Journal of Innovative and Creativity
Journal Homepage: https://joecy.org/index.php/joecy
e-mail: journaljoecy@gmail.com

Faculty of Education
University of Pahlawan Tuanku Tambusai
ISSN 2775-771X (Online)
ISSN 2962-570X **(Printed)**
6 (1) 2026, Page 23161-23169

Pencarian Rute Perjalanan Kurir Dengan Squirrel Search Algorithm

Raditya Hafidh Erlangga Riyanto[1], Zainudin Zukhri[2]
Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia
raditya.riyanto@students.uii.ac.id[1], zainudin@uii.ac.id[2]

Published: April, 2026

ABSTRACT

The problem of determining delivery routes is modeled as a Vehicle Routing Problem (VRP), which is NP-Hard, making it difficult to solve deterministically in polynomial time. This study proposes the use of the Squirrel Search Algorithm (SSA), a swarm intelligence-based metaheuristic algorithm inspired by the adaptive behavior of flying squirrels in foraging for food, to optimize courier routes. The SSA is implemented in a prototype web-based application using Python Flask as the backend and HTML, CSS, and JavaScript as the frontend, with route visualization using an interactive map based on Leaflet.js. Testing was conducted through 50 executions across five different scenarios (n = 5, 10, 15, 20, and 25 delivery points), each with 10 replications using simulated coordinates of the Yogyakarta urban area. The results show that the SSA yields a total distance traveled between 10.7489 km (n = 5) and 75.7020 km (n = 25), with computational times ranging from 69.10 ms to 226.05 ms. In small scenarios (n=5), SSA consistently found optimal solutions with a standard deviation of 0.0000 km. Furthermore, convergence was monotonically non-increasing across all scenarios, with a fitness decrease of 34.5%. These findings indicate that SSA is effective in generating valid solutions, despite increasing variability at large scales.

Keywords: Vehicle Routing Problem, Squirrel Search Algorithm, Metaheuristics, Route Optimization, Python Flask, Haversine

© The Author(s). 2021 Open Access This article is licensed under a Creative Commons Atibution 4.0 International License, which permits use, sharing, adaptation, distribution and reproduction in any medium or format, as long as you give appropriate credit to the original author(s) and the source, provide a link to the Creative Commons licence, and indicate if changes were made. The images or other third party material in this article are included in the article's Creative Commons licence, unless indicated otherwise in a credit line to the material. To view a copy of this licence, visit http://creativecommons.org/licenses/by/4.0

PENDAHULUAN

Perkembangan pesat dalam industri e-commerce telah menciptakan lonjakan kebutuhan terhadap sistem logistik dan pengiriman barang yang efisien (Wijaya, 2023), terutama di kawasan urban yang padat dan dinamis. Berdasarkan data dari Statista (2024), nilai pasar e-commerce Indonesia diproyeksikan meningkat dari USD 30 miliar pada tahun 2020 menjadi lebih dari USD 82 miliar pada 2025. Pertumbuhan ini memberikan tekanan besar terhadap operasional perusahaan pengiriman barang untuk memenuhi ekspektasi pelanggan terhadap pengiriman yang cepat, tepat waktu, dan hemat biaya. Dalam praktiknya, efisiensi pengiriman sangat ditentukan oleh kemampuan sistem untuk merancang rute distribusi yang optimal.

Permasalahan utama yang dihadapi oleh perusahaan kurir adalah bagaimana menentukan rute perjalanan terbaik dalam waktu yang terbatas dan dengan keterbatasan sumber daya yang terbatas pula. Permasalahan ini dikenal sebagai Vehicle Routing Problem (VRP) (Ferdiansyah et al., n.d.) , yaitu bentuk permasalahan optimasi kombinatorial yang tergolong NP-Hard (Juan et al., 2023). Dalam konteks perkotaan, VRP menjadi semakin kompleks karena harus mempertimbangkan berbagai faktor seperti jumlah kendaraan terbatas, waktu layanan pelanggan, kondisi lalu lintas yang fluktuatif, serta permintaan yang dinamis. Solusi terhadap VRP yang konvensional sering kali tidak mampu menjawab kompleksitas ini secara efisien dan real-time

Berbagai penelitian telah mencoba mengatasi permasalahan VRP dengan algoritma heuristic dan metaheuristic. Misalnya, (Fatma et al., 2022) menerapkan model VRPTW (VRP with Time Windows) pada pengangkut limbah medis dengan mempertimbangkan keterbatasan waktu operasional, sedangkan (Jackye Jackson James & Andung Jati Nugroho, 2024) mengadopsi metode Nearest Neighbor untuk distribusi gas LPG, yang menunjukkan perbaikan waktu dan efisiensi rute walaupun masih bersifat sederhana. Penelitian (Gunawan, 2024) menggunakan Genetic Algorithm adaptif dan berhasil

meningkatkan performa solusi, namun tetap menghadapi kendala karena algoritma terlalu cepat berhenti pada solusi yang belum tentu terbaik, serta sangat bergantung pada pengaturan awal parameter yang sensitive terhadap perubahan kecil.

Sementara itu, Squirrel Search Algorithm (SSA) muncul sebagai pendekatan metaheuristic baru yang meniru perilaku adaptif tupai dalam pencarian makanan. Algoritma ini memiliki kemampuan eksplorasi dan eksploitasi solusi yang seimbang, sehingga mampu menjangkau ruang solusi secara luas sekaligus menyempurnakan solusi yang telah ditemukan. Meskipun masih tergolong baru, SSA telah menunjukkan performa yang kompetitif dalam berbagai permasalahan optimasi teknis. SSA terbukti efektif dalam permasalahan optimasi seperti portofolio saham (Dhaini & Mansour, 2021), namun penerapannya dalam domain logistik, khususnya untuk VRP, masih belum banyak dieksplorasi. Padahal, sifat adaptif dan fleksibel dari SSA memberikan potensi besar untuk mengatasi permasalahan rute yang kompleks dan dinamis sebagaimana yang umum ditemukan dalam sistem distribusi pengiriman di dunia nyata

Beberapa penelitian lokal seperti yang dilakukan oleh (Ferdiansyah et al., n.d.) telah membuktikan potensi VRP dalam efisiensi distribusi barang di Indonesia, dan (Malik et al., n.d.) mengembangkan system pencarian rute kurir berbasis algoritma Simple Hill Climbing. Namun, penelitian – penelitian tersebut masih terbatas pada algoritma yang bersifat statis atau belum diuji dengan data simulasi yang mencerminkan kondisi perkotaan secara realistis. Belum terdapat studi yang secara khusus mengintegrasikan SSA dalam simulasi rute kurir perkotaan, dengan pengujian yang sistematis dan perbandingan terhadap algoritma lainnya.

Hal ini mengindikasikan adanya research gap dalam pengembangan system optimasi rute berbasis SSA yang terintegrasi dengan data actual urban, khususnya dalam konteks operasional kurir. Oleh karena itu, penelitian ini diarahkan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan membangun model kuantitatif berbasis SSA yang mampu menangani kompleksitas VRP secara realistis, dan efisien. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk merancang bangun sebuah aplikasi pencarian rute kurir menggunakan Squirrel Search Algorithm. Penelitian ini akan mengintegrasikan algortima tersebut ke dalam sistem berbasis Web dan menggunakan model jarak Haversine untuk mensimulasikan kondisi pengiriman yang efisien.

METODE PENELITIAN

Pendekatan dan Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen kuantitatif yang berfokus pada pengukuran dan pembuktian melalui data numerik yang dapat diverifikasi secara statistik. Pendekatan ini bersifat deduktif untuk menguji hipotesis secara objektif (Waruwu, 2023). Strategi yang digunakan adalah prototyping, yaitu pengembangan aplikasi berbasis web sebagai media simulasi untuk menguji performa Squirrel Search Algorithm (SSA) berdasarkan parameter terukur, seperti total jarak tempuh, waktu komputasi, dan konvergensi algoritma (Puspita et al., 2024). Sistem penelitian ini menggunakan arsitektur client-server, dengan backend Python Flask dan frontend HTML/CSS/JavaScript. Visualisasi rute menggunakan Leaflet.js. Flask berperan dalam pemrosesan data dan integrasi modul algoritma (Wijayanto & Susetyo, 2022).

Tahapan Penelitian

Penelitian dilakukan melalui enam tahap: (1) identifikasi masalah dan studi literatur, (2) perancangan sistem, (3) implementasi algoritma SSA, (4) pengumpulan data koordinat simulasi, (5) eksperimen dan pengujian performa, serta (6) analisis hasil dan penyusunan laporan.

Data dan Variabel Penelitian

Variabel bebas adalah jumlah titik pengiriman (5–25 titik). Variabel terikat meliputi total jarak tempuh (km), waktu komputasi (ms), dan perilaku konvergensi. Variabel kontrol berupa parameter SSA yang dikonstankan selama pengujian. Data berupa koordinat geografis hasil simulasi Google Maps di wilayah Yogyakarta. Pengujian dilakukan pada lima skenario (n = 5–25) dengan 10 replikasi per skenario (total 50 eksekusi).

Teknik Analisis Data

Analisis menggunakan statistik deskriptif untuk menggambarkan data secara objektif (Febriani, 2022; Martias, 2021). Evaluasi meliputi rata-rata, minimum, maksimum, dan standar deviasi jarak tempuh, waktu komputasi, serta analisis kurva konvergensi untuk menilai stabilitas algoritma.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Lingkungan Pengujian

Pengujian dalam penelitian ini dilaksanakan pada sistem prototype berbasis web yang dibangun menggunakan framework Python Flask sebagai backend serta HTML, CSS, dan JavaScript sebagai frontend. Implementasi Squirrel Search Algorithm (SSA) dilakukan sepenuhnya menggunakan bahasa pemrograman Python tanpa memanfaatkan library optimasi eksternal. Dengan demikian, seluruh mekanisme dalam SSA, seperti gliding, pemilihan pohon acorn, serta proses reinisialisasi berbasis Seasonal Monitoring Condition (SMC), dikendalikan secara eksplisit dalam sistem.

Spesifikasi parameter pengujian yang digunakan mengacu pada Tabel 3.2, yaitu ukuran populasi (N) = 30, jumlah iterasi maksimum (T) = 100, konstanta gliding (gc) = 1,9, probabilitas kehadiran predator (Pdp) = 0,1, jumlah pohon acorn (na) = 3, serta threshold SMC (ε) = 10^{-6}. Seluruh parameter tersebut dikonstankan pada setiap skenario pengujian guna menjaga konsistensi serta validitas analisis terhadap performa algoritma.

Data koordinat lokasi pengiriman bersumber dari simulasi koordinat geografis (latitude dan longitude) area perkotaan Yogyakarta yang diinput secara manual melalui antarmuka aplikasi. Depot ditetapkan di satu titik tetap (kawasan Malioboro, koordinat −7.7956, 110.3695), sementara koordinat pelanggan bervariasi sesuai jumlah titik per skenario namun bersifat tetap dan konsisten di seluruh 10 replikasi pada masing-masing skenario. Koordinat tetap ini memungkinkan perbandingan yang adil antar replikasi karena perbedaan hasil semata-mata mencerminkan sifat stokastik algoritma SSA, bukan variasi data input. Jarak antar titik dihitung menggunakan Formula Haversine yang menghasilkan jarak geodesik dalam satuan kilometer.

Hasil Pengujian

1. Statistik Total Jarak Tempuh

Eksperimen dilaksanakan pada lima scenario berdasarkan jumlah titik pengiriman (n = 5, 10, 15, 20, 25), masing- masing direplikasi sebanyak 10 kali dengan koordinat input yang sama sehingga total eksekusi berjumlah 50 kali. Tabel 1 menyajikan statistic yang meliputi rata-rata (mean), nilai minimum, nilai maksimum, standar deviasi total jarak tempuh, serta statistic waktu komputasi per scenario.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Hasil Pengujian SSA (50) Eksekusi Total

Skenario	n	Mean (km)	Min (km)	Maks (km)	Std Dev (km)	Waktu Mean (ms)
A	5	10.7489	10.7489	10.7489	0.0000	69.10
B	10	19.8325	18.2413	21.4019	1.1498	97.89
C	15	34.7671	30.9568	38.7598	2.9544	149.17
D	20	54.7658	47.4087	60.2402	3.9108	186.99
E	25	75.7020	65.9394	92.9229	9.3260	226.05

Berdasarkan data penelitian, rata-rata total jarak tempuh meningkat secara monoton dari 10,74 km (n=5) hingga 75,70 km (n=25), sejalan dengan karakteristik NP-Hard pada VRP. Pada skenario terkecil (n=5), SSA menunjukkan konsistensi sempurna (SD=0,0000), yang mengindikasikan tercapainya solusi optimal global akibat ruang solusi yang masih terbatas. Namun, seiring bertambahnya jumlah titik pengiriman (n), nilai standar deviasi turut meningkat secara signifikan, mencapai 9,32 km pada n=25. Hal ini menunjukkan bahwa kualitas solusi SSA menjadi lebih sensitif terhadap inisialisasi populasi awal saat ruang pencarian meluas secara kombinatorial. Dari aspek efisiensi, SSA menunjukkan performa

komputasi yang unggul dengan waktu penyelesaian antara 69,10 ms hingga 226,05 ms, menunjukkan pertumbuhan waktu sub-linier yang sangat memadai untuk aplikasi praktis.

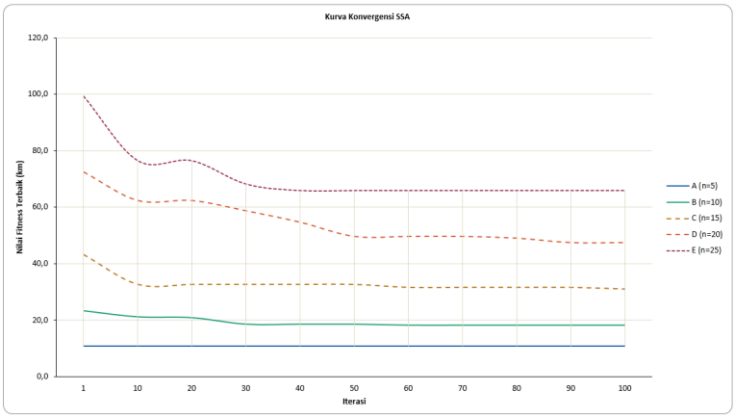
2. Analisis Perilaku Konvergensi

Kurva konvergensi menunjukkan nilai fitness terbaik (total jarak dalam km) pada setiap iterasi selama proses pencarian. Nilai pada Tabel 2 merupakan rata-rata dari 10 replikasi er scenario pada iterasi representative, sehingga mencerminkan perilaku konvergensi rata-rata SSA secara keseluruhan.

Tabel 2. Nilai Fitness Rata-Rata per Iterasi (Rata-Rata 10 Replikasi)

Iterasi	S-A (n=5)	S-B (n=10)	S-C (n=15)	S-D (n=20)	S-E (n=25)
1	10.7489	23.4254	43.2754	72.3883	99.3450
10	10.7489	21.2472	32.6132	62.3111	76.5182
20	10.7489	20.9391	32.6132	62.3111	76.5182
30	10.7489	18.5879	32.6132	58.6769	68.2303
40	10.7489	18.5879	32.6132	54.6220	65.9394
50	10.7489	18.5879	32.6132	49.5956	65.9394
60	10.7489	18.2413	31.5605	49.5956	65.9394
70	10.7489	18.2413	31.5605	49.5956	65.9394
80	10.7489	18.2413	31.5605	48.9871	65.9394
90	10.7489	18.2413	31.5605	47.4087	65.9394
100	10.7489	18.2413	30.9568	47.4087	65.9394
Penurunan (%)	**0.0%**	**22.1%**	**28.5%**	**34.5%**	**33.6%**

Hasil pengujian menunjukkan total jarak tempuh meningkat secara monoton dari 10,74 km (n=5) hingga 75,70 km (n=25), selaras dengan karakteristik NP-Hard pada VRP. Pada skenario terkecil (n=5), SSA secara konsisten menemukan solusi optimal global dengan standar deviasi 0,0000, didukung oleh ukuran populasi yang mampu mengeksplorasi seluruh ruang solusi secara menyeluruh. Namun, seiring bertambahnya n, nilai standar deviasi meningkat hingga 9,32 km pada Skenario E, mengindikasikan bahwa kualitas solusi menjadi lebih sensitif terhadap inisialisasi populasi awal saat ruang pencarian meluas. Dari sisi efisiensi, SSA menunjukkan performa komputasi yang sangat memadai dengan waktu eksekusi yang tumbuh sub-linier antara 69,10 ms hingga 226,05 ms. Dinamika konvergensi menunjukkan pola yang berbeda antar skenario. Pada Skenario A, solusi terbaik langsung ditemukan saat inisialisasi, sementara Skenario B dan C mencapai stabilitas (plateau) pada iterasi ke-60. Skenario D menjadi yang paling aktif dengan ruang perbaikan mencapai 34,5% dan baru mencapai stabilitas pada iterasi ke-90. Sebaliknya, pada Skenario E, plateau tercapai lebih awal pada iterasi ke-40. Secara keseluruhan, SSA terbukti efektif dalam melakukan eksplorasi cepat di awal iterasi, meskipun potensi terjebak dalam plateau prematur meningkat pada dimensi permasalahan yang lebih besar.



Gambar 1. Kurva Konvergensi pada Seluruh Skenario

Pada Gambar 1 menunjukkan kurva konvergensi rata-rata SSA pada lima scenario pengujian. Skenario A (n=5) menghasilkan garis datar sepanjang 100 iterasi karena solusi optimal ditemukan sejenak inisialisasi populasi. Skenario B dan C menunjukkan penurunan bertahap hingga plateu di sekitar iterasi ke-60. Skenario D membutuhkan iterasi terpanjang dengan plateau di iterasi ke-90. Skenario E menunjukkan plateau lebih awal di iterasi ke-40, namun dengan variabilitas antar replikasi yang lebih tinggi. Seluruh kurva bersifat monoton non-increasing mengkonfirmasi stabilitas konvergensi SSA pada sema scenario.

3. Detail Rute Terbai Per Skenario

Tabel berikut menyajikan detail urutan kunjungan dan jarak per segmen dari run terbaik masing-masing skenario. Data ini diambil langsung dari field route_detail pada response JSON endpoint /api/batch aplikasi prototype.

Tabel 3. Detail Rute Terbaik Skenario A (n=5, Total: 10.7489 km)

Segmen	Dari	Ke	Jarak (km)
1	Depot (0)	P2	0.8688
2	P2	P4	1.9918
3	P4	P5	2.8339
4	P5	P1	1.1411
5	P1	P3	1.9379
6	P3	Depot (0)	1.9753
TOTAL JARAK			**10.7489 km**

Tabel 4. Detail Rute Terbaik Skenario B (n=10, Total: 18.2413 km)

Segmen	Dari	Ke	Jarak (km)
1	Depot (0)	P2	0.8688
2	P2	P6	2.3480
3	P6	P10	1.4342
4	P10	P4	2.2736
5	P4	P8	1.2340
6	P8	P5	2.2911
7	P5	P1	1.1411
8	P1	P7	2.1491
9	P7	P9	1.7434
10	P9	P3	0.7826
11	P3	Depot (0)	1.9753
TOTAL JARAK			**18.2413 km**

Tabel 5. Detail Rute Terbaik Skenario C (n=15, Total: 30.9568 km)

Segmen	Dari	Ke	Jarak (km)
1	Depot (0)	P4	2.0259
2	P4	P8	1.2340
3	P8	P1	2.4389
4	P1	P5	1.1411
5	P5	P11	2.2911
6	P11	P7	1.2340
7	P7	P9	1.7434
8	P9	P15	2.2911
9	P15	P13	1.7434

10	P13	P3	2.2911
11	P3	P6	4.0447
12	P6	P14	1.8865
13	P14	P10	1.1961
14	P10	P12	1.5364
15	P12	P2	2.9902
16	P2	Depot (0)	0.8688
TOTAL JARAK			**30.9568 km**

Tabel 6. Detail Rute Terbaik Skenario D (n=20, Total: 47.4087 km

Segmen	Dari	Ke	Jarak (km)
1	Depot (0)	P2	0.8688
2	P2	P4	1.9918
3	P4	P8	1.2340
4	P8	P10	3.5069
5	P10	P14	1.1961
6	P14	P16	1.4343
7	P16	P18	1.7437
8	P18	P20	2.7635
9	P20	P12	1.9689
10	P12	P6	2.9703
11	P6	P9	4.4818
12	P9	P3	0.7826
13	P3	P1	1.9379
14	P1	P5	1.1411
15	P5	P7	2.3479
16	P7	P11	1.2340
17	P11	P13	1.7434
18	P13	P15	1.7434
19	P15	P17	3.8953
20	P17	P19	2.8094
21	P19	Depot (0)	5.6135
TOTAL JARAK			**47.4087 km**

Tabel 7. Detail Rute Terbaik Skenario E (n=25, Total: 65.9394 km)

Segmen	Dari	Ke	Jarak (km)
1	Depot (0)	P1	0.8340
2	P1	P7	2.1491
3	P7	P13	1.2409
4	P13	P15	1.7434
5	P15	P17	3.8953
6	P17	P19	2.8094
7	P19	P21	1.7433
8	P21	P25	1.5652
9	P25	P23	1.7433
10	P23	P5	6.7658
11	P5	P8	2.2911
12	P8	P12	2.7707

13	P12	P10	1.5364
14	P10	P14	1.1961
15	P14	P20	2.7669
16	P20	P24	1.9920
17	P24	P22	1.7437
18	P22	P18	0.9536
19	P18	P16	1.7437
20	P16	P2	3.9306
21	P2	P3	2.2911
22	P3	P4	3.9978
23	P4	P6	3.3516
24	P6	P9	4.4818
25	P9	P11	2.9700
26	P11	Depot (0)	3.4326
TOTAL JARAK			**65.9394 km**

Dari kelima tabel rute di atas, terlihat bahwa SSA cenderung membentuk rute yang mengelompokkan titik-titik yang berdekatan secara geografis. Pada Skenario A, rute membentuk pola melingkar yang efisien dengan tidak ada backtracking yang signifikan. Pada skenario lebih besar (D dan E), terdapat beberapa segmen dengan jarak lebih panjang yang mengindikasikan keterbatasan SSA dalam menemukan solusi optimal lokal pada dimensi tinggi, konsisten dengan analisis standar deviasi.

Pembahasan

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi tiga aspek utama performa SSA dalam konteks VRP: (a) kemampuan menghasilkan sousi rute yang valid, (b) kualitas dan konsistensi total jarak tempuh yang dihasilkan, dan (c) karakteristik perilaku konvergensi algoritma.

1. Aspek pertama, validitas solusi terpenuhi sepenuhnya. SSA menghasilkan rute yang memenuhi seluruh kendala VRP pada semua 50 eksekusi: setiap pelanggan dikunjungi tepat satu kali, dan setiap rute dimulai serta diakhiri di depot. Implementasi mekanisme SPV (Smallest Position Value) untuk mendekode SSA menjadi rute berjalan dengan benar tanpa satu pun run yang menghasilkan rute tidak valid. Aspek kedua, kualitas dan konsistensi solusi menunjukkan hasil yang bervariasi sesausi skala scenario. SSA menghasilkan solusi yang konsisten (stdev ≈ 0) pada scenario kecil (n=5), namun variabilitas meningkat tajam pada scenario besar. Peningkatan standar deviasi dari 0.0000 km (n=5) menjadi 10.6748 km (n=25) mencerminkan keterbatasan eksplorasi SSA dengan parameter N=30, T=100 pada ruang solusi berdimensi tinggi.
2. Aspek ketiga, stabilitas konvergensi terpenuhi pada seluruh scenario. Kurva konvergensi yang monoton non-increasing tanpa osilasi pada semua 50 eksekusi mengkonfirmasi stabilitas algoritma. Temuan menarik adalah bahwa Skenario A langsung optimal sejak iterasi pertama, Skenario B dan C plateau di iterasi ke-60, Skenario D plateau di iterasi ke-90, sementara Skenario E plateau lebih awal di iterasi ke-40 meski dengan variabilitas antar replikasi yang tinggi.

Hubungan antara jumlah titik pengiriman (n) dengan kualitas solusi SSA dapat dianalisis melalui dua dimensi: kualitas rata-rata (mean) dan konsistensi (standar deviasi). Total jarak mean meningkat dari 10,7489 km (n=5) ke 75,7020 km (n=25) dengan rasio pertumbuhan antar skenario berkisar 1,8 hingga 1,6 kali. Rasio ini lebih lambat dari pertumbuhan faktorial teoritis ruang solusi VRP, mengindikasikan bahwa SSA tetap mampu mengeksplorasi ruang solusi yang bermakna pada seluruh skala yang diuji.

Dari sisi konsistensi, standar deviasi meningkat dari 0,0000 km (n=5) menjadi 9,3260 km (n=25). Yang menarik, Skenario D (std=3,9108 km) lebih konsisten dari Skenario E (std=9,3260 km) meskipun memiliki n yang lebih kecil. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh karakteristik distribusi koordinat Skenario E yang memiliki lebih banyak local optima sehingga SSA lebih sering terjebak pada basin yang berbeda-beda antar replikasi. Dari sisi waktu komputasi, pertumbuhan dari 69,10 ms (n=5) ke 226,05 ms (n=25) bersifat sub-kuadratik, dan seluruh skenario tetap diselesaikan dalam waktu di bawah 250 ms.

Berdasarkan analisis perilaku konvergensi, terdapat dua skenario dalam penelitian ini. Skenario A menunjukkan konvergensi instan yang mengkonfirmasi optimalitas. Nilai fitness 10,7489 km yang identik dari iterasi pertama hingga ke-100 pada seluruh 10 replikasi mengindikasikan bahwa SSA menemukan solusi optimal global Skenario A sejak inisialisasi populasi, sebelum iterasi pertama selesai. Ini merupakan bukti empiris bahwa pada ruang solusi kecil (n=5), mekanisme inisialisasi acak SSA dengan N=30 sudah cukup untuk menjangkau solusi terbaik. Skenario B, C, D, dan E menunjukkan pola konvergensi yang berbeda-beda secara kualitatif. Skenario B dan C sama-sama plateau di iterasi ke-60, namun Skenario D yang memiliki n lebih besar membutuhkan hingga iterasi ke-90. Sebaliknya, Skenario E plateau lebih awal di iterasi ke-40 meski n-nya terbesar. Fenomena ini mencerminkan bahwa durasi konvergensi tidak selalu berkorelasi linier dengan n, melainkan juga dipengaruhi oleh lanskap fitness yang terbentuk dari distribusi spasial koordinat masing-masing skenario.

Berdasarkan hasil dan analisis di atas, teridentifikasi beberapa keterbatasan implementasi yang sekaligus menjadi peluang pengembangan bagi penelitian lanjutan. Dari aspek parameter, standar deviasi yang meningkat taja pada scenario besar mengindikasikan N=30 dan T=100 belum optimal untuk n ≥ 15. Penelitian lanjutan disarankan untuk melakukan analisis sensitivitas parameter secara sistematis, khususnya memperbesar N (N =50 atau N=100) dan T (T=200 hingga T=500) untuk scenario dengan lebih banyak titik. Dari aspek algoritmik, pengintegrasian operator perbaikan local ke dalam SSA berpotensi meningkatkan kualitas solusi tanpa mengubah kerangka dasar algoritma. Hibridasi antara kemampuan eksplorasi global SSA dan perbaikan local deterministic merupakan arah penelitian yang menjanjikan (Stamadianos et al., 2024). Dari aspek data, pengujian pada dataset benchmark standar seperti TSPLIB ata Solomon VRP instances akan memberikan basis perbandingan yang dapat direplikasi dan dibandingkan dengan publikasi penelitian lain. Penggunaan data koordinat riil dari perusahaan logisitk akan meningkatkan relevansi praktis temuan penelitian.

Berdasarkan seluruh hasil eksperimen dan pembahasan, penelitian ini menghasilkan tiga temuan utama.

1. Pertama, SSA berhasil diimplementasikan dalam prototype aplikasi web berbasis Flask dan secara konsisten menghasilkan solusi rute yang valid pada semua 50 eksekusi. Implementasi mekanisme SPV untuk adaptasi SSA ke domain VRP diskret berjalan dengan benar dan menjawab tujuan penelitian pertama.
2. Kedua, SSA menunjukkan performa paling konsisten pada skenario kecil, dengan standar deviasi 0,0000 km pada Skenario A dan 1,1498 km pada Skenario B. Pada Skenario A, SSA bahkan menemukan solusi identik (10,7489 km) di seluruh 10 replikasi, mengindikasikan tercapainya solusi optimal global.
3. Ketiga, variabilitas solusi SSA meningkat pada skenario besar, dengan standar deviasi mencapai 9,3260 km pada Skenario E dan selisih run terbaik–terburuk sebesar 26,98 km. Parameter N=30 dan T=100 terbukti belum optimal untuk n ≥ 20, dan perlu disesuaikan pada penelitian lanjutan.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan Squirrel Search Algorithm (SSA) ke dalam prototype aplikasi web berbasis Python Flask untuk menyelesaikan Vehicle Routing Problem (VRP). Seluruh mekanisme utama SSA, seperti inisialisasi populasi, gliding, probabilitas predator, dan Seasonal Monitoring Condition (SMC), dapat berjalan dengan baik tanpa ketergantungan pada library eksternal. Adaptasi ke domain VRP diskret menggunakan metode Smallest Position Value (SPV) juga terbukti efektif. Seluruh hasil eksekusi menunjukkan solusi yang valid, di mana setiap pelanggan dikunjungi tepat satu kali dan rute selalu dimulai serta diakhiri di depot.

Dari sisi performa, SSA menunjukkan hasil yang sangat baik pada skala kecil (n ≤ 10) dengan konsistensi tinggi dan indikasi solusi optimal, ditunjukkan oleh standar deviasi yang sangat rendah. Waktu komputasi relatif cepat (69,10–226,05 ms) dan masih layak untuk aplikasi berbasis web. Kurva konvergensi yang monoton non-increasing tanpa osilasi mengindikasikan stabilitas algoritma. Namun, pada skala lebih besar (n ≥ 15), variabilitas solusi meningkat cukup signifikan, yang menunjukkan

keterbatasan kemampuan eksplorasi SSA dengan parameter yang digunakan, meskipun tidak mengurangi validitas algoritma secara keseluruhan.

Penelitian selanjutnya disarankan melakukan analisis sensitivitas parameter untuk meningkatkan performa SSA, terutama pada skala besar, misalnya dengan menambah ukuran populasi dan jumlah iterasi. Selain itu, integrasi metode perbaikan lokal seperti 2-opt atau 3-opt dapat meningkatkan kualitas solusi. Penggunaan dataset benchmark standar juga penting untuk meningkatkan validitas dan komparabilitas hasil. Lebih lanjut, penelitian dapat dikembangkan ke varian VRP yang lebih kompleks, seperti VRP dengan kapasitas atau jendela waktu (VRPTW), serta integrasi dengan data jaringan jalan nyata agar hasil lebih realistis dan aplikatif dalam kondisi operasional.

REFERENSI

Dhaini, M., & Mansour, N. (2021). Squirrel search algorithm for portfolio optimization. *Expert Systems with Applications*, 178, 114968. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114968

Fatma, E., Kartika, W., & Nur Madyanti, A. (2022). Penentuan Rute Pengangkut Limbah Medis Optimal Menggunakan Vehicle Routing Problem with Time Window pada Kasus Multi Depot. *Jurnal Manajemen dan Organisasi*, 13(4), 324–335. https://doi.org/10.29244/jmo.v13i4.38587

Ferdiansyah, A., Sholihah, S. A., Rifni, M., Grets, E. S., Situmorang, J. K., & Oktaviany, I. (n.d.). *ANALISIS PERENCANAAN RUTE PENGIRIMAN BARANG MENGGUNAKAN METODE VEHICLE ROUTING PROBLEM (VRP)*.

Gunawan, C. R. (2024). Optimization of the Travelling Salesman Problem Based on Genetic Algorithm with Adaptive Crossover and Mutation Probabilitie. *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informas*i, 3(3), 234–242. https://doi.org/10.70340/jirsi.v3i3.166

Jackye Jackson James & Andung Jati Nugroho. (2024). Penyelesaian Vehicles Routing Problem dalam Meminimumkan Waktu Transportasi PT Petrogas Prima Services. *Sci-tech Journal*, 3(1), 60–73. https://doi.org/10.56709/stj.v3i1.326

Juan, A. A., Rabe, M., Ammouriova, M., Panadero, J., Peidro, D., & Riera, D. (2023). Solving NP-Hard Challenges in Logistics and Transportation under General Uncertainty Scenarios Using Fuzzy Simheuristics. *Algorithms*, 16(12), 570. https://doi.org/10.3390/a16120570

Malik, A., Bantun, S., & Sari, J. Y. (n.d.). *OPTIMALISASI RUTE PENGIRIMAN UNTUK E-COMMERCE: APLIKASI KURIR BERBASIS WEB MENGGUNAKAN ALGORITMA SIMPLE HILL CLIMBING*.

Puspita, A., Yuningsih, Y., Mazia, L., & Pujiastuti, E. (2024). Penerapan Metode Prototype Pada Perancangan Sistem Informasi Penjualan Aksesoris Kamera Berbasis Web. *Infotek: Jurnal Informatika dan Teknologi,* 7(1), 160–167. https://doi.org/10.29408/jit.v7i1.24100

Waruwu, M. (2023). *Pendekatan Penelitian Pendidikan: Metode Penelitian Kualitatif, Metode Penelitian Kuantitatif dan Metode Penelitian Kombinasi*. 7.

Wijaya, O. (2023). E-Commerce: Perkembangan, Tren, dan Peraturan Perundang-Undangan. E-Bisnis : *Jurnal Ilmiah Ekonomi dan Bisnis*, 16(1), 41–47. https://doi.org/10.51903/e-bisnis.v16i1.1083