

Terbit online pada laman : <http://teknosi.fti.unand.ac.id/>

## Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi

| ISSN (Print) 2460-3465 | ISSN (Online) 2476-8812 |



Artikel Penelitian

# Penerapan Algoritma Variable Neighborhood Search untuk Optimasi Pemilihan Produk Skincare

Greta Septy Purwiantono<sup>a,\*</sup>, Amalia Utamima<sup>b</sup><sup>a,b</sup> Sistem Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Jawa Timur

### INFORMASI ARTIKEL

#### Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 17 November 2025

Revisi Akhir: 25 Maret 2026

Diterbitkan Online: 30 April 2026

### KATA KUNCI

Variable Neighborhood Search (VNS),

Random Search (RS),

Optimasi Pemilihan Produk *Skincare*,

Jenis Kulit,

Batas Anggaran

### KORESPONDENSI

E-mail: 6026241006@student.its.ac.id\*

### ABSTRACT

Pertumbuhan industri *skincare* di Indonesia mendorong kebutuhan akan sistem pemilihan produk yang mampu membantu konsumen memilih kombinasi produk yang sesuai dengan jenis kulit dan batas anggaran. Penelitian terdahulu umumnya menggunakan pendekatan *Multi-Criteria Decision Making* (MCDM) dan *Machine Learning* yang hanya berfokus pada pemerinkatan produk atau prediksi kecocokan tanpa mempertimbangkan optimasi multi-produk secara bersamaan. Penelitian ini mengusulkan pendekatan optimasi menggunakan algoritma *Variable Neighborhood Search* (VNS) untuk menentukan kombinasi empat kategori produk *skincare*, *facial wash*, *moisturizer*, *sunscreen*, dan *serum* yang berdasarkan kecocokan jenis kulit dan batasan biaya. Dataset terdiri dari 173 produk *skincare* lokal yang diperoleh melalui *web scraping* dari situs Sociolla, kemudian melalui proses pembersihan data dan ekstraksi data jenis kulit dari deskripsi produk. Kinerja VNS dievaluasi dengan membandingkannya terhadap *Random Search* (RS) sebagai baseline, yaitu pemilihan acak dari himpunan solusi *feasible* yang sesuai jenis kulit dan tidak melampaui anggaran. Pada pengujian dan pembandingan dilakukannya empat skenario yang dirancang berdasarkan jenis kulit berminyak dan kering dengan variasi anggaran Rp150.000 hingga Rp350.000. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa VNS secara konsisten memberikan kinerja lebih unggul dibandingkan RS, ditandai dengan nilai *SkinScore* maksimum yaitu 1, efisiensi anggaran yang lebih baik, serta skor komposit yang lebih stabil pada seluruh skenarionya. Sementara itu, RS menghasilkan solusi yang lebih bervariasi dan kurang presisi dalam mendekati batas anggaran. Penelitian ini menunjukkan bahwa VNS merupakan pendekatan yang efektif dan dapat diandalkan untuk optimasi pemilihan kombinasi produk *skincare* berbasis kebutuhan konsumen dan keterbatasan biaya.

## 1. PENDAHULUAN

Pada industri kecantikan di Indonesia mengalami pertumbuhan yang signifikan dan menjadi salah satu sektor strategis dalam mendukung perekonomian di Indonesia, serta berbagai merek lokal terus bermunculan dan mampu bersaing untuk menjadi pilihan utama konsumen dalam negeri [1]. Segmen pasar *skincare* di Indonesia diperkirakan mengalami pertumbuhan setiap tahunnya sebesar 4,55% (CAGR 2025-2030) dengan menghasilkan pendapatan sebesar US\$2.94 miliar pada tahun 2025 [2]. Pencapaian tersebut menunjukkan bahwa adanya permintaan yang konsisten dan meningkat dari masyarakat

terhadap produk *skincare*. Peningkatan permintaan tersebut mendorong ekspansi pasar dan distribusi produk *skincare* secara lebih merata, mencakup area perkotaan hingga perdesaan. Hal ini menunjukkan bahwa *skincare* bukan lagi sekedar tren saja, melainkan sudah menjadi bagian penting dari gaya hidup masyarakat Indonesia [3].

Produk *skincare* tersedia dalam berbagai jenis dan merek, sehingga konsumen kerap mengalami kesulitan dalam menentukan produk yang paling sesuai dengan kebutuhannya. Banyaknya variasi dari kualitas, harga, dan citra merek menjadikan proses pengambilan keputusan pembelian menjadi kompleks. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa faktor-faktor

tersebut memiliki peran signifikan dalam memengaruhi niat konsumen untuk membeli produk *skincare* [4]. Dalam pemilihan produk *skincare*, faktor kecocokan dengan jenis kulit merupakan hal yang sangat penting. Setiap individu memiliki kondisi kulit yang berbeda, seperti normal, kering, berminyak, kombinasi, dan sensitif. Pemilihan produk yang tidak sesuai dengan jenis kulit berpotensi menimbulkan permasalahan kulit [5]. Selain itu, harga menjadi faktor penting dalam keputusan pembelian karena sering dianggap mencerminkan kualitas. Harga yang dirasa masuk akal dapat meningkatkan minat beli, sedangkan harga yang terlalu tinggi cenderung menurunkan minat konsumen dan menimbulkan keraguan dalam keputusan pembelian. [6].

Penelitian pemilihan produk *skincare* telah dilakukan pada beberapa penelitian sebelumnya, seperti pada penelitian Husein (2024) [7] menggunakan metode ORESTE yang merupakan salah satu pendekatan Multi-Criteria Decision Making (MCDM). Penelitian tersebut memiliki keterbatasan karena hanya melibatkan satu jenis produk *skincare* yaitu *facial wash* dan 5 merek produk serta tidak mempertimbangkan kombinasi multi-produk dan batas anggaran konsumen. Sedangkan pada penelitian Sitorus dan Fakhriza (2025) [8] menggunakan Analytic Network Process (ANP) untuk menentukan *sunscreen* yang sesuai dengan kondisi kulit, akan tetapi cakupannya masih sempit karena hanya menilai produk dari satu merek yaitu Wardah dan tidak mempertimbangkan batas anggaran konsumen. Pada penelitian Lee (2024) [9] menerapkan pendekatan *deep learning* untuk menganalisis keterkaitan antara komposisi bahan *skincare* dan kondisi kulit wajah. Meskipun model tersebut mampu mengidentifikasi hubungan antara bahan aktif dan karakteristik

kulit, penelitian ini belum diarahkan untuk memberikan rekomendasi produk secara langsung kepada pengguna. Sedangkan penerapan Algoritma Variable Neighborhood Search (VNS) pada umumnya digunakan untuk menyelesaikan berbagai masalah optimasi teknik yang kompleks, seperti perencanaan dan alokasi sumber daya, penjadwalan sistem otomatis, dan perutean kendaraan dan sistem transportasi cerdas [10], [11], [12]. Sedangkan Algoritma Random Search (RS) digunakan untuk menyelesaikan optimasi pada model matematis seperti optimasi hyperparameter untuk meningkatkan kinerja model LSTM [13], [14].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini menawarkan solusi melalui penerapan algoritma VNS untuk mengoptimalkan pemilihan kombinasi produk *skincare* yang sesuai dengan jenis kulit dan batas anggaran konsumen. Algoritma VNS dipilih sebagai metode utama karena kemampuannya mengeksplorasi ruang solusi secara sistematis melalui perubahan struktur lingkungan pencarian. Sebagai pembanding, penelitian ini menggunakan RS yang berfungsi sebagai baseline untuk mewakili pendekatan pencarian acak yang tidak terstruktur. Tujuan utama penelitian ini adalah merancang serta menganalisis performa kedua algoritma tersebut dalam menentukan kombinasi produk *skincare* yang paling sesuai berdasarkan kecocokan jenis kulit dan keterbatasan biaya. Secara akademik, penelitian ini berkontribusi dalam memperluas penerapan algoritma metaheuristik pada bidang kecantikan dan *consumer decision support*, khususnya dalam konteks pengambilan keputusan berbasis data untuk pemilihan produk *skincare* di Indonesia.

### 1.1. Studi Literatur

Tabel 1. Studi Literatur Penelitian Terdahulu

Penelitian	Dataset yang digunakan	Metode	Hasil	Keterbatasan
[7]	Data produk <i>facial wash</i> dengan jumlah 5 produk	ORSETE	Berhasil menentukan peringkat <i>skincare</i> terbaik, produk yang ranking 1 yaitu MS Glow	Hanya mencakup satu jenis produk ( <i>facial wash</i> ) dengan dataset kecil sehingga generalisasi rendah
[8]	Data produk <i>sunscreen</i> merek wardah yang berjumlah 9 produk	ANP	Produk terbaik adalah A2 dengan <i>global weight</i> 0.000384847	Hanya menggunakan satu brand dan satu kategori produk sehingga cakupan analisis sangat terbatas
[9]	Daftar komposisi <i>skincare</i> Korea dan gambar kondisi kulit wajah	Deep Learning	Akurasi prediksi kondisi kulit mencapai $\pm 90\%$ .	Tidak mempertimbangkan optimasi multi-produk atau batas anggaran dalam rekomendasi <i>skincare</i>
[15]	GDP Benchmark Set dan MDPLIP 2.0	GVNS	GVNS memberikan solusi terbaik dan tercepat pada dataset besar	Dataset hanya berupa <i>benchmark</i> simulasi sehingga tidak merepresentasikan kondisi nyata
[16]	Test Function Artificial (OneMax, LeadingOnes, Jump, Ridge, Prefix)	RS dan RLS	Memberikan rumus ekspektasi solusi terbaik untuk fungsi benchmark	Hanya menguji algoritma pada fungsi matematis tanpa dataset aplikasi nyata

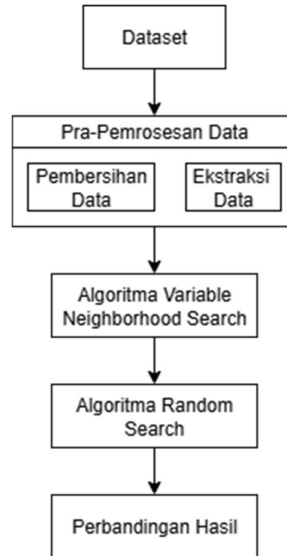
Tabel 1 menunjukkan bahwa penelitian terdahulu dalam domain pemilihan *skincare* masih didominasi pendekatan MCDM dan *Machine Learning* yang berfokus pada pemeringkatan atau prediksi kecocokan satu produk, dengan cakupan dataset yang relatif kecil dan terbatas pada satu kategori atau satu merek. Selain itu, belum terdapat penelitian yang menerapkan pendekatan optimasi untuk menentukan kombinasi produk *skincare* secara bersamaan dengan mempertimbangkan batas anggaran. Sementara itu, penelitian yang mengkaji algoritma

optimasi seperti GVNS dan Random Search masih menggunakan benchmark simulatif atau fungsi matematis sehingga belum diaplikasikan pada dataset *skincare* nyata. Kondisi ini menunjukkan adanya kebutuhan penelitian baru yang mengintegrasikan metode optimasi dengan data *skincare* riil untuk menghasilkan rekomendasi multi-produk yang lebih komprehensif dan kontekstual.

## 2. METODE

Metode pada penelitian ini terdiri atas beberapa tahapan yang ditunjukkan pada Gambar 1. Tahapan tersebut meliputi proses pengumpulan dan persiapan data, pra-pemrosesan data, penerapan algoritma optimasi, serta analisis hasil. Pada tahap pra-pemrosesan data dilakukan dua proses utama, yaitu pembersihan data untuk menghilangkan duplikasi dan inkonsistensi, serta

ekstraksi data untuk memperoleh atribut penting seperti jenis kulit dari deskripsi produk. Selanjutnya, dua algoritma optimasi, yaitu VNS dan RS diterapkan untuk menentukan kombinasi produk *skincare* yang optimal berdasarkan kriteria yang ditetapkan. Hasil dari kedua algoritma tersebut kemudian dibandingkan untuk menilai performa dan efektivitas metode yang digunakan.



Gambar 1. Tahapan Alur Penelitian

### 2.1. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari website sociolla dengan menggunakan metode *web scrapping*. Proses pengambilan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python*. Data yang telah dikumpulkan meliputi informasi produk *skincare*, yaitu *ID*, *Brand*, *Kategori*, *Produk*, *Deskripsi*, dan *Harga*. Jumlah data yang terkumpul yaitu 173 produk *skincare local brand*.

Tabel 2. Dataset Produk *Skincare*

ID	Brand	Kategori	...	Harga
1	True To Skin	Facialwash	...	Rp33.930-Rp75.650
2	Dear Me Beauty	Facialwash	...	Rp57.670 Rp79.000
3	Emina	Facialwash	...	Rp34.000
4	Glad2Glow	Facialwash	...	Rp40.000 Rp42.000
...	...	...	...	...
173	Lunese	Serum	...	Rp141.600 Rp177.000

### 2.2. Pra-Pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data adalah tahap penting yang dilakukan secara iteratif untuk mengubah data mentah menjadi informasi yang bermanfaat. Pada umumnya, data mentah masih memiliki kekurangan seperti ketidaklengkapan, ketidakkonsistenan, serta terjadinya noise [17]. Dalam penelitian ini, pra-pemrosesan data dilakukan dengan tahap pembersihan data dan ekstraksi data.

#### 2.2.1. Pembersihan Data

Pembersihan data adalah proses dasar yang digunakan untuk memperbaiki data mentah dengan menghapus duplikasi atau redundansi data tersebut [18]. Tujuannya yaitu untuk memastikan kualitas data tetap terjaga dengan mengidentifikasi kesalahan dan ketidaksesuaian sebelum dilakukannya analisis statistik [19].

Tabel 3. Data Sebelum dan Sesudah Pembersihan

Harga (Sebelum)	Harga (Sesudah)
Rp33.930-Rp75.650	75650
Rp57.670 Rp79.000	79000
Rp34.000	34000
Rp40.000 Rp42.000	42000
...	...
Rp141.600 Rp177.000	177.000

Tabel 3 menampilkan hasil proses pembersihan data pada atribut *Harga* yang sebelumnya memiliki format yang tidak seragam. Proses pembersihan dilakukan dengan menghapus seluruh karakter non numerik dan mengonversi nilai harga ke dalam format numerik supaya dapat diolah secara komputasional. Pemilihan nilai maksimum pada data harga karena nilai tersebut merepresentasikan ukuran produk standar yang umum dijual di pasaran, sedangkan nilai minimum merepresentasikan varian *travel size* dengan ukuran yang lebih kecil.

#### 2.2.2. Ekstraksi Data

Ekstraksi data adalah proses pengambilan dan identifikasi informasi penting dari berbagai sumber data, baik terstruktur,

semi-terstruktur, dan tidak terstruktur, untuk diubah menjadi format terstandarisasi yang siap dianalisis secara ilmiah [20], [21]. Pada penelitian ini, proses ekstraksi data dilakukan untuk memperoleh atribut jenis kulit (*skin type*) dari teks deskripsi produk yang diambil dari website Sociolla.

Tabel 4. Hasil Ekstraksi *Skin Type* dari Deskripsi Produk

Deskripsi	Skin Type
Pembersih wajah dengan kandungan AHA, DMAE dan Aloe Vera Extract untuk kulit berminyak...	Berminyak
...Salicylic Acid [0.5% Active], Sodium PCA, Allantoin, Ectoin, UreaBenefits:Cocok untuk oily to acne prone skinGentle Deep...	Berminyak
Sabun wajah yang cocok untuk kulit berminyak, membantu membersihkan wajah dari debu dan kotoran serta minyak berlebih...	Berminyak
Triple Care Acne Calm Moisturizer diformulasikan untuk kulit berjerawat, pelembap ringan ini menjaga keseimbangan hidrasi tanpa menyumbat pori-pori dan mencegah kulit kering.	Kering
Multi-Hyalu H20 Serum diformulasikan untuk membantu menutrisi lebih dalam kulit kering dan dehidrasi...	Kering
...	...
...Teknologi Plussome memastikan bahan aktif meresap ke dalam tanpa meninggalkan rasa lengket dan tekstur yang ringan. Cocok digunakan untuk semua jenis kulit, menenangkan sehingga cocok untuk semua jenis kulit...	Semua Jenis Kulit

Tabel 4 menampilkan hasil proses ekstraksi data pada atribut *Skin Type* yang diperoleh dari atribut *Deskripsi*. Tahap ini melakukan identifikasi dan pengambilan informasi terkait jenis kulit yang direkomendasikan untuk setiap produk dengan memanfaatkan kata kunci yang terdapat dalam teks di atribut *Deskripsi*, seperti “berminyak”, “kering”, dan “semua jenis kulit”.

### 2.3. Algoritma Variable Neighborhood Search (VNS)

Variable Neighborhood Search (VNS) adalah sebuah metaheuristik yang dirancang untuk mencari solusi optimal pada permasalahan NP-hard [22]. Algoritma ini bekerja dengan melakukan pencarian solusi secara bergantian di beberapa

neighborhood yang telah ditentukan sebelumnya untuk menemukan hasil yang mendekati optimal [23]. Berikut ini merupakan langkah-langkah proses algoritma VNS [24]:

1. Inisialisasi

$$S = S_0, f(S) = Objective(S) \tag{1}$$

Tahap pertama membuat solusi awal  $S_0$  dengan kombinasi awal produk *skincare* (facial wash, moisturizer, sunscreen, dan serum). Pemilihan produk dilakukan secara acak. Nilai fungsi objektif awal  $f(S)$  dihitung sebagai dasar pembandingan untuk tahap selanjutnya. Fungsi objektif mempertimbangkan kecocokan jenis kulit dan batasan anggaran konsumen dengan rumus:

$$f(S) = -aM(S) + \lambda \max(0, P(S) - B) \tag{2}$$

2. Shaking

Tujuan shaking adalah untuk mengguncang solusi saat ini agar keluar dari jebakan *local minimum* dan membuka peluang untuk menemukan kombinasi produk *skincare* yang lebih baik.

$$S' \in N_k(S) \tag{3}$$

Tahap shaking dilakukan dengan memilih solusi  $S'$  secara acak dari neighborhood ke- $k$  ( $N_k(S)$ ) merupakan kumpulan solusi tetangga yang dibentuk dengan melakukan perubahan sebagian isi paket produk *skincare*.

3. Local Search

Proses ini dilakukan secara iterative setiap kategori produk untuk mencari kombinasi produk yang meningkatkan kecocokan jenis kulit atau menurunkan total harga tanpa melewati batas anggaran konsumen.

$$S'' = LocalSearch(S') \tag{4}$$

Tahap *local search* untuk memperbaiki solusi hasil dari shaking dengan melakukan pencarian disekitar area solusi baru  $S'$ . Solusi terbaik dari tahap ini disimpan sebagai  $S''$ .

4. Mover or Not

$$Jika f(S'') < f(S_{best}) \rightarrow \begin{cases} S_{best} = S'' \\ f_{best} = f(S'') \end{cases} \tag{5}$$

$$Jika tidak, maka k = k + 1 \tag{6}$$

Jika nilai fungsi objektif solusi baru  $f(S'')$  lebih baik daripada solusi terbaik sebelumnya  $f(S_{best})$ , maka solusi diperbarui sebagai solusi terbaik saat ini dan proses kembali ke neighborhood pertama. Jika tidak ada perbaikan, maka tingkat neighborhood ( $k$ ) dinaikkan untuk mencoba struktur tetangga yang berbeda.

- Iterasi  
Tahap iterasi melakukan proses perulangan langkah dari tahap (2) sampai (4) sehingga mencapai batas maksimum  $k_{max}$ .

$$\forall k \leq k_{max} \quad (7)$$

#### 2.4. Algoritma Random Search (RS)

Random Search (RS) adalah metode optimasi berbasis pencarian acak yang tidak perlu menghitung gradien. Prosesnya dilakukan dengan cara mencoba berbagai kemungkinan secara acak untuk mencari solusi terbaik di seluruh ruang pencarian. Metode ini secara bertahap akan menemukan hasil yang semakin mendekati solusi optimal [25]. Berikut ini merupakan langkah-langkah proses algoritma RS [26], [27], [28]:

- Inisialisasi  
Tahap pertama adalah melakukan inisialisasi dengan menentukan titik awal (initial point) sebelum memulai proses pencarian nilai terbaik.
- Solusi Acak  
Tahap ini algoritma RS akan mengambil sejumlah kombinasi parameter secara acak dan saling independent dari ruang pencarian yang telah ditentukan.
- Evaluasi Fungsi Objektif  
Fungsi objektif digunakan untuk menilai kinerja solusi berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian model. Proses evaluasi ini menentukan nilai yang akan dibandingkan pada tahap berikutnya untuk memilih solusi terbaik.
- Simpan Solusi Terbaik  
Tahap ini bertujuan untuk menyimpan atau memperbarui solusi terbaik yang diperoleh selama proses pencarian. Pembaruan dilakukan dengan cara membandingkan hasil evaluasi pada solusi baru dengan solusi terbaik sebelumnya.
- Iterasi  
Proses ini dilakukan berulang sampai batas iterasi atau hingga tidak ada peningkatan hasil yang signifikan. Dengan proses berulang ini, algoritma RS mampu menemukan kombinasi parameter yang mendekati optimal dengan cara yang sederhana namun efektif.

#### 2.5. Perbandingan Hasil

Skor komposit digunakan untuk perbandingan hasil dari dua algoritma yaitu VNS dan RS. Skor komposit adalah cara untuk menggambarkan kinerja atau kualitas secara keseluruhan dengan merangkum beberapa ukuran yang saling berkaitan menjadi satu nilai yang mudah dipahami. Pendekatan ini bermanfaat untuk melakukan perbandingan, pemantauan hasil dari waktu ke waktu, atau menilai performa secara umum antara metode yang berbeda [29].

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tabel 5 menunjukkan rancangan empat skenario implementasi algoritma VNS dan RS yang disusun berdasarkan jenis kulit dan batas anggaran. Dua skenario pertama menggunakan jenis kulit berminyak dengan anggaran Rp150.000 dan Rp350.000, sedangkan dua skenario berikutnya menggunakan jenis kulit

kering dengan anggaran Rp200.000 dan Rp300.000. Setiap skenario digunakan untuk menilai konsistensi performa algoritma VNS dan RS dalam menghasilkan rekomendasi produk *skincare* yang sesuai dengan kondisi kulit dan batasan anggaran yang berbeda.

Tabel 5. Rancangan Skenario Implementasi Algoritma

Skenario	Jenis Kulit	Batas Anggaran (Rp)
1	Berminyak	150.000
2	Berminyak	350.000
3	Kering	200.000
4	Kering	300.000

#### 3.1. Hasil Algoritma Variable Neighborhood Search

```

=== Rekomendasi Paket Skincare (Optimisasi VNS) ===
Target jenis kulit : Berminyak
Total harga      : Rp141500 dari budget Rp150000
Tingkat kecocokan : 8/8 (setiap produk cocok=2, semua=1)
-----
Kategori | Produk | Harga | Skin Type Produk
-----
FacialWash | Ms Pimple Acne Solution Face Wash | Rp23000 | Berminyak
Moisturizer | Ms Pimple Acne Solution Moisturizing Gel | Rp30000 | Berminyak
Sunscreen | UV Shield Acne Calming Sunscreen Moisturizer | Rp35500 | Berminyak
Serum | Pore Tightening & Oil Control Moist Serum | Rp49000 | Berminyak
-----

```

Gambar 2. Hasil Perhitungan Algoritma Variable Neighborhood Search Skenario 1

Gambar 2 menampilkan hasil rekomendasi paket *skincare* yang dihasilkan oleh algoritma VNS pada skenario 1 dengan jenis kulit berminyak dan batas anggaran sebesar Rp150.000. Algoritma tersebut menghasilkan empat produk utama dengan total harga Rp141.500 dan tingkat kecocokan 8 dari total skor maksimum 8. Produk yang direkomendasikan meliputi *Ms Pimple Acne Solution Face Wash*, *Ms Pimple Acne Solution Moisturizing Gel*, *UV Shield Acne Calming Sunscreen Moisturizer*, dan *Pore Tightening & Oil Control Moist Serum*.

```

=== Rekomendasi Paket Skincare (Optimisasi VNS) ===
Target jenis kulit : Berminyak
Total harga      : Rp350000 dari budget Rp350000
Tingkat kecocokan : 8/8 (setiap produk cocok=2, semua=1)
-----
Kategori | Produk | Harga | Skin Type Produk
-----
FacialWash | Ms Pimple Acne Solution Face Wash | Rp23000 | Berminyak
Moisturizer | Pure Radiance Barrier Moisturizer | Rp54000 | Berminyak
Sunscreen | Sensitive & Oily Skin Duo | Rp198000 | Berminyak
Serum | Scarlett Whitening Acne Serum | Rp75000 | Berminyak
-----

```

Gambar 3. Hasil Perhitungan Algoritma Variable Neighborhood Search Skenario 2

Gambar 3 menampilkan hasil rekomendasi paket *skincare* yang dihasilkan oleh algoritma VNS pada skenario 2 dengan jenis kulit berminyak dan batas anggaran sebesar Rp350.000. Algoritma tersebut menghasilkan empat produk utama dengan total harga Rp350.000 dan tingkat kecocokan 8 dari total skor maksimum 8. Produk yang direkomendasikan meliputi *Ms Pimple Acne Solution Face Wash*, *Pure Radiance Barrier Moisturizer*, *Sensitive & Oily Skin Duo*, dan *Scarlett Whitening Acne Serum*.

```

=== Rekomendasi Paket Skincare (Optimisasi VNS) ===
Target jenis kulit : Kering
Total harga      : Rp193800 dari budget Rp200000
Tingkat kecocokan : 8/8 (setiap produk cocok=2, semua=1)
-----
Kategori | Produk | Harga | Skin Type Produk
-----
FacialWash | Trial Size - Harlette Oatmilk Gentle Facial w | Rp20000 | Kering
Moisturizer | Intense Luminous Barrier Moisturizer | Rp54000 | Kering
Sunscreen | Sunbrella 2% Niacinamide Brightening Sunscree | Rp79000 | Kering
Serum | Acneplus Spot Care Pro Serum | Rp39800 | Kering
-----

```

Gambar 4. Hasil Perhitungan Algoritma Variable Neighborhood Search Skenario 3

Gambar 4 menampilkan hasil rekomendasi paket *skincare* yang dihasilkan oleh algoritma VNS pada skenario 3 dengan jenis kulit kering dan batas anggaran sebesar Rp200.000. Algoritma tersebut menghasilkan empat produk utama dengan total harga Rp193.800 dan tingkat kecocokan 8 dari total skor maksimum 8. Produk yang direkomendasikan meliputi *Trial Size – Harlette Oatmilk Gentle Facial Wash, Intense Luminous Barrier Moisturizer, Sunbrella 2% Niacinamide Brightening Sunscreen, dan Acneplus Spot Care Pro Serum.*

```

=== Rekomendasi Paket Skincare (Optimisasi VNS) ===
Target jenis kulit : Kering
Total harga      : Rp298750 dari budget Rp300000
Tingkat kecocokan : 8/8 (setiap produk cocok=2, semua=1)
-----
Kategori | Produk | Harga | Skin Type Produk
-----
Facialwash | Pure Gentle Cleanser pH Balanced | Rp124950 | Kering
Moisturizer | Intense Luminous Barrier Moisturizer | Rp54000 | Kering
Sunscreen | Sunbrella 2% Niacinamide Brightening Sunscreen | Rp79900 | Kering
Serum | Acneplus Spot Care Pro Serum | Rp39900 | Kering
    
```

Gambar 5. Hasil Perhitungan Algoritma Variable Neighborhood Search Skenario 4

Gambar 5 menampilkan hasil rekomendasi paket *skincare* yang dihasilkan oleh algoritma VNS pada skenario 4 dengan jenis kulit kering dan batas anggaran sebesar Rp300.000. Algoritma tersebut menghasilkan empat produk utama dengan total harga Rp298.750 dan tingkat kecocokan 8 dari total skor maksimum 8. Produk yang direkomendasikan meliputi *Pure Gentle Cleanser pH Balanced, Intense Luminous Barrier Moisturizer, Sunbrella 2% Niacinamide Brightening Sunscreen, dan Acneplus Spot Care Pro Serum.*

### 3.2. Hasil Algoritma Random Search

```

=== Rekomendasi Paket Skincare (Optimisasi Random Search) ===
Target jenis kulit : Berminyak
Total harga      : Rp140,000 dari budget Rp150,000
Tingkat kecocokan : 7/8 (setiap produk cocok=2, semua kulit=1)
-----
Kategori | Produk | Harga | Skin Type Produk
-----
Facialwash | Ms Pimple Acne Solution Face Wash | Rp23000 | Berminyak
Moisturizer | Ms Pimple Acne Solution Moisturizing Gel | Rp30000 | Berminyak
Sunscreen | Skin Buddy Sun Protection SPF 30 PA+++ | Rp38000 | Semua jenis kulit
Serum | Pore Tightening & Oil Control Moist Serum | Rp49000 | Berminyak
    
```

Gambar 6. Hasil Perhitungan Algoritma Random Search Skenario 1

Gambar 6 menampilkan hasil rekomendasi paket *skincare* yang dihasilkan oleh algoritma RS pada skenario 1 dengan jenis kulit berminyak dan batas anggaran sebesar Rp150.000. Algoritma tersebut menghasilkan empat produk utama dengan total harga Rp140.000 dan tingkat kecocokan 7 dari total skor maksimum 8. Produk yang direkomendasikan meliputi *Ms Pimple Acne Solution Face Wash, Ms Pimple Acne Solution Moisturizing Gel, Skin Buddy Sun Protection SPF 30 PA+++*, dan *Pore Tightening & Oil Control Moist Serum.*

```

=== Rekomendasi Paket Skincare (Optimisasi Random Search) ===
Target jenis kulit : Berminyak
Total harga      : Rp341,000 dari budget Rp350,000
Tingkat kecocokan : 8/8 (setiap produk cocok=2, semua kulit=1)
-----
Kategori | Produk | Harga | Skin Type Produk
-----
Facialwash | Kind Deep Cleanse Facial Wash | Rp138000 | Berminyak
Moisturizer | Cica Care Gel Moisturizer | Rp115000 | Berminyak
Sunscreen | Calm My Acne Sunscreen Moisturiser SPF 35 PA+++ | Rp39000 | Berminyak
Serum | Pore Tightening & Oil Control Moist Serum | Rp49000 | Berminyak
    
```

Gambar 7. Hasil Perhitungan Algoritma Random Search Skenario 2

Gambar 7 menampilkan hasil rekomendasi paket *skincare* yang dihasilkan oleh algoritma RS pada skenario 2 dengan jenis kulit

berminyak dan batas anggaran sebesar Rp350.000. Algoritma tersebut menghasilkan empat produk utama dengan total harga Rp341.000 dan tingkat kecocokan 8 dari total skor maksimum 8. Produk yang direkomendasikan meliputi *Kind Deep Cleanse Facial Wash, Cica Care Gel Moisturizer, Calm My Acne Sunscreen Moisturiser SPF 35 PA+++*, dan *Pore Tightening & Oil Control Moist Serum.*

```

=== Rekomendasi Paket Skincare (Optimisasi Random Search) ===
Target jenis kulit : Kering
Total harga      : Rp165,300 dari budget Rp200,000
Tingkat kecocokan : 7/8 (setiap produk cocok=2, semua kulit=1)
-----
Kategori | Produk | Harga | Skin Type Produk
-----
Facialwash | Trial Size - Harlette Oatmilk Gentle Facial Wash | Rp20000 | Kering
Moisturizer | Creamy Milk Cleansing Lotion | Rp25500 | Semua jenis kulit
Sunscreen | Sunbrella 2% Niacinamide Brightening Sunscreen | Rp79900 | Kering
Serum | Acneplus Spot Care Pro Serum | Rp39900 | Kering
    
```

Gambar 8. Hasil Perhitungan Algoritma Random Search Skenario 3

Gambar 8 menampilkan hasil rekomendasi paket *skincare* yang dihasilkan oleh algoritma RS pada skenario 3 dengan jenis kulit kering dan batas anggaran sebesar Rp200.000. Algoritma tersebut menghasilkan empat produk utama dengan total harga Rp165.300 dan tingkat kecocokan 7 dari total skor maksimum 8. Produk yang direkomendasikan meliputi *Trial Size – Harlette Oatmilk Gentle Facial Wash, Creamy Milk Cleansing Lotion, Sunbrella 2% Niacinamide Brightening Sunscreen, dan Acneplus Spot Care Pro Serum.*

```

=== Rekomendasi Paket Skincare (Optimisasi Random Search) ===
Target jenis kulit : Kering
Total harga      : Rp257,900 dari budget Rp300,000
Tingkat kecocokan : 7/8 (setiap produk cocok=2, semua kulit=1)
-----
Kategori | Produk | Harga | Skin Type Produk
-----
Facialwash | Trial Size - Harlette Oatmilk Gentle Facial Wash | Rp20000 | Kering
Moisturizer | Renew You Day Cream | Rp19000 | Kering
Sunscreen | UV Shield Physical Sunscreen Serum SPF 50+ PA++++ | Rp79000 | Semua jenis kulit
Serum | Acneplus Spot Care Pro Serum | Rp39900 | Kering
    
```

Gambar 9. Hasil Perhitungan Algoritma Random Search Skenario 4

Gambar 9 menampilkan hasil rekomendasi paket *skincare* yang dihasilkan oleh algoritma RS pada skenario 4 dengan jenis kulit kering dan batas anggaran sebesar Rp300.000. Algoritma tersebut menghasilkan empat produk utama dengan total harga Rp257.900 dan tingkat kecocokan 7 dari total skor maksimum 8. Produk yang direkomendasikan meliputi *Harlette Oatmilk Gentle Facial Wash (Trial Size), Renew You Day Cream, UV Shield Physical Sunscreen Serum SPF 50+ PA++++*, dan *Acneplus Spot Care Pro Serum.*

### 3.3. Hasil Perbandingan

Tabel 6. Selisih Batas Anggaran

Skenario	VNS (Rp)	RS (Rp)
1	8500	10000
2	0	9000
3	6200	34700
4	1250	42100

Tabel 6 menampilkan hasil perbandingan selisih batas anggaran antara algoritma VNS dan RS pada empat skenario pengujian. Berdasarkan hasil tersebut, nilai selisih batas anggaran yang dihasilkan oleh VNS secara keseluruhan lebih kecil dibandingkan RS, menunjukkan bahwa VNS lebih efisien dalam memanfaatkan

batas anggaran. Pada skenario pertama dan kedua, perbedaan nilai selisih antara kedua algoritma relatif kecil, sedangkan pada skenario ketiga dan keempat, RS menghasilkan selisih batas

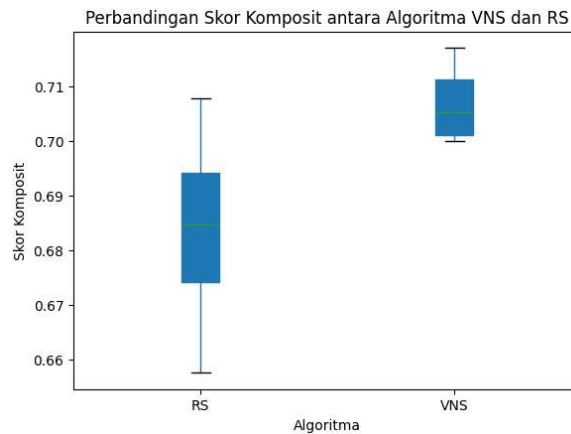
anggaran yang jauh lebih besar. Hal ini menunjukkan bahwa VNS lebih konsisten dalam menghasilkan kombinasi produk yang mendekati batas anggaran tanpa melebihinya.

Tabel 7. Perbandingan Kinerja Algoritma VNS dan RS

Algoritma	SS	EB	KS	SK
Variable Neighborhood Search (Skenario 1)	1	0,57	1	0,717
Random Search (Skenario 1)	0,875	0,67	1	0,658
Variable Neighborhood Search (Skenario 2)	1	0	1	0,7
Random Search (Skenario 2)	1	0,026	1	0,708
Variable Neighborhood Search (Skenario 3)	1	0,031	1	0,709
Random Search (Skenario 3)	0,875	0,174	1	0,690
Variable Neighborhood Search (Skenario 4)	1	0,004	1	0,701
Random Search (Skenario 4)	0,875	0,140	1	0,680

Tabel 7 menampilkan perbandingan kinerja algoritma VNS dan RS berdasarkan empat parameter, yaitu Skin Score (SS), Efisiensi Budget (EB), Kelengkapan (KS), dan Skor Komposit (SK) pada empat skenario pengujian. Hasil menunjukkan bahwa secara umum VNS memperoleh nilai skor komposit (SK) lebih tinggi dibandingkan RS di setiap skenario, menandakan performa yang lebih optimal dan stabil. Nilai Skin Score untuk VNS konsisten pada angka tertinggi yaitu 1 di seluruh skenario, sementara RS

sedikit lebih rendah. Selain itu, nilai Efisiensi Budget (EB) VNS juga cenderung lebih baik, khususnya pada skenario 2 dan 4, yang menunjukkan kemampuannya dalam menghasilkan kombinasi produk yang lebih mendekati batas anggaran. Dengan Kelengkapan (KS) yang sama pada seluruh pengujian, perbedaan utama antara kedua algoritma terletak pada efisiensi dan tingkat kecocokan produk, di mana VNS terbukti lebih unggul secara keseluruhan dibandingkan RS.



Gambar 6. Perbandingan Skor Komposit Algoritma VNS dan RS

Gambar 6 menampilkan boxplot perbandingan skor komposit antara algoritma VNS dan RS dalam proses optimasi pemilihan produk *skincare*. Terlihat bahwa VNS memiliki median skor komposit yang lebih tinggi dibandingkan RS, menunjukkan bahwa performa keseluruhan VNS lebih optimal dan konsisten. Hal ini menandakan bahwa VNS mampu menghasilkan kombinasi produk dengan keseimbangan yang lebih baik antara kecocokan jenis kulit, efisiensi penggunaan budget, dan kelengkapan kategori produk. Sementara itu, RS menunjukkan variasi nilai yang lebih besar dan median yang lebih rendah, mengindikasikan bahwa hasilnya lebih fluktuatif karena bergantung pada pemilihan acak tanpa proses perbaikan solusi seperti yang dilakukan oleh VNS.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil keseluruhan penelitian yang disajikan dalam artikel tersebut, dapat disimpulkan bahwa algoritma Variable Neighborhood Search (VNS) menunjukkan kinerja yang lebih optimal dibandingkan algoritma Random Search (RS) dalam

proses optimasi pemilihan kombinasi produk *skincare* berdasarkan jenis kulit dan batasan anggaran. VNS secara konsisten menghasilkan kombinasi produk dengan tingkat kecocokan jenis kulit yang lebih tinggi serta selisih harga yang lebih kecil terhadap batas anggaran, menunjukkan efisiensi yang lebih baik dalam pemanfaatan budget. Pada keempat skenario pengujian, VNS mampu mencapai skor komposit tertinggi dengan nilai kesesuaian produk sempurna (SkinScore = 1) dan efisiensi anggaran yang stabil, sementara RS meskipun dapat menghasilkan solusi yang cukup baik, cenderung kurang presisi dalam mendekati batas anggaran. Dengan demikian, penerapan algoritma VNS terbukti efektif untuk mendukung sistem rekomendasi produk *skincare* yang lebih akurat, efisien, dan sesuai dengan kebutuhan konsumen berbasis jenis kulit dan keterbatasan biaya.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] dan A. K. P. Direktorat Jenderal Industri Kecil, Menengah, "Kemenperin Gadang Potensi Industri

- Kosmetik Semakin Gemilang,” Ikm.Kemenperin.Go.Id. Accessed: Nov. 06, 2025. [Online]. Available: <https://ikm.kemenperin.go.id/kemenperin-gadang-potensi-industri-kosmetik-semakin-gemilang>
- [2] A. Short, “Skin care,” Adhesives Age. [Online]. Available: <https://www.statista.com/outlook/cmo/beauty-personal-care/skin-care/indonesia>
- [3] M. Y. A. Wahyuningrum, “Factors affecting the purchase decision of *skincare* products: Perspectives of promotion, product quality, and price,” *J. Manag. Sci.*, vol. 8, no. 1, pp. 128–136, 2025, [Online]. Available: [www.exsys.iocspublisher.org/index.php/JMAS](http://www.exsys.iocspublisher.org/index.php/JMAS)
- [4] H. V.T.M, H. N.P, M. N.T.T, T. L.K, D. L.T.N, and M. T.N, “Factors affecting consumers’ repurchase intention toward skin care cosmetics: A cross - sectional study in Vietnam,” *Heliyon*, vol. 10, no. 11, p. e32285, 2024, doi: [10.1016/j.heliyon.2024.e32285](https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e32285).
- [5] R. Oliveira, J. Ferreira, L. F. Azevedo, and I. F. Almeida, “An Overview of Methods to Characterize Skin Type: Focus on Visual Rating Scales and Self-Report Instruments,” *Cosmetics*, vol. 10, no. 1, pp. 1–15, 2023, doi: [10.3390/cosmetics10010014](https://doi.org/10.3390/cosmetics10010014).
- [6] G. R. D. Levrini and M. J. Dos Santos, “The influence of price on purchase intentions: Comparative study between cognitive, sensory, and neurophysiological experiments,” *Behav. Sci. (Basel)*, vol. 11, no. 2, 2021, doi: [10.3390/bs11020016](https://doi.org/10.3390/bs11020016).
- [7] I. Husein, D. Anggraini, and R. M. R. Siregar, “Decision Support System Selecting The Best *Skincare* Using The Orete Method,” *Mathline J. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 9, no. 2, pp. 575–590, 2024, doi: [10.31943/mathline.v9i2.635](https://doi.org/10.31943/mathline.v9i2.635).
- [8] A. Sitorus and M. Fakhriza, “Decision Support System for Sunscreen Selection Based on Facial Skin Concerns Using the Analytic Network Process,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 4, pp. 1812–1816, 2025, doi: [10.30871/jaic.v9i4.10112](https://doi.org/10.30871/jaic.v9i4.10112).
- [9] J. Lee, H. Yoon, S. Kim, C. Lee, J. Lee, and S. Yoo, “Deep learning-based skin care product recommendation: A focus on cosmetic ingredient analysis and facial skin conditions,” *J. Cosmet. Dermatol.*, vol. 23, no. 6, pp. 2066–2077, 2024, doi: [10.1111/jocd.16218](https://doi.org/10.1111/jocd.16218).
- [10] W. Zhang, Y. Liu, C. Zhang, and W. Shen, “Superimposed Poisson Distribution Variable Neighborhood Search for Scheduling of Parallel Multi-track Shuttle Loop System,” *Robot. Comput. Integr. Manuf.*, vol. 95, no. March, p. 103016, 2025, doi: [10.1016/j.rcim.2025.103016](https://doi.org/10.1016/j.rcim.2025.103016).
- [11] J. Guo, J. Long, W. Y. Szeto, W. Tan, and S. Jian, “Vehicle routing in one-way carsharing service with ridesharing options: A variable neighborhood search algorithm,” *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 171, no. July 2024, 2025, doi: [10.1016/j.trc.2024.104983](https://doi.org/10.1016/j.trc.2024.104983).
- [12] W. Zhang *et al.*, “Deep Q-network assisted variable neighborhood search algorithm for berth allocation considering berth shifting in dry bulk terminals,” *Swarm Evol. Comput.*, vol. 99, no. September, p. 102172, 2025, doi: [10.1016/j.swevo.2025.102172](https://doi.org/10.1016/j.swevo.2025.102172).
- [13] F. Hosseini, C. Prieto, and C. Álvarez, “Hyperparameter optimization of regional hydrological LSTMs by random search: A case study from Basque Country, Spain,” *J. Hydrol.*, vol. 643, no. April, 2024, doi: [10.1016/j.jhydrol.2024.132003](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.132003).
- [14] X. Chai, S. Li, and F. Liang, “A novel battery SOC estimation method based on random search optimized LSTM neural network,” *Energy*, vol. 306, no. March, p. 132583, 2024, doi: [10.1016/j.energy.2024.132583](https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.132583).
- [15] L. Radanović, A. Mijović, D. Urošević, T. Davidović, and R. Jovanovic, “General Variable Neighborhood Search for Maximum Diversity Problem with Capacity and Budget Constraints,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 267, no. November 2024, p. 126188, 2025, doi: [10.1016/j.eswa.2024.126188](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.126188).
- [16] T. Jansen and C. Zarges, “Performance analysis of randomised search heuristics operating with a fixed budget ☆,” *Theor. Comput. Sci.*, vol. 545, pp. 39–58, 2014, doi: [10.1016/j.tcs.2013.06.007](https://doi.org/10.1016/j.tcs.2013.06.007).
- [17] I. D. Acheme and O. R. Vincent, *Machine-learning models for predicting survivability in COVID-19 patients*. Elsevier Inc., 2021. doi: [10.1016/B978-0-12-824536-1.00011-3](https://doi.org/10.1016/B978-0-12-824536-1.00011-3).
- [18] M. Guo *et al.*, “Normal Workflow and Key Strategies for Data Cleaning Toward Real-World Data: Viewpoint,” *Interact. J. Med. Res.*, vol. 12, p. e44310, 2023, doi: [10.2196/44310](https://doi.org/10.2196/44310).
- [19] A. M. Sharifnia, D. E. Kpormegbey, D. K. Thapa, and M. Cleary, “A Primer of Data Cleaning in Quantitative Research: Handling Missing Values and Outliers,” *J. Adv. Nurs.*, pp. 1–6, 2025, doi: [10.1111/jan.16908](https://doi.org/10.1111/jan.16908).
- [20] J. Duque, A. Godinho, and J. Vasconcelos, “Knowledge data extraction for business intelligence A design science research approach,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 204, no. 2021, pp. 131–139, 2022, doi: [10.1016/j.procs.2022.08.016](https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.08.016).
- [21] R. B. Büchter, A. Weise, and D. Pieper, “Development, testing and use of data extraction forms in systematic reviews: a review of methodological guidance,” *BMC Med. Res. Methodol.*, vol. 20, no. 1, pp. 1–14, 2020, doi: [10.1186/s12874-020-01143-3](https://doi.org/10.1186/s12874-020-01143-3).
- [22] C. Wilbaut, R. Todosijević, S. Hanafi, and A. Fréville, “Variable neighborhood search for the discounted {0-1} knapsack problem,” *Appl. Soft Comput.*, vol. 131, p. 109821, 2022, doi: [10.1016/j.asoc.2022.109821](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109821).
- [23] L. Zhao and Q. Tang, “An augmented variable neighborhood search for mixed-model two-sided assembly line balancing considering PM scenarios,” *Swarm Evol. Comput.*, vol. 97, no. January, p. 102043, 2025, doi: [10.1016/j.swevo.2025.102043](https://doi.org/10.1016/j.swevo.2025.102043).
- [24] P. Hansen, N. Mladenović, R. Todosijević, and S. Hanafi, “Variable neighborhood search: basics and

- variants,” *EURO J. Comput. Optim.*, vol. 5, no. 3, pp. 423–454, 2017, doi: [10.1007/s13675-016-0075-x](https://doi.org/10.1007/s13675-016-0075-x).
- [25] B. Yang *et al.*, “Comprehensive overview of maximum power point tracking algorithms of PV systems under partial shading condition,” *J. Clean. Prod.*, vol. 268, p. 121983, 2020, doi: [10.1016/j.jclepro.2020.121983](https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121983).
- [26] J. Bergstra and Y. Bengio, “Random search for hyperparameter optimization,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 13, pp. 281–305, 2012.
- [27] Brownlee J., “Hyperparameter Optimization With Random Search and Grid Search,” *Machine Learning Mastery*. Accessed: Nov. 12, 2025. [Online]. Available: <https://machinelearningmastery.com/hyperparameter-optimization-with-random-search-and-grid-search/>
- [28] S. R. Riady, R. Apriani, and J. Shadiq, “Implementation of Random Search Algorithm with FSSRS (Fixed Step Size Random Search) for Applying the Patrol System Based on Mobile Computing,” *Int. J. Adv. Data Inf. Syst.*, vol. 4, no. 2, pp. 107–115, 2023, doi: [10.25008/ijadis.v4i2.1303](https://doi.org/10.25008/ijadis.v4i2.1303).
- [29] Y. Catherine Han, E. M. Dworak, M. Mansolf, R. C. Gershon, and A. J. Kaat, “Composite scores for the NIH Baby Toolbox®,” *Infant Behav. Dev.*, vol. 80, no. March, p. 102122, 2025, doi: [10.1016/j.infbeh.2025.102122](https://doi.org/10.1016/j.infbeh.2025.102122).