in Municipal Solid Waste Management: A Systematic Review," *Sustainability*, 16(15), hlm. 6585. Tersedia pada: <https://doi.org/10.3390/su16156585>.

Alvarez, J.M. (2025) "Application of Mathematical Programming in Engineering Decision-Making," *American Journal Of Engineering Mathematics*, 6(3). Tersedia pada: australiansciencejournals.com/ajems (Diakses: 9 Desember 2025).

Badan Perencanaan Pembangunan Nasional (2024) *National roadmap & action plan economy circular Indonesia 2025–2045*. Indonesia. Tersedia pada: <https://lcdi-indonesia.id/wp-content/uploads/2025/06/ranes-en.pdf> (Diakses: 14 Juni 2026).

Badan Pusat Statistik Kota Balikpapan (2026) *Kota Balikpapan Dalam Angka 2026*. Tersedia pada: <https://balikpapankota.bps.go.id/id/publication/2026/02/27/e8c800605d0f33a4519264ca/kota-balikpapan-dalam-angka-2026.html> (Diakses: 14 Juni 2026).

Barma, M. dkk. (2022) "Mathematical Model for the Optimization of Municipal Solid Waste Management," *Frontiers in Sustainability*, 3. Tersedia pada: <https://doi.org/10.3389/frsus.2022.880409>.

Boehmke, B. dan Greenwell, B. (2019) *Hands-On Machine Learning with R*. 1 ed. Boca Raton: CRC Press. Tersedia pada: <https://doi.org/https://doi.org/10.1201/9780367816377>.

Chicco, D., Warrens, M.J. dan Jurman, G. (2021) "The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation," *PeerJ Computer Science*, 7, hlm. e623. Tersedia pada: <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.623>.

Eka Sari Widyastuti, A. (2025) “Pentingnya Collaborative Governance dalam Pengelolaan Sampah: Studi Kasus Mekanisme Pengelolaan Sampah Berbasis Zero Waste di TPS Go-Sari dan TPA BLE Banyumas,” *Jurnal Cendekia Ilmiah*, 4(3).

Gobai, K.R.M., Surya, B. dan Syafri (2021) *Pengelolaan Sampah Perkotaan*. Pusaka Almaida.

Guo, R., Liu, H. dan Sun, H. (2022) “Forecasting of municipal solid waste generation in China based on an optimized grey multiple regression model,” *Journal of Material Cycles and Waste Management*, 24, hlm. 2314–2327. Tersedia pada: <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s10163-022-01479-6>.

Hakim, R.N.P.J.A.H., Nasir, B. dan Taufik, M. (2020) “Implementasi Peraturan Walikota Nomor 8 Tahun 2018 Tentang Pengurangan Penggunaan Kantong Plastik (Studi Kasus Ritel Modern Di Kota Balikpapan),” *eJournal Pemerintahan Integratif*, 8(1), hlm. 737–747.

Hardjana, A.K. dan Putri, M.A. (2023) *Inovasi Pengelolaan Sampah Kota Balikpapan Sebagai Pintu Gerbang Ibu Kota Negara (Ikn) Nusantara*.

Irmawartini, I., Mulyati, S.S. dan Pujiono, P. (2023) “Pengelolaan Sampah dari Hulu ke Hilir di Kota Bandung,” *Jurnal Kesehatan Lingkungan Indonesia*, 22(2), hlm. 229–236. Tersedia pada: <https://doi.org/10.14710/jkli.22.2.229-236>.

Islam, M.R. dkk. (2022) “Yard waste prediction from estimated municipal solid waste using the grey theory to achieve a zero-waste strategy,” *Environmental Science and Pollution Research*, 29(31), hlm. 46859–46874. Tersedia pada: <https://doi.org/10.1007/s11356-022-19178-y>.

James, G. dkk. (2021) *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*. 2 ed. Springer. Tersedia pada: <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1418-1>.

Jason Brownlee (2018) *Master Machine Learning Algorithms: Discover How They Work and Implement Them from Scratch*. Melbourne: Machine Learning Mastery.

Julia Lingga, L. dkk. (2024) “Sampah di Indonesia: Tantangan dan Solusi Menuju Perubahan Positif,” *INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research*, 4(4), hlm. 12235–12247.

Kementerian Lingkungan Hidup (2026) *Data Indikatif Pengelolaan Sampah*. Tersedia pada: <https://sampahnasional.kemenlh.go.id/portal-indikatif/> (Diakses: 14 Juni 2026).

Khairunisa dan Widyarsana, I.M.W. (2025) “Analisis Keberlanjutan Sistem Pengelolaan Sampah Berbasis 3R (Studi Kasus MRF, TPST Kota Hijau, dan Bank Sampah Kota Hijau Balikpapan),” *AJIE*, 9(3). Tersedia pada: <https://doi.org/10.20885/ajie.vol9.iss3.art6>.

Liu, S. (2025) *Grey Systems Analysis Methods, Models and Applications Second Edition*. Singapore: Springer.

Maulidayanti, E.M. dkk. (2024) “Evaluasi Produksi Refuse-Derived Fuel (RDF) dari Sampah Perkotaan (Studi Kasus: RDF Plant di Kabupaten Cilacap),” *Jurnal Teknologi Lingkungan*, 25(2), hlm. 179–189.

Mohee, S. dkk. (2025) *Clustering for Categorical Data Using Nonlinear Goal Programming*.

Munguía-López, A. del C., Ochoa-Barragán, R. dan Ponce-Ortega, J.M. (2022) “Optimal waste management during the COVID-19 pandemic,” *Chemical Engineering and Processing - Process Intensification*, 176, hlm. 108942. Tersedia pada: <https://doi.org/10.1016/j.cep.2022.108942>.

Murtiyoko, H. dan Zubaidah, S. (2023) “Pengaruh Literasi Ekonomi Terhadap Perilaku Konsumtif Karyawan PT Telmark Integrasi Indonesia,” *Aufklarung: Jurnal Pendidikan, Sosial dan Humaniora*, 3(3). Tersedia pada: <http://pijarpemikiran.com/index.php/Aufklarung>.

Nabil, M.H. dan Sri muljaningsih (2025) “Analysis of the Effects of Demographic and Socioeconomic Factors on the Amount of Solid Waste Generation in Regencies and Cities in East Java During the 2019-2023 Period,” *Journal of Development*

Economic and Social Studies, 4(4), hlm. 1275–1285. Tersedia pada: <https://doi.org/10.21776/jdess.2025.04.4.15>.

Panggabean, M.B. dkk. (2025) “Pengaruh Variasi Munciple Solid Waste (Refuse Derived Fuel, Briket Sampah Dan Sampah Campur) Terhadap Profil Temperatur Insinerator Dual Chamber,” *Jurnal Ilmiah TEKNIK DESAIN MEKANIKA*, 14(2), hlm. 145–150.

Pasaribu, A.U.K. dkk. (2025) “Kajian Literatur Sistematis: Pemanfaatan Program Bilangan Bulat dalam Optimasi Jadwal Produksi,” *Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 1(4), hlm. 1539–1545. Tersedia pada: <https://doi.org/10.63822/j0kxs342>.

Pemerintah Kabupaten Halmahera Utara (2026) *Hari peduli sampah nasional 2026 digelar, halut aman, sehat, resik dan indah*. Tersedia pada: <https://web.halmaherautarakab.go.id/publikasi/1234-hari-peduli-sampah-nasional-2026-digelar-halut-aman-sehat-resik-dan-indah> (Diakses: 14 Juni 2026).

Rahmawati, A.F. dkk. (2021) *Analisis Pengelolaan Sampah Berkelanjutan Pada Wilayah Perkotaan Di Indonesia, Maret*.

Rodzi, M.F. dkk. (2024) “Pengelolaan, Pemanfaatan Serta Upaya Pemerintah dalam Menanggulangi Sampah Perkotaan di Semarang,” *Journal of Social Work and Empowerment*, 3(2). Tersedia pada: <https://ejournal.sidyanusa.org/index.php/joswae>.

Santoso, Moch.R.D., Rosyidah, E. dan Sumiyarsono, E. (2024) “Peningkatan Kapasitas TPA Melalui Proyeksi Timbulan Sampah dan Pertumbuhan Penduduk,” *NTER*, 2(2), hlm. 64–73. Tersedia pada: <https://doi.org/https://journal.unusida.ac.id/index.php/nter/>.

Shuai, W. dkk. (2025) “Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries using a novel particle flow filter framework with grey model,” *Scientific Reports*, 15(1). Tersedia pada: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-86511-z>.

Suryawan, I.W.K. dkk. (2022) “Korelasi Kondisi Sosial Masyarakat Terhadap Timbulan Sampah Selama Pandemi Covid-19 di Provinsi Bali,” *Jurnal Ilmu*

Lingkungan, 20(4), hlm. 696–703. Tersedia pada: <https://doi.org/10.14710/jil.20.4.696-703>.

Sutisna, M.A.R. (2024) “Strategi pengelolaan sampah kota terintegrasi menuju zero waste,” *Waste Handling and Environmental Monitoring*, 1(1). Tersedia pada: <https://doi.org/10.61511/whem.v1i1.2024.631>.

Wang, X. dan Xie, N. (2024) “The Journal of Grey System Discovering the mechanism of grey forecasting models from the perspective of dynamic system modelling,” *THE JOURNAL OF GREY SYSTEM*, 36(2), hlm. 2024. Tersedia pada: <https://doi.org/https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3098016/v1>.

Zambrano-Monserrate, M.A., Ruano, M.A. dan Ormeño-Candelario, V. (2021) “Determinants of municipal solid waste: A global analysis by countries’ income level,” *Environmental Science and Pollution Research*, 28(44), hlm. 62421–62430. Tersedia pada: <https://doi.org/10.1007/s11356-021-15167-9>.

Zhang, Z., Zhang, Y. dan Wu, D. (2019) “Hybrid model for the prediction of municipal solid waste generation in Hangzhou, China,” *Waste Management and Research*, 37(8), hlm. 781–792. Tersedia pada: <https://doi.org/10.1177/0734242X19855434>.

Halaman sengaja dikosongkan

LAMPIRAN A

Lampiran 1A. Data Variable Prediktor

<i>Year</i>	<i>msw</i>	<i>pop_den</i>	<i>hh_size</i>	<i>yed</i>	<i>cldi</i>	<i>gdp</i>	<i>cpi</i>	<i>hh_exp</i>	<i>min_wage</i>	<i>urat</i>	<i>pp_rate</i>
2018	167144.45	1270	3.79	10.65	10.12	79807.11	139.03	2085477	2618348	9.27	2.64
2019	167397.98	1289	3.74	10.67	15.45	83793.41	141.64	1877212	2868083	7.15	2.42
2020	175865.25	1368	3.66	10.68	20.78	83034.71	103.36	1999470	3069316	9	2.57
2021	181479.86	1381	3.61	10.91	17.74	86831.69	105.72	2323288	3069316	8.94	2.89
2022	187875.03	1377	3.75	10.92	54.49	91142.16	115.55	2071679	3118397	6.90	2.45
2023	193038.43	1445	3.77	10.93	64.8	97060.15	115.57	2334237	3324273	6.09	2.31
2024	197352.8	1482	3.86	10.99	72.98	100191.74	107.16	2460933	3475595	6.22	2.23
2025	201230.52	1503.44	3.81	11.04	22.83	110447.41	108.55	2535248	3701508	5.84	1.97

Lampiran 2A. Parameter fasilitas

Fasilitas	Kapasitas (ton)	Fixed Cost (miliar Rp)	Variable Cost (rp/ton)	Emisi (kg CO ₂)	Pekerja (orang)
Mini MRF S	37500	12.8	30000	5000	15
Mini MRF M	60000	34.56	30000	7000	25
Mini MRF L	55000	51.2	30000	9000	35
Composting Plant	82500	47.616	20000	50000	40
MRF Central	52500	158.720	20000	80000	80
LFGTE Plant	75000	96	15000	150000	20
TPA Manggar	210788	139.207	75000	500000	50

Lampiran 3A. Parameter teknologi

Teknologi	Kapasitas (ton)	Investment Cost (miliar rp)	Processing Cost (rp/ton)	Emisi (kg CO ₂)	Pekerja (orang)
Manual Sorting	82500	100	12000	15	0
Separation E-waste	4500	120	2820	50	5
Composting	82500	119	20150	25	8
Gasification	82500	200	36000	180	10
Pyrolysis	82500	250	354000	220	12
Incineration	82500	225	380000	750	15
Chemical Recycling	30000	50	89000	180	10
Mechanical Recycling	30000	1000	30000	150	8
Nanotubes	30000	900	5500000	500	20
Hydrometallurgy	15000	100	112000	120	12
Pyrometallurgy	15000	5	217000	900	15
Remelting Metal	15000	70	75000	350	8
Remelting Glass	22500	18.2	90000	300	8
Water Treat Paper	37500	29	56000	200	6
Waterless Tech	37500	90	180000	250	5
LFG Capture	75000	100	120000	30	5

Lampiran 4A. Parameter sampah

Jenis Sampah	Recovery Factor	Teknologi	Produk	Alpha
Elektronik	0.80	Separation	Useful metal	0.750
Kaca	0.95	Remelting	New glass	1
Logam	0.95	Hydrometallurgy	Useful metal	0.990
		Pyrometallurgy	Useful metal	0.990
		Remelting	Useful metal	0.950
		Incineration	Energy	0.544
		Pyrolysis	Energy	0.685
Organik	1	Gasification	Energy	0.685
		Composting	Energy	1
		Water treatment	New paper	0.840
		Waterless	New paper	0.950
		Nanotubes tech	Nanotubes	0.320
Plastik	0.90	Chemical recycling	Pyrolysis oil	0.432
		Mechanical recycling	Pellets	0.672
Residu	1	LFG Capture	Energy	0.280

Halaman sengaja dikosongkan

LAMPIRAN B

Lampiran 1B. Hasil *forecasting variable predictor*

<i>Year</i>	<i>pop_den</i>	<i>yed</i>	<i>grdp</i>	<i>hh_exp</i>	<i>cpi</i>	<i>cldi</i>	<i>min_wage</i>	<i>urat</i>	<i>pp_rate</i>	<i>hh_size</i>
2026	1544.703	11.12873	112650.7	2671350	102.24337	62.32917	3778806	5.623273	2.071453	3.854696
2027	581.791	11.19272	118265	2798178	99.55201	70.32481	3932640	5.301903	1.99668	3.883286
2028	1619.771	11.25708	124159.1	2931026	96.9315	79.34613	4092737	4.9989	1.924606	3.912088
2029	1658.662	11.32181	130347	3070182	94.37996	89.52471	4259351	4.713213	1.855133	3.941104
2030	1698.487	11.38691	136843.3	3215945	91.89559	101.00901	4432748	4.443853	1.788169	3.970335
MAPE (%)	1.085	0.367	2.158	3.055	7.034	66.028	1.590	9.667	5.332	1.146