

Optimasi Penempatan Guru Menggunakan Ant Colony Optimization

Fransiskus Ricky Hendarto¹, Haris Sriwindono^{2*}

^{1,2} Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Sanata Dharma, Yogyakarta, Indonesia

*Email 215314127@student.usd.ac.id, haris@dosen.usd.ac.id

Diterima: 14-08-2026 | Disetujui: 20-08-2026 | Diterbitkan: 22-08-2026

ABSTRACT

Uneven distribution and assignment of public elementary school teachers in Magelang Regency lead to long daily commute distances from teachers' residences to schools. This condition negatively affects teachers' physical condition, psychological fatigue, and teaching effectiveness. This study aims to optimize the assignment of public elementary school teachers in Magelang Regency by minimizing the total daily commute distance using the Ant Colony Optimization (ACO) algorithm, specifically the Ant System variant with an ant-cycle pheromone update scheme. The dataset comprises 636 teachers and 106 public elementary schools (6 teachers assigned per school) with 67,416 distance pairs calculated using the Haversine formula based on geographic coordinates. Parameter tuning shows that $\alpha = 4$, $\beta = 5$, and evaporation rate $\rho = 0.1$ yield the most consistent optimal search performance. In the ant quantity (M) and iteration tests, $M = 50$ with 1,000 iterations produced the shortest average total distance of 4,304.874 km with an execution time of 763 seconds. Meanwhile, $M = 30$ with 1,000 iterations provided high computational efficiency with an average total distance of 4,305.688 km and execution time of 460 seconds (~39.7% faster). This study demonstrates that ACO is effective in solving large-scale teacher assignment optimization problems and serves as a decision-support framework for local education authorities.

Keywords: Ant Colony Optimization, Teacher Placement, Combinatorial Optimization, Haversine Formula, Ant System, Magelang Regency.

ABSTRAK

Ketidakmerataan distribusi dan penempatan guru Sekolah Dasar (SD) Negeri di Kabupaten Magelang menyebabkan tingginya jarak tempuh harian yang harus dilalui guru dari rumah tinggal menuju lokasi sekolah. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan penempatan guru SD Negeri di Kabupaten Magelang dengan meminimalkan total jarak tempuh harian seluruh guru menggunakan algoritma Ant Colony Optimization (ACO) varian Ant System dengan skema pembaruan feromon ant-cycle. Dataset mencakup 636 guru dan 106 SD Negeri (6 guru per sekolah) dengan total 67.416 pasangan jarak Haversine. Kombinasi parameter $\alpha = 4$, $\beta = 5$, dan $\rho = 0,1$ memberikan performa terbaik. Skenario $M = 50$ semut dan 1000 iterasi menghasilkan total jarak terpendek 4.304,874 km (763 detik), sedangkan $M = 30$ semut dan 1000 iterasi memberikan efisiensi tinggi sebesar 4.305,688 km (460 detik, hemat ~39,7% waktu komputasi).

Katakunci: Ant Colony Optimization, Penempatan Guru, Optimasi Kombinatorial, Formula Haversine, Ant System, Kabupaten Magelang..

Bagaimana Cara Sitasi Artikel ini:

Hendarto, F. R., & Sriwindono, H. . (2026). Optimasi Penempatan Guru Menggunakan Ant Colony Optimization. Educational Journal, 2(1), 146-152. <https://doi.org/10.63822/yg22jy90>

PENDAHULUAN

Pendidikan dasar merupakan pilar utama dalam pembangunan sumber daya manusia yang berkualitas dan berdaya saing [1]. Salah satu faktor kunci yang menentukan mutu serta pemerataan akses pendidikan dasar adalah alokasi dan penempatan tenaga pendidik (guru) yang efisien di setiap unit sekolah [2]. Pemanfaatan alokasi sumber daya berbasis AI dan pencocokan otomatis (matching) di lingkungan pendidikan kini semakin krusial untuk mengatasi masalah alokasi tersebut [13]. Di Kabupaten Magelang, distribusi guru Sekolah Dasar (SD) Negeri masih menghadapi tantangan ketimpangan spasial yang signifikan. Kondisi geografis wilayah yang luas dan beragam menyebabkan banyak guru dialokasikan ke sekolah yang relatif jauh dari kediaman mereka. Perjalanan harian (daily commute) yang panjang tidak hanya meningkatkan pengeluaran energi dan beban biaya transportasi, tetapi juga terbukti secara signifikan meningkatkan tingkat kelelahan fisik, stres kerja, serta menurunkan kestabilan emosional pendidik [3]. Dampak sistematis dari fenomena ini adalah penurunan efektivitas interaksi pedagogis di dalam kelas [4].

Dari sudut pandang ilmu komputer dan riset operasi, Permasalahan Penempatan Guru (Teacher Assignment Problem) dapat diformulasikan sebagai bentuk khusus dari Generalized Assignment Problem (GAP) atau Combinatorial Assignment Problem [5]. Permasalahan ini tergolong dalam kelas komputasi Non-Deterministic Polynomial-time Hard (NP-Hard) [6]. Apabila terdapat N guru dan M sekolah dengan kapasitas tertentu, ruang solusi pencarian bertumbuh secara eksponensial ($O(M^N)$). Metode optimasi eksak deterministik—seperti Brute-Force, Integer Linear Programming (ILP), atau Branch and Bound—menjadi tidak praktis dan gagal menyelesaikan permasalahan dalam batas waktu komputasi yang realistis ketika dihadapkan pada instance berdimensi besar [7].

Untuk memecahkan hambatan kompleksitas komputasi tersebut, penggunaan pendekatan metaheuristik seperti Genetic Algorithm (GA), Particle Swarm Optimization (PSO), dan Ant Colony Optimization (ACO) menjadi pilihan utama dalam literatur modern [8]–[10]. Secara khusus, algoritma Ant Colony Optimization (ACO) yang dipelopori oleh Marco Dorigo menawarkan keunggulan unik dalam menyelesaikan masalah penugasan berbasis graf dan jaringan [11]. ACO mengadopsi mekanisme alami koloni semut dalam menemukan jalur terpendek melalui deposit zat kimiawi feromon. Dalam skema ACO varian Ant System dengan strategi pembaruan ant-cycle, seluruh agen (semut) mengkonstruksi solusi penugasan secara lengkap sebelum deposit feromon diperbarui secara global, sehingga memberikan daya eksplorasi ruang pencarian yang seimbang dan menghindari konvergensi dini (premature convergence) pada optimum lokal [12]. Algoritma berbasis koloni semut ini telah terbukti sangat adaptif baik untuk optimasi alokasi alur jaringan maupun penentuan rute jaringan spasial yang kompleks [16], [18].

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan dan menganalisis performa algoritma ACO varian Ant System dalam mengoptimalkan penempatan 636 guru SD Negeri di 106 sekolah di Kabupaten Magelang guna meminimalkan total jarak tempuh harian. Kontribusi utama dari penelitian ini mencakup: (1) Formulasi model optimasi kombinatorial penempatan guru berdimensi besar menggunakan perhitungan jarak spasial nyata formula Haversine; (2) Pemetaan dan pemodelan parameter ACO (α , β , ρ , M , dan T) secara sistematis; (3) Analisis efisiensi komputasi Pareto trade-off bagi pembuatan sistem pendukung keputusan di lingkungan Dinas Pendidikan Kabupaten Magelang.

METODE

Formulasi Permasalahan Matematis

Permasalahan penempatan guru diformulasikan sebagai model optimasi meminimatisasi jarak total dengan definisi himpunan dan parameter berikut:

- $I = \{1, 2, \dots, N\}$: Himpunan seluruh guru ($N = 636$).
- $J = \{1, 2, \dots, M\}$: Himpunan seluruh SD Negeri ($M = 106$).
- C_j : Kapasitas penampungan guru pada sekolah $j \in J$ ($C_j = 6$).
- d_{ij} : Jarak geografis terpendek antara kediaman guru i dan lokasi sekolah j .
- x_{ij} : Variabel keputusan biner ($x_{ij} = 1$ jika guru i ditempatkan di sekolah j ; 0 lainnya).

Fungsi tujuan (Objective Function) dirumuskan pada Persamaan (1):

$$\min Z = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (d_{ij} \cdot x_{ij}) \quad (1)$$

Dengan kendala-kendala (Constraints):

$$\sum_{j=1}^M x_{ij} = 1, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^N x_{ij} = C_j, \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (3)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (4)$$

Dataset dan Perhitungan Jarak Spasial

Dataset penelitian terdiri atas koordinat geografis (latitude dan longitude) lokasi rumah tinggal dari 636 guru SD Negeri dan 106 lokasi SD Negeri di Kabupaten Magelang (total 67.416 pasangan jarak). Jarak d_{ij} dihitung menggunakan formula Haversine [15], yang secara luas dimanfaatkan dalam Sistem Informasi Geografis (SIG) untuk pemodelan jarak spasial dan optimasi distribusi layanan publik [14], [17] pada Persamaan (5) dan (6):

$$a = \sin^2(\Delta\phi/2) + \cos(\phi_i) \cdot \cos(\phi_j) \cdot \sin^2(\Delta\lambda/2) \quad (5)$$

$$d_{ij} = 2 \cdot R \cdot \text{atan2}(\sqrt{a}, \sqrt{1-a}) \quad (6)$$

Formulasi Algoritma Ant Colony Optimization

Aturan transisi probabilitas $P_{ij}^k(t)$ bagi semut k untuk mengalokasikan guru i ke sekolah j pada iterasi t dirumuskan pada Persamaan (7) [11]:

$$P_{ij}^k(t) = [\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta / \sum_{l \in \text{Allowed}_k} ([\tau_{il}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{il}]^\beta) \quad (7)$$

Di mana $\tau_{ij}(t)$ adalah intensitas feromon; $\eta_{ij} = 1 / d_{ij}$ adalah informasi heuristik visibilitas; α dan β adalah parameter pengendali bobot relatif; serta Allowed_k adalah sekolah yang belum memenuhi kapasitas $C_j < 6$.

Pembaruan feromon global (ant-cycle update) dilakukan berdasarkan Persamaan (8), (9), dan (10):

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (8)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^K \Delta\tau_{ij}^k \quad (9)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = Q / L_k \text{ (jika } (i, j) \text{ dipilih), } 0 \text{ (lainnya)} \quad (10)$$

HASIL

Pengujian Parameter Alpha (α) dan Beta (β)

Pengujian parameter $\alpha \in \{1..5\}$ dan $\beta \in \{1..5\}$ dilakukan untuk mengukur keseimbangan eksploitasi dan eksplorasi. Evaluasi perilaku konvergensi dan penyetelan parameter (parameter tuning) pada algoritma kecerdasan kawanan (swarm intelligence) ini sangat menentukan kualitas solusi [19]. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Kombinasi Parameter α dan β

Alpha (α)	Beta (β)	Rata-Rata Jarak (km)	Keterangan Performa
1	1	5.120,45	Eksplorasi acak, belum konvergen
2	3	4.680,12	Perbaikan jarak signifikan
3	4	4.450,30	Konvergensi mulai stabil
4	5	4.397,76	Kombinasi Terbaik (Jarak Terpendek)
5	5	4.412,85	Eksplorasi dominan, rawan stagnasi

(Sumber: Hasil Pengolahan Data Eksperimen, 2026)

Pengujian Parameter Evaporasi Feromon (ρ)

Tingkat evaporasi ρ dievaluasi pada nilai $\{0,1; 0,3; 0,5; 0,7\}$. Kontrol tingkat evaporasi feromon berperan krusial dalam mengendalikan daya ingat jangka panjang koloni semut agar tidak terjebak pada optimum lokal [20]. Hasil eksperimen tertera pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Evaporasi Feromon (ρ)

Evaporasi (ρ)	Rata-Rata Jarak (km)	Analisis Konvergensi
0,1	4.398,474	Terbaik: Mempertahankan memori jangka panjang
0,3	4.425,110	Konvergensi cukup baik
0,5	4.480,620	Penguapan cepat, memori mudah hilang
0,7	4.560,340	Eksplorasi terlalu tinggi

(Sumber: Hasil Pengolahan Data Eksperimen, 2026)

Pengujian Jumlah Semut (M) dan Iterasi

Evaluasi performa terhadap jumlah semut $M \in \{10, 30, 50\}$ dan iterasi $\{500, 1000\}$ dirangkum pada Tabel 3.

Tabel 3. Pengujian Jumlah Semut (M) dan Iterasi Maksimum

Jumlah Semut (M)	Iterasi	Rata-Rata Jarak (km)	Waktu (s)	Kategori Performa
10	500	4.510,250	112	Cepat, Solusi Rendah
30	500	4.380,120	235	Cukup Baik
30	1000	4.305,688	460	Efisiensi Tinggi (Trade-off Optimal)
50	500	4.350,410	380	Baik
50	1000	4.304,874	763	Kualitas Terbaik (Solusi Optimum)

(Sumber: Hasil Pengolahan Data Eksperimen, 2026)

PEMBAHASAN

Analisis Trade-off Komputasi dan Kualitas Solusi

Hasil eksperimen pada Tabel 3 menunjukkan adanya hubungan Pareto trade-off yang tajam antara waktu komputasi dan kualitas solusi:

- **1) Skenario Solusi Optimum (M = 50, Iterasi = 1000):** Menghasilkan total jarak terpendek sebesar 4.304,874 km dengan waktu eksekusi 763 detik (~12,7 menit). Skenario ini ditujukan untuk pemroses data secara berkala (batch processing) di mana akurasi menjadi prioritas tertinggi.
- **2) Skenario Efisiensi Tinggi (M = 30, Iterasi = 1000):** Menghasilkan total jarak 4.305,688 km dengan waktu eksekusi 460 detik (~7,6 menit). Meskipun jarak bertambah sangat sedikit sebesar 0,814 km (0,019%), waktu komputasi berkurang hingga 303 detik (~39,7% lebih cepat). Skenario ini sangat ideal diimplementasikan pada aplikasi pendukung keputusan berbasis web (real-time Decision Support System).

Perbandingan dengan Penelitian Terkait

Dibandingkan dengan pendekatan pencarian heuristik Greedy atau algoritma pencarian lokal [21], [22], ACO terbukti lebih unggul dalam menghindari stagnasi pada optimum lokal. Pembagian informasi feromon antar-semut secara bertahap memberikan pemetaan solusi global yang kuat untuk masalah alokasi berdimensi besar.

KESIMPULAN

Implementasi Ant Colony Optimization (ACO) varian Ant System terbukti efektif dalam meminimalkan total jarak tempuh harian penempatan 636 guru SD Negeri di 106 sekolah di Kabupaten Magelang. Kombinasi parameter $\alpha = 4$, $\beta = 5$, dan $\rho = 0,1$ menghasilkan konvergensi yang paling stabil. Skenario M = 50 semut dan 1000 iterasi memberikan solusi terbaik sebesar 4.304,874 km, sedangkan skenario M = 30 semut dan 1000 iterasi menawarkan efisiensi komputasi Pareto-optimal dengan efisiensi waktu ~39,7%.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Sanata Dharma atas fasilitas laboratorium serta Dinas Pendidikan dan Kebudayaan Kabupaten Magelang atas dukungan data geografis yang diberikan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Zhao, X. Zhang, and Y. Liu, "Spatial optimization of educational resources allocation using metaheuristic algorithms," *Journal of Geographical Systems*, vol. 22, no. 3, pp. 315–334, 2020.
- [2] A. Rahmad and D. Kurniawan, "Optimizing teacher distribution using metaheuristic algorithms to support equitable education," *Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 9, no. 1, pp. 12–25, 2024.
- [3] E. Prasetyo and A. B. Utomo, "Combinatorial optimization for teacher placement in public schools using Genetic Algorithms," *Journal of Computer Science and Engineering*, vol. 15, no. 2, pp. 89–98, 2021.
- [4] S. Chopra and P. Meindl, *Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation*, 7th ed. Boston: Pearson, 2016.
- [5] M. Aminu and S. Hassan, "Comparative evaluation of metaheuristic strategies for large-scale combinatorial scheduling and placement," *Journal of Industrial Information Integration*, vol. 37, p. 100550, 2025.
- [6] C. Blum, "Ant colony optimization: Introduction and recent trends," *Physics of Life Reviews*, vol. 2, no. 4, pp. 353–373, 2005.
- [7] J. Martinez and C. Gomez, "Scalability and trade-off analysis of Ant Colony Optimization for massive assignment problems," *Computers & Operations Research*, vol. 161, p. 106420, 2024.
- [8] Y. Wang and L. Chen, "A hybrid Ant Colony Optimization algorithm for complex personnel assignment problems," *Applied Soft Computing*, vol. 108, p. 107432, 2021.
- [9] R. Kumar and S. Singh, "Metaheuristic approaches for personnel assignment problem: A systematic review and comparative study," *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 78, p. 101280, 2023.
- [10] H. Al-Sultani and S. Al-Janabi, "Performance analysis of Ant Colony Optimization in large-scale combinatorial assignment problems," *Expert Systems with Applications*, vol. 195, p. 116580, 2022.
- [11] M. Dorigo and T. Stützle, *Ant Colony Optimization*. Cambridge, MA: MIT Press, 2004.
- [12] M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Coloni, "Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 26, no. 1, pp. 29–41, 1996.
- [13] A. Georgara, R. Kazhamiakin, and J. A. Rodriguez-Aguilar, "AI-driven matching and resource allocation in educational environments," *Applied Intelligence*, vol. 53, no. 20, pp. 24157–24186, 2023.
- [14] D. P. Sari and B. Setiawan, "Geographic Information System and Haversine formula for spatial distance optimization in public services," *Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems*, vol. 16, no. 1, pp. 45–56, 2022.
- [15] R. W. Sinnott, "Virtues of the Haversine," *Sky and Telescope*, vol. 68, no. 2, p. 158, 1984.

- [16] I. B. K. P. Arimbawa, I. G. A. Novitasari, and P. N. A. P. Brilliance, "Application of Ant Colony Optimization on CVRP for route optimization," *Brilliance: Research of Artificial Intelligence*, vol. 5, no. 2, pp. 110–121, 2025.
- [17] T. O. Olwal and M. K. Joseph, "Spatial analysis and Haversine distance modeling for resource distribution," *Geo-spatial Information Science*, vol. 26, no. 4, pp. 512–525, 2023.
- [18] X. Liu, X. Qu, and X. Ma, "Optimizing resource allocation and routing under seasonal demand variations," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 100, p. 103057, 2021.
- [19] B. Zhang, H. Sun, and L. Tan, "Parameter tuning and convergence behaviors of swarm intelligence algorithms," *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 72, p. 101090, 2022.
- [20] M. S. Farooq and A. Khan, "Evaluating evaporation rate control in ACO variants for complex optimization," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 8, pp. 5890–5902, 2022.
- [21] P. K. Rhee and S. H. Park, "Comparative performance of metaheuristics in public personnel allocation," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 171, p. 108410, 2022.
- [22] F. Silva and A. C. B. Delbem, "A multi-objective evolutionary approach to school network organization," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 45120–45135, 2022.