

Optimasi Masalah Pemuatan Barang ke Kontainer Menggunakan Algoritma Hibrida: *A-Star, Beam Search, Simulated Annealing*

¹Aniya Maulani, ^{2*}Agust Isa Martinus, ³Arie Susetio Utami, ⁴M Adit Dwipaka

^{1*,3,4}Teknik Industri, Universitas Muhammadiyah Cirebon, Cirebon, Indonesia

²Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Cirebon, Cirebon, Indonesia

*Korespondensi: agust.isa@umc.ac.id

Submit : 24 Jun 2026 | Diterima : 28 Jul 2026 | Terbit : 30 Jul 2026

ABSTRACT

The Container Loading Problem (CLP) is central to logistics efficiency, cost reduction, and sustainability amid growing global transportation demand. Most existing hybrid approaches combine only two algorithms and focus mainly on box dimensions and volume, with limited attention to stacking stability. This study proposes a triple-hybrid algorithm integrating Simulated Annealing (SA), A-Star (A), and Beam Search (BS) to improve container loading efficiency for boxed furniture, incorporating a minimum contact area parameter to ensure stable stacking. The model operates in three phases: SA generates diverse initial solutions, A* and BS perform a directed, efficient search, and a final SA refinement optimizes the result. The approach was evaluated on the OR-Library benchmark and a real-world dataset, using space utilization, fitness value, and computation time as metrics. The best-performing configuration achieved 92.72% space utilization, a fitness value of 0.477, and a 43.94-second runtime, outperforming a direct sequential approach in both quality and efficiency. A stacking simulation with a 50% minimum attachment threshold achieved 91.512% raw space utilization, successfully loading 23 of 40 items. Results show that integrating SA, A*, and BS balances exploration and exploitation, offering a practical, near-optimal solution for real-world furniture loading that supports cost efficiency and supply chain sustainability.*

Keywords: container loading problem, hybrid algorithm, simulated annealing, a-star, beam search, logistics optimization.

ABSTRAK

Container Loading Problem (CLP) merupakan hal yang sentral bagi efisiensi logistik, pengurangan biaya, dan keberlanjutan di tengah meningkatnya permintaan transportasi global. Sebagian besar pendekatan hibrid yang ada saat ini hanya menggabungkan dua algoritma dan berfokus terutama pada dimensi serta volume kotak, dengan perhatian yang terbatas terhadap stabilitas penyusunan (stacking). Studi ini mengusulkan sebuah algoritma triple-hybrid yang mengintegrasikan Simulated Annealing (SA), A-Star (A*), dan Beam Search (BS) untuk meningkatkan efisiensi pemuatan kontainer bagi furnitur yang dikemas dalam kotak, dengan menambahkan parameter luas kontak minimum guna memastikan penyusunan yang stabil. Model ini beroperasi dalam tiga tahap: SA menghasilkan berbagai solusi awal, A* dan BS melakukan pencarian yang terarah dan efisien, serta penyempurnaan akhir menggunakan SA untuk mengoptimalkan hasil. Pendekatan ini diuji menggunakan benchmark OR-Library dan dataset dunia nyata, dengan menggunakan pemanfaatan ruang, nilai fitness, dan waktu komputasi sebagai metrik penilaian. Konfigurasi dengan kinerja terbaik mencapai pemanfaatan ruang sebesar 92,72%, nilai fitness sebesar 0,477, dan waktu eksekusi selama 43,94 detik, yang mengungguli pendekatan sekuensial langsung baik dari segi kualitas maupun efisiensi. Simulasi penyusunan dengan ambang batas keterikatan minimum sebesar 50% menghasilkan pemanfaatan ruang mentah sebesar 91,512%, dengan berhasil memuat 23 dari 40 item. Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi SA, A*, dan BS mampu menyeimbangkan eksplorasi dan eksploitasi, sehingga menawarkan solusi praktis yang mendekati optimal untuk pemuatan furnitur di dunia nyata, yang mendukung efisiensi biaya dan keberlanjutan rantai pasok.

Kata Kunci: Algoritma Hibrida, A-star, Beam Search, SA, CLP

PENDAHULUAN

Dalam sistem logistik dan manajemen rantai pasok, efisiensi pemanfaatan ruang dalam kontainer menjadi faktor krusial yang berpengaruh terhadap biaya operasional, ketepatan waktu distribusi, dan keberlanjutan lingkungan. Permasalahan ini dikenal dengan *Container Loading Problem* (CLP), yaitu cara menata barang dengan ukuran dan bentuk bervariasi ke dalam kontainer agar ruang dapat digunakan seoptimal mungkin. Tantangan CLP semakin kompleks ketika mempertimbangkan orientasi barang, stabilitas muatan, serta distribusi beban (Bonet Filella, Trivella, & Corman, 2023). Dengan meningkatnya kebutuhan transportasi global, penyelesaian CLP menjadi semakin relevan dalam mendukung efisiensi logistik modern. CLP pada dasarnya bertujuan untuk memuat barang ke kontainer dengan memaksimalkan penggunaan ruang atau meminimalkan jumlah kontainer yang digunakan (Castellucci, Toledo, & Costa, 2019).

Berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk menyelesaikan CLP, mulai dari metode eksak, heuristik, hingga metaheuristik. Metode eksak biasanya memberikan solusi optimal, namun terbatas untuk kasus berukuran kecil karena beban komputasi yang tinggi (Delorme & Wagenaar, 2024). Sebaliknya, metaheuristik mampu mengatasi kasus berukuran besar, tetapi sering menghadapi masalah *local optimum*. Kondisi ini menunjukkan perlunya strategi optimasi yang tidak hanya mampu menghasilkan solusi mendekati optimal, tetapi juga efisien secara komputasi dan dapat diaplikasikan pada kondisi dunia nyata (Schulte & Wetzel, 2025). Salah satu algoritma metaheuristik yang relevan untuk CLP adalah *Simulated Annealing* (SA). Algoritma ini meniru proses pendinginan logam, di mana solusi sementara yang kurang baik masih dapat diterima pada tahap awal pencarian. Mekanisme ini memungkinkan SA mengeksplorasi ruang solusi lebih luas dan keluar dari jebakan *local optimum* (Mahanin, Aljimi, & Boontan, 2026). Meski demikian, SA memiliki keterbatasan pada proses pencarian yang terkadang lambat dalam mencapai solusi terbaik, sehingga perlu dipadukan dengan algoritma lain untuk meningkatkan kinerjanya (Gabi et al.).

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian terbaru banyak mengusulkan model hibrida yang mengombinasikan beberapa algoritma agar saling melengkapi. Integrasi antara SA, A-Star, dan *Beam Search* dinilai potensial karena masing-masing algoritma memiliki keunggulan unik. SA bertugas menghasilkan solusi awal yang beragam, A-Star melakukan pencarian terarah berbasis heuristik (Candra, Budiman, & Pohan, 2021), sedangkan *Beam Search* menyaring eksplorasi agar tetap efisien secara komputasi (Nath, Kumar Sharma, & Mahmudul Hassan, 2024). Dengan menggabungkan ketiganya, diharapkan diperoleh solusi pemuatan yang optimal, adaptif, dan aplikatif untuk berbagai kondisi logistik nyata.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan menguji model hibrida berbasis SA, A-Star, dan *Beam Search* dalam menyelesaikan CLP. Secara khusus, penelitian ini menganalisis kinerja model berdasarkan tiga indikator utama: utilisasi ruang kontainer, nilai *fitness*, dan waktu komputasi. Selain itu, penelitian ini juga diarahkan untuk memberikan kontribusi praktis pada sistem logistik modern melalui peningkatan efisiensi, pengurangan biaya distribusi, serta dukungan terhadap keberlanjutan rantai pasok.

METODE PENELITIAN

Pendekatan hibrida ini dibangun melalui tiga tahapan utama. Pertama, *Simulated Annealing* digunakan pada tahap inisialisasi untuk mengeksplorasi solusi awal secara luas dan menghindari keterjebakan pada solusi lokal (Lee & Kim, 2020). Kedua, A-Star diterapkan untuk pencarian terarah berbasis fungsi heuristik yang mampu mempercepat konvergensi menuju solusi menjanjikan (Candra et al., 2021). Ketiga, *Beam Search* digunakan untuk membatasi jumlah simpul yang dieksplorasi, sehingga mengurangi kompleksitas komputasi tanpa mengorbankan kualitas hasil (Frohner, Gmys, Melab, Raidl, & Talbi, 2022).

Tinjauan penelitian sebelumnya tentang hibrida dua algoritma menunjukkan potensi peningkatan kinerja (Nath et al., 2024). Namun, gap dalam literatur adalah kurangnya formalisasi integrasi tiga algoritma [13]. Maka dalam penelitian ini digunakan formulasi sebagai berikut:

$e = 0,5$; *Float penalty weight tuneable*.

$raw = (\alpha * Vol) - (\beta * void) + (\gamma * align) - (\delta * unplaced) - (e * float)$.

legend:

Vol : space utility

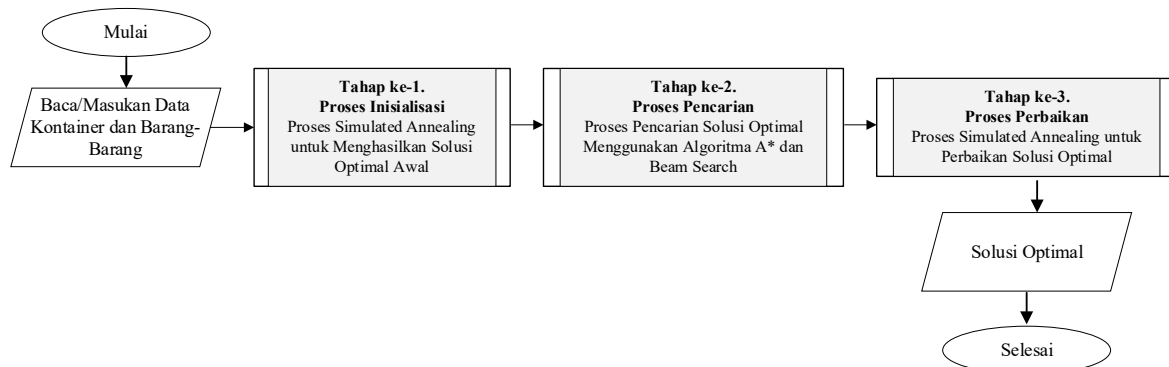
Void : void or empty space

Align : goods alignment to the container's walls

Unplaced : items not yet placed in the container
Float : area of unstacked goods

Integrasi ketiga algoritma diformalisasikan melalui penetapan parameter dinamis, misalnya *beam width*, parameter awal pada SA, dan fungsi heuristik A*. Transisi antar algoritma diatur sedemikian rupa: eksplorasi awal oleh SA, dilanjutkan A* untuk pemetaan jalur terbaik, lalu difilter oleh BS untuk efisiensi komputasi. Model diuji menggunakan dua sumber data, yaitu dataset *benchmark* (OR-Library) dan dataset dunia nyata dari Open Data Portal.

Evaluasi kinerja mencakup tiga metrik utama: (1) utilisasi ruang kontainer, (2) deviasi dari solusi optimal, dan (3) efisiensi komputasi. Dengan rancangan ini, model hibrida diharapkan mampu menyeimbangkan antara kualitas solusi dan kecepatan proses.



Gambar 1. Diagram Alir Proses Algoritma Hibrida

Diagram alur integrasi algoritma hibrida: dimulai dengan Simulated Annealing (SA) untuk eksplorasi awal, lalu bercabang ke A-Star (pencarian terarah) dan Beam Search (penyaringan simpul), sebelum akhirnya digabung lagi di tahap SA Refine untuk perbaikan solusi, dan berakhir pada hasil optimal. Tahap awal, sistem menyiapkan parameter dasar: ukuran kontainer, daftar barang dengan dimensi dan prioritas, serta kendala pemuatan (stabilitas, distribusi berat, orientasi). Efektif untuk dataset besar yang rawan ledakan komputasi. SA Refine (Simulated Annealing – Refinement): Mengintegrasikan hasil A* dan Beam Search. Memberikan kesempatan algoritma untuk keluar dari solusi lokal, dengan menerima perbaikan kecil atau bahkan solusi sementara yang lebih buruk. Menghasilkan solusi akhir yang mendekati optimal dengan stabilitas lebih tinggi.

Tahap pertama adalah **inisialisasi dengan SA**, yang berfungsi mengeksplorasi ruang solusi secara luas (Mao, Kessels, & van der Zanden, 2025). Mekanisme probabilitas penerimaan pada SA memungkinkan sistem menerima solusi sementara yang kurang baik, sehingga model tidak terjebak pada *local optimum*. Tahap ini menghasilkan kumpulan solusi awal yang beragam sebagai dasar pencarian lebih lanjut.

Tahap kedua adalah **pencarian terarah menggunakan A***. Algoritma ini memanfaatkan fungsi heuristik untuk menilai kualitas solusi dan memilih jalur pencarian yang paling menjanjikan (Chen et al., 2024). Dengan demikian, pencarian menjadi lebih fokus dan konvergen menuju solusi yang lebih baik.

Tahap ketiga adalah **penyaringan dengan BS**, yang digunakan untuk mengendalikan jumlah simpul yang dieksplorasi. Dengan parameter *beam width* tertentu, BS memastikan proses pencarian tetap efisien secara komputasi tanpa mengorbankan kualitas hasil (Frohner et al., 2022).

Ketiga algoritma ini kemudian diintegrasikan dalam sebuah **formulasi dinamis**, di mana transisi dari SA → A* → BS → SA Refine diatur untuk menghasilkan solusi akhir yang lebih stabil dan mendekati optimal.

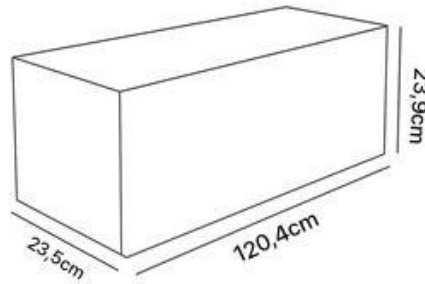
Pengujian model dilakukan menggunakan dua sumber data: dataset *benchmark* (OR-Library) dan dataset dunia nyata dari *Open Data Portal*. Evaluasi kinerja difokuskan pada tiga indikator utama, yaitu tingkat utilisasi ruang kontainer, nilai *fitness*, dan waktu komputasi.

Melalui pendekatan ini, penelitian berupaya menyeimbangkan antara kualitas solusi dan efisiensi proses, sehingga relevan untuk mendukung kebutuhan otomatisasi logistik yang modern, adaptif, dan berkelanjutan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

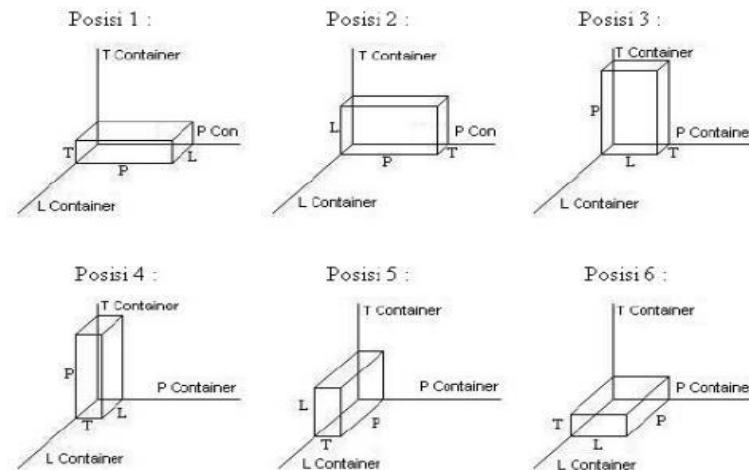
Berdasarkan dari hasil penelitian didapatkan hasil sebagai berikut:

a. Visualisasi Kontainer dan Visualisasi Rotasi Barang pada Kontainer



Gambar 2. Visualisasi Kontainer

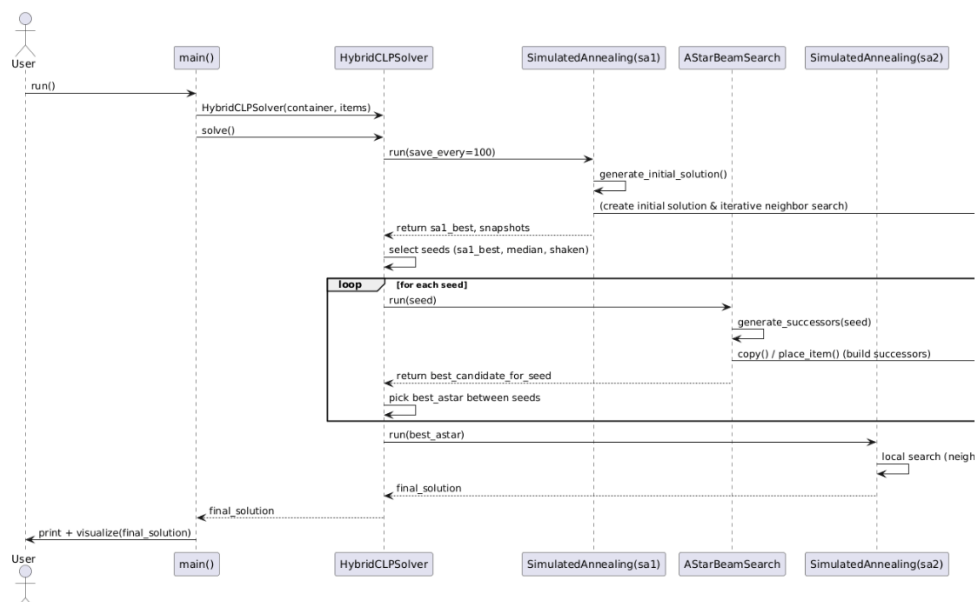
Gambar 1 merupakan gambaran visualisasi ukuran dalam kontainer yang digunakan dalam simulasi ini, dengan ukuran kontainer 40 feet. Pada ruang kontainer tersebut dilakukan berbagai simulasi penataan barang dengan berbagai kondisi tertentu sampai barang-barang tersebut dalam posisi atau rotasi yang paling optimal sehingga penggunaan ruang kontainernya lebih efisien. Simulasi rotasi barang yang dilakukan dalam program ini dapat di lihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Variasi Rotasi Barang

Dari gambar 3 dapat diketahui barang memiliki 6 posisi rotasi dalam simulasi penataan barang.

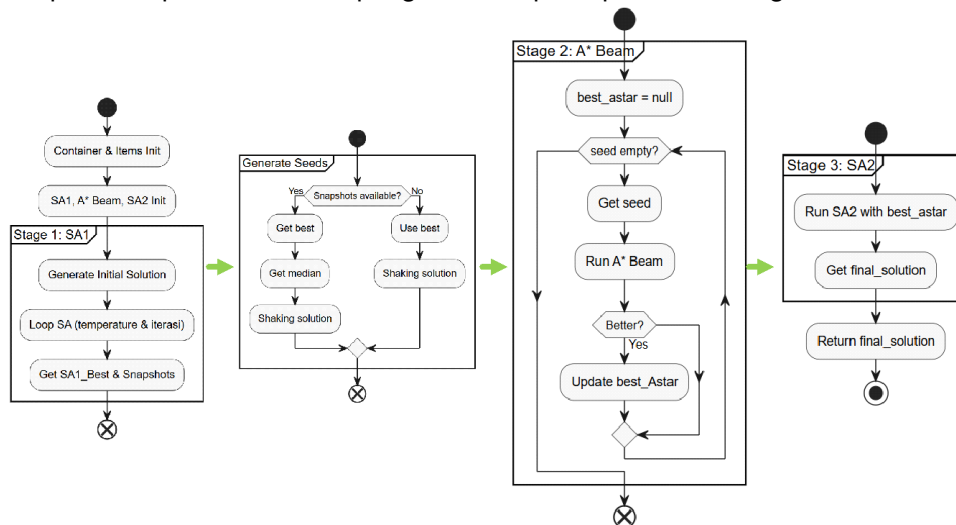
b. Simulasi Alur Algoritma Hibrida



Gambar 4. Sequence Diagram Hybrid CLP

Diagram urutan pada Gambar 4 menjelaskan mekanisme alur kerja hybrid metaheuristic yang menggabungkan SA, A-star, dan Beam Search secara berurutan dalam menyelesaikan masalah pemuatan ke kontainer untuk mendapatkan solusi optimal.

Tahapan-tahapan dalam setiap algoritma dapat dipetakan sebagai berikut:



Gambar 5. Dynamic Diagram CLP

Berdasarkan gambar 5 Simulated Annealing – Inisialisasi: Mengeksplorasi berbagai kemungkinan tata letak barang secara acak terarah. Dengan suhu awal tinggi, SA dapat menerima solusi yang lebih buruk untuk memperluas cakupan eksplorasi [16]. Hasil: kumpulan solusi awal yang beragam, bukan hanya satu kandidat. A-Star (Directed Search): Menggunakan solusi dari SA sebagai titik awal. Berfungsi menemukan jalur pemuatan yang efisien berdasarkan fungsi heuristik (misalnya, ruang terpakai vs. ruang tersisa). Fokus pada pencarian solusi “terbaik” dalam ruang solusi yang sudah dipetakan [17]. Beam Search: Berjalan paralel dengan A*, tetapi menyaring simpul yang dieksplorasi dengan “beam width” tertentu, menjaga agar kompleksitas komputasi tetap rendah tanpa mengorbankan kualitas solusi secara drastis [18].

c. Parameter dan Perbandingan Algoritma Hibrida

Tabel 1. Simulasi Hibrida Algoritma

Simulation	Stage	Scenario	Fitness	Utilization (%)	Runtime (s)
I	1	-	0.312	82.25	109.14
I	2	-	0.379	75.33	3705.33
II	1	-	0.477	92.72	43.94
II	2	S1	0.477	92.72	417.90
II	2	S2	0.356	87.63	347.20
II	2	S3	0.291	83.44	169.89

Sumber: Hasil Penelitian, 2025

Hasil eksperimen yang ditampilkan pada tabel 1 menunjukkan perbedaan antara **Simulasi I** dan **Simulasi II**, yang masing-masing terdiri atas dua tahap. Parameter yang diamati meliputi *Fitness*, *Utilization*, dan *Runtime*. Kedua Simulasi hibrida algoritma ini dijalankan dengan tahapan langsung (SA awal, A-star dan BS, SA Akhir) dan dijalankan dengan tahapan terpisah dengan jeda dalam pemilihan solusi pada A-Star dan Beam Search (SA awal, A-star dan BS dengan 3 skenario berbeda, SA Akhir) sehingga punya kondisi yang berbeda dan menghasilkan nilai optimal pada setiap simulasi.

Pada **Simulasi I**, Tahap 1 menghasilkan nilai *Fitness* sebesar 0,312 dengan tingkat *Utilization* 82,25% dan waktu komputasi (*Runtime*) 109,14 detik. Pada Tahap 2, nilai *Fitness* meningkat menjadi 0,379, namun disertai dengan penurunan *Utilization* menjadi 75,33%. Selain itu, *Runtime* meningkat secara signifikan hingga mencapai 3705,33 detik. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan *Fitness* dalam Simulasi I diperoleh dengan konsekuensi penurunan efisiensi pemanfaatan ruang serta tingginya kebutuhan waktu komputasi.

Sementara itu, **Simulasi II** menunjukkan hasil yang lebih stabil dan efisien. Pada Tahap 1, diperoleh *Fitness* 0,477 dengan *Utilization* 92,72% dan *Runtime* relatif singkat, yaitu 43,94 detik.

Pada Tahap 2, simulasi dilakukan dengan tiga skenario berbeda (S1, S2, dan S3). Skenario S1 mempertahankan nilai *Fitness* tertinggi (0,477) dengan *Utilization* 92,72% dan *Runtime* 417,90 detik. Skenario S2 menurunkan *Fitness* menjadi 0,356 dengan *Utilization* 87,63% dan *Runtime* 347,20 detik, sedangkan Skenario S3 menunjukkan hasil *Fitness* 0,291 dengan *Utilization* 83,44% dan *Runtime* 169,89 detik.

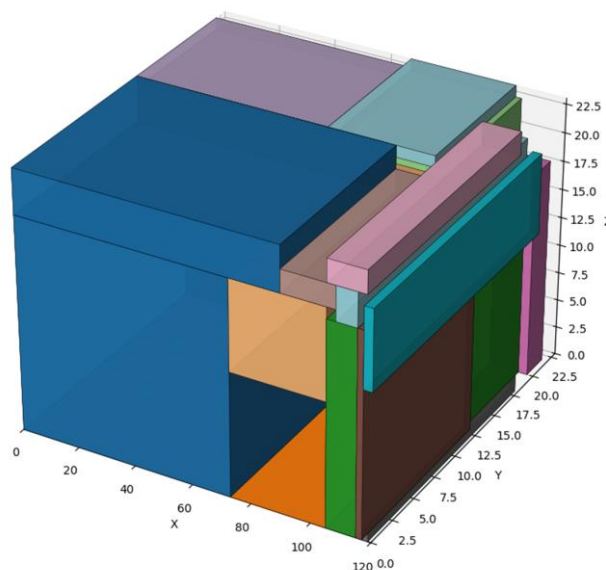
Hasil eksperimen menunjukkan bahwa pendekatan hibrida yang mengintegrasikan *Simulated Annealing* (SA), A-Star (A*), dan *Beam Search* (BS) mampu memberikan kinerja yang lebih unggul dibandingkan pendekatan algoritma tunggal. Pada skenario terbaik, model berhasil mencapai utilisasi ruang kontainer sebesar 92,72% dengan nilai *fitness* 0,477 dan waktu komputasi relatif singkat, yaitu 43,94 detik. Pencapaian ini menegaskan bahwa integrasi algoritma dapat menyeimbangkan kualitas solusi dengan efisiensi proses, sehingga lebih adaptif untuk kasus nyata yang kompleks.

Secara keseluruhan, hasil ini mengindikasikan bahwa **Simulasi II, khususnya pada Skenario S1, mampu menghasilkan nilai *Fitness* dan *Utilization* yang lebih tinggi dengan waktu komputasi yang lebih efisien dibandingkan dengan Simulasi I**. Dengan demikian, Simulasi II dapat dianggap lebih optimal dalam mencapai keseimbangan antara kualitas solusi (ditunjukkan oleh *Fitness*), efisiensi pemanfaatan ruang (*Utilization*), dan kebutuhan sumber daya komputasi (*Runtime*).

d. Perekatan antar Barang di dalam Kontainer

Ambang batas keterikatan minimum sebesar 50% antar item yang berdekatan diterapkan untuk memastikan stabilitas dan mencegah keruntuhan yang diakibatkan oleh konfigurasi penyusunan yang tidak memadai. Gambar 5 menyajikan simulasi penyusunan item dengan menggunakan algoritma hybrid yang diusulkan. Untuk kontainer yang ditampilkan pada Gambar 1, pemanfaatan ruang mentah (raw space utilization) yang dicapai adalah 91,512%, nilai *fitness* sebesar 0,4819, dan sebanyak 23 dari 40 item berhasil dimuat.

Container packing, fitness=0.4819



Gambar 6. Simulasi Penyusunan Barang

e. Kelebihan dari algoritma hibrida

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, hasil ini sejalan dengan temuan (Zhang, Gu, Fang, Ji, & Zhang, 2022) yang menunjukkan efektivitas SA dalam eksplorasi solusi awal, serta diperkuat oleh (Assad & Deep, 2018) yang menegaskan kemampuan SA dalam menghindari local optimum. Namun, penelitian ini melangkah lebih jauh dengan menggabungkan SA bersama A* dan BS, sehingga mampu meningkatkan stabilitas solusi Hal ini sejalan dengan studi (Kon, Abdul Rahman, Md Hanafiah, & Abdul Hamid, 2020), yang membuktikan bahwa BS dapat menjaga kualitas solusi sambil mengurangi beban komputasi, serta penelitian Van Twiller et al. (2025) yang menggunakan deep reinforcement learning untuk perencanaan muatan adaptif di sektor maritim, meski fokus mereka berbeda konteks.

Kelebihan utama dari model ini terletak pada kemampuannya menghadirkan solusi yang tidak hanya optimal secara matematis, tetapi juga praktis secara operasional. Misalnya, simulasi pada data nyata furnitur rotan menunjukkan bahwa variasi dimensi dan orientasi barang dapat ditangani lebih efisien dibandingkan metode konvensional. Hal ini mendukung pandangan (Truong & Chien, 2024) dan (Zhao et al., 2025) bahwa integrasi kecerdasan buatan dalam logistik berperan penting dalam mengurangi biaya operasional sekaligus mendukung keberlanjutan.

Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi nyata pada literatur optimasi logistik. Model hibrida SA, A*, dan BS terbukti mampu mengurangi trade-off antara kualitas solusi dan waktu komputasi, serta menawarkan pendekatan yang relevan bagi industri logistik modern. Dalam konteks keberlanjutan, metode ini juga mendukung efisiensi penggunaan kontainer, pengurangan jumlah perjalanan, serta penurunan emisi karbon, sejalan dengan agenda Sustainable Development Goals (SDGs).

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model hibrida berbasis Simulated Annealing (SA), A-Star (A*), dan Beam Search (BS) untuk menyelesaikan Container Loading Problem (CLP) secara lebih efisien dan adaptif. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model ini mampu mencapai tingkat utilisasi ruang kontainer yang tinggi, nilai fitness yang kompetitif, serta waktu komputasi yang lebih singkat dibandingkan pendekatan algoritma tunggal. Dengan demikian, tujuan penelitian untuk merancang metode optimasi yang tidak hanya efektif secara teknis, tetapi juga relevan untuk diterapkan pada kondisi dunia nyata, dapat tercapai. Integrasi ketiga algoritma terbukti menyeimbangkan proses eksplorasi dan eksploitasi solusi, sehingga menghasilkan tata letak barang yang lebih stabil dan efisien meskipun menghadapi variasi ukuran serta orientasi. Selain memberikan kontribusi akademis dalam literatur optimasi logistik, penelitian ini juga memiliki implikasi praktis yang signifikan: mendukung efisiensi biaya operasional, mengurangi jumlah kontainer yang digunakan, serta menekan emisi karbon dalam rantai pasok. Dengan kata lain, model hibrida yang diusulkan tidak hanya menjawab tantangan teknis CLP, tetapi juga sejalan dengan kebutuhan industri logistik modern yang menuntut kecepatan, adaptabilitas, dan keberlanjutan.

REFERENSI

- Assad, A., & Deep, K. (2018). A Hybrid Harmony search and Simulated Annealing algorithm for continuous optimization. *Information Sciences*, 450, 246–266. <https://doi.org/10.1016/J.INS.2018.03.042>
- Bonet Filella, G., Trivella, A., & Corman, F. (2023). Modeling soft unloading constraints in the multi-drop container loading problem. *European Journal of Operational Research*, 308(1), 336–352. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2022.10.033>
- Candra, A., Budiman, M. A., & Pohan, R. I. (2021). Application of A-Star Algorithm on Pathfinding Game. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1898). IOP Publishing Ltd. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1898/1/012047>
- Castellucci, P. B., Toledo, F. M. B., & Costa, A. M. (2019). Output maximization container loading problem with time availability constraints. *Operations Research Perspectives*, 6. <https://doi.org/10.1016/j.orp.2019.100126>
- Chen, Y., Pang, J., Gou, Y., Lin, Z., Zheng, S., & Chen, D. (2024). Research on the A* Algorithm for Automatic Guided Vehicles in Large-Scale Maps. *Applied Sciences (Switzerland)*, 14(22). <https://doi.org/10.3390/APP142210097>
- Delorme, M., & Wagenaar, J. (2024). Exact decomposition approaches for a single container loading problem with stacking constraints and medium-sized weakly heterogeneous items. *Omega (United Kingdom)*, 125. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2024.103039>
- Frohner, N., Gmys, J., Melab, N., Raidl, G., & Talbi, E. G. (2022). Parallel Beam Search for Combinatorial Optimization. *ACM International Conference Proceeding Series*. <https://doi.org/10.1145/3547276.3548633>
- Gabi, D., Dankolo, N. M., Abubakar, •, Muslim, A., Abraham, •, Ajith, Muhammad, •, ... Zakaria, Z. Dynamic scheduling of heterogeneous resources across mobile edge-cloud continuum using fruit fly-based simulated annealing optimization scheme. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07260-y>

- Kon, W. K., Abdul Rahman, N. S. F., Md Hanafiah, R., & Abdul Hamid, S. (2020). The global trends of automated container terminal: a systematic literature review. *Maritime Business Review*, 6(3), 206–233. <https://doi.org/10.1108/MABR-03-2020-0016>
- Lee, S., & Kim, S. B. (2020). Parallel Simulated Annealing with a Greedy Algorithm for Bayesian Network Structure Learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 32(6), 1157–1166. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2019.2899096>
- Mahanin, P., Aljimi, E., & Boontan, T. (2026). Mathematical Optimisation of 3D Container Loading Using Simulated Annealing and Ant Colony Algorithms. *International Journal of Mathematical, Engineering and Management Sciences*, 11(1), 64–81. <https://doi.org/10.33889/IJMEMS.2026.11.1.004>
- Mao, Y., Kessels, R., & van der Zanden, T. (2025). Constructing Bayesian optimal designs for discrete choice experiments by simulated annealing. *Journal of Choice Modelling*, 55. <https://doi.org/10.1016/J.JOCM.2025.100551>
- Nath, K., Kumar Sharma, R., & Mahmudul Hassan, S. K. (2024). LB-SAM: Local Beam Search With Simulated Annealing for Community Detection in Large-Scale Social Networks. *IEEE Access*, 12, 167705–167723. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3497216>
- Schulte, J., & Wetzels, D. (2025). Two-phase matheuristic for assignment and truck loading problems. *European Journal of Operational Research*, 322(1), 105–120. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2024.10.020>
- Truong, L. H., & Chien, C. F. (2024). Multi-objective multi-population simplified swarm optimization for container loading optimization with practical constraints. *Applied Soft Computing*, 165, 112038. <https://doi.org/10.1016/J.ASOC.2024.112038>
- Zhang, D., Gu, C., Fang, H., Ji, C., & Zhang, X. (2022). Multi-strategy hybrid heuristic algorithm for single container weakly heterogeneous loading problem. *Computers & Industrial Engineering*, 170, 108302. <https://doi.org/10.1016/J.CIE.2022.108302>
- Zhao, Z., Chen, J., Shen, M., Wan, Z., Wang, H., & Yu, L. (2025). Loading optimization of mixed-type containers for double-stack trains in multi-hub logistics. *Advanced Engineering Informatics*, 65, 103128. <https://doi.org/10.1016/J.AEI.2025.103128>