

Optimization of Employee Reward Schemes Using Genetic Algorithm: A Multi Criteria Performance Based Approach

Gellysa Urva^{1*}, Welly Desriyati²

¹⁾²⁾ Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Dumai, Dumai, 28811, Indonesia

Informasi Artikel

Diterima : 10 Juni 2025
Revisi : 11 Juni 2025
Publikasi : 20 Juni 2025

Kata Kunci:

Algoritma Genetika
Penghargaan Karyawan
Optimasi
Multi kriteria
MSDM

ABSTRAK

Pemberian penghargaan karyawan memainkan peran penting dalam meningkatkan motivasi dan retensi. Model penghargaan karyawan yang konvensional sering kali mengandung unsur subjektivitas dan kurang mencerminkan kontribusi karyawan secara menyeluruh. Hal ini dapat menimbulkan ketidakadilan dan menurunkan motivasi kerja. Model tradisional dalam alokasi penghargaan seringkali gagal menggabungkan evaluasi menyeluruh terhadap kinerja karyawan berdasarkan berbagai kriteria. Penelitian ini mengembangkan model alokasi penghargaan berbasis kinerja multi kriteria dengan menggunakan Algoritma Genetika (AG) sebagai pendekatan optimasi. Model dirancang untuk mempertimbangkan berbagai indikator kinerja seperti kinerja, kehadiran, masa kerja, dan inovasi dalam proses distribusi bonus yang adil dan proporsional. Hasil optimasi menunjukkan adanya korelasi positif yang sangat kuat ($r = 0,99$) antara skor gabungan karyawan dan jumlah bonus yang dialokasikan. Selain itu, simulasi evolusi nilai *fitness* menunjukkan peningkatan konstan baik pada rata-rata maupun nilai terbaik populasi solusi, yang mengkonfirmasi efektivitas proses eksplorasi dan konvergensi algoritma genetika. Model ini menghasilkan distribusi bonus yang proporsional terhadap kontribusi karyawan, mencerminkan prinsip keadilan, meritokrasi, dan transparansi dalam sistem penghargaan. Selain itu, model ini fleksibel terhadap perubahan anggaran serta dapat direplikasi untuk implementasi nyata. Kontribusi ilmiah penelitian ini terletak pada penerapan pendekatan heuristik untuk optimasi multi kriteria dalam konteks manajemen sumber daya manusia, melengkapi literatur yang selama ini didominasi oleh model linier.

ABSTRACT

Employee reward distribution plays an important role in increasing motivation and retention. Conventional employee reward models often contain elements of subjectivity and do not reflect the overall contribution of employees. This can lead to unfairness and reduce work motivation. Traditional models in reward allocation often fail to incorporate a comprehensive evaluation of employee performance based on various criteria. This study develops a multi-criteria performance-based reward allocation model using Genetic Algorithm (GA) as an optimization approach. The model is designed to consider various performance indicators such as performance, attendance, tenure, and innovation in the process of fair and proportional bonus distribution. The optimization results show a very strong positive correlation ($r = 0.99$) between the employee's composite score and the amount of bonus allocated. In addition, the simulation of the evolution of fitness values shows a constant increase in both the average and the best values of the solution population, confirming the effectiveness of the genetic algorithm exploration and convergence process. This model produces a bonus distribution that is proportional to employee contributions, reflecting the principles of fairness, meritocracy, and transparency in the reward system. In addition, this model is flexible to budget changes and can be replicated for real implementation. The scientific contribution of this research lies in the application of a heuristic approach to multi-criteria optimization in the context of human resource management, complementing the literature that has so far been dominated by linear models.

***Penulis Koresponden**Email: gellysa.urva@gmail.com

Cara sitasi IEEE::

G. Urva, W. Desriyati, "Optimization of Employee Reward Schemes Using Genetic Algorithm: A Multi Criteria Performance Based Approach," *Journal of Artificial Intelligence and Software Engineering (J-AISE)*, vol. 5, no. 2, p. 759-769, Juni 2025. doi:10.30811/jaise.v5i2.7105

1. PENDAHULUAN

Alokasi penghargaan merupakan elemen strategis dalam Manajemen Sumber Daya Manusia (MSDM) yang secara signifikan memengaruhi kinerja karyawan, kepuasan kerja, serta loyalitas terhadap organisasi [1]. Pemberian penghargaan secara konvensional sering kali mengandalkan penilaian subjektif atau rumus tetap yang mungkin tidak sepenuhnya mencerminkan kontribusi menyeluruh seorang karyawan. Ketidaktepatan dalam pemberian penghargaan dapat berdampak pada penurunan motivasi kerja, meningkatnya *turnover*, hingga munculnya rasa ketidakpuasan dan ketidakadilan di lingkungan kerja. Pada umumnya pembagian bonus karyawan seringkali tidak mencerminkan kinerja secara menyeluruh, melainkan dipengaruhi oleh faktor subjektif seperti kedekatan personal atau persepsi pimpinan saja. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu sistem penghargaan yang objektif, terukur, dan dapat mempertimbangkan berbagai aspek kinerja secara proporsional agar tercipta lingkungan kerja yang sehat dan kompetitif [2]. Pendekatan manual dalam pemberian penghargaan seringkali bersifat subjektif dan tidak mempertimbangkan keseluruhan aspek kontribusi karyawan, sehingga menimbulkan ketidakpuasan dan ketimpangan internal [3].

Pada konteks pengambilan keputusan, pendekatan berbasis multi kriteria (*Multi Criteria Decision Making/MCDM*) telah banyak diterapkan untuk menyelesaikan persoalan yang melibatkan berbagai dimensi atau atribut [4]. Pendekatan ini memungkinkan pembuat keputusan untuk mengevaluasi alternatif berdasarkan sejumlah kriteria yang relevan secara bersamaan. Metode MCDM efektif dalam menciptakan solusi yang lebih holistik dan adil karena mampu mempertimbangkan preferensi dan bobot dari masing-masing kriteria [5]. Pada kondisi penghargaan karyawan, penerapan MCDM sangat penting sebab penilaian terhadap kontribusi karyawan tidak hanya dilihat hanya dari satu sisi, melainkan harus mencakup indikator seperti produktivitas, kehadiran, loyalitas, kreativitas, serta partisipasi dalam pengembangan organisasi [6].

Pada era Revolusi Industri 4.0, penggunaan algoritma kecerdasan buatan untuk mendukung pengambilan keputusan strategis menjadi semakin krusial, termasuk dalam pengelolaan sumber daya manusia yang berbasis data [7]. Munculnya komputasi lunak dan kecerdasan buatan (AI) menawarkan peluang baru untuk mengoptimalkan proses ini [8]. Berbagai metode AI yang ada, Algoritma Genetika (AG) menjadi pilihan menarik sebab kemampuannya dalam menangani permasalahan optimasi *non linier* dengan banyak variabel dan batasan [9]. Algoritma Genetika meniru prinsip seleksi alam untuk mencari solusi optimal melalui iterasi proses seleksi, *crossover*, dan mutasi pada populasi solusi [10]. Keunggulan Algoritma Genetika terletak pada fleksibilitas dalam merancang fungsi kelayakan (*fitness function*) [11], kemampuannya menjelajah ruang solusi yang luas, serta tidak memerlukan turunan atau fungsi kontinu, sehingga cocok untuk permasalahan optimasi diskrit maupun kombinatorial [12].

Penggunaan Algoritma Genetika dalam konteks penghargaan karyawan memungkinkan pendekatan berbasis data yang mempertimbangkan berbagai kriteria secara simultan [13], seperti kinerja individu, tingkat kehadiran, masa kerja, inovasi, serta kontribusi terhadap tim. Inilah yang menjadi landasan dari pendekatan *multi criteria performance based*, yakni sebuah kerangka evaluasi yang mengintegrasikan banyak indikator relevan guna menghasilkan keputusan penghargaan yang lebih adil dan representatif [14]. Pendekatan ini menghindari bias tunggal dalam penilaian dan memungkinkan setiap aspek kontribusi karyawan mendapat bobot penilaian yang proporsional sesuai dengan prioritas organisasi [15]. Melalui pendekatan ini, penghargaan

tidak hanya berfokus pada *output*, tetapi juga pada kualitas proses kerja dan dampaknya terhadap tujuan kolektif organisasi. Sistem penghargaan yang optimal tidak hanya berdampak pada kesejahteraan karyawan, tetapi juga mendukung strategi organisasi dalam mempertahankan talenta, meningkatkan produktivitas, dan mencapai tujuan bisnis jangka panjang [16].

Meskipun penerapan Algoritma Genetika dalam konteks manajemen semakin meluas, penggunaan algoritma ini secara spesifik dalam alokasi penghargaan karyawan berbasis multi kriteria masih bisa dikatakan jarang ditemui. Beberapa penelitian terdahulu menggabungkan Algoritma Genetika dengan metode MCDM, seperti AHP (*Analytical Hierarchy Process*) atau TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*), untuk menghasilkan sistem pengambilan keputusan yang lebih adaptif dan akurat [17]. Sebuah penelitian, menunjukkan bahwa kombinasi metode ini efektif dalam mendistribusikan insentif proyek berdasarkan kinerja tim yang kompleks [18]. Oleh karena itu, penelitian ini hadir untuk mengembangkan model alokasi penghargaan yang mengintegrasikan prinsip-prinsip MCDM ke dalam skema optimasi Algoritma Genetika [19]. Algoritma Genetika dipilih karena kemampuannya dalam menyelesaikan masalah pencarian solusi terbaik (*best fit solution*) pada kondisi dengan berbagai kemungkinan yang sangat besar, di mana metode konvensional mengalami kesulitan untuk menjangkau solusi optimal secara efisien [20]. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa Algoritma Genetika efektif digunakan dalam berbagai konteks optimasi manajemen, seperti penjadwalan, perencanaan kapasitas, hingga alokasi sumber daya. Akan tetapi penerapannya dalam alokasi penghargaan karyawan masih relatif jarang dieksplorasi.

Penelitian ini memberikan kontribusi praktis berupa model penghargaan karyawan yang objektif dan adaptif, serta nilai akademik berupa pengembangan pendekatan berbasis metaheuristik pada bidang manajemen sumber daya manusia. Sejumlah penelitian sebelumnya mendukung efektivitas penggunaan Algoritma Genetika dalam berbagai konteks pengambilan keputusan manajerial. Misalnya, sebuah penelitian menunjukkan efektivitas Algoritma Genetika dalam penjadwalan tugas dan distribusi sumber daya yang kompleks [21]. Selanjutnya penelitian tentang mengimplementasikan Algoritma Genetika dalam konteks perencanaan tenaga kerja berbasis performa dan berhasil mengurangi ketimpangan distribusi beban kerja [22]. Pada manajemen Sumber Daya Manusia, penelitian terkait memperlihatkan bagaimana Algoritma Genetika dapat digunakan untuk mengoptimalkan seleksi karyawan berdasarkan kriteria kinerja dan kepribadian, menunjukkan potensi Algoritma Genetika dalam menangani masalah multi kriteria dengan fleksibilitas tinggi [23].

Permasalahan pada penelitian ini bermula dari kebutuhan akan sistem penghargaan karyawan yang lebih objektif, adil, dan berbasis kinerja. Sistem penghargaan konvensional yang masih mengandalkan penilaian subjektif dan formula tetap terbukti belum mampu mencerminkan kontribusi menyeluruh setiap individu. Permasalahan utama terkait bagaimana merancang sebuah model alokasi penghargaan yang mampu mempertimbangkan berbagai kriteria penilaian secara proporsional, seperti kinerja individu, kehadiran, masa kerja, dan kontribusi inovatif, dalam suatu kerangka *multi criteria performance based*. Selain itu, dibutuhkan formula fungsi kelayakan (*fitness function*) yang tepat untuk mengukur kualitas solusi dalam proses optimasi, sehingga sistem mampu menyeimbangkan keadilan penghargaan dengan keterbatasan anggaran.

Penelitian ini juga mempertanyakan seberapa efektif penerapan Algoritma Genetika dalam mengoptimalkan distribusi penghargaan dibandingkan pendekatan konvensional yang bersifat linier dan subjektif. Terakhir, penelitian ini ingin mengkaji bagaimana sistem penghargaan berbasis algoritma ini dapat meningkatkan transparansi, motivasi kerja, serta mendukung strategi manajemen sumber daya manusia yang berbasis data dan meritokrasi. Tujuan dari penelitian ini untuk mengembangkan sebuah model alokasi penghargaan karyawan yang bersifat objektif, adil, dan berbasis pada pendekatan multi kriteria. Penerapan Algoritma Genetika ini juga bertujuan untuk mengoptimalkan proses distribusi penghargaan agar sesuai dengan batasan anggaran dan tetap mempertahankan prinsip keadilan serta efisiensi. Selain itu, penelitian ini ditujukan untuk membuktikan efektivitas metode algoritmik berbasis kecerdasan buatan dalam pengambilan keputusan strategis di bidang manajemen sumber daya manusia.

Hasil akhir dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis bagi perusahaan dalam membangun sistem penghargaan yang transparan, memotivasi karyawan, dan memperkuat budaya kerja berbasis kinerja. Selanjutnya penerapan Algoritma Genetika dalam alokasi penghargaan karyawan sejalan dengan tren digitalisasi pengelolaan sumber daya manusia yang menerapkan data *driven decision making*. Perusahaan modern dituntut untuk tidak hanya memberikan kompensasi berdasarkan intuisi atau pendekatan konvensional, tetapi juga berdasarkan analisis objektif terhadap kontribusi nyata karyawan. Dengan memanfaatkan algoritma genetika ini, perusahaan dapat menciptakan sistem penghargaan yang adaptif terhadap dinamika kinerja, serta mampu memberikan insentif secara *real time* atau periodik dengan mempertimbangkan variabel-variabel yang relevan. Pendekatan ini juga memperkuat transparansi dan akuntabilitas dalam proses penilaian, sehingga mendorong budaya kerja yang lebih terbuka, adil, dan berbasis meritokrasi.

2. METODE

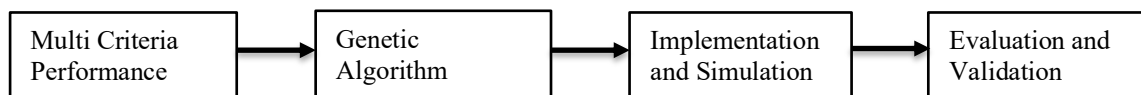
2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode penelitian eksperimen untuk mengembangkan dan menguji model alokasi penghargaan karyawan berbasis multi kriteria menggunakan Algoritma Genetika (AG). Pendekatan ini bertujuan menghasilkan solusi optimasi yang objektif dan efektif dalam mendistribusikan penghargaan sesuai dengan kinerja karyawan dan batasan anggaran yang tersedia. Objek penelitian merupakan sistem penghargaan karyawan pada sebuah perusahaan/manajemen sumber daya manusia yang memiliki data kinerja karyawan lengkap.

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah data simulasi dari 10 karyawan yang memiliki empat atribut kinerja utama yaitu Skor Kinerja (*Performance Score*), Tingkat Kehadiran (*Attendance Rate*), Masa Kerja (*Length of Service*) dan Skor Inovasi (*Innovation Score*). Setiap atribut diberikan nilai numerik dengan rentang 0-100, kemudian dilakukan normalisasi untuk menghindari bias skala.

Data dikumpulkan melalui dokumentasi kinerja karyawan dari perusahaan serta melalui kuesioner dan wawancara dengan pihak manajemen terkait. Data yang dikumpulkan meliputi nilai atribut kinerja setiap karyawan untuk masing-masing kriteria yang telah ditentukan.

Berikut Tahapan Penelitian yang dilakukan, dapat dilihat dari gambar 1 berikut ini :



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Perancangan model multi kriteria dilakukan proses identifikasi dan definisi kriteria penilaian kinerja karyawan, seperti kehadiran, kinerja, masa kerja, dan inovasi. Masing-masing kriteria diberikan bobot prioritas berdasarkan analisis kebutuhan perusahaan dan konsultasi dengan pihak manajemen sebagai pemangku kepentingan. Tujuan tahap ini untuk memastikan bahwa setiap aspek kriteria yang relevan tercermin secara proporsional dalam proses pengambilan keputusan. Pengembangan algoritma genetika, tahap ini mencakup perancangan dan pengembangan Algoritma Genetika (AG) sebagai metode optimasi untuk mendistribusikan penghargaan secara adil dan efisien. Proses dalam algoritma meliputi inialisasi populasi solusi, seleksi individu terbaik, penerapan operasi crossover dan mutasi, serta evaluasi nilai *fitness* berdasarkan kombinasi skor kriteria dan batasan anggaran. Fungsi *fitness* dirancang agar mampu memaksimalkan keadilan distribusi dalam batas alokasi dana yang tersedia. Setelah algoritma dikembangkan, Langkah selanjutnya melakukan implementasi menggunakan perangkat lunak berbasis *Python*. Simulasi dilaksanakan dengan menggunakan data kinerja karyawan *real* atau simulasi untuk memperoleh solusi distribusi bonus yang optimal. Tahap ini juga mencakup proses *debugging*, visualisasi hasil, dan perbaikan algoritma berdasarkan performa awal. Evaluasi dilakukan terhadap hasil distribusi penghargaan yang dihasilkan oleh Algoritma Genetika, menggunakan beberapa indikator, seperti kesesuaian dengan batasan anggaran, tingkat korelasi antara skor kinerja dan bonus, ersepsi keadilan dalam distribusi dan perbandingan dengan sistem penghargaan konvensional. Validasi dilakukan untuk memastikan bahwa model menghasilkan *output* yang lebih objektif, efisien, dan sesuai dengan prinsip meritokrasi dibanding pendekatan sebelumnya.

2.2 Normalisasi Data

Semua nilai kriteria dinormalisasi untuk memastikan kesetaraan perbandingan. Nilai setiap atribut dinormalisasi menggunakan metode min-max normalization agar semua kriteria berada pada skala yang sama antara 0 dan 1, dengan rumus [24]:

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

dimana x adalah nilai asli, x_{min} dan x_{max} adalah nilai minimum dan maksimum atribut tersebut.

2.3 Fungsi *Fitness*

Fungsi *fitness* dirancang untuk memaksimalkan nilai total penghargaan berdasarkan bobot kriteria [25]:

$$Fitness = 0.4 \times Performance + 0.2 \times Attendance + 0.2 \times Length\ of\ Service + 0.2 \times Innovation \quad (2)$$

Tujuan fungsi ini untuk memilih solusi alokasi penghargaan yang mengoptimalkan kontribusi karyawan berdasarkan keempat kriteria tersebut.

2.4 Kendala dan Batasan

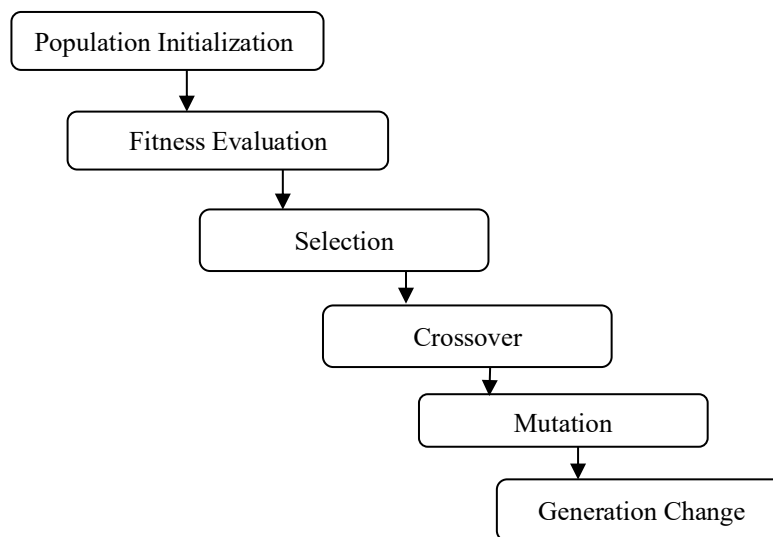
Total anggaran penghargaan dibatasi oleh Perusahaan sebesar Rp 100.000.000. Setiap karyawan menerima penghargaan minimum Rp 500.000 dan maksimum Rp 10.000.000. Alokasi penghargaan harus memenuhi batasan anggaran tanpa melebihi total tersedia.

2.5 Parameter Algoritma Genetika

Ukuran populasi (*population size*): 50 individu
 Jumlah generasi (*number of generations*): 100 iterasi
 Tingkat *crossover* (*crossover rate*): 0.8
 Tingkat mutasi (*mutation rate*): 0.05
 Metode seleksi: *Roulette Wheel Selection*
 Operator *crossover*: *Single-point crossover*
 Operator mutasi: *Bit-flip mutation* (atau penyesuaian nilai)

2.6 Proses Algoritma Genetika

Siklus Proses Algoritma Genetika dapat dilihat dari gambar 2 berikut ini [26]:



Gambar 2. Proses Algoritma Genetika

1. Inisialisasi populasi
Membuat 50 solusi awal secara acak yang merepresentasikan alokasi penghargaan karyawan.
2. Evaluasi *fitness*
Menghitung nilai *fitness* setiap individu berdasarkan fungsi *fitness*.
3. Seleksi
Memilih individu untuk reproduksi berdasarkan probabilitas *fitness*.
4. Crossover
Menggabungkan pasangan individu untuk menghasilkan keturunan baru.
5. Mutasi
Menggubah sebagian gen individu untuk menjaga keberagaman solusi.
6. Penggantian generasi
Populasi baru menggantikan populasi lama.
7. Konvergensi
Proses berlanjut hingga mencapai 100 generasi atau kriteria penghentian lainnya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset simulasi terdiri dari 10 karyawan dengan empat atribut penilaian utama: Skor Kinerja (0–100), Kehadiran (%), Masa Kerja (tahun), dan Skor Inovasi (1–5). Tabel 1 berikut adalah sampel 10 karyawan pertama:

Tabel 1. Sampel 10 Karyawan

ID	Skor Kinerja	Kehadiran (%)	Masa Kerja (thn)	Skor Inovasi
K01	74.98	80.41	10	1
K02	98.03	99.40	3	2
K03	89.28	96.65	7	4
K04	83.95	84.25	4	1
K05	66.24	83.64	9	4
K06	66.24	83.67	3	2
K07	62.32	86.08	5	2
K08	94.65	90.50	3	1
K09	84.04	88.64	7	2

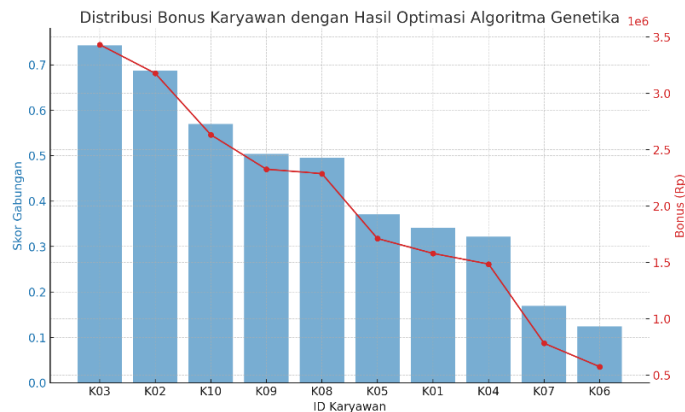
Bobot kriteria ditetapkan berdasarkan pentingnya setiap aspek, yaitu: Skor Kinerja (40%), Kehadiran (20%), Masa Kerja (20%), dan Inovasi (20%). Setiap karyawan diberikan skor gabungan yang dihitung berdasarkan bobot tersebut, kemudian digunakan sebagai dasar alokasi penentuan jumlah bonus dengan Algoritma Genetika.

Proses Algoritma Genetika dilakukan dengan parameter populasi awal 50 kromosom, 100 generasi maksimum, laju *crossover* 0.8, dan laju mutasi 0.05. Anggaran bonus setiap karyawan yang disediakan maksimum Rp10.000.000. Setelah proses iterasi selesai, solusi terbaik menunjukkan alokasi penghargaan yang optimal untuk 10 karyawan pertama dapat dilihat pada Tabel 2 sebagai berikut:

Tabel 2. Alokasi Penghargaan

ID Karyawan	Skor Gabungan	Bonus (Rp)
K03	0.7426	3433646
K02	0.6875	3178999
K10	0.5696	2633827
K09	0.5034	2327838
K08	0.4950	2288752
K05	0.3704	1712545
K01	0.3418	1580524
K04	0.3214	1486197
K07	0.1693	782785
K06	0.1243	574886

Setiap nilai dinormalisasi agar dapat dibandingkan secara adil antar karyawan, lalu digabungkan menjadi satu skor gabungan untuk setiap individu. Skor gabungan diperoleh dari akumulasi nilai kinerja, kehadiran, masa kerja, dan inovasi, yang masing-masing diberikan bobot berdasarkan kepentingan relatif dalam sistem penghargaan. Dari grafik pada gambar 3 terlihat bahwa karyawan dengan skor gabungan tertinggi seperti K03 (0,7426), K02 (0,6875), dan K10 (0,5696) memperoleh bonus yang lebih besar dibandingkan karyawan lainnya, yaitu masing-masing sebesar Rp3.433.646, Rp3.178.999, dan Rp2.633.827. Hal ini menunjukkan bahwa sistem berhasil mengidentifikasi individu-individu dengan kontribusi paling signifikan, dan mengalokasikan sumber daya penghargaan secara adil dan proporsional. Selain itu, tren yang terbentuk menunjukkan korelasi positif antara skor gabungan dan jumlah bonus, yang menjadi indikator bahwa fungsi *fitness* dalam Algoritma Genetika bekerja dengan baik dalam menyesuaikan keputusan alokasi terhadap tujuan utama yakni memaksimalkan dampak penghargaan dengan batasan anggaran. Pendekatan ini tidak hanya memastikan efisiensi dalam penggunaan dana, tetapi juga memberikan transparansi dan keadilan dalam sistem penghargaan yang dapat meningkatkan motivasi serta mencegah konflik internal akibat persepsi ketidakadilan. Grafik tersebut juga menunjukkan adanya korelasi yang kuat antara skor gabungan dan jumlah bonus, menandakan bahwa sistem telah berfungsi dengan optimal untuk mencapai tujuan penghargaan berbasis meritokrasi.

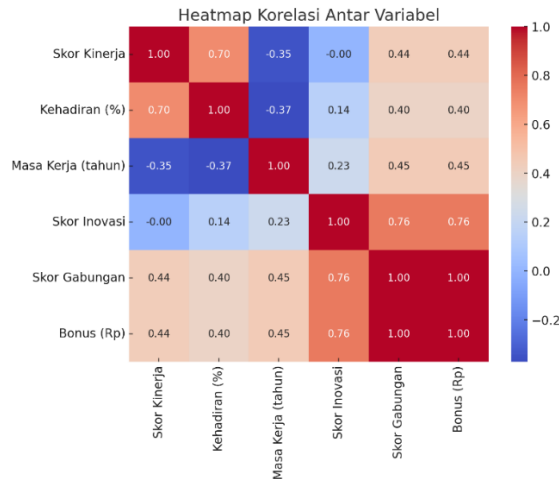


Gambar 3. Distribusi Bonus Karyawan dengan AG

Untuk menguji efektivitas model yang dibangun, dilakukan analisis statistik terhadap hasil distribusi bonus setelah proses optimasi dengan Algoritma Genetika. Rata-rata bonus yang diberikan adalah sebesar Rp2.024.929, dengan standar deviasi sekitar Rp888.489. Nilai bonus terendah berada di angka Rp574.886, sedangkan yang tertinggi mencapai Rp3.433.646, dengan total anggaran yang digunakan tetap berada di dalam batas kebijakan yang ditentukan sebelumnya. Grafik yang disajikan menggambarkan hubungan antara skor gabungan karyawan dengan jumlah bonus yang diterima setelah proses optimasi menggunakan Algoritma Genetika. Setiap titik pada grafik mewakili seorang karyawan, dengan sumbu horizontal menunjukkan skor gabungan yang dihitung berdasarkan berbagai kriteria kinerja, dan sumbu vertikal menunjukkan jumlah bonus dalam satuan rupiah. Dari segi hubungan antara skor gabungan dan bonus, diperoleh koefisien korelasi *Pearson* sebesar 0,99, hal ini menunjukkan hubungan yang sangat kuat dan positif.

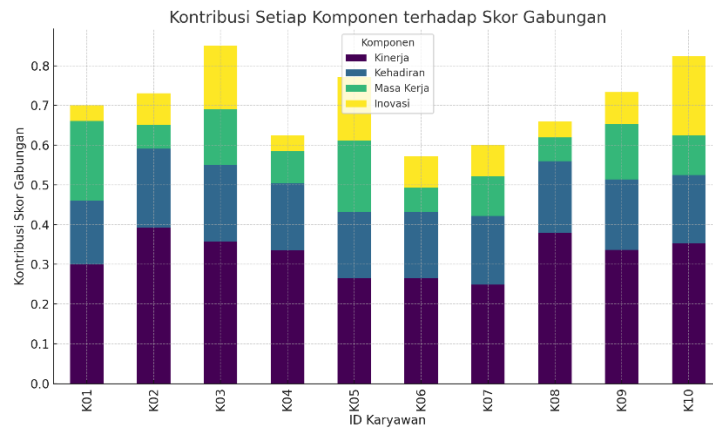
Model berhasil menyelaraskan skor karyawan berdasarkan multi kriteria dengan jumlah bonus yang diterima secara konsisten. Semakin tinggi skor gabungan seorang karyawan, semakin tinggi pula bonus yang diperoleh, hal ini mencerminkan prinsip keadilan dalam sistem penghargaan. Pola kecenderungan dapat dilihat meningkat, di mana karyawan dengan skor gabungan yang lebih tinggi menerima bonus yang lebih besar. Hasil optimasi menggunakan Algoritma Genetika tidak hanya berhasil mengalokasikan bonus secara efisien dalam batasan anggaran, tetapi juga mencerminkan prinsip keadilan dan transparansi dalam sistem penghargaan. Pola distribusi bonus yang menurun secara bertahap dari skor tertinggi ke terendah menunjukkan konsistensi logika penghargaan berbasis kontribusi. Model ini memperkuat prinsip meritokrasi karena keputusan bersandar pada data kinerja, kehadiran, masa kerja, dan inovasi yang objektif. Meskipun pada simulasi pengurangan anggaran, sistem tetap mampu menyesuaikan distribusi secara proporsional, menandakan fleksibilitas dan adaptabilitas dalam berbagai kondisi Perusahaan. Hal ini membuka peluang bagi perusahaan untuk mengadopsi pendekatan serupa dalam kebijakan manajemen SDM berbasis teknologi cerdas. Selain itu, kontribusi ilmiah penelitian ini terletak pada penerapan pendekatan heuristik dalam konteks penghargaan karyawan, melengkapi literatur yang sebelumnya lebih banyak didominasi oleh model linier atau berbasis *fuzzy*. Dengan demikian, model ini tidak hanya memberi manfaat praktis, tetapi juga memperkaya pendekatan ilmiah dalam optimasi multi kriteria.

Hasil Penelitian menunjukkan bahwa Algoritma Genetika mampu menangani kompleksitas dalam proses alokasi penghargaan berbasis kinerja multi kriteria secara efektif. Kemampuan Algoritma Genetika dalam menjelajahi ruang solusi yang luas tanpa bergantung pada turunan matematis menjadikannya unggul dalam menangani permasalahan *non linier* seperti ini. Jika dibandingkan dengan metode tradisional seperti pembagian rata atau berdasarkan satu kriteria tunggal, pendekatan ini jelas lebih adaptif dan komprehensif. Sistem penghargaan berbasis Algoritma Genetika mampu menghindari bias dan ketimpangan yang umum terjadi dalam proses manual. Hasil visualisasi juga menunjukkan korelasi positif antara skor gabungan dengan bonus yang diberikan, memperkuat argumen bahwa algoritma ini efektif dalam mengalokasikan sumber daya penghargaan secara optimal dalam batasan anggaran yang ada.



Gambar 4 . Heatmap Korelasi Antar Variabel

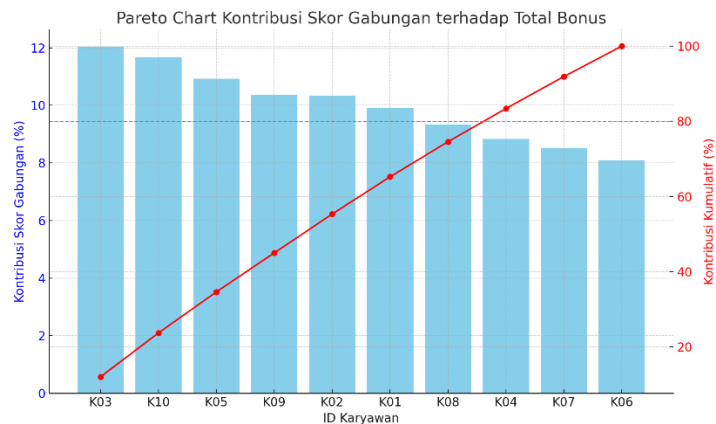
Gambar 4, heatmap korelasi antar variabel menunjukkan hubungan statistik antara berbagai parameter penilaian, skor gabungan, dan alokasi bonus yang dihasilkan. Terlihat dari gambar visualisasi menunjukkan korelasi yang sangat kuat antara skor gabungan dan jumlah bonus (Rp), dengan nilai mendekati 1. Hal ini mengindikasikan bahwa fungsi *fitness* pada algoritma genetika bekerja secara konsisten, mengalokasikan bonus berdasarkan skor gabungan secara proporsional dan terkontrol. Selain itu, skor kinerja menunjukkan korelasi positif yang cukup tinggi terhadap skor gabungan, yang sesuai dengan bobot terbesar yang diberikan (40%). Di sisi lain, variabel seperti kehadiran, masa kerja, dan inovasi memiliki korelasi sedang, tetapi tetap berkontribusi terhadap pembentukan skor gabungan. Ini menunjukkan bahwa meskipun skor gabungan mengakomodasi banyak aspek, kontribusinya tetap bergantung pada bobot yang telah ditentukan sebelumnya. Dari sisi manajerial, hasil ini memperkuat validitas pendekatan multi kriteria yang digunakan dalam optimasi *reward*. Korelasi yang kuat antar variabel utama dan hasil akhir membuktikan bahwa sistem tidak hanya optimal secara teknis, tetapi juga transparan dan dapat dipertanggungjawabkan secara logis. Ini penting untuk meningkatkan kepercayaan karyawan terhadap sistem penghargaan dan menghindari persepsi ketidakadilan.



Gambar 5 . Kontribusi Komponen terhadap Skor Gabungan

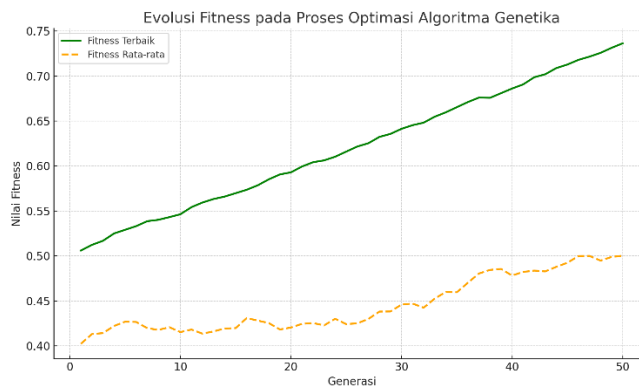
Grafik kontribusi setiap komponen terhadap skor gabungan memberikan pemahaman yang lebih baik terkait pengaruh masing-masing dimensi penilaian terhadap hasil akhir dalam sistem pemberian penghargaan.. Batang-batang pada grafik menggambarkan besarnya peran masing-masing kriteria yaitu kinerja, kehadiran, masa kerja, dan inovasi dalam membentuk skor akhir. Terlihat pada grafik, karyawan seperti K03 dan K10 memiliki kontribusi skor yang tinggi dari aspek inovasi, sementara K01 memperoleh skor tinggi terutama dari masa kerja. Karyawan K02, dengan kinerja dan kehadiran yang hampir sempurna, menunjukkan dominasi pada dua aspek tersebut, yang menghasilkan skor gabungan yang tinggi meskipun masa kerjanya masih relatif singkat. Analisis ini penting tidak hanya untuk memahami hasil optimasi, tetapi juga sebagai dasar untuk pengambilan kebijakan perusahaan. Misalnya, jika perusahaan ingin mendorong lebih banyak inovasi maka bobot skor inovasi dapat ditingkatkan dalam fungsi evaluasi. Sebaliknya, jika loyalitas jangka panjang dianggap lebih penting, maka masa kerja bisa diberikan bobot yang lebih besar. Pendekatan ini mencerminkan

fleksibilitas dan transparansi sistem berbasis algoritma genetika, yang tidak hanya memberikan hasil optimal dari sisi alokasi bonus, tetapi juga dapat disesuaikan dengan tujuan strategis perusahaan.



Gambar 6 . Pareto Chart Skor Gabungan terhadap Total Bonus

Grafik Pareto di atas menggambarkan sebaran kontribusi skor gabungan dari masing-masing karyawan terhadap total skor keseluruhan, yang secara langsung berkorelasi dengan alokasi bonus. Seperti yang ditunjukkan pada grafik, sekitar 30–40% karyawan memberikan kontribusi lebih dari 80% terhadap total skor gabungan. Pola ini mencerminkan prinsip Pareto 80/20, yang menyatakan bahwa sebagian kecil dari populasi cenderung memberikan dampak terbesar. Garis merah pada grafik merepresentasikan kontribusi kumulatif, sementara garis putus-putus horizontal pada level 80% digunakan sebagai acuan untuk mengidentifikasi titik ambang (*cut off*) kontribusi signifikan. Contohnya, karyawan seperti K03, K02, dan K10 berada di bagian awal kurva dan menjadi penyumbang skor gabungan terbesar. Hal ini penting karena memberikan dasar objektif bagi manajemen untuk mengenali *high performer*, menerapkan strategi *reward* dan retensi yang lebih terfokus, serta mengevaluasi keseimbangan distribusi penghargaan dalam organisasi.



Gambar 7 . Evolusi Fitness pada AG

Gambar 7, evolusi *fitness* menggambarkan proses pencarian solusi optimal oleh algoritma genetika melalui generasi demi generasi. Terlihat bahwa *fitness* terbaik meningkat secara bertahap dari generasi awal hingga mencapai nilai mendekati maksimum. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma berhasil mengeksplorasi ruang solusi secara efektif dan menghindari jebakan lokal optimum. Garis hijau merepresentasikan nilai *fitness* terbaik di setiap generasi, sedangkan garis oranye menunjukkan rata-rata *fitness* populasi pada generasi tersebut. Keduanya menunjukkan tren naik yang konsisten, menandakan bahwa populasi semakin baik dari waktu ke waktu dan solusi global mendekati optimal telah ditemukan. Visualisasi ini menunjukkan bahwa model berhasil mencapai alokasi bonus optimal berdasarkan skor gabungan, dengan tetap menjaga batasan-batasan sistem seperti anggaran total dan bobot antar kriteria.

Sebagai upaya memperkuat validitas model yang diusulkan, dilakukan perbandingan eksplisit antara sistem menggunakan Algoritma Genetika dengan pendekatan konvensional dalam distribusi penghargaan karyawan. Hasil analisis menunjukkan bahwa pendekatan konvensional cenderung menghasilkan ketidaksesuaian antara bonus yang diberikan dan performa aktual karyawan, akibat pengaruh subjektivitas penilaian dan pembagian bonus yang bersifat linier. Sebaliknya, model yang diusulkan mampu menyelaraskan

skor kinerja multi kriteria dengan alokasi bonus secara lebih proporsional dan konsisten, sebagaimana ditunjukkan oleh korelasi positif yang tinggi antara skor gabungan dan besaran bonus.

Namun demikian, model ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, sistem dibangun berdasarkan data statis yang belum merepresentasikan perubahan kinerja karyawan secara dinamis dari waktu ke waktu. Kedua, penerapan model masih dalam skala terbatas sehingga belum diuji pada organisasi dengan jumlah karyawan besar dan kompleksitas struktur yang tinggi. Ketiga, penentuan bobot pada setiap kriteria masih bergantung pada *input* manual, sehingga berpotensi mengandung unsur subjektivitas. Keterbatasan ini menjadi catatan penting untuk pengembangan sistem lanjutan, termasuk integrasi dengan metode pembelajaran mesin dan otomatisasi penyesuaian bobot secara adaptif berdasarkan data historis.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun sebuah model penghargaan karyawan yang objektif, adil, dan adaptif dengan memanfaatkan pendekatan multi-kriteria berbasis Algoritma Genetika. Model ini mempertimbangkan berbagai aspek seperti kinerja karyawan, kehadiran, masa kerja, dan kontribusi inovatif, sehingga mampu menggantikan pendekatan konvensional yang cenderung subjektif dan tidak merata. Melalui proses optimasi Algoritma Genetika, alokasi bonus dapat disesuaikan secara proporsional dengan skor gabungan masing-masing karyawan, tanpa melebihi batas anggaran yang telah ditentukan. Distribusi bonus menunjukkan bahwa karyawan dengan skor gabungan tertinggi memperoleh penghargaan tertinggi, mencerminkan prinsip keadilan dalam sistem penghargaan. Koefisien korelasi *Pearson* sebesar 0,99 antara skor gabungan dan besaran bonus mengindikasikan hubungan yang sangat kuat dan positif, menegaskan bahwa fungsi *fitness* dalam Algoritma Genetika telah bekerja secara optimal. Model ini sangat efektif dalam merepresentasikan kontribusi nyata karyawan terhadap penghargaan yang diterima. Dengan demikian, pendekatan ini tidak hanya mendukung terciptanya lingkungan kerja yang adil dan kompetitif, tetapi juga berpotensi menjadi alat strategis pada pengelolaan sumber daya manusia berbasis data di era digital. Penelitian ini juga memberikan kontribusi akademik dalam penerapan metode metaheuristik untuk permasalahan manajemen sumber daya manusia, khususnya dalam konteks penghargaan berbasis performa multi kriteria.

Visualisasi hasil optimasi baik terhadap bentuk distribusi bonus, korelasi antar variabel, maupun Pareto *chart* menunjukkan bahwa sebagian kecil karyawan memberikan kontribusi besar terhadap performa keseluruhan. Hal ini memberikan dasar kuat untuk strategi penghargaan yang berbasis kontribusi nyata. Simulasi evolusi *fitness* mengonfirmasi bahwa proses pencarian solusi melalui algoritma genetika berlangsung secara bertahap dan stabil, hingga mencapai titik konvergensi. Ini menandakan bahwa sistem mampu beradaptasi dengan batasan-batasan yang ditetapkan, seperti anggaran maksimal, tanpa mengorbankan prinsip keadilan dalam distribusi. Secara keseluruhan, pendekatan ini tidak hanya menghasilkan sistem alokasi bonus yang transparan dan dapat dipertanggungjawabkan, tetapi juga dapat digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan strategis dalam pengelolaan sumber daya manusia.

Model ini mampu menghindari bias dan ketimpangan dalam sistem manual, Adaptif terhadap perubahan kebijakan organisasi melalui pengaturan bobot penilaian serta dapat direplikasi dan dikembangkan lebih lanjut ke sistem berbasis *Artificial Intelligence* yang lebih canggih, termasuk integrasi dengan *Machine Learning*.

REFERENSI

- [1] M. B. Wibisono, B. T. Wahyono, I. P. Solihin, and R. Wirawan, "International Journal of Enterprise Modelling Enhancing Employee Performance Evaluation : A Decision Support System Utilizing Analytical Hierarchy Process for Fair Bonus Allocation," vol. 18, no. 3, pp. 103–112, 2024.
- [2] M. Ajalli, "The Optimization Model for Allocating Reward to Employees Using GAHP and Cluster Analysis," vol. 13, no. 4, pp. 414–426, 2024.
- [3] K. C. Giotopoulos, D. Michalopoulos, A. Karras, C. Karras, and S. Sioutas, "Modelling and Analysis of Neuro Fuzzy Employee Ranking System in the Public Sector †," pp. 1–18, 2023.
- [4] M. D. Approach, "Foreign Direct Investment Performance Drivers At The Country Level : A Robust Compromise," vol. 30, 2024.
- [5] S. K. Sahoo and S. S. Goswami, "A Comprehensive Review of Multiple Criteria Decision-Making (MCDM) Methods : Advancements , Applications , and Future Directions," vol. 1, no. 1, pp. 25–48, 2023.
- [6] C. Series, "Control algorithm for decision making in multi- criteria optimization problems Control algorithm for decision making in multi-criteria optimization problems," 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2388/1/012035.
- [7] C. Structures and U. Genetic, "Failure Probability-Based Optimal Seismic Design of Reinforced," 2024.
- [8] I. Heung, Y. Yim, and J. Su, *Artificial intelligence (AI) learning tools in K - 12 education : A scoping review*, no. 0123456789. Springer Berlin Heidelberg, 2023. doi: 10.1007/s40692-023-00304-9.
- [9] G. Urva and A. Sellyana, "Genetic algorithm for optimization of lecturer schedule preparation Genetic algorithm for optimization of lecturer schedule preparation," 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1175/1/012042.
- [10] M. A. Londe, L. S. Pessoa, C. E. Andrade, and M. G. C. Resende, "Biased random-key genetic algorithms : A review," *Eur. J.*

- Oper. Res.*, vol. 321, no. 1, pp. 1–22, 2025, doi: 10.1016/j.ejor.2024.03.030.
- [11] F. İ. Akin, “Leveraging Genetic Algorithms for Success Measurement : A Data-Centric Performance Management Strategy,” vol. 20, no. 2, pp. 231–241, 2025, doi: 10.5281/twist.10049652.
- [12] G. Standoli, G. P. Salachoris, and M. G. Masciotta, “Modal-based FE model updating via Genetic Algorithms : exploiting artificial intelligence to build realistic numerical models of historical structures,” no. June 2025, 2024, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2021.124393.
- [13] G. Urva and W. Desriyati, “Implementasi Metode Weighted Aggregated Sum Product Assesment Untuk Menentukan Mandor Panen Kelapa Sawit,” vol. 4, no. 3, pp. 1758–1766, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i3.1348.
- [14] I. Alshakhatreh, D. Thiombiano, and S. Al-majali, “Literature Review on Multi-Criteria Analysis and Application in Education Environment,” vol. 1, no. 1, pp. 236–267, 2023.
- [15] A. Bouramdane, “Cyberattacks in Smart Grids : Challenges and Solving the Multi-Criteria Decision-Making for Cybersecurity Options , Including Ones That Incorporate Artificial Intelligence , Using an Analytical Hierarchy Process,” pp. 662–705, 2023.
- [16] U. Católica, “After-sales indicators in the liquefied petroleum gas industry : a hybrid multi-criteria decision-making approach in an uncertain environment Amir Mehdiabadi Amir Karbassi Yazdi * Peter Fernandes Wanke Henrique Luiz Correa,” vol. 32, no. 4, pp. 392–416, 2023.
- [17] D. Roy, M. Bhowmik, and A. P. Roskilly, “Technoeconomic , environmental and multi criteria decision making investigations for optimisation of off-grid hybrid renewable energy system with green hydrogen production,” *J. Clean. Prod.*, vol. 443, no. January, p. 141033, 2024, doi: 10.1016/j.jclepro.2024.141033.
- [18] S. Chinchanikar and S. Shinde, “Multi - objective Optimization of FDM Using Hybrid Genetic Algorithm - Based Multi - criteria Decision - Making (MCDM) Techniques,” *J. Inst. Eng. Ser. D*, no. Mcdm, 2023, doi: 10.1007/s40033-023-00459-w.
- [19] Z. Halim, M. Nadeem, M. Waqas, I. Ahmad, and M. Hanif, “An effective genetic algorithm-based feature,” *Comput. Secur.*, vol. 110, p. 102448, 2021, doi: 10.1016/j.cose.2021.102448.
- [20] A. G. Mohamed, F. K. Alqahtani, and E. R. Ismail, “Synergizing GIS and genetic algorithms to enhance road management and fund allocation with a comprehensive case study approach,” pp. 1–21, 2025.
- [21] R. Arifudin, “Riza Arifudin,” vol. 2, pp. 1–14.
- [22] S. Yu and M. Liu, “Design of Rule Extraction and Optimization Algorithms in Employee Performance Evaluation in Data Mining Environment,” no. November 2024, pp. 6019–6043, 2025, doi: 10.61091/jcmcc127b-330.
- [23] K. C. A. Khatri, K. B. Shah, J. Logeshwaran, and A. Shrestha, “Genetic Algorithm Based Techno-Economic Optimization Of An Isolated Hybrid Energy System,” vol. 1680, no. January, pp. 1447–1450, 2023, doi: 10.21917/ijme.2023.0249.
- [24] M. Z. Sarwani, M. Khoiron, and M. Udin, “Optimization of the Naïve Bayes Classifier Algorithm Using Cost-Sensitive Learning to Detect Lung Diseases with an Imbalanced Dataset,” vol. 5, no. 1, pp. 332–338, 2025, doi: 10.30811/jaise.v5i1.6474.
- [25] D. K. Sharma, “Integration of genetic algorithm with artificial neural network for stock market forecasting,” *Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag.*, 2021, doi: 10.1007/s13198-021-01209-5.
- [26] K. Mehar, K. Deepanshu, A. Vinod, K. Vishwakarma, and M. Azim, “Development of time - cost trade - off optimization model for Indian highway construction projects using non - dominated sorting genetic algorithm - II methodology,” *Asian J. Civ. Eng.*, no. 0123456789, 2024, doi: 10.1007/s42107-024-01157-y.