



SKRIPSI

OPTIMASI PUSAT KLASSTER *K-PROTOTYPES* PADA PENGELOMPOKAN PENERIMAAN BANTUAN REHABILITASI *RUTILAHU* DI KOTA SURABAYA TAHUN 2024

LISYA SEPTYO NINGRUM
NPM 21083010003

DOSEN PEMBIMBING

Kartika Maulida Hindrayani, S.Kom., M.Kom.

Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra, S.Kom., M.Kom.

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN TINGGI, SAINS, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PROGRAM STUDI SAINS DATA
SURABAYA
2025**



SKRIPSI

**OPTIMASI PUSAT KLASSTER *K-PROTOTYPES*
PADA PENGELOMPOKAN PENERIMAAN
BANTUAN REHABILITASI *RUTILAHU* DI KOTA
SURABAYA TAHUN 2024**

LISYA SEPTYO NINGRUM
NPM 21083010003

DOSEN PEMBIMBING
Kartika Maulida Hindrayani, S.Kom., M.Kom.
Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra, S.Kom., M.Kom.

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN TINGGI, SAINS, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PROGRAM STUDI SAINS DATA
SURABAYA
202**



SKRIPSI

**OPTIMASI PUSAT KLASSTER *K-PROTOTYPES*
PADA PENGELOMPOKAN PENERIMAAN
BANTUAN REHABILITASI *RUTILAHU* DI KOTA
SURABAYA TAHUN 2024**

LISYA SEPTYO NINGRUM
NPM 21083010003

DOSEN PEMBIMBING

Kartika Maulida Hindrayani, S.Kom., M.Kom.

Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra, S.Kom., M.Kom.

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN TINGGI, SAINS, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PROGRAM STUDI SAINS DATA
SURABAYA
2025**

LEMBAR PENGESAHAN

OPTIMASI PUSAT KLASTER *K-PROTOTYPES* PADA PENGELOMPOKAN PENERIMAAN BANTUAN REHABILITASI *RUTILAHU* DI KOTA SURABAYA TAHUN 2024

Oleh:
LISYA SEPTYO NINGRUM
NPM. 21083010003

Telah dipertahankan di hadapan dan diterima oleh Tim Penguji Sidang Skripsi Program Studi Sains Data Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur Pada tanggal 4 Juni 2025:

Menyetujui,

Kartika Maulida Hindrayani, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19920909 202203 2 009

(Pembimbing I)

Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19860825 202121 1 003

(Pembimbing II)

Trimono, S.Si., M.Si.
NIP. 19950908 202203 1 003

(Ketua Penguji)

Shindi Shella May Wara, M. Stat.
NIP. 19960518 202406 2 003

(Penguji I)

Mengetahui,
Dekan Fakultas Ilmu Komputer


Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, MT
NIP. 19681126 199403 2 001

LEMBAR PERSETUJUAN

**OPTIMASI PUSAT KLASSTER *K-PROTOTYPES* PADA PENGELOMPOKAN
PENERIMAAN BANTUAN REHABILITASI *RUTILAHU* DI KOTA SURABAYA
TAHUN 2024**

Oleh:

LISYA SEPTYO NINGRUM

NPM. 21083010003

Telah disetujui untuk mengikuti Ujian Skripsi



Menyetujui,

**Koordinator Program Studi Sains Data
Fakultas Ilmu Komputer**

Dr. Eng. Ir. Dwi Arman Prasetya, ST., MT., IPU., Asean, Eng.
NIP. 19801205/200501 1 002

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Lisya Septyo Ningrum
NPM : 21083010003
Program : Sarjana (S1)
Program Studi : Sains Data
Fakultas : Fakultas Ilmu Komputer

Menyatakan bahwa dalam dokumen ilmiah Skripsi ini tidak terdapat bagian dari karya ilmiah lain yang telah diajukan untuk memperoleh gelar akademik di suatu Lembaga Pendidikan Tinggi dan juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang/lembaga lain, kecuali yang secara tertulis disitasi dalam dokumen ini dan disebutkan secara lengkap dalam daftar pustaka.

Dan saya menyatakan bahwa dokumen ilmiah ini bebas dari unsur-unsur plagiasi. Apalagi dikemudian hari ditemukan indikasi plagiat pada Skripsi ini, saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya tanpa ada paksaan dari siapapun juga dan untuk dipergunakan sebagaimana mestinya



Surabaya, 4 Juni 2025
Yang Membuat Pernyataan,



LISYA SEPTYO NINGRUM
NPM. 21083010003

ABSTRAK

Nama Mahasiswa / NPM : Lisy Septyo Ningrum / 21083010003
Judul Proposal Skripsi : Optimasi Pusat Klaster *K-Prototypes* Pada Pengelompokan Penerimaan Bantuan Rehabilitasi *Rutilahu* di Kota Surabaya Tahun 2024
Dosen Pembimbing : 1. Kartika Maulida Hindrayani, S.Kom., M.Kom.
2. Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra, S.Kom., M.Kom.

Rumah tidak layak huni (*Rutilahu*) merupakan isu sosial serius yang berdampak langsung terhadap kualitas hidup masyarakat berpenghasilan rendah. Di Kota Surabaya, jumlah pengajuan bantuan rehabilitasi *Rutilahu* meningkat setiap tahun. Hal ini mencerminkan kebutuhan masyarakat akan tempat tinggal yang layak. Namun, proses seleksi penerima bantuan masih menghadapi tantangan besar, yaitu subjektivitas dalam penilaian. Subjektivitas ini muncul dikarenakan belum adanya sistem yang terstandarisasi secara objektif. Hal ini dapat mengakibatkan ketidaktepatan sasaran dalam distribusi bantuan. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis data yang objektif dan efisien dalam mengelompokkan calon penerima bantuan guna mendukung penyaluran yang lebih adil dan transparan. Penelitian ini mengusulkan penggunaan metode *clustering* berbasis algoritma *K-Prototypes* untuk menangani data campuran dalam pengelompokan calon penerima bantuan rehabilitasi *Rutilahu*. Untuk mengatasi kelemahan algoritma *K-Prototypes* yang sensitif terhadap inisialisasi awal pusat klaster, dilakukan optimasi menggunakan tiga algoritma metaheuristik, yaitu *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Genetic Algorithm* (GA), dan *Flower Pollination Algorithm* (FPA) untuk meningkatkan performa *K-Prototypes* dalam pengelompokan calon penerima program rehabilitasi rumah tidak layak huni (*Rutilahu*) di Kota Surabaya. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *Davies-Bouldin Index* (DBI), *Silhouette Score*, dan waktu komputasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada skenario *Non-weighted clustering*, model *K-Prototypes* yang dioptimasi dengan PSO memberikan hasil terbaik dengan DBI sebesar 0,6467, *Silhouette Score* 0,5498, dan rata-rata waktu komputasi 18,0264 detik. Sedangkan pada skenario *Weighted clustering*, model *K-Prototypes* konvensional memperoleh nilai DBI 0,5828, *Silhouette Score* 0,5624, dan rata-rata waktu komputasi 28,0213 detik, sedikit lebih baik dibanding PSO dalam hal kualitas klaster, namun PSO tetap lebih efisien dari sisi rata-rata waktu yaitu sebesar 25,4761 detik dengan hasil yang kompetitif metrik DBI 0,5878 dan *Silhouette Score* 0,5559. Secara keseluruhan, algoritma PSO terbukti mampu mengidentifikasi pusat klaster secara cepat dan akurat dibandingkan GA dan FPA. Oleh karena itu, model *K-Prototypes* yang dioptimasi menggunakan PSO dipilih sebagai model final dan diimplementasikan dalam sistem aplikasi berbasis Streamlit, yang memudahkan proses klasterisasi otomatis dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data.

Kata kunci: *Clustering, K-Prototypes, Particle Swarm Optimization, Genetic Algorithm, Flower Pollination Algorithm*

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRACT

Student Name / NPM : Lisya Septyo Ningrum / 21083010003
Thesis Title : Cluster Center Optimization of K-Prototypes for Grouping Housing Rehabilitation Aid Recipients in Surabaya City, 2024
Advisor : 1. Kartika Maulida Hindrayani, S.Kom., M.Kom.
2. Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra, S.Kom., M.Kom.

ABSTRACT

The issue of substandard housing, known as Rumah Tidak Layak Huni (Rutilahu), represents a significant social challenge that directly impacts the quality of life for low-income communities. In Surabaya, the number of Rutilahu rehabilitation aid applications has increased annually, reflecting the urgent public demand for adequate housing. However, the current selection process for aid recipients still faces major challenges, primarily due to subjectivity in assessment. This subjectivity arises from the absence of an objectively standardized system, often leading to misallocation of aid and ineffective targeting. Therefore, a data-driven, objective, and efficient approach is required to cluster potential beneficiaries in a fair and transparent manner. This study proposes a clustering approach using the K-Prototypes algorithm, which is suitable for handling mixed-type data, to group applicants for the Rutilahu rehabilitation aid program. To address the sensitivity of K-Prototypes to initial cluster centroid selection, three metaheuristic optimization algorithms are Particle Swarm Optimization (PSO), Genetic Algorithm (GA), and Flower Pollination Algorithm (FPA) were employed to enhance clustering performance. The models were evaluated using the Davies-Bouldin Index (DBI), Silhouette Score, and computational time. The results indicate that under the non-weighted clustering scenario, the K-Prototypes model optimized with PSO achieved the best performance, with a DBI of 0,6467, Silhouette Score of 0,5498, and an average computational time of 18,0264 seconds. In the weighted clustering scenario, the conventional K-Prototypes model yielded a slightly better cluster quality with a DBI of 0,5828 and Silhouette Score of 0,5624, albeit with a higher average computational time of 28,0213 seconds. Meanwhile, PSO remained more efficient with a time of 25,4761 seconds, while still delivering competitive results (DBI of 0,5878 and Silhouette Score of 0,5559). Overall, PSO demonstrated superior capability in identifying optimal cluster centroids quickly and accurately compared to GA and FPA. Consequently, the PSO-optimized K-Prototypes model was selected as the final model and implemented in a Streamlit-based application to facilitate automated clustering and support data-driven decision-making.

Keywords: *Clustering, K-Prototypes, Particle Swarm Optimization, Genetic Algorithm, Flower Pollination Algorithm*

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala rahmat, hidayah dan karunia-Nya kepada penulis sehingga skripsi dengan judul **“Optimasi Pusat Klaster *K-Prototypes* Pada Pengelompokan Penerimaan Bantuan Rehabilitasi *Rutilahu* di Kota Surabaya Tahun 2024”** dapat terselesaikan dengan baik.

Penyusunan skripsi ini tidak terlepas dari berbagai tantangan. Namun, berkat dukungan dan bantuan dari berbagai pihak, skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik. Untuk itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, MT., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur.
2. Bapak Dr. Eng. Ir. Dwi Arman Prasetya, S.T., M.T., IPU., selaku Ketua Program Studi Sains Data Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur.
3. Ibu Kartika Maulida Hindrayani, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing I, atas bimbingan, arahan, dan kesabaran yang luar biasa dalam memberikan dukungan selama proses penyusunan skripsi ini.
4. Bapak Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing II, atas bimbingan, masukan, dan dukungan yang sangat membantu dalam penyelesaian tugas akhir ini.
5. Bapak dan Ibu dosen Program Studi Sains Data, atas bimbingan, semangat, dan kepedulian yang diberikan sepanjang perjalanan akademik ini.
6. Kedua Orang tua, Bapak Supriyadi dan Ibu Yani, yang menjadi alasan terkuat penulis untuk terus melangkah. Walaupun mereka tidak sempat merasakan pendidikan hingga perguruan tinggi, semangat dan nilai hidup yang mereka tanamkan menjadi kekuatan terbesar penulis. Terima kasih atas setiap doa dalam sepi, setiap dukungan dalam diam, dan setiap peluh yang menjadi bekal perjalanan ini.
7. Untuk adik saya, Aulia Dwi Oktavia, yang menjadi salah satu alasan terbesar penulis untuk terus berjuang lebih keras setiap hari. Teruslah tumbuh menjadi pribadi hebat, jauh melampaui kakakmu.
8. Rekan-rekan Mahasiswa Sains Data Angkatan 2021 dan keluarga besar UKM Karawitan Widya Giri Laras, khususnya Kabinet Bramantya Agni Jayandaru,

atas kebersamaan, semangat, dan dukungan yang diberikan selama ini. Terima kasih telah menjadi bagian penting dalam perjalanan akademik ini, menghadirkan tawa dan kekuatan di setiap langkah.

9. *Last but not least*, untuk diri saya sendiri, terima kasih telah bertahan dan tidak menyerah di tengah berbagai tantangan. Sebagai anak perempuan pertama, perjalanan ini bukan hanya tentang menyelesaikan skripsi, melainkan juga tentang keberanian untuk terus melangkah, mengendalikan diri, dan tumbuh menjadi pribadi yang lebih kuat.

Penulis menyadari bahwa di dalam penyusunan skripsi ini banyak terdapat kekurangan. Untuk itu kritik dan saran yang membangun dari semua pihak sangat diharapkan demi kesempurnaan penulisan skripsi ini. Akhirnya, dengan segala keterbatasan yang penulis miliki semoga laporan ini dapat bermanfaat bagi semua pihak umumnya dan penulis pada khususnya.

Surabaya, Juni 2025

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL.....	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
LEMBAR PERSETUJUAN	iii
SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI.....	iv
ABSTRAK	v
<i>ABSTRACT</i>	vii
KATA PENGANTAR.....	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
DAFTAR NOTASI.....	xxi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah.....	7
1.3. Batasan Masalah	7
1.4. Tujuan Penelitian	8
1.5. Manfaat Penelitian	8
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	9
2.1. Penelitian Terdahulu	9
2.2. Dasar Teori.....	15
2.2.1. Rehabilitasi <i>Rutilahu</i>	15
2.2.2. Analisis Klaster	17
2.2.3. <i>Elbow Method</i>	18
2.2.4. <i>K-Prototypes Clustering</i>	19
2.2.5. <i>Particle Swarm Optimization</i> (PSO).....	24
2.2.6. <i>Genetic Algorithm</i> (GA).....	25
2.2.7. <i>Flower Pollination Algorithm</i> (FPA)	28
2.2.8. <i>Davies-Bouldin Index</i> (DBI)	30
2.2.9. <i>Silhouette Score</i>	31
2.2.10. <i>Graphical User Interface</i> (GUI) Streamlit.....	31

BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM	33
3.1. Metode dan Langkah Penelitian.....	33
3.1.1. Variabel Penelitian dan Sumber Data	33
3.1.2. Langkah Analisis.....	34
3.2. Desain Sistem.....	51
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	55
4.1. Analisis Deskriptif	55
4.2. Standarisasi Data.....	59
4.3. Penentuan <i>k</i> Kluster Optimum.....	60
4.3.1. <i>Elbow Method</i> Skenario <i>Non-Weighted Clustering</i>	61
4.3.2. <i>Elbow Method</i> Skenario <i>Weighted Clustering</i>	64
4.4. <i>K-Prototypes Clustering</i>	68
4.4.1. <i>K-Prototypes Non-Weighted Clustering</i>	68
4.4.2. <i>K-Prototypes Weighted Clustering</i>	77
4.5. <i>Particle Swarm Optimization (PSO)</i>	86
4.5.1. <i>PSO Non-Weighted Clustering</i>	86
4.5.2. <i>PSO Weighted Clustering</i>	96
4.6. <i>Genetic Algorithm (GA)</i>	107
4.6.1. <i>GA Non-Weighted Clustering</i>	108
4.6.2. <i>GA Weighted Clustering</i>	119
4.7. <i>Flower Pollination Algorithm (FPA)</i>	131
4.7.1. <i>FPA Non-Weighted Clustering</i>	132
4.7.2. <i>FPA Weighted Clustering</i>	143
4.8. Evaluasi Model	155
4.8.1. Evaluasi Model Skenario <i>Non-Weighted Clustering</i>	155
4.8.2. Evaluasi Model Skenario <i>Weighted Clustering</i>	156
4.9. Analisis Hasil	158
4.10. Implementasi Sistem	164
4.10.1. Halaman <i>Home</i>	165
4.10.2. Menu <i>Dataset</i>	165
4.10.3. Menu <i>Preprocessing Data</i>	167
4.10.4. Menu EDA	169
4.10.5. Menu Pra-Pemodelan	174

4.10.6. Menu <i>Clustering</i>	177
4.10.7. Menu Hasil	183
4.10.8. Menu Prediksi	185
BAB V PENUTUP.....	193
5.1. Kesimpulan	193
5.2. Saran Pengembangan	194
DAFTAR PUSTAKA	197
LAMPIRAN.....	203

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 <i>K-Prototype Clustering</i>	19
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.....	34
Gambar 3.2 Desain Sistem	51
Gambar 4.1 Visualisasi <i>Heatmap</i> Fitur Numerik	56
Gambar 4.2 Boxplot Fitur Numerik	57
Gambar 4.3 Barplot Fitur Kategorik.....	58
Gambar 4.4 Grafik <i>Elbow</i> Skenario <i>Non-Weighted Clustering</i>	63
Gambar 4.5 Grafik <i>Elbow</i> Skenario <i>Weighted Clustering</i>	67
Gambar 4.6 Visualisasi <i>K-Prototypes</i> Skenario <i>Non-Weighted Clustering</i>	76
Gambar 4.7 Visualisasi <i>K-Prototypes</i> Skenario <i>Weighted Clustering</i>	85
Gambar 4.8 Visualisasi Optimasi PSO Skenario <i>Non-Weighted Clustering</i>	95
Gambar 4.9 Visualisasi Optimasi PSO Skenario <i>Weighted Clustering</i>	106
Gambar 4.10 Visualisasi Optimasi GA Skenario <i>Non-Weighted Clustering</i>	118
Gambar 4.11 Visualisasi Optimasi GA Skenario <i>Weighted Clustering</i>	130
Gambar 4.12 Visualisasi Optimasi FPA Skenario <i>Non-Weighted Clustering</i>	142
Gambar 4.13 Visualisasi Optimasi FPA Skenario <i>Weighted Clustering</i>	154
Gambar 4.14 Tampilan Halaman <i>Home</i>	165
Gambar 4.15 Tampilan Menu <i>Dataset</i>	166
Gambar 4.16 Tampilan Proses <i>Input Data</i> Pada Menu <i>Dataset</i>	166
Gambar 4.17 Tampilan Proses <i>Preview Data</i>	167
Gambar 4.18 Tampilan Menu <i>Preprocessing Data</i>	168
Gambar 4.19 Notifikasi Menu <i>Preprocessing Data</i>	168
Gambar 4.20 Tampilan Menu EDA Statistika Deskriptif	169
Gambar 4.21 Tampilan Menu EDA Visualisasi Histogram dan Boxplot	170
Gambar 4.22 Tampilan Menu EDA Visualisasi <i>Heatmap</i>	171
Gambar 4.23 Tampilan Menu EDA Visualisasi Barchart	173
Gambar 4.24 Notifikasi Peringatan Menu <i>Exploratory Data Analysis (EDA)</i>	174
Gambar 4.25 Tampilan menu Pra-pemodelan.....	174
Gambar 4.26 Hasil Pra-pemodelan.....	175
Gambar 4.27 Notifikasi Peringatan Menu Pra-pemodelan.....	176
Gambar 4.28 Tampilan Menu <i>Clustering</i>	177

Gambar 4.29 Penentuan K Klaster Secara Langsung Oleh Pengguna	178
Gambar 4.30 Penentuan K Klaster Melalui <i>Elbow Method</i>	179
Gambar 4.31 Hasil Rekomendasi K Klaster Optimal Melalui <i>Elbow Method</i>	179
Gambar 4.32 <i>Output</i> Evaluasi Model dan Visualisasi Hasil <i>Clustering</i>	180
Gambar 4.33 <i>Output</i> Interpretasi Klaster dan Jumlah Anggota Tiap Klaster.....	181
Gambar 4.34 Notifikasi Menu <i>Clustering</i>	183
Gambar 4.35 Tampilan Menu Hasil <i>Clustering</i>	184
Gambar 4.36 Fitur Unduh Data Hasil <i>Clustering</i>	184
Gambar 4.37 Notifikasi Menu Hasil.....	185
Gambar 4.38 Tampilan Menu Prediksi.....	186
Gambar 4.39 Unggah <i>File</i> Pada Menu Prediksi	186
Gambar 4.40 <i>Preview</i> Data Pada Opsi Unggah <i>File</i>	187
Gambar 4.41 <i>Output</i> Hasil <i>Clustering</i> Pada Unggah <i>File</i> Baru	188
Gambar 4.42 Fitur Unduh Hasil <i>Clustering</i> Pada Unggah <i>File</i> Baru.....	189
Gambar 4.43 <i>Form Input</i> Data Manual Pada Menu Prediksi	189
Gambar 4.44 Hasil <i>Input</i> Data Manual Pada Menu Prediksi.....	190
Gambar 4.45 <i>Output</i> Hasil <i>Clustering</i> Pada <i>Input</i> Data Baru	191
Gambar 4.46 Fitur Unduh Hasil <i>Clustering</i> Pada <i>Input</i> Data Baru.....	191
Gambar 4.47 Notifikasi Menu Prediksi	192

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu.....	9
Tabel 3.1 Variabel Penelitian	33
Tabel 3.2 Pembobotan Variabel	37
Tabel 4.1 Sampel Data Penelitian	55
Tabel 4.2 Statistika Deskriptif Fitur Numerik	56
Tabel 4.3 Data Hasil Pra-Pemodelan	59
Tabel 4.4 Data Hasil Pembobotan	60
Tabel 4.5 Total <i>Cost Elbow</i> Skenario <i>Non-Weighted Clustering</i>	62
Tabel 4.6 Total <i>Cost Elbow</i> Skenario <i>Weighted Clustering</i>	66
Tabel 4.7 Data Hasil Klasterisasi <i>K-Prototype Non-Weighted Clustering</i>	75
Tabel 4.8 Data Hasil Klasterisasi <i>K-Prototype Weighted Clustering</i>	84
Tabel 4.9 Pusat Klaster Optimal PSO <i>Non-Weighted Clustering</i>	92
Tabel 4.10 Data Hasil Klasterisasi PSO + <i>K-Prototype Non-Weighted Clustering</i> ..	94
Tabel 4.11 Pengujian Stabilitas PSO Pada Skenario <i>Non-Weighted Clustering</i>	96
Tabel 4.12 Pusat Klaster Optimal PSO <i>Weighted Clustering</i>	103
Tabel 4.13 Data Hasil Klasterisasi PSO + <i>K-Prototype Weighted Clustering</i>	105
Tabel 4.14 Pengujian Stabilitas PSO Pada Skenario <i>Weighted Clustering</i>	107
Tabel 4.15 Pusat Klaster Optimal GA <i>Non-Weighted Clustering</i>	115
Tabel 4.16 Data Hasil Klasterisasi GA + <i>K-Prototype Non-Weighted Clustering</i> .	116
Tabel 4.17 Pengujian Stabilitas GA Pada Skenario <i>Non-Weighted Clustering</i>	119
Tabel 4.18 Pusat Klaster Optimal GA <i>Weighted Clustering</i>	127
Tabel 4.19 Data Hasil Klasterisasi GA + <i>K-Prototype Weighted Clustering</i>	128
Tabel 4.20 Pengujian Stabilitas GA Pada Skenario <i>Weighted Clustering</i>	131
Tabel 4.21 Pusat Klaster Optimal FPA <i>Non-Weighted Clustering</i>	139
Tabel 4.22 Data Hasil Klasterisasi FPA + <i>K-Prototype Non-Weighted Clustering</i>	140
Tabel 4.23 Pengujian Stabilitas FPA Pada Skenario <i>Non-Weighted Clustering</i>	142
Tabel 4.24 Pusat Klaster Optimal FPA <i>Weighted Clustering</i>	151
Tabel 4.25 Data Hasil Klasterisasi FPA + <i>K-Prototype Weighted Clustering</i>	152
Tabel 4.26 Pengujian Stabilitas FPA Pada Skenario <i>Weighted Clustering</i>	154
Tabel 4.27 Evaluasi Model Skenario <i>Non-Weighted Clustering</i>	156
Tabel 4.28 Evaluasi Model Skenario <i>Weighted Clustering</i>	157

Tabel 4.29 Karakteristik Hasil Klasterisasi	162
--	-----

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 <i>Dataset</i> Penelitian.....	203
Lampiran 2 <i>Source Code</i> Pemodelan <i>Clustering</i>	204
Lampiran 3 <i>Source Code</i> GUI Menggunakan Streamlit	209
Lampiran 4 Surat Izin Penelitian Tugas Akhir.....	210
Lampiran 5 Surat Balasan Izin Penelitian Tugas Akhir	211
Lampiran 6 LoA Publikasi Artikel.....	212

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR NOTASI

n	: Jumlah data
k	: Jumlah klaster
x_i	: Data ke- i
c_j	: Pusat klaster dari klaster ke- j
$d_{num}(x_i, c_j)$	: Jarak <i>Euclidean</i> kuadrat antara fitur numerik data x_i dengan pusat klaster c_j
$d_{cat}(x_i, c_j)$	: Jarak Hamming antara fitur kategorik data x_i dengan pusat klaster c_j
x dan y	: Dua vektor data yang memiliki n dimensi
x_i, y_i	: Nilai fitur ke- i dari vektor x dan y
p	: Jumlah fitur numerik dalam <i>dataset</i>
q	: Jumlah fitur kategorik dalam <i>dataset</i>
γ	: Parameter penyeimbang antara jarak numerik dan jarak kategorikal.
$\delta(x_j, y_j)$	: Fungsi indikator, bernilai 1 jika $x_j \neq y_j$ dan bernilai 0 jika $x_j = y_j$
n	: Jumlah fitur numerik dalam <i>dataset</i>
x_j	: Fitur numerik ke- j
$std(x_j)$	: Nilai standar deviasi dari fitur numerik ke- j , yang menggambarkan sebaran atau variasi nilai dalam fitur
m	: Jumlah data
n	: Jumlah fitur numerik
p	: Jumlah fitur kategorikal
x_{ij}	: Nilai fitur numerik ke- j pada data ke- i
c_{kj}	: Nilai pusat klaster ke- k pada fitur numerik ke- j
z_{il}	: Nilai fitur kategorikal ke- l pada data ke- i
c_{kl}	: Nilai pusat klaster ke- k pada fitur kategorikal ke- l
$\delta(z_{il}, c_{kl})$	: Fungsi indikator <i>hamming distance</i> , bernilai 1 jika $z \neq c$ dan bernilai 0 jika $z = c$
G	: Himpunan nilai gamma yang diuji, sebagai contoh $G = \{0,1; 0,5; 1,0; \dots; 10\}$
$\text{Score}_{\text{eval}}(\gamma)$	: Skor evaluasi klasterisasi, misalnya <i>Silhouette Score</i> , DBI, dan lain sebagainya, pada nilai gamma tertentu
γ^*	: Nilai gamma optimal berdasarkan hasil evaluasi
K	: Jumlah <i>fold</i>

$\text{Score}_k(\gamma)$	: Skor evaluasi klasterisasi, misalnya <i>Silhouette Score</i> , DBI, dan lain sebagainya, pada <i>fold</i> ke- k untuk nilai gamma tertentu
v_i^{t+1}	: Kecepatan partikel i pada iterasi ke- $(t + 1)$
ω	: Faktor inersia yang mengontrol keseimbangan antara eksplorasi dan eksploitasi
v_i^t	: Kecepatan partikel i pada iterasi sebelumnya
c_1 dan c_2	: Koefisien pembelajaran kognitif dan sosial yang menentukan pengaruh pengalaman individu dan kelompok
r_1 dan r_2	: Bilangan acak dalam interval $[0, 1]$ yang memberikan variasi dalam pergerakan partikel
$pbest_i$	: Posisi terbaik yang pernah dicapai oleh partikel i selama proses iterasi
$gBest$	: Posisi terbaik yang pernah dicapai oleh seluruh populasi partikel dalam iterasi yang telah berlangsung
x_i^t	: Posisi partikel i pada iterasi ke- t
x_i^{t+1}	: Posisi baru dari partikel i pada iterasi ke- $(t + 1)$
$P(i)$	: Probabilitas individu i terpilih
$f(i)$	: Nilai <i>fitness</i> individu i
S	: Sekumpulan individu dalam turnamen
$P_{m_{max}}$	: Probabilitas mutasi awal
t	: Iterasi saat ini
T	: Jumlah iterasi maksimum
r	: Bilangan acak dalam interval $[0,1]$
x_i^{t+1}	: Posisi baru bunga i pada iterasi ke- $(t + 1)$
x_i^t	: Posisi bunga saat ini pada saat iterasi ke- t
γ	: Faktor skala yang mengontrol langkah pergerakan serbuk sari
$gBest$	: Posisi bunga dengan nilai <i>fitness</i> terbaik dalam populasi.
$L(\lambda)$	: Distribusi <i>Lévy flight</i>
λ	: Parameter distribusi <i>Lévy</i> yang mengontrol frekuensi loncatan besar ($1 < \lambda \leq 3$). Umumnya, $\lambda \approx 1.5$
$\Gamma(\lambda)$	: Fungsi gamma, yang merupakan perpanjangan dari faktorial untuk bilangan riil positif dan digunakan dalam distribusi probabilitas
$\sin\left(\frac{\pi\lambda}{2}\right)$	: Fungsi sinus yang memastikan bentuk distribusi <i>Lévy</i>
s	: Ukuran langkah dalam ruang pencarian

- π : Konstanta matematika (≈ 3.1416) yang digunakan dalam normalisasi distribusi.
- x_j^t dan x_k^t : Dua solusi acak dari populasi yang dipilih secara lokal
- ϵ : Bilangan acak dalam interval $[0,1]$ yang mengontrol tingkat pergerakan dalam pencarian lokal
- σ_i : Rata-rata jarak antar titik-titik dalam klaster C_i , yang mengukur kepadatan atau *compactness* klaster C_i
- σ_j : Rata-rata jarak antara titik-titik dalam klaster C_j , yang mengukur kepadatan atau *compactness* klaster C_j
- d_{ij} : Jarak antara pusat klaster C_i dan C_j
- $max_{i \neq j}$: Mencari nilai maksimum dari rasio tersebut untuk setiap pasangan klaster yang berbeda

Halaman ini sengaja dikosongkan