

Penerapan Preemptive Goal Programming untuk Pemilihan Produk Smartphone pada Marketplace E-Commerce Indonesia

Aisyah Nurhasanah Chamidy

Program Studi Bisnis Digital, Universitas Padjadjaran, Sumedang, Indonesia

Koresponden email: aisyahnurhasanahc@gmail.com

Diterima: 13 Agustus 2026

Disetujui: 18 Agustus 2026

Abstract

This study tests how a preemptive goal programming model behaves when its aspiration levels are derived from the candidate pool itself. The test case is a concrete procurement problem: selecting 20 smartphone products from listings on a major Indonesian consumer-to-consumer e-commerce marketplace, balancing price, rating, and units sold. Web scraping gathered 230 listings, reduced to 162 clean products across six brands. The model was solved lexicographically as a binary integer program, then examined through a 231-scenario sensitivity analysis, a weighted sum model (WSM) benchmark computed under five weighting schemes, and a Pareto dominance test. All three goals were achieved with zero deviation, and the solution remained stable until the price target was cut by more than 61,5%. The rating goal proved non-binding because ratings are compressed against the scale maximum, and the WSM portfolios overlapped the goal programming portfolio by at most 1 of 20 products under any weighting scheme. The central finding is that the reported portfolio is both degenerate and Pareto-dominated: an alternative matches its rating while costing IDR 49.620.602 less and carrying more demand. An efficiency restoration step should therefore be treated as a required stage whenever aspiration levels are set at central tendencies.

Keywords: *goal programming, pareto efficiency, multi-criteria decision making, e-commerce, msme*

Abstrak

Penelitian ini menguji perilaku model *preemptive goal programming* ketika *aspiration level*-nya diturunkan dari kumpulan kandidat itu sendiri. Kasus ujinya adalah persoalan pengadaan yang konkret: memilih 20 produk smartphone dari daftar penawaran pada sebuah *marketplace e-commerce* konsumen-ke-konsumen besar di Indonesia, dengan menyeimbangkan harga, rating, dan *units sold*. Sebanyak 230 daftar penawaran dikumpulkan melalui *web scraping* dan disaring menjadi 162 produk bersih dari enam merek. Model diselesaikan secara *lexicographic* sebagai *binary integer program*, kemudian diperiksa melalui *sensitivity analysis* 231 skenario, pembandingan *weighted sum model* (WSM) pada lima skema bobot, serta uji *Pareto dominance*. Ketiga goal tercapai dengan deviasi nol, dan solusinya tetap stabil hingga target harga dipangkas lebih dari 61,5%. Goal rating terbukti tidak mengikat karena rating terkompresi pada batas atas skala, dan portofolio WSM hanya berisikan paling banyak 1 dari 20 produk dengan portofolio *goal programming* pada skema bobot mana pun. Temuan utamanya, portofolio yang dilaporkan bersifat *degenerate* sekaligus *Pareto-dominated*: terdapat alternatif yang menyamai rating-nya dengan biaya IDR 49.620.602 lebih rendah dan permintaan lebih tinggi. Karena itu, langkah pemulihan efisiensi perlu diperlakukan sebagai tahap wajib setiap kali *aspiration level* ditetapkan pada ukuran pemusatan.

Kata Kunci: *pemrograman tujuan, efisiensi pareto, pengambilan keputusan multi-kriteria, e-commerce, umkm*

1. Pendahuluan

Ekspansi pesat *e-commerce* di Indonesia, yang ditopang penetrasi internet nasional yang terus meningkat [1], telah membuka akses bagi usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM) untuk ikut serta dalam pasar elektronik konsumen, dan adopsi platform digital tersebut secara empiris berkaitan dengan peningkatan kinerja UMKM yang terukur [2], [3]. Smartphone termasuk kategori yang paling aktif diperdagangkan, tetapi kelimpahan yang membuat kategori ini menarik sekaligus menyulitkan pengelolaannya: seorang *reseller* dengan modal kerja terbatas harus menetapkan pilihan pada sejumlah kecil produk dari ribuan daftar penawaran yang berbeda secara bersamaan dalam harga, rating konsumen, dan permintaan yang terealisasi. Menyusun pilihan itu secara intuitif, atau dengan mengurutkan satu atribut tunggal seperti harga terendah, mengabaikan *trade-off* yang justru menjadi inti keputusan tersebut.

Persoalan semacam ini termasuk dalam *multi-criteria decision making* (MCDM), yaitu ketika beberapa tujuan yang saling bertentangan harus didamaikan dalam satu keputusan [4]. Penelitian terdahulu

mengenai pemilihan *smartphone* sebagian besar memperlakukan persoalan ini sebagai latihan pemeringkatan, dengan menerapkan *compensatory scoring* seperti *AHP*, *TOPSIS*, atau *SAW* untuk mengurutkan alternatif berdasarkan indeks komposit [5], [6]. Metode semacam itu menjawab produk mana yang memperoleh skor terbaik, tetapi tidak merepresentasikan kendala yang sesungguhnya mengikat dalam pengadaan, yaitu menyusun sekumpulan produk berukuran tetap di bawah batas anggaran sambil tetap memenuhi tingkat kualitas dan permintaan minimum yang dapat diterima. Kesenjangan itulah yang memotivasi perumusan model yang digerakkan oleh target, bukan oleh skor.

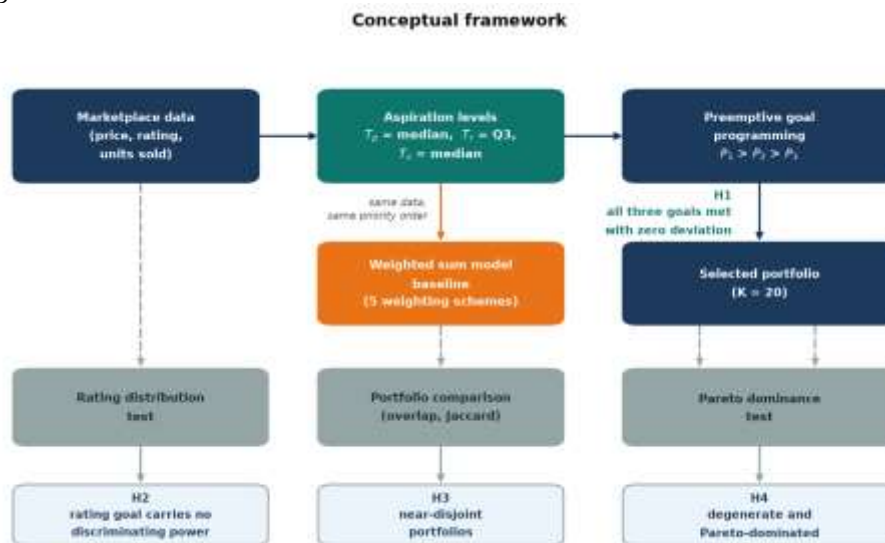
Goal programming (GP) menyediakan perumusan tersebut. Diperkenalkan oleh Charnes et al. [7] sebagai perluasan pemrograman linear, metode ini merumuskan ulang setiap tujuan menjadi goal yang disertai *aspiration level* dan menambahkan *deviation variable* yang mengukur pencapaian di bawah maupun di atas target, sehingga model meminimalkan deviasi terhadap target alih-alih mengoptimalkan satu fungsi tujuan tunggal [8], [9], dan struktur *achievement function*-nya menentukan apa yang dapat diharapkan dari solusinya [10]. Dalam bentuk *preemptive*, goal diurutkan menurut prioritas dan diselesaikan secara berurutan, sehingga goal berprioritas lebih rendah hanya dikejar di dalam ruang yang mempertahankan seluruh pencapaian berprioritas lebih tinggi [11]. Karena penalti dikenakan pada deviasi, goal yang sudah tercapai tidak lagi memberi daya tarik tambahan, dan inilah padanan formal dari *satisficing* [12]. Metode ini masih aktif diterapkan pada persoalan pemilihan dan alokasi [13], [14], termasuk penelitian Indonesia terkini mengenai perumusan biner dan multi-objektif [15], [16], [17], [18], [19].

Dua sifat rancangan ini perlu dicermati sebelum diterapkan pada data *marketplace*. Sifat pertama menyangkut kriteria kualitas. Rating pada platform konsumen tidak terdistribusi secara simetris: pengiriman ulasan bersifat menyeleksi diri sendiri sehingga menghasilkan *J-shaped distribution* yang didokumentasikan Hu et al. [20] dan dikaitkan dengan seleksi pada siapa yang membeli lalu memberi ulasan oleh Hu et al. [21], sementara penelitian berikutnya melaporkan inflasi dan kompresi skala rating yang sistematis dari waktu ke waktu, yang menurunkan kemampuannya memisahkan alternatif [22], [23]. Goal yang dinyatakan atas rating rata-rata mewarisi daya pembeda apa pun yang masih tersisa pada skala tersebut.

Sifat kedua menyangkut apa yang berubah ketika metodenya berubah. Studi komparatif melaporkan bahwa metode MCDM yang berbeda, jika diterapkan pada data yang sama, dapat menghasilkan peringkat yang berbeda pula, suatu pola yang disebut *decision-making paradox* [4], meskipun simulasi yang sama juga menemukan beberapa metode berperilaku serupa [24]. Perbedaan yang penting di sini bersifat struktural, bukan prosedural: metode *satisficing* berhenti pada ambang yang telah ditetapkan, sedangkan metode *maximizing* tidak. Berkaitan dengan hal itu, *goal programming* tidak menjamin bahwa solusinya memenuhi *Pareto efficiency*. Dalam telaahnya atas kritik terhadap metode ini, Hannan [25] menyebut ketiadaan jaminan tersebut sebagai kritik yang memang berlaku; Tamiz et al. [26] menunjukkan bahwa risikonya paling besar ketika *aspiration level* ditetapkan secara pesimistis, yaitu pada nilai yang mudah dicapai, dan mengembangkan prosedur pemulihan efisiensi untuk kasus bilangan bulat, sementara Jones dan Tamiz [27] memperlakukan deteksi dan pemulihan sebagai langkah baku dalam praktik terapan. Ketika target ditetapkan dengan cara demikian, model tidak memiliki insentif untuk mendorong suatu kriteria melampaui targetnya, sehingga sebuah solusi dapat tetap dilaporkan sebagai optimal padahal terdapat portofolio lain yang memperbaiki satu kriteria tanpa memperburuk kriteria mana pun — dan itulah definisi *Pareto dominance*. Kedua sifat tersebut banyak dinyatakan dalam literatur, tetapi jarang diuji secara empiris pada data *marketplace* dengan pembandingan metode alternatif.

Karena itu, penelitian ini memperlakukan persoalan pemilihan tersebut sebagai wahana uji bagi perilaku metodenya sendiri, dengan merumuskan model *preemptive goal programming* yang memilih 20 produk *smartphone* dari daftar penawaran yang dikumpulkan dan mengajukan empat pertanyaan kepadanya. Pertanyaan pertama adalah apakah *aspiration level* yang diturunkan dari ukuran pemusatan kumpulan kandidat memang dapat dicapai secara konstruktif, sehingga model mencapai ketiga goal dengan deviasi nol; kedua, apakah *ceiling effect* pada rating masih menyisakan daya pembeda bagi goal yang dinyatakan atas rating rata-rata; ketiga, apakah kontras struktural antara *satisficing* dan *maximizing* cukup untuk mendorong *goal programming* dan *weighted sum model* menghasilkan portofolio yang nyaris tidak beririsan dari data yang sama, terlepas dari skema bobot yang dipakai; dan keempat, apakah target yang mudah dicapai membuat portofolio hasilnya menjadi *degenerate* dan *Pareto-dominated*. Kestabilan solusi dinilai melalui rancangan *full-factorial* dan penelusuran *breaking-point* yang diperluas, sedangkan ketunggalan dan efisiensinya dinilai dengan menetapkan apakah terdapat portofolio yang sama optimalnya bagi merek yang tidak terpilih dan apakah ada portofolio layak yang mendominasi portofolio terlapor pada ketiga kriteria. Setiap pertanyaan tersebut dijawab dengan menyelesaikan model optimisasi deterministik dan memeriksa solusinya, sehingga buktinya berupa deviasi, irisan, dan relasi dominasi yang dihitung

secara eksak dari data, bukan estimasi yang mengandung galat penarikan sampel. Gambar 1 menyajikan kerangka yang dihasilkan.



Gambar 1. Kerangka konseptual.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menerapkan pemodelan kuantitatif atas data *marketplace* observasional dalam lima tahap: pengumpulan data, pembersihan dan validasi, perumusan dan penyelesaian model *preemptive goal programming*, *sensitivity analysis*, serta perbandingan terhadap pembanding *weighted sum model*.

Pengumpulan data

Populasi penelitian adalah daftar penawaran smartphone pada sebuah *marketplace e-commerce* konsumen-ke-konsumen (C2C) besar di Indonesia. Karena platform tersebut tidak menyediakan antarmuka data publik untuk daftar penawarannya, digunakan prosedur berbasis peramban otomatis, mengikuti praktik yang lazim dalam akuisisi data *e-commerce* [28]. Pengumpulan diimplementasikan dengan Python menggunakan Selenium dan BeautifulSoup, dengan jeda acak antarpermintaan. Data dikumpulkan dalam dua jendela waktu, 18-19 Juni 2026 dan 3 Agustus 2026. Karena kedua jendela tersebut terpisah waktunya dan berbeda strategi kuerinya, data diperlakukan sebagai *pooled cross-sectional* snapshot, bukan satu pengamatan serentak, dan setiap rekaman mempertahankan penanda waktu pengumpulannya. Penarikan sampel menargetkan kuota upaya sebesar 40 hingga 60 produk bersih untuk masing-masing 6 merek, bukan satu pencarian generik yang akan melebihi porsi merek mana pun yang menempati peringkat teratas secara bawaan. Kuota tersebut merupakan target upaya, bukan keharusan: tidak ada daftar penawaran yang dipertahankan semata-mata demi mencapai angka tertentu.

Pembersihan dan validasi data

Pembersihan berlangsung dalam empat langkah atas 230 daftar penawaran mentah. Rekaman yang kehilangan salah satu variabel model atau yang tidak mencatat penjualan sama sekali dibuang. Daftar penawaran tablet dikeluarkan melalui penyaring kata utuh pada nama produk, yang ditambahkan setelah teramati bahwa sebagian tablet dideskripsikan dengan kata “smartphone” pada teks penawarannya, dan langkah ini menghapus 2 daftar penawaran. Nilai ekstrem pada harga dan *units sold* ditandai dengan kriteria *interquartile range* tetapi tetap dipertahankan, sehingga produk *flagship* dan produk bervolume tinggi yang memang asli tetap tersedia. Penawaran ganda atas model yang sama dikonsolidasikan dengan mempertahankan daftar penawaran *official store* bila ada, dan bila tidak, daftar penawaran dengan penjualan tercatat tertinggi, sehingga menghapus 30 duplikat dan menghasilkan sampel akhir sebanyak 162 produk bersih tanpa nilai yang hilang.

Penetapan aspiration level

Aspiration level diturunkan dari sampel yang telah dibersihkan, bukan diasumsikan, sehingga target mencerminkan kondisi pasar yang berlaku. Target harga ditetapkan pada median sampel, target rating pada kuartil ketiga, dan target permintaan pada median *units sold*. Pilihan ini membawa konsekuensi yang telah

diketahui: target pada nilai pusat distribusinya sendiri dapat dicapai secara konstruktif, sehingga memperluas wilayah tempat seluruh goal dapat dipenuhi dan meningkatkan risiko bahwa solusinya tidak memenuhi *Pareto efficiency* [25], [26]. *Trade-off* tersebut diterima secara sengaja dan konsekuensinya diuji, bukan diandaikan tidak ada.

Perumusan model

Variabel keputusan x_i bersifat biner, bernilai 1 apabila produk i terpilih. Tiga goal diurutkan secara *lexicographic* sebagai P1 untuk harga, P2 untuk rating, dan P3 untuk *units sold*, yang mencerminkan prioritas pengendalian anggaran. *Achievement function* meminimalkan vektor deviasi tak diinginkan yang terurut menurut prioritas, sebagaimana Persamaan (2).

$$x_i = \begin{cases} 1, & \text{jika produk smartphone } i \text{ terpilih untuk portofolio} \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{Min } Z = [P_1(d_1^+), P_2(d_2^-), P_3(d_3^-)] \quad (2)$$

Persamaan (3) sampai (5) menyatakan kendala goal atas $N = 162$ produk kandidat, dengan p_i , r_i , dan s_i menyatakan harga, rating, dan *units sold* produk i , serta T_p , T_r , dan T_s menyatakan *aspiration level* yang bersesuaian, masing-masing dikalikan K agar goal dinyatakan pada tataran portofolio.

$$\text{Goal 1 (Price/Budget Control): } \sum_{i=1}^N p_i x_i + d_1^- - d_1^+ = K \times T_p \quad (3)$$

$$\text{Goal 2 (Quality/Rating Target): } \sum_{i=1}^N r_i x_i + d_2^- - d_2^+ = K \times T_r \quad (4)$$

$$\text{Goal 3 (Demand/Sales Target): } \sum_{i=1}^N s_i x_i + d_3^- - d_3^+ = K \times T_s \quad (5)$$

Persamaan (6) menetapkan ukuran portofolio sebagai kendala keras, bukan sebagai goal, sehingga Persamaan (4) dan (5) tetap linear; Persamaan (7) menyatakan syarat biner dan nonnegatif. Model diimplementasikan dengan Python menggunakan *PuLP* dan diselesaikan sebagai *binary integer program* dengan *CBC solver*, dengan menerapkan prosedur *lexicographic* dalam tiga fase, yang masing-masing mengunci pencapaian fase sebelumnya.

$$\sum_{i=1}^N x_i = K = 20 \quad (6)$$

$$\begin{aligned} x_i &\in \{0,1\} \quad \forall i \in \{1, \dots, N\} \\ d_j^+, d_j^- &\geq 0 \quad \forall j \in \{1,2,3\} \end{aligned} \quad (7)$$

Rancangan sensitivity analysis

Rancangan *full-factorial* memvariasikan setiap *aspiration level* pada tiga taraf (−10%, 0%, +10%), sehingga menghasilkan 27 skenario, dengan target rating dibatasi pada nilai maksimum skala apabila variasi ke atas akan melampauinya. Karena rancangan tersebut menyisakan seluruh goal tetap tercapai, penelusuran diperluas untuk menemukan titik pecahnya: setiap *aspiration level* disapu satu per satu hingga ±100% dari nilai estimasinya dengan langkah 5 poin persentase, disertai blok faktorial tambahan pada ±20%, ±30%, ±40%, dan ±50%, sehingga seluruhnya berjumlah 231 skenario. Produk yang terpilih pada setiap skenario layak dilaporkan sebagai *robust*. Rancangan ini mengikuti penerapan terdahulu *binary goal programming* yang disertai *sensitivity analysis* pada konteks Indonesia [29].

Pembandingan weighted sum model

Untuk menguji apakah struktur *goal programming* mengubah rekomendasinya, dihitung pembandingan *weighted sum model* atas kumpulan kandidat yang sama. Setiap kriteria dinormalisasi secara min-max sebagaimana Persamaan (8), lalu digabungkan sebagaimana Persamaan (9) dengan harga dibalik agar harga yang lebih rendah memperoleh skor lebih tinggi.

$$n_{i,k} = \frac{v_{i,k} - v_{k,min}}{v_{k,max} - v_{k,min}} \quad (8)$$

$$S_i = w_1 (1 - n_{i,p}) + w_2 n_{i,r} + w_3 n_{i,s} \quad (9)$$

Bobot 0,5, 0,3, dan 0,2 mencerminkan urutan prioritas model *goal programming*, sehingga perbedaan apa pun antarportofolio dapat diatributkan pada struktur metode, bukan pada pernyataan preferensi yang

berbeda. Karena *units sold* sangat menjulur ke kanan, pembandingan dihitung dalam dua varian, satu atas nilai mentah dan satu atas transformasi logaritmik. Karena satu vektor bobot itu sendiri merupakan sebuah penilaian, pembandingan dihitung ulang pada 5 skema bobot seluruhnya: bobot yang mencerminkan prioritas, bobot setara, urutan terbalik, skema yang didominasi permintaan, dan skema yang didominasi harga.

Keterulangan dan ketersediaan data

Data dan kode yang mendasari penelitian ini tersedia pada repositori publik di <https://github.com/AisyahChamidy/goal-programming-smartphone-selection>. Deposit tersebut memuat skrip pengumpulan dan pembersihan data, blok konfigurasi yang mengisolasi nilai spesifik platformnya, skrip optimisasi dan analisis, data bersih yang dipakai dalam model ($n = 162$) [30] dalam bentuk rilis tersanitasi dengan alamat penawaran telah dihapus, portofolio terpilih dan portofolio *robust*, dua portofolio *weighted sum model* yang mendasari perbandingan, uji dominasi beserta dua portofolio pendominasi yang ditemukannya, hasil skema bobot dan representasi merek, serta hasil kedua rancangan *sensitivity analysis*, yaitu faktorial 27 skenario dan penelusuran diperluas 231 skenario. Setiap tabel dan gambar dalam artikel ini dapat dibangkitkan ulang dari berkas tersebut menggunakan skrip yang tercantum di sana.

3. Hasil dan Pembahasan

Karakteristik dan cakupan sampel

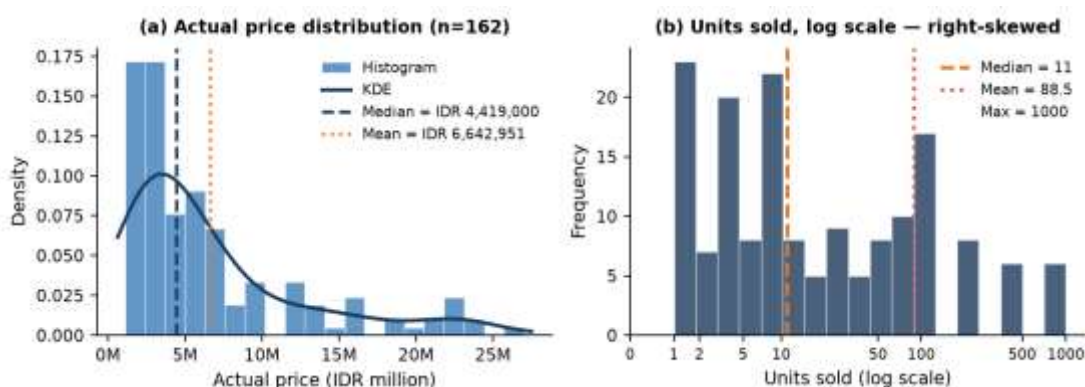
Pembersihan menghasilkan 162 produk dari 230 daftar penawaran mentah pada enam merek. **Tabel 1** melaporkan cakupan terhadap kuota upaya sekaligus sebaran mereknya, sedangkan **Gambar 2** menampilkan sebaran harga dan *units sold*.

Tabel 1. Cakupan sampel yang tercapai terhadap kuota upaya per merek.

Merek	Kuota upaya	Tercapai	Porsi (%)	Status
Samsung	40-60	60	37,0	Tercapai
Oppo	40-60	40	24,7	Tercapai
Infinix	40-60	28	17,3	Di bawah target
Vivo	40-60	18	11,1	Di bawah target
Xiaomi	40-60	9	5,6	Di bawah target
Realme	40-60	7	4,3	Di bawah target

Tabel 2. Statistik deskriptif variabel model dan aspiration level yang dihasilkan.

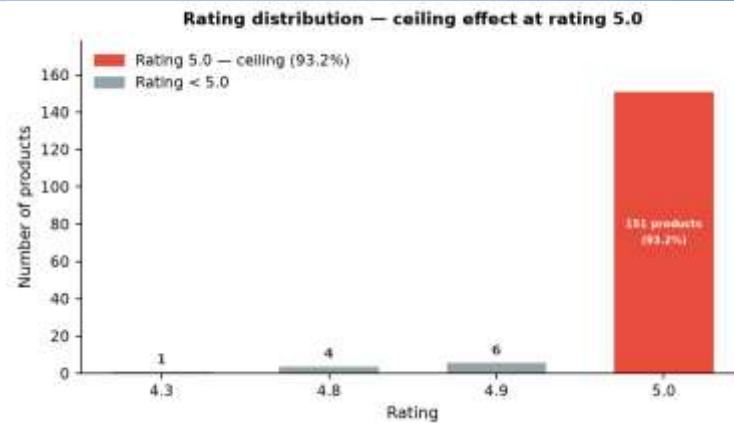
Variabel	Rerata	SD	Min	Q1	Median	Q3	Maks	Aspiration
Harga (IDR juta)	6,64	5,87	1,12	2,53	4,42	7,72	27,00	Tp = 4,42
Rating (1-5)	4,99	0,07	4,3	5,00	5,00	5,00	5,0	Tr = 5,00
Units sold	88,5	195,0	1	4	11	78	1.000	Ts = 11
Jumlah ulasan	19,8	45,5	0	1	2	13	289	–



Gambar 2. Sebaran harga produk aktual (kiri) dan *units sold* pada skala logaritmik (kanan).

Ceiling effect pada rating dan konsekuensinya bagi goal kualitas

Sebanyak 151 dari 162 produk (93,21%) memiliki rating 5,0, dengan simpangan baku 0,07. Kuartil ketiga karena itu berimpit dengan nilai maksimum skala, sehingga Tr = 5,00. **Gambar 3** memperlihatkan pemusatan tersebut.



Gambar 3. Sebaran rating yang memperlihatkan *ceiling effect* pada rating 5,0.

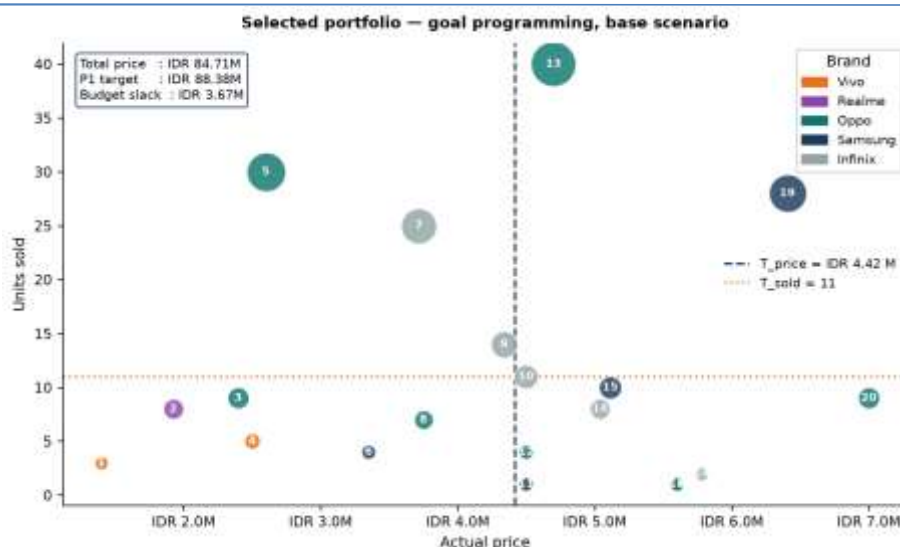
Pemusatan ini nyaris tidak menyisakan variasi yang dapat dimanfaatkan oleh goal yang dinyatakan atas rating rata-rata, sehingga goal rating praktis terpenuhi oleh hampir setiap portofolio yang layak. Hal ini mereproduksi pola seleksi diri yang didokumentasikan Hu et al. [20], [21] serta kompresi skala yang dilaporkan Filippas et al. [22] dan Aziz et al. [23], sehingga temuan ini merupakan sifat rating *marketplace*, bukan cacat pengumpulan data. Cakupannya perlu dinyatakan secara tepat. Yang dihilangkan oleh *ceiling effect* adalah kemampuan rating rata-rata memisahkan satu portofolio dari portofolio lain di dalam model ini; hal itu tidak berarti rating tidak relevan secara komersial. Rating tetap memengaruhi penjualan sekalipun tarafnya terkompresi [31], dan informasi tetap tersimpan pada ciri distribusi yang diabaikan oleh sebuah rerata, terutama variannya [32]. Perumusan yang memakai dispersi rating, atau yang membedakan produk berdasarkan volume ulasan di samping taraf ratingnya, masih dapat menarik sinyal dari data yang sama.

Hasil goal programming

Ketiga deviasi tak diinginkan bernilai nol: $d_1^+ = 0,00$, $d_2^- = 0,00$, dan $d_3^- = 0,00$. Portofolio terpilih berbiaya IDR 84.709.600 terhadap target harga IDR 88.380.000, sehingga menyisakan IDR 3.670.400 yang tidak terpakai. Sebanyak 20 produk termurah dalam sampel secara bersama-sama berbiaya IDR 34.004.997, sehingga portofolio ini membelanjakan IDR 50.704.603 lebih banyak daripada susunan termurah yang tersedia. Produk terpilih dicantumkan pada **Tabel 3** dan ditampilkan pada **Gambar 4**.

Tabel 3. 20 produk yang terpilih oleh model preemptive goal programming.

No.	Produk	Merek	Harga (IDR)	Rating	Units sold
1	Vivo Y03 Ram 4/128GB Smartphone Garan...	Vivo	1.399.000	5,0	3
2	realme Note 80 4GB RAM 64GB / 128...	Realme	1.924.000	5,0	8
3	OPPO A60 RAM 8/128 GARANSI RESMI Laya...	Oppo	2.399.000	5,0	9
4	smartphone vivo v275g garansi resmi	Vivo	2.500.000	5,0	5
5	OPPO A6C 4GB/64GB GARANSI RESMI - SMA...	Oppo	2.600.000	5,0	30
6	Samsung Galaxy A17 8/128GB - Smartp...	Samsung	3.350.000	5,0	4
7	[Exclusive Creator] INFINIX HOT 60 PR...	Infinix	3.717.000	5,0	25
8	OPPO A78 5G 8/128 Smartphone (Garansi...	Oppo	3.750.000	5,0	7
9	Infinix GT30 5G 8/256GB RAM 8GB 256GB...	Infinix	4.339.000	5,0	14
10	Infinix GT30 5G 8/256 GB GT 30 Smartp...	Infinix	4.499.000	5,0	11
11	SMARTPHONE SAMSUNG GALAXY A17 5G 8/25...	Samsung	4.499.000	5,0	1
12	OPPO Reno 8T 4G Smartphone 8GB/256GB ...	Oppo	4.500.000	5,0	4
13	OPPO Reno5 5G Smartphone 8GB/128Gb (G...	Oppo	4.699.000	5,0	40
14	INFINIX NOTE 60 PRO [12GB+256GB] - Sm...	Infinix	5.039.000	5,0	8
15	Samsung Galaxy A26 5G [8/256] - Gal...	Samsung	5.113.000	5,0	10
16	OPPO Reno7 Z 5G 8GB/128GB Smartphone ...	Oppo	5.599.000	5,0	1
17	Oppo Reno 14 F 5G Ram 8/256 Gb & 12/2...	Oppo	5.599.000	5,0	1
18	Infinix Note 60 Pro 8/256GB Mist Tita...	Infinix	5.779.000	5,0	2
19	[Irvan Galih x KK] Samsung Galaxy A56...	Samsung	6.405.600	5,0	28
20	Oppo Reno8T 8/128 GB Smartphone Garan...	Oppo	7.000.000	5,0	9



Gambar 4. Portofolio terpilih pada ruang harga dan *units sold*.

Menetapkan setiap target pada nilai pusat distribusinya sendiri menempatkan target itu dalam jangkauan sejumlah besar portofolio yang layak, sehingga model memang mencapai setiap goal tanpa deviasi tersisa. Pencapaian tersebut merupakan sifat dari cara target diturunkan, bukan bukti bahwa susunan produknya baik; target yang sudah dipenuhi oleh sebagian besar kumpulan kandidat tidak dapat membedakan kandidat secara kuat.

Sensitivity analysis dan produk robust

Seluruh 27 skenario pada rancangan *full-factorial* tetap layak dan mencapai deviasi nol pada ketiganya, tanpa terkecuali: tidak satu pun dari 27 skenario tersebut menyisakan deviasi pada goal harga, rating, maupun permintaan. Pada penelusuran diperluas, 223 dari 231 skenario mempertahankan pencapaian penuh, dan setiap skenario mengembalikan solusi optimal, sehingga model tidak pernah menjadi tak layak. Kegagalan hanya terjadi ketika target harga diturunkan: variasi terakhir yang masih memenuhi seluruh goal adalah -60%, kegagalan pertama muncul pada -65%, dan ambang persisnya adalah penurunan sebesar 61,5%, yaitu ketika $K \times T_p$ jatuh di bawah biaya IDR 34.004.997 untuk 20 produk termurah. Pada titik itu d_2 menjadi 0,50, karena 4 dari 20 produk tersebut memiliki rating di bawah nilai maksimum skala. Goal permintaan tidak pernah gagal (**Gambar 5**).

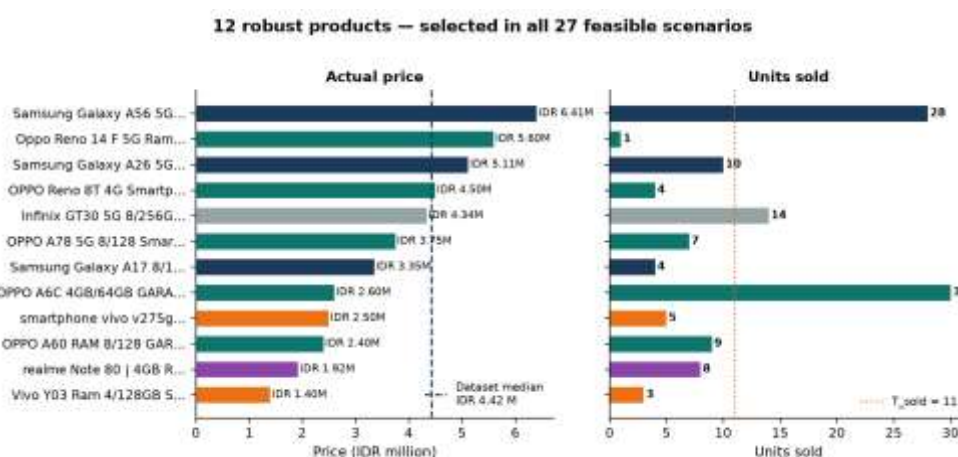


Gambar 5. Analisis *breaking-point*: deviasi tak diinginkan terhadap variasi yang dikenakan pada tiap *aspiration level*

Sebanyak 12 produk terpilih pada setiap skenario yang layak, dicantumkan pada **Tabel 4** sebagai *robust* dan ditampilkan pada **Gambar 6**. Produk-produk itu membentuk inti yang invarian terhadap perturbasi target yang diuji, sedangkan posisi selebihnya tidak, dengan catatan hasil dominasi yang dilaporkan berikutnya membatasi sejauh mana pembacaan itu dapat dilakukan.

Tabel 4. Produk robust yang terpilih pada seluruh 27 skenario layak.

No.	Produk	Merek	Harga (IDR)	Rating	Units sold
1	Vivo Y03 Ram 4/128GB Smartphone Garan...	Vivo	1.399.000	5,0	3
2	realme Note 80 4GB RAM 64GB / 128...	Realme	1.924.000	5,0	8
3	OPPO A60 RAM 8/128 GARANSI RESMI Laya...	Oppo	2.399.000	5,0	9
4	smartphone vivo v275g garansi resmi	Vivo	2.500.000	5,0	5
5	OPPO A6C 4GB/64GB GARANSI RESMI - SMA...	Oppo	2.600.000	5,0	30
6	Samsung Galaxy A17 8/128GB - Smartp...	Samsung	3.350.000	5,0	4
7	OPPO A78 5G 8/128 Smartphone (Garansi...	Oppo	3.750.000	5,0	7
8	Infinix GT30 5G 8/256GB RAM 8GB 256GB...	Infinix	4.339.000	5,0	14
9	OPPO Reno 8T 4G Smartphone 8GB/256GB ...	Oppo	4.500.000	5,0	4
10	Samsung Galaxy A26 5G [8/256] - Gal...	Samsung	5.113.000	5,0	10
11	Oppo Reno 14 F 5G Ram 8/256 Gb & 12/2...	Oppo	5.599.000	5,0	1
12	[Irvan Galih x KK] Samsung Galaxy A56...	Samsung	6.405.600	5,0	28



Gambar 6. Profil harga dan *units sold* 12 produk *robust*.

Analisis *breaking-point* menyampaikan hal yang sama dengan deviasi nol dari arah sebaliknya, sebab pencapaian bertahan pada seluruh rentang target rating dan permintaan yang diuji dan baru gagal ketika target harga didorong jauh di bawah taraf yang didukung sebaran harga teramati. Yang patut dicatat, model tidak pernah menjadi taklayak: *deviation variable* menyerap ketidaksesuaian apa pun, sehingga yang gagal adalah pencapaian goal, bukan keterselesaian model, dan keduanya tidak boleh dicampuradukkan ketika model semacam ini dilaporkan.

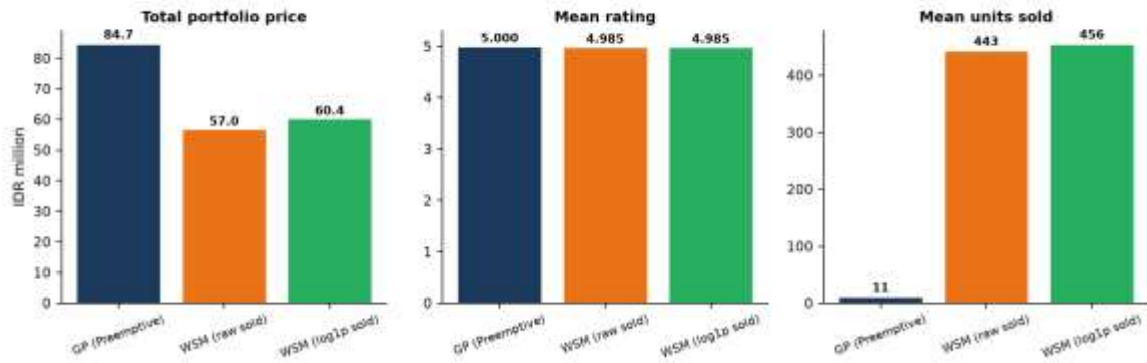
Perbandingan dengan weighted sum model

Tabel 5 membandingkan ketiga portofolio dan **Gambar 7** menampilkannya. Portofolio *goal programming* berbagi 1 dari 20 produk dengan pembanding bernilai mentah dan 0 dari 20 dengan pembanding bertransformasi logaritmik; kedua pembanding itu sendiri berbagi 17 dari 20 produk satu sama lain. Pada 5 skema bobot untuk kedua varian (**Tabel 6**), irisan dengan portofolio *goal programming* tidak pernah melebihi 1 dari 20, sedangkan irisan antara pembanding yang dibobot ulang dan pembanding berbobot awal berkisar 13 sampai 18 dari 20.

Tabel 5. Perbandingan portofolio goal programming dan weighted sum model.

Metode	Total harga (IDR)	Rerata rating	Rerata units sold	Irisan dengan GP	Indeks Jaccard
Goal programming	84.709.600	5,000	11,0	—	—
WSM (units sold mentah)	56.962.898	4,985	443,4	1 dari 20	0,026
WSM (units sold log)	60.350.897	4,985	455,5	0 dari 20	0,000

Portfolio comparison: goal programming vs weighted sum model baselines



Gambar 7. Perbandingan portofolio antara *goal programming* dan pembanding *weighted sum model*.

Tabel 6. Portofolio weighted sum model pada skema bobot alternatif.

Skema bobot (harga / rating / sold)	Varian	Irisan dengan GP	Jaccard vs GP	Irisan dengan bobot awal	Rerata units sold
baseline (GP priority order) (0,50 / 0,30 / 0,20)	raw	1 dari 20	0,0256	20 dari 20	443,4
baseline (GP priority order) (0,50 / 0,30 / 0,20)	log1p	0 dari 20	0,0000	20 dari 20	455,5
equal weights (0,33 / 0,33 / 0,34)	raw	0 dari 20	0,0000	16 dari 20	487,5
equal weights (0,33 / 0,33 / 0,34)	log1p	0 dari 20	0,0000	18 dari 20	487,5
reversed priority (0,20 / 0,30 / 0,50)	raw	0 dari 20	0,0000	15 dari 20	510,0
reversed priority (0,20 / 0,30 / 0,50)	log1p	0 dari 20	0,0000	15 dari 20	510,0
demand-dominant (0,20 / 0,20 / 0,60)	raw	0 dari 20	0,0000	14 dari 20	517,5
demand-dominant (0,20 / 0,20 / 0,60)	log1p	0 dari 20	0,0000	14 dari 20	517,5
price-dominant (0,70 / 0,20 / 0,10)	raw	1 dari 20	0,0256	13 dari 20	274,3
price-dominant (0,70 / 0,20 / 0,10)	log1p	0 dari 20	0,0000	17 dari 20	335,2

Penjelasan atas perbedaan ini bersifat struktural, dan analisis pembobotan menunjukkan bahwa hasilnya bukan artefak dari satu vektor bobot. *Goal programming* meminimalkan deviasi terhadap target, sehingga begitu target tercapai variabel yang bersesuaian bernilai nol dan perbaikan lebih lanjut tidak memperoleh imbalan apa pun; *weighted sum model* tidak memiliki titik acuan semacam itu dan terus memberi imbalan pada nilai yang lebih tinggi. Kriteria yang menempati prioritas ketiga dalam *goal programming* karena itu justru jauh lebih terlayani oleh metode yang memberinya bobot terkecil. Hal ini tidak bertentangan dengan studi komparatif yang melaporkan kesesuaian erat antarmetode, termasuk sebagian temuan Zanakakis et al. [24]: perbandingan tersebut mempertemukan satu metode *maximizing* dengan metode *maximizing* lain, sehingga keduanya berbeda dalam normalisasi dan agregasi namun berbagi fungsi tujuan yang sama. Perbandingan dalam penelitian ini melintasi batas antara *satisficing* dan *maximizing*. Implikasi praktisnya pun spesifik. Di dalam satu kelas metode, pilihan metode boleh jadi tidak banyak berpengaruh; antarkelas, pilihan itu menentukan rekomendasi lebih besar daripada datanya sendiri, dan penetapannya harus berangkat dari struktur situasi keputusan, yaitu apakah yang berlaku adalah batas anggaran yang mengikat dengan syarat minimum tertentu, atau permintaan terbukti yang hendak dimaksimalkan.

Komposisi merek dan Pareto dominance

Tabel 7 melaporkan porsi merek pada sampel, portofolio terpilih, dan portofolio *robust*. Memaksakan sekurang-kurangnya satu produk dari setiap merek masuk ke dalam model tetap menyisakan ketiga deviasi bernilai nol untuk seluruh 6 merek.

Tabel 7. Representasi merek pada kumpulan kandidat, portofolio terpilih, dan portofolio robust.

Merek	Porsi pool (%)	Porsi terpilih (%)	Rasio terpilih	Porsi robust (%)	Rasio robust	Median harga (IDR)	Median units sold
Samsung	37,0	20,0	0,54	25,0	0,68	9.358.000	70
Oppo	24,7	40,0	1,62	41,7	1,69	2.999.000	4
Infinix	17,3	25,0	1,45	8,3	0,48	3.693.000	24
Vivo	11,1	10,0	0,90	16,7	1,50	3.229.500	4
Xiaomi	5,6	0,0	0,00	0,0	0,00	2.489.000	30
Realme	4,3	5,0	1,16	8,3	1,93	1.966.000	15

Tabel 8 menerapkan uji dominasi, yaitu sebuah portofolio mendominasi portofolio terlapor apabila pada kardinalitas yang sama total harganya tidak lebih tinggi, total ratingnya tidak lebih rendah, dan total *units sold*-nya tidak lebih rendah, dengan sekurang-kurangnya satu di antaranya lebih baik secara tegas. Tidak satu pun portofolio *weighted sum model* yang mendominasi, karena total ratingnya sebesar 99,70 berada di bawah 100,00 milik portofolio *goal programming*. Optimisasi atas seluruh kumpulan kandidat menghasilkan portofolio yang memang mendominasi: memaksimalkan *units sold* dengan kendala harga dan rating terlapor menghasilkan 8.330 unit pada IDR 84.650.899, sedangkan meminimalkan harga dengan kendala rating dan *units sold* terlapor berbiaya IDR 35.088.998, yaitu penghematan sebesar IDR 49.620.602 atau 58,6%, yang masih IDR 1.084.001 di atas 20 produk termurah secara mutlak.

Tabel 8. Uji Pareto dominance terhadap portofolio goal programming.

Portofolio	Total harga (IDR)	Total rating	Total units sold	Mendominasi GP
Goal programming	84.709.600	100,00	220	—
WSM (raw units sold)	56.962.898	99,70	8.868	Tidak
WSM (log units sold)	60.350.897	99,70	9.110	Tidak
Max-sold under GP constraints	84.650.899	100,00	8.330	Ya
Min-price under GP constraints	35.088.998	100,00	1.020	Ya

Pasangan hasil ini membawa konsekuensi praktis yang paling tajam. Uji pemaksaan inklusi pada **Tabel 7** menunjukkan bahwa mengeluarkan sebuah merek tidak menimbulkan biaya apa pun dalam istilah goal, sehingga komposisi yang dilaporkan hanyalah satu susunan layak di antara banyak susunan lain dan mencerminkan urutan solver menemui solusi yang sama optimalnya, bukan pemeringkatan merek. Uji dominasi kemudian menunjukkan hasil yang lebih kuat: terdapat alternatif yang secara tegas lebih baik pada setiap kriteria sekaligus. Penghematan yang dilaporkan pada **Tabel 8** bukanlah harga yang harus dibayar untuk memenuhi goal rating dan permintaan, sebab portofolio yang memenuhi keduanya hanya berbiaya sedikit di atas susunan termurah yang tersedia; penghematan itu merupakan konsekuensi dari *achievement function* yang *satisficing*, yang menjadi tak acuh terhadap biaya begitu targetnya tercapai. Anggaran yang tidak terpakai pun merupakan sisa yang arbitrer, bukan cadangan yang disengaja. Inilah keluaran yang diperkirakan Hannan [25] dan Tamiz et al. [26] untuk target yang pesimistis, yang di sini teramati pada konteks *marketplace*. Susunan yang dilaporkan karena itu harus dibaca sebagai layak, bukan efisien, dan produk *robust* harus dibaca sebagai produk yang tetap layak di bawah target yang bervariasi, bukan sebagai produk yang terbukti lebih unggul daripada produk yang tidak terpilih.

Dibaca bersama-sama, keempat hasil tersebut menggambarkan model yang mengerjakan persis apa yang diminta darinya dan, justru karena itu, lebih sedikit daripada yang dituntut persoalannya. Keterbatasannya terletak pada perumusan, bukan pada implementasinya, dan penawarnya menurut literatur adalah menetapkan target yang cukup menuntut sehingga goal-nya mengikat, atau menerapkan langkah pemulihan efisiensi setelah vektor pencapaiannya dikunci [26], [27].

4. Kesimpulan

Penelitian ini menelaah perilaku model *preemptive goal programming* ketika *aspiration level*-nya diturunkan dari kumpulan kandidat itu sendiri, dengan mengambil pemilihan 20 produk smartphone dari 162 daftar penawaran *marketplace* sebagai kasus uji. Model mencapai ketiga goal dengan deviasi nol. Pengujian atas 231 skenario memperlihatkan solusi yang stabil pada rentang yang lebar, dan baru gagal ketika target harga dipangkas lebih dari 61,5%. Goal rating terbukti tidak mengikat karena rating terkompresi pada batas atas skala, dan perbandingan dengan pembanding *weighted sum model* hampir tidak menghasilkan irisan pada skema bobot mana pun, yang mencerminkan kontras antara struktur *satisficing* dan *maximizing* alih-alih pilihan bobot tertentu. Sebuah uji langsung menetapkan bahwa portofolio yang

dilaporkan bersifat *degenerate* sekaligus *Pareto-dominated*, sebab terdapat alternatif yang menyamai ratingnya dengan biaya IDR 49.620.602 lebih rendah dan permintaan lebih tinggi.

Dua rekomendasi mengikuti temuan tersebut. Bagi praktik pemodelan, pemeriksaan efisiensi perlu diperlakukan sebagai langkah wajib, bukan penyempurnaan opsional, setiap kali *aspiration level* diturunkan dari ukuran pemusatan kumpulan kandidat, dan keluaran *goal programming* yang dibangun atas target yang mudah dicapai perlu dilaporkan sebagai himpunan layak yang masih harus disaring, bukan sebagai rekomendasi berperingkat. Bagi penerapannya, metode perlu dipilih dari struktur situasi keputusannya: seorang *reseller* UMKM yang menghadapi batas anggaran yang mengikat beserta ambang minimum yang dapat diterima terlayani oleh perumusan *satisficing*, sedangkan yang hendak memaksimalkan permintaan terbukti tidak.

5. Ucapan Terima Kasih

Penelitian ini dikembangkan dari tugas akhir mata kuliah Pengambilan Keputusan dan Pemecahan Masalah, Program Studi Bisnis Digital, Universitas Padjadjaran. Penulis menyatakan bahwa penelitian ini tidak menerima pendanaan dari lembaga pendanaan mana pun, dan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan terkait penerbitan artikel ini. Penulis memastikan bahwa artikel ini bebas dari plagiarisme.

6. Referensi

- [1] APJII, "Laporan survei penetrasi Internet Indonesia 2024," Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia, 2024.
- [2] R. Wirdiyanti *et al.*, "How does *e-commerce* adoption impact micro, small, and medium enterprises' performance and financial inclusion? Evidence from Indonesia," *Electronic Commerce Research*, vol. 23, no. 4, pp. 2485–2515, 2022, doi: 10.1007/s10660-022-09547-7.
- [3] J. Gao, A. B. Siddik, S. K. Abbas, M. Hamayun, M. Masukujjaman, and S. S. Alam, "Impact of *e-commerce* and digital marketing adoption on the financial and sustainability performance of MSMEs during the COVID-19 pandemic: An empirical study," *Sustainability*, vol. 15, no. 2, p. 1594, 2023, doi: 10.3390/su15021594.
- [4] E. Triantaphyllou and S. H. Mann, "An examination of the effectiveness of multi-dimensional decision-making methods: A decision-making paradox," *Decis. Support Syst.*, vol. 5, no. 3, pp. 303–312, 1989, doi: 10.1016/0167-9236(89)90037-7.
- [5] S. S. Goswami and D. K. Behera, "An analysis for selecting best smartphone model by AHP-TOPSIS decision-making methodology," *International Journal of Service Science, Management, Engineering, and Technology*, vol. 12, no. 3, pp. 116–137, 2021, doi: 10.4018/IJSSMET.2021050107.
- [6] S. S. Goswami and S. Mitra, "Selecting the best mobile model by applying AHP-COPRAS and AHP-ARAS decision making methodology," *International Journal of Data and Network Science*, vol. 4, no. 1, pp. 27–42, 2020, doi: 10.5267/j.ijdns.2019.8.004.
- [7] A. Charnes, W. W. Cooper, and R. O. Ferguson, "Optimal estimation of executive compensation by linear programming," *Manage. Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 138–151, 1955, doi: 10.1287/mnsc.1.2.138.
- [8] J. P. Ignizio, "A review of goal programming: A tool for multiobjective analysis," *Journal of the Operational Research Society*, vol. 29, no. 11, pp. 1109–1119, 1978, doi: 10.1057/jors.1978.243.
- [9] B. Aouni and O. Kettani, "Goal programming model: A glorious history and a promising future," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 133, no. 2, pp. 225–231, 2001, doi: 10.1016/S0377-2217(00)00294-0.
- [10] C. Romero, "A general structure of achievement function for a goal programming model," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 153, no. 3, pp. 675–686, 2004, doi: 10.1016/S0377-2217(02)00793-2.
- [11] M. Tamiz, D. Jones, and C. Romero, "Goal programming for decision making: An overview of the current state-of-the-art," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 111, no. 3, pp. 569–581, 1998, doi: 10.1016/S0377-2217(97)00317-2.
- [12] H. A. Simon, "Rational choice and the structure of the environment," *Psychol. Rev.*, vol. 63, no. 2, pp. 129–138, 1956, doi: 10.1037/h0042769.
- [13] C. Colapinto, R. Jayaraman, and S. Marsiglio, "Multi-criteria decision analysis with goal programming in engineering, management and social sciences: A state-of-the-art review," *Ann. Oper. Res.*, vol. 251, no. 1–2, pp. 7–40, 2017, doi: 10.1007/s10479-015-1829-1.
- [14] T. Nguyen, S. H. Amin, and B. Shah, "A perspective on supplier selection and order allocation: Literature review," *Adm. Sci.*, vol. 14, no. 9, p. 206, 2024, doi: 10.3390/admsci14090206.

- [15] B. P. Silalahi, S. E. Pertiwi, H. Mayyani, and N. Aliatiningtyas, "Aplikasi zero-one goal programming dalam masalah pemilihan proyek pemasaran," *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 14, no. 3, pp. 435–446, 2020, doi: 10.30598/barekengvol14iss3pp435-446.
- [16] I. Hasbiyati, R. Desri, and M. D. H. Gamal, "Pre-emptive goal programming method for optimizing production planning," *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 17, no. 1, pp. 65–74, 2023, doi: 10.30598/barekengvol17iss1pp0065-0074.
- [17] R. Fadhila, N. Rarasati, S. Rozi, and F. M. Putra, "The simplex-preemptive goal programming with branch and bound method for optimizing waste vehicle routes and transportation," *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 18, no. 3, pp. 1471–1482, 2024, doi: 10.30598/barekengvol18iss3pp1471-1482.
- [18] A. AlArjani and T. Alam, "Lexicographic goal programming model for bank's performance management," *J. Appl. Math.*, vol. 2021, pp. 1–7, 2021, doi: 10.1155/2021/8011578.
- [19] T. Alam, "Modeling and analyzing a multi-objective financial planning model using goal programming," *Applied System Innovation*, vol. 5, no. 6, p. 128, 2022, doi: 10.3390/asi5060128.
- [20] N. Hu, J. Zhang, and P. A. Pavlou, "Overcoming the J-shaped distribution of product reviews," *Commun. ACM*, vol. 52, no. 10, pp. 144–147, 2009, doi: 10.1145/1562764.1562800.
- [21] N. Hu, P. A. Pavlou, and J. Zhang, "On self-selection biases in online product reviews," *MIS Quarterly*, vol. 41, no. 2, pp. 449–471, 2017, doi: 10.25300/MISQ/2017/41.2.06.
- [22] A. Filippas, J. J. Horton, and J. M. Golden, "Reputation inflation," *Marketing Science*, vol. 41, no. 4, pp. 733–745, 2022, doi: 10.1287/mksc.2022.1350.
- [23] A. Aziz, H. Li, and R. Telang, "The consequences of rating inflation on platforms: Evidence from a quasi-experiment," *Information Systems Research*, vol. 34, no. 2, pp. 590–608, 2023, doi: 10.1287/isre.2022.1134.
- [24] S. H. Zanakis, A. Solomon, N. Wishart, and S. Dublisch, "Multi-attribute decision making: A simulation comparison of select methods," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 107, no. 3, pp. 507–529, 1998, doi: 10.1016/S0377-2217(97)00147-1.
- [25] E. L. Hannan, "An assessment of some criticisms of goal programming," *Comput. Oper. Res.*, vol. 12, no. 6, pp. 525–541, 1985, doi: 10.1016/0305-0548(85)90052-8.
- [26] M. Tamiz, S. K. Mirrazavi, and D. F. Jones, "Extensions of Pareto efficiency analysis to integer goal programming," *Omega*, vol. 27, no. 2, pp. 179–188, 1999, doi: 10.1016/S0305-0483(98)00038-3.
- [27] D. Jones and M. Tamiz, *Practical Goal Programming*. New York, NY, USA: Springer, 2010, doi: 10.1007/978-1-4419-5771-9.
- [28] M. A. Khder, "Web scraping or web crawling: State of art, techniques, approaches and application," *International Journal of Advances in Soft Computing and its Applications*, vol. 13, no. 3, pp. 145–168, 2021, doi: 10.15849/IJASCA.211128.11.
- [29] I. Gunawan, D. Trihastuti, A. Kumar, and K. H. Tan, "Integrated DANP and binary goal programming model in generating joint-decision making for packaging postponement and supplier selection," *Ann. Oper. Res.*, vol. 346, no. 2, pp. 981–1010, 2025, doi: 10.1007/s10479-023-05513-0.
- [30] Anonymised marketplace, Smartphone Product Listings. [Data set]. 2026. Data collected 18-19 June 2026 and 3 August 2026.
- [31] J. A. Chevalier and D. Mayzlin, "The effect of word of mouth on sales: Online book reviews," *Journal of Marketing Research*, vol. 43, no. 3, pp. 345–354, 2006, doi: 10.1509/jmkr.43.3.345.
- [32] M. Sun, "How does the variance of product ratings matter?," *Manage. Sci.*, vol. 58, no. 4, pp. 696–707, 2012, doi: 10.1287/mnsc.1110.1458.