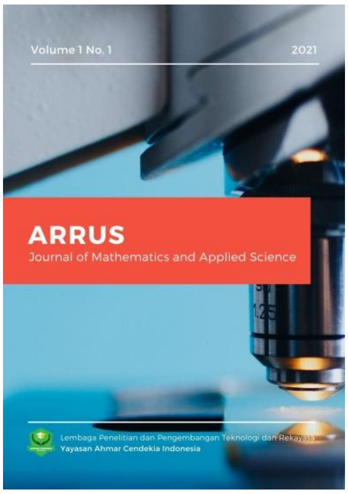
https://doi.org/10.35877/mathscience3896

OPEN ACCESS

ISSN : 2776-7922 (Print) / 2807-3037 (Online)



REVIEW ARTICLE

Geometric Programming: A Literature Review and Thematic Research Developments

Syamsuddin Mas'ud*

Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Makassar, Indonesia.

*Corresponding author: Syamsuddin Mas'ud, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Makassar, Indonesia

E-mail: syamsuddinm@unm.ac.id

Abstract: This study examines *Geometric Programming* (GP) developments from 2014 to 2024 through a systematic literature review, focusing on theoretical advancements (e.g., successive convexification, weighted-sum fuzzy GP), model generalizations (e.g., Robust GP, Neutrosophic GP), and integration with AI/ML. Using thematic analysis of peer-reviewed publications and case studies, the results demonstrate GP's unique capability to transform nonconvex problems into convex forms via logarithmic transformations, enabling efficient solutions for energy systems and logistics. While GP has achieved global maturity with tools like CVXPY and GPkit, its adoption in Indonesia remains limited despite relevance to archipelagic energy distribution and infrastructure planning (e.g., IKN). The study identifies critical requirements for local implementation: context-specific validation, enhanced computational capacity, and interdisciplinary collaboration, providing a strategic framework for GP's evidence-based application in Indonesia.

Keywords: Optimization, Logarithms, Nonconvex, Algorithms, Indonesia

1. Introduction

Dalam beberapa dekade terakhir, optimisasi telah menjadi landasan penting dalam pemodelan dan penyelesaian berbagai permasalahan kompleks di bidang teknik, ekonomi, logistik, dan sistem energi (Boyd & Vandenberghe, 2004). Sebagai metode matematis yang bertujuan untuk menentukan solusi terbaik berdasarkan kriteria tertentu, optimisasi terus berkembang melalui inovasi pendekatan teoritis maupun penerapan praktisnya (Nocedal & Wright, 2006). Salah satu kategori penting dalam optimisasi adalah optimisasi konveks, yang memiliki sifat-sifat matematis yang memungkinkan diperolehnya solusi optimal secara efisien dan stabil secara numerik (Boyd dkk., 2007).

Di antara beragam pendekatan optimisasi yang dikembangkan, *Geometric Programming* (GP) menempati posisi yang terbilang unik karena kemampuannya dalam menangani masalah yang memiliki struktur khusus yang disebut posinomial dan monomial (Boyd dkk., 2007). GP merupakan teknik optimisasi nonlinier yang secara historis diperkenalkan untuk memecahkan masalah desain teknik, namun seiring waktu mengalami perluasan baik dalam hal teori, metode, maupun aplikasi (Ben-Israel, 1968).

Keistimewaan utama dari GP terletak pada sifatnya yang dapat ditransformasikan menjadi masalah optimisasi konveks melalui perubahan variabel secara logaritmik (Boyd & Vandenberghe, 2004). Transformasi ini mengubah struktur fungsi posinomial yang awalnya non-konveks menjadi bentuk yang dapat diselesaikan dengan metode optimisasi konveks standar, seperti metode titik interior atau pendekatan aproksimasi berturut-turut (Boyd dkk., 2007; Boyd & Vandenberghe, 2004). Kemampuan ini menjadikan GP sangat fleksibel dalam diterapkan pada beragam konteks praktis, seperti optimisasi desain pesawat terbang, sistem energi terbarukan, manajemen produksi, serta perencanaan jaringan logistik.

Sejalan dengan perkembangan teknologi komputasi dan meningkatnya kompleksitas sistem yang dimodelkan, riset mengenai GP mengalami perkembangan signifikan selama satu dekade terakhir. Inovasi dalam pengembangan algoritma, perluasan ruang lingkup aplikasi, serta integrasi GP dengan metode terkini seperti *machine learning* dan optimisasi multiobjektif telah menjadi tema-tema penting yang menarik perhatian para peneliti. Di sisi lain, formulasi *robust Geometric Programming* juga muncul sebagai respons terhadap kebutuhan untuk menangani ketidakpastian dalam parameter model (Saab dkk., 2018).

Berdasarkan hasil pencarian literatur pada database SINTA dengan kata kunci '*Geometric Programming*' atau 'program geometri', hanya ditemukan 19 karya di Google Scholar dan 1 paper Scopus di Indonesia (per tanggal 11 Mei 2025). Temuan ini mengindikasikan bahwa meskipun GP telah terbukti efektif untuk berbagai masalah optimisasi nonlinier di studi global, penerapannya dalam penelitian lokal masih sangat terbatas, baik dari segi kuantitas maupun kendalaman analisis teoritis dan implementasinya. Keterbatasan ini menimbulkan pertanyaan penting tentang potensi pengembangan GP untuk menyelesaikan masalah-masalah kompleks di berbagai sektor.

Untuk memetakan peluang adaptasi GP di Indonesia, artikel ini bertujuan memberikan tinjauan literatur sistematis dan komprehensif terhadap perkembangan riset GP global selama periode 2014–2024. Tinjauan ini tidak hanya mencakup konsep dasar dan metode penyelesaian, melainkan juga pemetaan penelitian terkait GP yang dapat dilakukan di Indonesia.

2. Konsep Dasar *Geometric Programming*

Dalam bidang optimisasi, terdapat masalah-masalah yang asalnya tidak konveks. Meski demikian, dengan melakukan perubahan variabel tertentu serta transformasi pada fungsi tujuan dan kendala, masalah tersebut dapat diubah ke dalam bentuk optimisasi konveks. Salah satu contoh penting dari kelas masalah ini adalah *Geometric Programming* (GP). Pendekatan ini didasarkan pada dua jenis fungsi utama, yaitu monomial dan posynomial, yang memiliki sifat-sifat unik memungkinkan transformasi logaritmik untuk menghasilkan formulasi konveks. Monomial dan posynomial merupakan blok penyusun utama dalam GP. Karena semua fungsi objektif dan kendala dalam GP harus berupa posynomial atau rasio posynomial (monomial), maka formulasi masalah menjadi sangat spesifik dan memungkinkan transformasi logaritmik.

Definisi 2.1 (Agrawal dkk., 2018; Boyd & Vandenberghe, 2004; Chiang, 2005)
Diberikan $f: \mathbb{R}_+^n \to \mathbb{R}$ dengan $\mathbb{R}_+^n$ merupakan himpunan vektor berdimensi n dengan entri-entri yang positif.

a. Fungsi f disebut monomial jika
$$f(x) = cx_1^{a_1}x_2^{a_2} \dots x_n^{a_n},$$
dimana $c, a_i \in \mathbb{R}, c > 0$, dan $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$.

b. Fungsi f disebut posynomial dengan K suku, jika
$$f(x) = \sum_{k=1}^{K} c_k x_1^{a_{1k}} x_2^{a_{2k}} \dots x_n^{a_{nk}},$$
dimana $c_k, a_{ik} \in \mathbb{R}, c_k > 0$, dan $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$.

Berdasarkan Definisi 2.1 tersebut, posynomial dapat dipandang sebagai jumlah dari sejumlah monomial. Artinya, seluruh sukunya harus berupa monomial. Lebih lanjut, posynomial bersifat tertutup terhadap operasi penjumlahan, perkalian, dan penskalaan positif. Sementara itu, monomial hanya tertutup terhadap perkalian, pembagian, dan penskalaan positif. Namun, ketika sebuah posynomial dikalikan dengan monomial, hasilnya tetap berupa posynomial. Hal yang sama berlaku untuk pembagian posynomial oleh monomial, di mana hasilnya juga

https://doi.org/10.35877/mathscience3896

OPEN ACCESS

ISSN : 2776-7922 (Print) / 2807-3037 (Online)

merupakan posynomial. Dengan demikian, posynomial mempertahankan strukturnya melalui operasi-operasi tertentu dengan monomial.

Contoh 2.2

Misalkan diberikan fungsi-fungsi bernilai real dengan entri dari anggota domain-domainnya positif $f(x,y) = 2x^2y^{-\frac{1}{3}}, g(x,y,z) = -3xyz, h(x,y) = xy + 4x, k(x,y) = x - y$, dengan $x, y, z \in \mathbb{R}$. Dapat dilihat bahwa, f dan h secara berurutan merupakan monomial dan posynomial. Sedangkan g dan h bukan monomial, fungsi k bukan posynomial.

Dengan memahami definisi monomial dan posynomial sebagai pondasi, selanjutnya akan diberikan pengertian dari optimisasi yang dikenal sebagai *Geometric Programming*.

Definisi 2.3 (Agrawal dkk., 2018; Boyd & Vandenberghe, 2004)

Suatu masalah optimisasi berbentuk

$$\begin{aligned} &\text{minimalkan } f_0(x) \\ &\text{dengan batasan } f_i(x) \leq 1, i = 1,2, \dots, m \\ &\qquad\qquad\qquad h_i(x) = 1, i = 1,2, \dots, p \end{aligned}$$

dimana $f_0, f_1, \dots, f_m$ adalah posynomial dan $h_1, h_2, \dots, h_p$ adalah monomial, disebut *Geometric Program* (GP).

Selain bentuk standarnya, program geometris (GP) dapat diperluas untuk mencakup variasi batasan dan fungsi tujuan melalui manipulasi aljabar. Misalnya, batasan posynomial yang kurang dari atau sama dengan monomial (termasuk konstanta positif) atau kesamaan antara dua monomial dapat diubah menjadi bentuk standar GP. Demikian pula, memaksimalkan fungsi tujuan monomial setara dengan meminimalkan inversnya.

Contoh 2.4

Misalkan diberikan masalah optimisasi berbentuk

$$\begin{aligned} &\text{maksimalkan } \frac{x}{y} \\ &\text{dengan batasan } 1 \leq x \leq 4 \\ &\qquad\qquad\qquad x + \frac{y}{z} \leq 5 \\ &\qquad\qquad\qquad \frac{x}{y} = z. \end{aligned}$$

Masalah ini dapat ditransformasikan ke bentuk standar dari GP dengan memanfaatkan konsep invers. Diperoleh,

$$\begin{aligned} &\text{minimalkan } x^{-1}y \\ &\text{dengan batasan } x^{-1} \leq 1 \\ &\qquad\qquad\qquad \frac{1}{4}x \leq 1 \\ &\qquad\qquad\qquad \frac{1}{5}x + \frac{1}{5}yz^{-1} \leq 1 \\ &\qquad\qquad\qquad xy^{-1}z^{-1} = 1. \end{aligned}$$

Dari bentuk standar ini, terlihat bahwa fungsi tujuannya merupakan monomial, kendala pertidaksamaanya berupa dua monomial dan satu posynomial, dan kendala persamaannya berupa monomial.

https://doi.org/10.35877/mathscience3896

ISSN : 2776-7922 (Print) / 2807-3037 (Online)

Berdasarkan Contoh 2.4, terlihat bahwa transformasi ke bentuk standar GP menunjukkan fleksibilitas GP dalam menangani masalah memaksimalkan melalui transformasi invers, kendala dengan batas ganda, berbagai bentuk nonlinear. Contoh ini secara efektif mengilustrasikan proses standarisasi masalah optimisasi nonlinear ke dalam bentuk GP tanpa kehilangan informasi esensial.

3. Penyelesaian *Geometric Programming*

Setelah formulasi standar suatu GP dibentuk, langkah selanjutnya adalah menyelesaikannya, untuk mendapatkan nilai optimal dari variabel keputusan. Meskipun GP termasuk kelas optimisasi nonlinier, pendekatan utama dalam penyelesaiannya adalah melalui transformasi logaritmik. Transformasi ini yang mengubah GP menjadi masalah optimisasi konveks sehingga dapat diselesaikan secara efisien dengan metode-metode optimisasi standar (Boyd & Vandenberghe, 2004).

3.1. Transformasi Logaritmik

Salah satu ciri khas GP adalah kemampuannya untuk ditransformasi menjadi bentuk konveks melalui substitusi logaritmik pada variabel. Terlebih dahulu, diambil logaritma dari semua variabel positif x_i dalam fungsi tujuan maupun kendala dari GP. Misalkan bahwa

$$y_i = \ln x_i$$

untuk setiap $i = 1,2, \dots, n$. Oleh karena itu diperoleh bahwa

$$x_i = e^{y_i}.$$

Substitusi hasil ini ke monomial dan posynomial yang ada pada Definisi 2.1, diperoleh bentuk monomial menjadi

$$\begin{aligned} f(x) &= f(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ &= f(e^{y_1}, e^{y_2}, \dots, e^{y_n}) \\ &= ce^{y_1 a_1 + y_2 a_2 + \cdots + y_n a_n} \\ &= e^{a^T y + b}, \end{aligned}$$

dimana $b = \ln c$.

Adapun bentuk posynomialnya menjadi

$$f(x) = \sum_{k=1}^{K} e^{a_k^T y + b_k},$$

dimana $a_k = (a_{1k}, a_{2k}, \dots., a_{nk})$ dan $b_k = \ln c_k$.

Berdasarkan kedua bentuk tersebut (setelah transformasi), diperoleh bahwa monomial dan posynomialnya merupakan bentuk eksponensial (atau jumlahan eksponensial) dari fungsi *affine*. Karena itu, masalah optimisasi GP pada Definisi 2.3 menjadi

$$\begin{aligned} \text{minimalkan } & \sum_{k=1}^{K_0} e^{a_{0k}^T y + b_{0k}} \\ \text{dengan batasan } & \sum_{k=1}^{K_i} e^{a_{ik}^T y + b_{ik}} \leq 1, i = 1,2, \dots, m \\ & e^{g_i^T y + h_i} = 1, i = 1,2, \dots, p \end{aligned}$$

https://doi.org/10.35877/mathscience3896

OPEN ACCESS

ISSN : 2776-7922 (Print) / 2807-3037 (Online)

dimana $a_{ik} \in \mathbb{R}^n, i = 0,1, \dots, m$ dan $g_i \in \mathbb{R}^n, i = 1,2, \dots, p$.

3.2. Formulasi Masalah Konveks Setelah Transformasi

Selanjutnya, bentuk masalah optimisasi GP yang terakhir dikenakan logaritma natural sehingga diperoleh masalah

$$\text{minimalkan } \bar{f}_0(y) = \ln\left(\sum_{k=1}^{K_0} e^{a_{0k}^T y + b_{0k}}\right)$$

$$\text{dengan batasan } \bar{f}_i(y) = \ln\left(\sum_{k=1}^{K_i} e^{a_{ik}^T y + b_{ik}}\right) \le 0, i = 1,2, \dots, m$$

$$\bar{h}_i(y) = g_i^T y + h_i, i = 1,2, \dots, p.$$

Masalah optimisasi yang terakhir ini merupakan masalah optimisasi konveks sebab fungsi tujuan dan fungsi kendala yang ada merupakan fungsi konveks. Kekonveksan ini dapat diperiksa menggunakan sifat *log-sum-exp* (LSE).

3.3. Metode Penyelesaian

Dalam pengembangan dan penyelesaian masalah GP, berbagai pendekatan telah dikembangkan, terutama yang berbasis pada teori optimisasi konveks (Boyd & Vandenberghe, 2004). Tiga pendekatan utama yang paling sering digunakan dalam literatur adalah sebagai berikut:

(a). *Interior-Point Methods*, merupakan algoritma iteratif yang sangat efisien untuk menyelesaikan masalah optimisasi konveks, termasuk GP. Keunggulan utama dari metode ini adalah kemampuannya untuk menangani kelas fungsi yang bersifat halus (smooth) dan konveks secara langsung, dengan kompleksitas waktu yang relatif rendah untuk ukuran masalah yang besar. Buku Convex Optimization oleh Boyd dan Vandenberghe (2004) menyediakan landasan teoritis yang kuat mengenai metode ini dan aplikasinya pada berbagai model optimisasi konveks, termasuk GP.

(b). Perangkat Lunak Penyelesaian GP, beberapa perangkat lunak telah dikembangkan secara khusus untuk menangani formulasi dan penyelesaian masalah GP. Perangkat ini dirancang untuk memudahkan pengguna dalam membangun model dan menjalankan proses optimisasi secara numerik: CVX (untuk MATLAB), toolbox untuk pemodelan dan penyelesaian masalah optimisasi konveks, termasuk GP, mengubah masalah GP ke dalam bentuk standar yang dikenali oleh solver konveks dan dapat diunduh secara bebas melalui situs https://cvxr.com/cvx.; CVXPY (untuk Python), pustaka Python berbasis open-source yang sangat populer untuk formulasi masalah optimisasi konveks, mendukung berbagai solver, dan dapat digunakan untuk GP, dokumentasi resmi tersedia di https://www.cvxpy.org.; GPkit (untuk Python), dikembangkan untuk aplikasi rekayasa, GPkit menyediakan antarmuka sederhana untuk formulasi GP dan terintegrasi dengan solver yang mendukung bentuk eksponensial.

(c). Aproksimasi dan Penyelesaian Iteratif, untuk masalah-masalah yang tidak secara langsung memenuhi bentuk standar GP atau melibatkan ketidaksesuaian struktural, digunakan pendekatan aproksimasi atau iteratif. Dalam pendekatan ini, masalah non-GP atau non-konveks diaproksimasi melalui transformasi logaritmik atau relaksasi konveks, kemudian diselesaikan secara iteratif menggunakan metode konveks. Pendekatan semacam ini sangat relevan untuk kasus-kasus praktis yang kompleks dan telah banyak didiskusikan dalam literatur optimisasi lanjutan.

4. Pemetaan Literatur Tematik GP

https://doi.org/10.35877/mathscience3896

ISSN : 2776-7922 (Print) / 2807-3037 (Online)

Dalam dekade terakhir (2014-2024), *Geometric Programming* (GP) telah mengalami transformasi signifikan baik secara teoritis maupun praktis. Untuk memahami perkembangan multidimensi ini secara komprehensif, makalah ini menyajikan pemetaan literatur terstruktur yang mengorganisasikan temuan penelitian ke dalam tiga poros utama: Perkembangan Teoritis dan Metodologis, Integrasi dengan Teknologi Modern, serta Aplikasi dan Implementasi Praktis. Pemetaan ini bertujuan untuk mengartikulasikan tren penelitian dominan, mengidentifikasi terobosan metodologis, dan mengeksplorasi potensi implementasi GP dalam berbagai domain, termasuk kajian spesifik terkait kontribusi dan peluang di Indonesia.

4.1. Perkembangan Teoritis dan Metodologis

Perkembangan penelitian *Geometric Programming* (GP) dalam aspek teoritis dan metodologis selama dekade terakhir (2014–2024) dapat dikelompokkan ke dalam beberapa dimensi, diantaranya sebagai berikut.

(a) Inovasi Algoritma

Pada tahun 2014, Xu mengembangkan metode *successive convexification* untuk menyelesaikan *Signomial Geometric Programming* (SGP) secara global melalui transformasi bertahap ke bentuk GP standar, dilengkapi dengan analisis konvergensi serta validasi empiris pada tujuh kasus uji (Xu, 2014). Empat tahun kemudian, pada 2018, Agrawal dkk. memperkenalkan CVXPY 1.0 sebagai sistem reduksi dua tahap (analisis-kanonisasi) yang bertujuan mengubah masalah optimisasi menjadi bentuk standar *solver*, khususnya untuk program konveks (Agrawal dkk., 2018).

Selanjutnya, pada 2022, Das mengembangkan algoritma GP berbasis *weighted sum* untuk menangani ketidakpastian multidimensi dalam bentuk *fuzzy*, *intuitionistic fuzzy*, dan *neutrosophic*, dilengkapi studi kasus desain *gravel box* sebagai validasi numerik (Das, 2022). Di tahun yang sama, Amuji dkk. merancang metode konversi pemrograman linier ke bentuk geometri guna menghasilkan solusi optimal global dalam konteks perencanaan perkotaan, dengan keunggulan bahwa semua variabel berkontribusi aktif dan solusi dual optimal dapat diperoleh, sesuatu yang tidak dicapai oleh metode Simplex maupun *Interior Point* biasa (Amuji dkk., 2023).

Pada tahun 2024, beberapa inovasi algoritmik penting muncul secara bersamaan. Kan dkk. mengembangkan algoritma Newton–Krylov termodifikasi untuk meminimalkan fungsi *log-sum-exp* dalam GP. Algoritma ini berhasil mengatasi ketidakstabilan aproksimasi kuadratik melalui modifikasi Hessian (Kan dkk., 2024). Di sisi lain, Hassan Jibrin dkk. mengusulkan metode LPF sebagai pendekatan baru dalam penyelesaian GP, dengan pembuktian sifat teoritis berdasarkan kondisi KKT dan validasi numerik, tanpa mengubah struktur dasar model (Hassan Jibrin dkk., 2024).

Pada saat yang sama, Friedland dan Gaubert membuktikan eksistensi solusi dalam waktu polinomial (*poly-time computability*) untuk sejumlah kelas masalah GP spesifik melalui adaptasi metode *ellipsoid* dan *interior point* (Friedland & Gaubert, 2024). Sementara itu, Filabadi dan Chen memperkenalkan pendekatan relaksasi konveks berbasis *Exponential Conic Programming* (ECP) untuk menangani masalah SGP yang bersifat NP-Hard, dengan validasi menggunakan metode *interior point* modern (Filabadi & Chen, 2024).

(b) Generalisasi Model

Pada tahun 2015, Creese memberikan kontribusi pada pengembangan model GP melalui formulasi relasi desain yang independen terhadap parameter input, dengan fungsi produksi Cobb-Douglas sebagai bukti konsep, menunjukkan ekspansi teoritis yang signifikan tanpa fokus pada inovasi prosedural ataupun evaluasi kritis (Creese, 2015). Pada 2016, Iliman dan Wolff melakukan generalisasi GP dengan menciptakan kriteria non-negativitas baru untuk polinomial real, yang dikaitkan dengan sertifikat non-negativitas berbasis *circuit polynomials*, serta diperluas ke politop Newton dari simpleks sembarang (Iliman & Wolff, 2016). Dua tahun kemudian, Saab dkk. memformulasikan *Robust Geometric Program* (RGP) sebagai

https://doi.org/10.35877/mathscience3896

ISSN : 2776-7922 (Print) / 2807-3037 (Online)

program konveks melalui adaptasi *robust linear programming*, dengan penerapan dan studi komparatif pada desain pesawat (Saab dkk., 2018). Pada tahun yang sama, Islam dan Kundu memperluas GP ke ranah *neutrosophic* untuk menangani ketidakpastian multidimensi, dengan penekanan pada peningkatan kapabilitas teoritis dibandingkan pengembangan algoritmik (Islam & Kundu, 2018).

Pada tahun 2019, Ogura dkk. menggeneralisasi GP untuk penalaan parameter sistem linear positif, mencakup berbagai norma serta kasus *time-delay* (Ogura dkk., 2019). Mereka juga membuktikan bahwa penalaan parameter sistem linear positif untuk stabilitas dan ketahanan dapat diformulasikan sebagai GP eksak, dengan ekstensi ke sistem tertunda dan aplikasi pada sistem dinamika. Akhirnya, Agrawal dkk. memperkenalkan *log-log convex programming* sebagai generalisasi terhadap GP tradisional, mengembangkan kerangka *disciplined Geometric Programming* berbasis aturan komposisi fungsi dan mengimplementasikannya dalam CVXPY 1.0 melalui transformasi log-log (Agrawal dkk., 2019).

4.2. Integrasi dengan Teknologi Modern

D-LGP merupakan contoh sinergi antara kecerdasan buatan AI (pencarian pohon dinamis) dan optimisasi matematis, yang dirancang khusus untuk menyelesaikan tantangan *hybrid planning* pada sistem otonom, bukan sekadar optimisasi berbasis data atau paralelisasi komputasi (Xue dkk., 2024)

4.3. Aplikasi dan Implementasi Praktis

(a) Bidang Klasik

Contoh aplikasi klasik GP dalam optimisasi desain produk dan logistik, dengan keunggulan praktis berupa persamaan generik untuk analisis biaya, sebuah pendekatan yang telah matang dalam literatur rekayasa industry (Creese, 2014).

(b) Bidang *Emerging*

Penelitian dalam ranah *emerging* karena mengaplikasikan GP untuk menyelesaikan tantangan desain 3D ICs, sebuah teknologi pionir di industri semikonduktor yang belum menjadi arus utama (Wang & Lim, 2025).

(c) Potensi di Indonesia

Penelitian dengan potensi besar di Indonesia beserta relevansinya, diberikan pada tabel berikut.

Table 1: Tabel penelitian dengan potensi besar untuk diterapkan di Indonesia beserta relevansinya.

Penelitian	Relevansi dengan kondisi Indonesia
Hassan Jibrin dkk. (2024)	Solusi langsung untuk daerah dengan keterbatasan sumber daya
Filabadi & Chen (2024)	Tepat guna untuk sistem logistik dan distribusi antarpulau
Das (2022) dan Islam & Kundu (2018)	Relevan untuk pengambilan keputusan di tengah ketidakpastian data, efektif untuk evaluasi kebijakan dan mitigasi risiko
Amuji dkk. (2023)	Penting untuk perencanaan kota, termasuk pengembangan IKN

Penelitian-penelitian ini memiliki potensi tinggi untuk diadaptasi dan dikembangkan di Indonesia , baik dalam skema penelitian akademik maupun implementasi langsung oleh sektor pemerintah dan swasta.

5. Roadmap Penelitian GP di Indonesia

Berdasarkan tinjauan literatur terhadap perkembangan riset *Geometric Programming* (GP) selama periode 2014–2024, potensi pengembangan dan implementasi GP di Indonesia sangat besar. Namun, adopsi teknik ini masih terbatas, baik dalam konteks akademis maupun praktis.

Untuk mendorong pemanfaatan GP secara lebih luas di Indonesia, berikut roadmap penelitian dan pengembangan yang direkomendasikan:

5.1. Pengembangan Algoritma Khusus untuk Sektor Strategis

Perlu dikembangkan algoritma dan model GP yang spesifik untuk sektor-sektor kritis di Indonesia seperti energi terbarukan, logistik kepulauan, dan manajemen bencana. Model yang ada dapat dimodifikasi untuk menangani ketidakpastian iklim, kondisi geografis unik, serta dinamika sosial-ekonomi lokal.

5.2. Implementasi Praktis pada Studi Kasus Nasional

GP perlu diimplementasikan dalam studi kasus nyata di Indonesia, misalnya dalam optimisasi distribusi barang antarpulau, desain sistem tenaga surya/angin di daerah terpencil, atau perencanaan infrastruktur di Ibu Kota Nusantara (IKN). Hal ini akan memberikan bukti empiris tentang efektivitas GP dalam konteks lokal.

5.3. Integrasi GP dalam Kurikulum Teknik dan Matematika Terapan

GP belum banyak diajarkan di perguruan tinggi Indonesia. Rekomendasi kebijakan pendidikan adalah memasukkan GP sebagai topik opsional dalam kurikulum program studi Teknik Industri, Teknik Elektro, dan Matematika, sehingga lahir generasi peneliti dan praktisi yang akrab dengan metode ini.

5.4. Pengembangan Tools Lokal Berbasis Open Source

Agar lebih mudah diakses oleh peneliti dan praktisi lokal, GP perlu diintegrasikan dalam tools komputasi berbasis Python atau MATLAB yang tersedia secara bebas. Pengembangan modul GP sederhana berbasis CVXPY atau Octave dapat menjadi langkah awal.

5.5. Penelitian Interdisipliner dan Kolaboratif

GP dapat menjadi fondasi untuk penelitian lintas disiplin, seperti integrasi dengan machine learning untuk prediksi permintaan energi, atau dengan GIS untuk optimisasi rute distribusi. Dengan menggalakkan kolaborasi antar universitas dan industri, GP bisa menjadi solusi inovatif untuk tantangan nasional.

Roadmap ini bertujuan untuk menjembatani kesenjangan antara teori GP yang matang dan aplikasinya di lapangan, serta mendorong adopsi teknik ini dalam lingkaran akademik dan industri di Indonesia.

6. Kesimpulan

Geometric Programming (GP) merupakan teknik optimisasi nonlinier yang unik karena kemampuannya mentransformasikan masalah nonkonveks menjadi bentuk konveks melalui transformasi logaritmik. Selama dekade terakhir (2014–2024), GP mengalami perkembangan signifikan dalam inovasi algoritma (*successive convexification, weighted-sum fuzzy* GP), generalisasi model (*Robust* GP, *Neutrosophic* GP), serta integrasi dengan teknologi digital dan aplikasi praktis di bidang energi terbarukan dan logistik.

Analisis tematik menunjukkan bahwa penerapan GP di Indonesia masih sangat terbatas, hanya 20 publikasi terkait teridentifikasi, meskipun potensi adaptasinya tinggi, terutama untuk optimisasi sistem energi kepulauan, manajemen rantai pasok, dan perencanaan infrastruktur IKN. Implementasi lokal menghadapi tantangan seperti: (1) validasi model berbasis konteks lokal, (2) keterbatasan kapasitas komputasi, dan (3) kebutuhan kolaborasi multidisiplin. Namun, temuan ini dibatasi oleh cakupan literatur yang terindeks secara global.

Untuk menjawab tantangan ini, penelitian mendatang perlu fokus pada:

a. Pengujian kerangka GP dalam studi kasus nyata (seperti: desain mikro-grid atau logistik multikomoditas),

ISSN : 2776-7922 (Print) / 2807-3037 (Online)

b. Eksplorasi integrasi dengan metode AI/ML (seperti: *deep reinforcement learning* untuk sistem dinamik),
c. Pengembangan algoritma yang efisien untuk sumber daya terbatas.

Tinjauan ini memberikan landasan teoritis bagi pengembangan GP di Indonesia sekaligus mengidentifikasi peluang riset yang spesifik dan kontekstual.

References

Agrawal, A., Diamond, S., & Boyd, S. (2019). Disciplined Geometric Programming (arXiv:1812.04074). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1812.04074

Agrawal, A., Verschueren, R., Diamond, S., & Boyd, S. (2018). A rewriting system for convex optimization problems. Journal of Control and Decision, 5(1), 42–60. https://doi.org/10.1080/23307706.2017.1397554

Amuji, H. O., Nwachi, C. C., Okechukwu, B. N., Okeoma, I. O., & Inah, S. A. (2023). Approximating Linear Programming by Geometric Programming and Its Application to Urban Planning. 6(3).

Ben-Israel, A. (1968). Geometric Programming–Theory and Application (R. J. Duffin, E. L. Peterson and C. Zener). SIAM Review, 10(2), 235–236. https://doi.org/10.1137/1010047

Boyd, S. P., Kim, S.-J., Vandenberghe, L., & Hassibi, A. (2007). A tutorial on Geometric Programming. Optimization and Engineering, 8, 67–127. https://doi.org/10.1007/s11081-007-9001-7

Boyd, S. P., & Vandenberghe, L. (2004). Convex optimization. Cambridge University Press.

Chiang, M. (2005). Geometric Programming for communication systems. Now.

Creese, R. C. (2014). Geometric Programming—A Tool for Design and Cost Optimization.

Creese, R. C. (2015). Design Equations from Geometric Programming. International Journal of Electronics Mechanical and Mechatronics Engineering. https://doi.org/10.17932/IAU.IJEMME.m.21460604.2015.5/3.963-968

Das, P. (2022). Geometric Programming in Imprecise Domain with Application. 51.

Filabadi, M. D., & Chen, C. (2024). Exponential Conic Relaxations for Signomial Geometric Programming (arXiv:2406.05638). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.05638

Friedland, S., & Gaubert, S. (2024). Complexity of Geometric Programming in the Turing model and application to nonnegative tensors (arXiv:2301.10637). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.10637

Hassan Jibrin, W., Hassan, M., & Suleiman, K. (2024). Logarithmic Penalty Function Approach for Solving Multi-Objective Geometric Programming Problems. International Journal of Scientific Research in Multidisciplinary Studies, 10(11), 126–131.

Iliman, S., & Wolff, T. de. (2016). Lower Bounds for Polynomials with Simplex Newton Polytopes Based on Geometric Programming (arXiv:1402.6185). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1402.6185

Islam, S., & Kundu, T. (2018). Neutrosophic Goal Geometric Programming Problem based on Geometric Mean Method and its Application. 19.

Kan, K., Nagy, J. G., & Ruthotto, L. (2024). LSEMINK: A Modified Newton–Krylov Method for Log-Sum-Exp Minimization. 60, 618–635. https://doi.org/10.1553/etna_vol60s618

Nocedal, J., & Wright, S. J. (2006). Numerical optimization (2nd ed). Springer.

Ogura, M., Kishida, M., & Lam, J. (2019). Geometric Programming for Optimal Positive Linear Systems (arXiv:1904.12976). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1904.12976

Saab, A., Burnell, E., & Hoburg, W. W. (2018). Robust Designs via Geometric Programming (arXiv:1808.07192). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1808.07192

ISSN : 2776-7922 (Print) / 2807-3037 (Online)

Wang, R., & Lim, L.-H. (2025). Geometric Programming for 3D Circuits. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.01090

Xu, G. (2014). Global optimization of signomial Geometric Programming problems. 233(3), 500–510. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.10.016

Xue, T., Razmjoo, A., & Calinon, S. (2024). D-LGP: Dynamic Logic-Geometric Program for Reactive Task and Motion Planning (arXiv:2312.02731). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.02731