

# Analysis and Optimization of a Buffet Pricing Strategy in the Telecommunication Industry Using the Particle Swarm Optimization (PSO) Algorithm

Silvia Merdikawati<sup>1\*</sup>, Revina Dwi Oktaviani<sup>1</sup>, Salahuddin Salahuddin<sup>2</sup>, Afni Khadijah<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Teknik Industri, Institut Teknologi Indonesia, Kota Tangerang Selatan, 15314, Indonesia

<sup>2</sup> Program Studi Teknik Informatika, Politeknik Negeri Lhokseumawe, Kota Lhokseumawe, 24301, Indonesia

<sup>3</sup> Program Studi Teknik Industri, Universitas Banten Jaya, Kota Serang, 42117, Indonesia

## Informasi Artikel

Diterima : 18 Mei 2025

Revisi : 31 Mei 2025

Publikasi : 20 Juni 2025

## Kata Kunci:

*Buffet Pricing*

*Optimasi harga*

*Particle Swarm Optimization*

*Heavy Users*

*Light Users*

## ABSTRAK

Strategi harga tetap (*buffet pricing*) umum diterapkan dalam industri telekomunikasi global, namun penerapannya di Indonesia masih terbatas karena tantangan regulasi, kapasitas jaringan, dan preferensi pelanggan yang beragam. Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan buffet pricing dengan mempertimbangkan segmentasi pengguna dan pola konsumsi layanan. Metode *Particle Swarm Optimization* (PSO) digunakan untuk menentukan harga optimal yang menyeimbangkan profit operator dan kepuasan pelanggan. Model permintaan dibangun menggunakan distribusi triangular untuk merepresentasikan variabilitas konsumsi yang tidak simetris. Hasil menunjukkan bahwa pengguna dengan konsumsi tinggi (*heavy users*) sangat diuntungkan dengan tarif tetap, sementara pengguna dengan konsumsi rendah (*light users*) lebih sesuai dengan skema hybrid pricing. PSO terbukti lebih adaptif dan efisien dibanding metode konvensional, terutama dengan tuning parameter yang tepat untuk mempercepat konvergensi. Studi ini menekankan pentingnya fleksibilitas dalam desain tarif untuk mengakomodasi kebutuhan beragam. Penelitian ini memberikan kontribusi praktis terhadap pengembangan strategi penetapan harga berbasis data dalam industri telekomunikasi yang kompetitif dan terus berubah.

## ABSTRACT

Flat-rate pricing (buffet pricing) is a common strategy in the global telecommunications industry, yet its adoption in Indonesia remains limited due to regulatory challenges, network capacity constraints, and diverse customer preferences. This study aims to optimize buffet pricing by considering user segmentation and varied service consumption patterns. A metaheuristic approach, specifically Particle Swarm Optimization (PSO), is employed to determine the optimal pricing that maximizes operator profit while maintaining customer satisfaction. A customer demand model is developed using a triangular distribution to reflect the asymmetric variability of usage. Results indicate that heavy users benefit significantly from flat-rate plans, whereas light users are better served by a hybrid pricing scheme. PSO demonstrates superior adaptability and efficiency compared to conventional methods, particularly when parameter tuning accelerates convergence. The study also highlights the importance of pricing flexibility to address heterogeneous customer needs. This study offers practical contributions to the development of data-driven, competitive pricing strategies in the evolving telecommunications market.

This is an open-access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



\*Penulis Koresponden

---

Email: [silvia\\_merdika@yahoo.com](mailto:silvia_merdika@yahoo.com)

Cara sitasi IEEE:

S. Merdikawati, R.D.Oktaviani, Salahuddin, & A. Khadijah, "Analysis and Optimization of a Buffet Pricing Strategy in the Telecommunication Industry Using the Particle Swarm Optimization (PSO) Algorithm" *Journal of Artificial Intelligence and Software Engineering (J-AISE)*, vol. 5, no. 2, pp. 588-596, Juni 2025. doi: 10.30811/jaise.v5i2.6954

---

## 1. PENDAHULUAN

Dalam era digital yang berkembang pesat, industri telekomunikasi memainkan peran penting dalam menyediakan layanan komunikasi dan internet bagi masyarakat. Salah satu strategi penetapan harga yang banyak digunakan oleh operator telekomunikasi adalah *buffet pricing*, yaitu model tarif tetap yang memberikan akses tanpa batas ke layanan tertentu dalam jangka waktu tertentu [1]. Model ini banyak diterapkan pada layanan data, panggilan, dan pesan singkat untuk meningkatkan loyalitas pelanggan serta memastikan pendapatan yang stabil bagi perusahaan [2].

Di Indonesia, strategi *buffet pricing* atau *flat pricing* dalam industri telekomunikasi tidak umum diterapkan secara murni. Operator seperti Telkomsel, Indosat, dan XL Axiata lebih sering mengadopsi paket berbasis kuota yang disesuaikan dengan segmen pelanggan. Hal ini disebabkan oleh beberapa faktor, termasuk persaingan harga yang ketat, regulasi pemerintah, dan keterbatasan kapasitas jaringan. Regulasi yang ketat diperlukan untuk mencegah praktik-praktik seperti harga *predatory* dan kolusi tersirat yang dapat merugikan konsumen [3]. Selain itu, meskipun beberapa operator menawarkan paket *unlimited*, biasanya tetap diberlakukan *fair usage policy* (FUP) yang membatasi kecepatan setelah melewati ambang tertentu, sehingga tidak sepenuhnya mencerminkan konsep *buffet pricing*.

Sebaliknya, di negara-negara seperti Jepang, Korea Selatan, dan Amerika Serikat, strategi *buffet pricing* lebih umum diterapkan, terutama dalam layanan data unlimited. Di Jepang, operator seperti NTT DoCoMo menawarkan paket data tanpa batas dengan tarif tetap, memungkinkan pelanggan untuk mengakses internet tanpa khawatir kehabisan kuota. Begitu juga di Korea Selatan, operator seperti SK Telecom menyediakan paket *flat-rate unlimited* data yang mendukung gaya hidup digital masyarakatnya. Di Amerika Serikat, T-Mobile dan Verizon menawarkan paket unlimited data, meskipun tetap dengan kebijakan *deprioritization*, di mana pengguna dengan konsumsi data sangat tinggi dapat mengalami penurunan prioritas kecepatan dalam kondisi trafik padat [4].

Meskipun strategi ini memiliki banyak keuntungan, keberhasilannya sangat bergantung pada kemampuan operator dalam menyesuaikan harga dengan preferensi pelanggan yang beragam. Penelitian oleh Iyengar dkk. [5] menunjukkan bahwa keberagaman dalam pola konsumsi telekomunikasi menciptakan tantangan dalam penerapan tarif tetap, karena tidak semua pelanggan memiliki tingkat penggunaan yang sama. *Heavy users* cenderung mendapatkan manfaat maksimal dari model ini, sementara *light users* mungkin merasa tidak mendapat nilai yang sepadan dengan biaya yang dibayarkan [6]. Lebih lanjut, penelitian sebelumnya telah mengindikasikan bahwa fleksibilitas dalam model penetapan harga dapat meningkatkan adopsi dan kepuasan pelanggan [7]. Dalam konteks telekomunikasi, beberapa operator telah menerapkan *hybrid pricing*, yaitu kombinasi antara *buffet pricing* dan *pay-as-you-go* untuk mengakomodasi berbagai segmentasi pengguna [8]. Selain itu, penggunaan *big data* dan *artificial intelligence* (AI) dalam analisis preferensi pelanggan memungkinkan operator untuk menyesuaikan harga secara lebih dinamis dan efektif [9].

Dalam upaya optimalisasi strategi *buffet pricing*, penelitian ini akan menggunakan pendekatan *metaheuristic* khususnya algoritma *particle swarm optimization* (PSO) [10], yang telah terbukti berhasil dalam optimasi penetapan harga di berbagai industri. *Metaheuristic* merupakan metode pencarian solusi optimal yang efisien dalam menangani masalah kompleks dengan ruang pencarian yang luas [11]. Beberapa algoritma *metaheuristic* seperti *genetic algorithm* (GA), *sine cosine algorithm* (SCA), dan *simulated annealing* (SA) telah digunakan dalam konteks optimasi harga dan menunjukkan hasil yang signifikan dalam meningkatkan efisiensi serta profitabilitas [12–15]. Dengan menerapkan metode ini, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis efektivitas *buffet pricing* dalam menjangkau preferensi pelanggan yang berbeda serta mengembangkan strategi optimalisasi yang lebih adaptif dan menguntungkan bagi operator

## 2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan *metaheuristic Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk mengoptimalkan strategi *buffet pricing* dalam industri telekomunikasi. Data yang digunakan dalam penelitian

ini dihasilkan melalui metode generating data dengan distribusi triangular, yang mewakili mean dan variansi dari preferensi konsumen. Distribusi triangular dipilih karena mampu menggambarkan karakteristik data dengan asumsi bahwa preferensi pelanggan mengikuti distribusi yang tidak sepenuhnya normal tetapi tetap memiliki batasan minimum, maksimum, dan mode yang jelas.

Distribusi triangular memberikan fleksibilitas dalam merepresentasikan data yang terbatas dalam domain tertentu, yang cocok untuk analisis preferensi konsumen dalam konteks telekomunikasi. Dengan menggunakan distribusi ini, kita dapat menghasilkan data yang realistis untuk memodelkan pola konsumsi pengguna yang bervariasi antara *light users* dan *heavy users*. Selain itu, distribusi ini memungkinkan representasi lebih baik terhadap ketidakpastian dalam permintaan layanan telekomunikasi.

Preferensi konsumen dalam industri telekomunikasi sangat beragam dan dipengaruhi oleh faktor seperti tingkat konsumsi, elastisitas harga, serta kebutuhan individu terhadap layanan data dan komunikasi [5]. Dalam teori perilaku konsumen, model keputusan pelanggan terhadap tarif tetap dan berbasis konsumsi dapat dijelaskan menggunakan teori utilitas dan willingness to pay [6]. Segmentasi pasar dalam industri telekomunikasi umumnya dibagi menjadi dua kategori utama, *heavy users* yaitu konsumen yang menggunakan layanan dalam jumlah besar dan mendapatkan keuntungan maksimal dari buffet pricing. *Light users* merupakan konsumen dengan penggunaan rendah yang merasa kurang mendapatkan nilai dari biaya tetap yang dibayarkan [7].

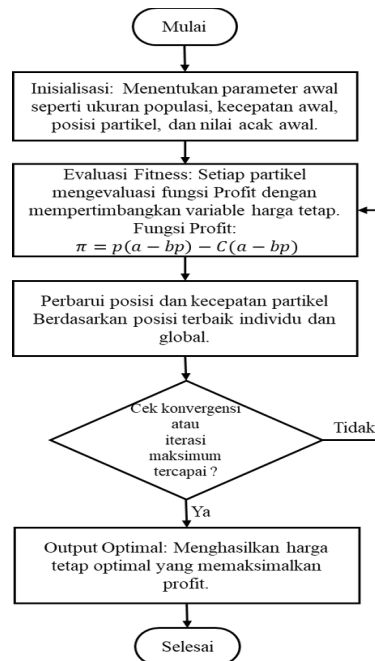
Permintaan terhadap layanan telekomunikasi dalam model buffet pricing dapat direpresentasikan dengan fungsi permintaan:

$$D(p) = a - bp \quad (1)$$

$D(p)$  adalah demand konsumen terhadap layanan pada tingkat harga tetap  $p$ . Ini merepresentasikan intensitas atau volume permintaan kumulatif dari seluruh konsumen di pasar, bukan sekadar jumlah pelanggan. Dalam konteks telekomunikasi, ini bisa diinterpretasikan sebagai total minat terhadap layanan *buffet pricing*, yang bisa mencakup frekuensi, durasi, atau potensi keterlibatan pelanggan.  $a$  adalah preferensi dasar konsumen terhadap layanan — yakni level permintaan maksimum di saat harga mendekati nol. Nilai ini menggambarkan *baseline desire* konsumen untuk menggunakan layanan jika tidak ada hambatan harga, dan sangat dipengaruhi oleh persepsi nilai, kebutuhan, serta faktor-faktor non-harga seperti kualitas jaringan, fitur layanan, dan citra merek. Sedangkan  $b$  adalah parameter sensitivitas harga, yang mencerminkan tingkat penurunan permintaan untuk setiap kenaikan harga sebesar satu unit. Semakin besar  $b$ , semakin sensitif pasar terhadap perubahan harga, yang berarti bahwa meskipun preferensinya tinggi, daya beli atau *willingness to pay*-nya rendah. Hal ini penting dalam pasar yang kompetitif dan sensitif, seperti segmen prabayar atau konsumen muda.

Fungsi permintaan ini mengasumsikan bahwa permintaan pelanggan berkurang secara linier seiring meningkatnya harga tetap yang ditawarkan. Artinya, saat harga  $p$  naik, jumlah pelanggan  $D(p)$  turun — yang sesuai dengan logika permintaan konvensional. Parameter  $b$  menjadi kunci penting di sini, karena ia menunjukkan elastisitas linear terhadap harga. Misalnya, semakin tinggi nilai  $b$ , semakin sensitif pelanggan terhadap perubahan harga *buffet*. Ini bisa terjadi dalam segmen pelanggan yang sangat peka harga, seperti pengguna prabayar atau pelajar. Asumsi elastisitas harga linier dalam fungsi permintaan didasarkan pada pendekatan klasik dari teori mikroekonomi, khususnya model permintaan linear yang banyak digunakan dalam analisis pasar monopolistik dan oligopolistik. Pendekatan ini telah digunakan secara luas dalam studi-studi terdahulu seperti Schlereth dkk. (2010) dan Lin dkk. (2023), yang menunjukkan bahwa dalam banyak kasus, hubungan antara harga dan permintaan menunjukkan pola linier sederhana yang memudahkan kalibrasi dan interpretasi. Selain itu, linearitas mempermudah penerapan algoritma metaheuristik dalam proses optimasi, khususnya dalam menghindari kompleksitas numerik yang berlebihan.

Estimasi nilai parameter seperti sensitivitas harga ( $b$ ) dapat diperoleh dari survei preferensi konsumen atau hasil historis konsumsi dari operator telekomunikasi, meskipun pada studi ini digunakan pendekatan simulasi berbasis triangular distribution dengan mengacu pada studi terdahulu oleh Lin dkk. (2023). Berikut merupakan flowchart dan tahapan dalam proses *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk optimalisasi strategi *buffet pricing*.



Gambar 1. Flowchart algoritma *particle swarm optimization* (PSO) dalam optimalisasi strategi *buffet pricing*

1. Inisialisasi Parameter: Menentukan parameter utama PSO termasuk ukuran populasi, jumlah iterasi, serta batas kecepatan dan posisi partikel. Parameter PSO yang digunakan dalam penelitian ini telah melalui proses tuning parameter untuk mendapatkan hasil yang optimal. Tabel 1 menyajikan parameter yang digunakan dalam PSO.
- 2.

Tabel 1. Parameter yang digunakan untuk *particle swarm optimization* (PSO)

Parameter	Nilai
Ukuran Populasi ( <i>Swarm Size</i> )	50
Koefisien Inersia ( $w$ )	0.9
Koefisien Kognitif ( $c1$ )	2.0
Koefisien Sosial ( $c2$ )	2.0
Jumlah Iterasi	500
Jumlah Partikel (NN)	50
Maksimum Iterasi	1000

Pemilihan parameter seperti ukuran populasi, koefisien inersia ( $w$ ), dan koefisien percepatan ( $c1$  dan  $c2$ ) sangat memengaruhi performa PSO. Pengaturan umum seperti dengan tuning parameter dan ukuran swarm sebesar 50 terbukti menghasilkan konvergensi yang baik [16, 17]. Penggunaan pendekatan adaptif juga meningkatkan performa algoritma dalam lingkungan dinamis [18].

3. *Generating Data*: Menghasilkan *dataset* menggunakan distribusi *triangular* yang mencerminkan preferensi pelanggan [19].
4. *Evaluasi Fungsi Objektif*: Menghitung fungsi keuntungan yang bergantung pada parameter harga dan konsumsi layanan. Tujuan dari operator telekomunikasi adalah memaksimalkan profit  $\pi$ , yang diformulasikan sebagai:

$$\pi = p \cdot D(p) - C(D(p)) = p(a - bp) - C(a - bp) \quad (2)$$

Model ini sesuai dengan pendekatan ekonomi mikro untuk optimisasi harga dalam pasar monopolistik, di mana harga ditentukan untuk memaksimalkan keuntungan [20]. Profit  $\pi$  merupakan selisih antara total pendapatan dan total biaya operasional, yang keduanya bergantung pada jumlah pelanggan  $D(p)$ , yang sendiri bergantung pada harga  $p$ .  $p \cdot D(p)$  adalah total

pendapatan, yaitu jumlah pelanggan yang berlangganan dikali harga yang dibayar. Sedangkan,  $C(D(p))$  merupakan biaya operasional, yang bergantung pada jumlah pelanggan (semakin banyak pelanggan, semakin besar biaya agregatnya, baik untuk bandwidth, server, layanan pelanggan, dll).

5. Pembaruan Posisi dan Kecepatan: Memperbarui posisi setiap partikel berdasarkan nilai terbaik individu dan global menggunakan persamaan:

$$\vec{v}_i(t+1) = w \cdot \vec{v}_i(t) + r_1 c_1 (\vec{x}_{pBest} - x_i(t)) + r_2 c_2 (\vec{x}_{gBest} - x_i(t)) \quad (3)$$

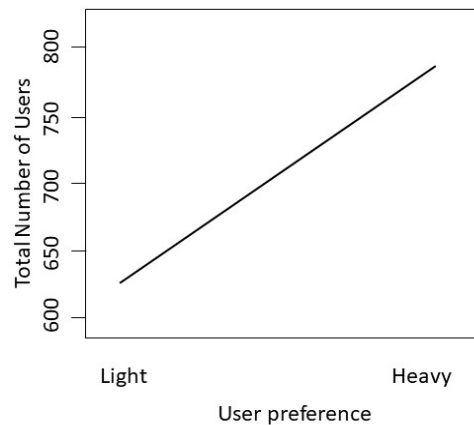
$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) + \vec{v}_i(t+1), \quad (4)$$

Di mana  $\vec{v}_i$  adalah kecepatan partikel ke- $i$  pada iterasi ke- $t$  dan  $\vec{x}_i$  adalah solusi saat ini (posisi) partikel ke- $i$  pada iterasi ke- $t$ .  $w$  adalah konstanta percepatan,  $c_1$  dan  $c_2$ , ditetapkan sebesar 2.0 (sesuai dengan yang banyak disarankan dalam literatur PSO).  $r_1$  dan  $r_2$  adalah dua variabel acak yang terdistribusi secara uniform dalam rentang (0, 1). Bobot inersia  $w$  ditetapkan sebesar 0.9 untuk mengontrol pengaruh dari vektor kecepatan sebelumnya terhadap vektor kecepatan yang baru.

6. Kriteria Konvergensi: Iterasi dilakukan hingga konvergensi atau jumlah iterasi maksimum tercapai. Penggunaan faktor konstriksi terbukti efektif dalam menghindari osilasi berlebih dan meningkatkan stabilitas [21].
7. Output dan Analisis: Menghasilkan harga optimal dan menganalisis hasil *output*. Keunggulan PSO dibandingkan metode konvensional terletak pada fleksibilitasnya dalam menangani fungsi objektif non-linear dan ruang solusi yang kompleks [22, 23].

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

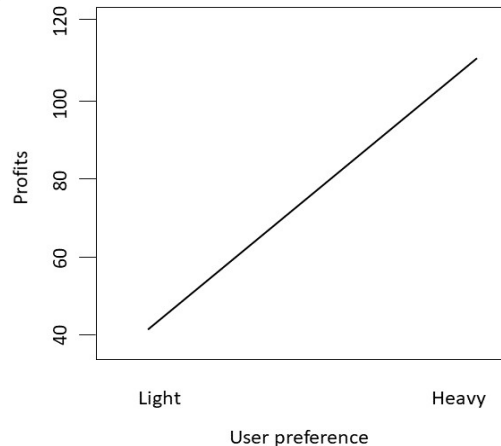
Dalam penelitian ini, kami menggunakan pendekatan metaheuristik *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk mengoptimalkan strategi *buffet pricing* dalam industri telekomunikasi. Data simulasi yang digunakan didasarkan pada distribusi triangular, yang mencerminkan karakteristik preferensi konsumen dalam hal penggunaan layanan telekomunikasi. Proses optimasi dilakukan dengan parameter PSO yang telah disesuaikan melalui tuning parameter untuk meningkatkan performa algoritma. Hasil eksperimen model *buffet pricing* yang dioptimalkan dengan PSO kemudian dilakukan analisis variansi dengan mempertimbangkan preferensi konsumen yang beragam, yang direpresentasikan melalui grafik efek interaksi berikut ini.



Gambar 2. Efek interaksi antara user preference dan total jumlah pelanggan operator telekomunikasi

Seperti yang terlihat pada Gambar 2, strategi *buffet pricing* dapat meningkatkan jumlah pelanggan bagi penyedia layanan pada segmen pelanggan *heavy users*, karena konsumen mengakses layanan telekomunikasi secara intensif tanpa dikenakan biaya tambahan di luar tarif tetap yang telah dibayarkan. Hal ini meningkatkan persepsi nilai dan loyalitas pelanggan terhadap penyedia layanan [24]. Sementara itu, *segmen light users* yang sebelumnya merasa kurang diuntungkan oleh skema harga tetap dapat diberikan solusi yang lebih adil melalui penerapan model *hybrid pricing*, yakni kombinasi antara tarif tetap dan tarif berbasis penggunaan. Model ini memungkinkan penyesuaian harga yang lebih adaptif terhadap kebutuhan dan perilaku konsumsi pengguna [25]. Secara keseluruhan, strategi pricing yang fleksibel ini berdampak positif terhadap peningkatan elastisitas harga dan kepuasan pelanggan, karena harga dapat disesuaikan

berdasarkan tingkat permintaan serta konsumsi aktual, menjadikan sistem lebih efisien sekaligus responsif terhadap preferensi pasar yang dinamis.



Gambar 3. Efek interaksi antara user preference dan profit operator telekomunikasi

Pada Gambar 3, strategi *buffet pricing* juga dapat memberikan keuntungan maksimal pada segmen pelanggan *heavy users*. Strategi *buffet pricing* dalam konteks penyedia layanan telekomunikasi dapat dianalisis secara lebih tajam melalui hasil analisis variansi yang menunjukkan kontribusi tiap faktor terhadap variabilitas profit dan partisipasi pengguna. Data pada Tabel 2. menunjukkan bahwa faktor preferensi pengguna menjadi penentu utama terhadap profit, dengan menjelaskan hingga 84% variasi keuntungan. Ini menegaskan bahwa keberhasilan skema *buffet pricing*—misalnya berupa paket layanan *unlimited* atau *bundling*—sangat bergantung pada seberapa sesuai layanan yang ditawarkan dengan kebutuhan dan preferensi pelanggan. Konsumen akan lebih cenderung membeli paket *buffet* jika mereka merasa layanannya relevan dan bernilai bagi mereka, seperti pilihan data, telepon, atau SMS yang sesuai dengan pola konsumsi mereka sehari-hari. Tidak hanya berdampak pada profit, preferensi pengguna juga berpengaruh terhadap partisipasi pengguna sebesar 33%, yang menandakan bahwa desain paket layanan yang tepat dapat secara langsung mendorong lebih banyak pelanggan untuk berlangganan.

Tabel 2. Hasil *variance explained* untuk indikator profit dan user *participation*

Faktor	Profit - Variance explained (%)	User participation - Variance explained (%)
Preferensi user	84%	33%
Variasi preferensi user	3%	50%
Biaya marginal	10%	3%
Sensitivitas harga	0%	0%

Selanjutnya, variasi preferensi antar pengguna memiliki pengaruh besar terhadap partisipasi (50%), namun dampaknya terhadap profit sangat kecil (3%). Ini mengindikasikan bahwa semakin beragam kebutuhan pelanggan yang dapat diakomodasi dalam satu model paket, semakin besar daya tariknya di pasar. Pelanggan yang merasa kebutuhannya—apakah itu dominan data, suara, atau layanan hiburan—terfasilitasi dengan baik, akan lebih terdorong untuk ikut dalam skema ini. Meski demikian, keragaman ini tidak secara langsung meningkatkan profit, mungkin karena semua pengguna membayar harga tetap, terlepas dari sejauh mana mereka memanfaatkan layanan. Oleh karena itu, penting bagi penyedia layanan untuk tetap memperhatikan efisiensi dalam desain paket, agar biaya operasional tetap terkontrol sambil tetap menawarkan pilihan yang luas dan fleksibel.

Sementara itu, biaya marginal, seperti biaya tambahan jaringan atau *bandwidth* ketika pelanggan menggunakan layanan secara intensif, memberikan kontribusi sedang terhadap profit (10%) namun hanya sedikit berdampak terhadap partisipasi (3%). Hal ini logis karena pelanggan umumnya tidak mengetahui atau memperhatikan biaya operasional tersebut, namun bagi perusahaan, kontrol atas biaya ini sangat penting untuk menjaga margin keuntungan. Maka dari itu, strategi manajemen jaringan, seperti *fair usage policy* atau optimasi kapasitas, dapat diterapkan untuk memastikan bahwa penggunaan yang sangat tinggi tidak secara signifikan merusak profitabilitas dari paket *buffet*.

Yang menarik, sensitivitas harga tidak memberikan pengaruh yang berarti terhadap profit maupun partisipasi pengguna (0%). Ini menunjukkan bahwa pelanggan layanan telekomunikasi cenderung tidak terlalu peka terhadap perubahan harga dalam skema *buffet*, selama mereka merasa mendapatkan nilai yang sepadan dengan biaya yang mereka bayarkan. Dalam konteks ini, harga bukanlah faktor penentu utama keputusan pelanggan untuk mengambil paket *buffet*, melainkan persepsi mereka terhadap manfaat layanan yang ditawarkan. Hal ini membuka ruang untuk strategi penetapan harga tetap yang stabil, tanpa harus bersandar pada diskon atau promosi harga agresif, melainkan lebih fokus pada peningkatan persepsi nilai dan kenyamanan layanan.

Secara keseluruhan, dalam menerapkan *buffet pricing* untuk layanan telekomunikasi, penyedia jasa sebaiknya memprioritaskan penyusunan paket yang secara tepat mencerminkan preferensi mayoritas pelanggan, serta menyediakan variasi opsi layanan agar dapat menjangkau segmen pasar yang lebih luas. Kontrol terhadap biaya operasional layanan tetap menjadi faktor penting untuk menjaga profitabilitas, terutama dalam menghadapi pelanggan dengan konsumsi tinggi. Terakhir, karena harga bukan penentu utama partisipasi, strategi pemasaran sebaiknya berfokus pada peningkatan persepsi nilai, fleksibilitas, dan kenyamanan penggunaan layanan, bukan hanya pada aspek harga.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan strategi *buffet pricing* yang dioptimalkan dengan pendekatan metaheuristik, khususnya *Particle Swarm Optimization* (PSO), mampu meningkatkan profitabilitas operator telekomunikasi tanpa harus mengorbankan kepuasan pelanggan dari berbagai segmen. Segmentasi pelanggan menjadi elemen krusial dalam strategi penetapan harga. Pelanggan dengan intensitas atau preferensi konsumsi tinggi *heavy users* sangat diuntungkan oleh skema tarif tetap karena mereka dapat memaksimalkan nilai layanan tanpa biaya tambahan. Sebaliknya, pelanggan dengan konsumsi rendah *light users* lebih tepat untuk dilayani melalui model hybrid pricing yang menggabungkan tarif tetap dengan komponen berbasis penggunaan *pay-as-you-go*.

Distribusi konsumsi yang cenderung tidak simetris *skewed* memperkuat argumen bahwa model pricing harus bersifat adaptif. Salah satu alternatif yang potensial adalah tiered buffet pricing, yang memungkinkan pelanggan memilih paket berdasarkan batas konsumsi yang sesuai dengan kebutuhannya. Dalam konteks ini, penggunaan distribusi triangular untuk memodelkan preferensi pelanggan memberikan pendekatan yang lebih realistis dibandingkan model linier atau normal, karena mempertimbangkan variasi konsumsi berdasarkan data historis.

Dari sisi teknis, tuning parameter dalam algoritma PSO terbukti penting dalam mempercepat proses konvergensi dan memperoleh solusi optimal. Namun demikian, studi ini juga memiliki keterbatasan, terutama dalam hal representasi perilaku konsumen yang dinamis dan keterbatasan validasi model menggunakan data nyata dari operator telekomunikasi. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian lanjutan direkomendasikan untuk mengadopsi model distribusi preferensi yang lebih kompleks, seperti Gaussian Mixture Model (GMM) atau pendekatan berbasis machine learning. Selain itu, integrasi elemen dynamic pricing dan pengujian empiris dalam kondisi pasar nyata akan memperkuat validitas dan daya aplikatif model yang dikembangkan.

Penelitian ini memberikan kontribusi strategis dan praktis dalam mengembangkan skema tarif yang lebih fleksibel dan adaptif, yang dapat membantu operator telekomunikasi untuk tetap kompetitif di tengah dinamika pasar dan perilaku pelanggan yang terus berkembang.

#### UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Institut Teknologi Indonesia atas dukungan pendanaan yang diberikan melalui Program Penelitian Tahun 2025.

#### REFERENSI

- [1] J. S. Gans, S. P. King, and N. G. Mankiw, *Principles of Microeconomics*, 8th ed. Boston, MA: Cengage Learning, 2019.
- [2] J. Haucap and T. Stühmeier, "Competition and regulation in telecommunications markets," *Telecommunications Policy*, vol. 40, no. 8, pp. 729–741, 2016.
- [3] S. Anwar, "Strategi Penetapan Harga pada Pasar Oligopoli Industri Komunikasi," *Kompasiana*, 2023. [Online]. Available: <https://www.kompasiana.com>
- [4] R. Tyasti and N. Hayati, "Analisis Model Pasar Oligopoli dan Strategi pada Industri Layanan Telekomunikasi di Indonesia," *ResearchGate*, 2022. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net>
- [5] R. Iyengar, K. Jedidi, and R. Kohli, "A conjoint approach to multipart pricing," *Journal of Marketing Research*, vol. 45, no. 2, pp. 195–210, 2008. doi: 10.1509/jmkr.45.2.195
- [6] P. J. Danaher, M. D. Smith, and R. Telang, "The effect of digital unlimited pricing strategies on consumer behavior," *Marketing Science*, vol. 36, no. 6, pp. 855–877, 2017.
- [7] G. J. Tellis, "Beyond the many faces of price: An integration of pricing strategies," *Journal of Marketing*, vol. 50, no. 4, pp. 146–160, 1986.

- [8] C. Shapiro and H. R. Varian, *Information Rules: A Strategic Guide to the Network Economy*, Boston, MA: Harvard Business Press, 1999.
- [9] H. Chen, R. H. L. Chiang, and V. C. Storey, "Business intelligence and analytics: From big data to big impact," *MIS Quarterly*, vol. 36, no. 4, pp. 1165–1188, 2012.
- [10] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks*, Perth, WA, Australia, 1995, pp. 1942–1948.
- [11] C. Blum and A. Roli, "Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison," *ACM Computing Surveys*, vol. 35, no. 3, pp. 268–308, 2003.
- [12] C. Schlereth, T. Stepanchuk, and B. Skiera, "Optimization and analysis of the profitability of tariff structures with two-part tariffs," *European Journal of Operational Research*, vol. 206, no. 2, pp. 691–701, 2010. doi: 10.1016/j.ejor.2010.03.038
- [13] S.-W. Lin, S. Merdikawati, S.-F. Wu, and R.-H. Yeh, "Optimization and analysis of three-part tariff pricing strategies," *OR Spectrum*, 2023. doi: 10.1007/s00291-023-00730-2
- [14] S. Merdikawati, S. Lin, and R.-H. Yeh, "Optimal three-part tariff pricing and marketing strategies for consumer overconfidence," *PLOS ONE*, vol. 19, pp. 1–28, 2024. doi: 10.1371/journal.pone.0297819
- [15] S. Merdikawati, R. D. Oktaviani, and N. Rahmah, "Analisis dampak segmentasi konsumen terhadap strategi pemasaran dalam tarif dua bagian menggunakan algoritma metaheuristics," *Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi*, vol. 9, pp. 12–18, 2025.
- [16] L. Zhou, Y. Shi, Y. Li, and W. Zhang, "Parameter selection, analysis and evaluation of an improved particle swarm optimizer with leadership," *Artificial Intelligence Review*, vol. 34, no. 4, pp. 343–367, 2010.
- [17] M. Ş. Ayas and E. Şahin, "Parameter effect analysis of particle swarm optimization algorithm in PID controller design," *International Journal of Optimization and Control: Theories & Applications*, vol. 9, no. 1, pp. 1–10, 2019.
- [18] Y. ShiYuan, "Reinforcement learning based parameters adaption method for particle swarm optimization," *arXiv preprint*, arXiv:2206.00835, 2022.
- [19] M. R. Bonyadi, "A theoretical guideline for designing an effective adaptive particle swarm," *arXiv preprint*, arXiv:1802.04855, 2018.
- [20] Investopedia, "How is profit maximized in a monopolistic market?" [Online]. Available: <https://www.investopedia.com/ask/answers/041315/how-profit-maximized-monopolistic-market.asp>
- [21] D. T. Nigatu, T. G. Dinka, and S. L. Tilahun, "Convergence analysis of particle swarm optimization algorithms for different constriction factors," *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, vol. 10, Art. no. 1304268, 2024.
- [22] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks*, Perth, WA, Australia, 1995, pp. 1942–1948.
- [23] S. Mirjalili, "Evolutionary algorithms and neural networks," in *Evolutionary Algorithms and Neural Networks: Theory and Applications*, Springer, 2019, pp. 1–25.
- [24] F. Jallat and F. Ancarani, "Yield management, dynamic pricing and CRM in telecommunications," *Journal of Services Marketing*, vol. 22, no. 6, pp. 465–478, 2008. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/242021161>
- [25] A. Khalik, R. Perdana, and H. Saputra, "Hybrid pricing strategy optimization based on customer segmentation in telecom services," *West Science Information and Systems Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 45–51, 2022.