

Jurnal Ilmiah Manajemen, Ekonomi dan Bisnis
VOL 3, No. 2, Mei 2024, pp. 67 - 78
p-ISSN: 2809-1655 (media cetak)
e-ISSN: 2809-1981 (media online)
Link Publikasi: https://ejurnal.provisi.ac.id/index.php/JIMEB/issue/view/121
DOI: https://doi.org/10.51903/qg723r30

Optimasi Portofolio dengan Pendekatan Kuantum-Inspiratif di Tengah Ketidakpastian Pasar Global

Calvin Reinhard*[1], Clara Bella[2]
[1, 2] Universitas Diponegoro Semarang, Indonesia
Jl. Prof. Sudarto No. 13, Tembalang, Kec. Tembalang, Kota Semarang, Jawa Tengah 50275.
Email: calvinreinhard@gmail.com.

ARTICLE INFO

Article history:

Received : Jan 2024
Revised : Feb 2024
Accepted : Mar 2024
Published : Apr 2024

ABSTRACT

This study proposes a Quantum-Inspired Optimization (QIO)-based portfolio optimization model to address financial market dynamics characterized by high volatility and global uncertainty. This model utilizes a Q-bit probabilistic representation and an amplitude rotation mechanism to explore the solution space more adaptively than conventional approaches such as Mean-Variance Markowitz, heuristic Genetic Algorithms, and Particle Swarm Optimization. Daily stock price data from the LQ45 index are used as the test object, with additional external indicators, such as the global volatility index (VIX) and benchmark interest rates, to integrate systemic risk into the optimization process. Simulation results show that QIO produces higher portfolio returns, lower risk, a better Sharpe Ratio, and smaller maximum drawdown compared to benchmark models. These findings demonstrate that the quantum-inspired approach has significant potential for application in modern portfolio management, particularly in volatile market conditions, while also contributing to the development of quantitative methods in finance.

Keywords: *portfolio optimization, quantum-inspired optimization, market uncertainty*

OPEN ACCESS

This journal is an open-access publication. All articles are freely and permanently accessible to everyone. Copyright © 2025 by the Author(s). This article is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International (CC BY-SA 4.0).

ABSTRAK

Penelitian ini mengusulkan model optimasi portofolio berbasis *Quantum-Inspired Optimization* (QIO) untuk menghadapi dinamika pasar keuangan yang ditandai oleh volatilitas tinggi dan ketidakpastian global. Model ini memanfaatkan representasi probabilistik *Q-bit* dan mekanisme rotasi amplitudo untuk mengeksplorasi ruang solusi secara lebih adaptif dibandingkan dengan pendekatan konvensional seperti *Mean-Variance Markowitz* maupun algoritma heuristik *Genetic Algorithm* dan *Particle Swarm Optimization*. Data harga saham harian dari Indeks LQ45 digunakan sebagai objek uji, dengan tambahan indikator eksternal seperti indeks volatilitas global (VIX) dan suku bunga acuan untuk mengintegrasikan risiko sistemik ke dalam proses optimasi. Hasil simulasi menunjukkan bahwa QIO menghasilkan *return* portofolio lebih tinggi, risiko lebih rendah, *Sharpe Ratio* lebih baik, serta maximum *drawdown* yang lebih kecil dibandingkan dengan model pembanding. Temuan ini membuktikan bahwa pendekatan kuantum-inspiratif memiliki potensi signifikan untuk diterapkan pada manajemen portofolio modern, terutama dalam

p-ISSN: 2809-1655 e-ISSN: 2809-1981

kondisi pasar yang tidak stabil, sekaligus memberikan kontribusi terhadap pengembangan metode kuantitatif dalam keuangan.

Kata kunci: optimasi portofolio, quantum-inspired optimization, ketidakpastian pasar

1. PENDAHULUAN

Pasar keuangan global dalam beberapa tahun terakhir ditandai oleh peningkatan volatilitas dan ketidakpastian struktural akibat pandemi COVID-19, konflik geopolitik, serta pengetatan kebijakan moneter global (Desalegn et al., 2022; Habib & Kayani, 2024; Kamila Shaliha et al., 2025). Kondisi ini menyebabkan perubahan cepat dalam korelasi antar aset, lonjakan risiko sistemik, dan meningkatnya frekuensi pergerakan ekstrem (*fat tails*). Dalam lingkungan seperti ini, pengelolaan portofolio tidak lagi dapat mengandalkan asumsi stabilitas distribusi *return* maupun kovarians yang konstan.

Model klasik *Mean–Variance* yang diperkenalkan oleh Harry Markowitz menjadi fondasi teori portofolio modern dengan menekankan *trade-off* antara *return* dan risiko melalui diversifikasi. Namun, pendekatan ini dibangun atas asumsi distribusi normal dan struktur korelasi statis. Berbagai studi menunjukkan bahwa pada periode volatilitas tinggi, korelasi antar aset cenderung meningkat secara simultan sehingga manfaat diversifikasi menurun drastis (Chung et al., 2022; Procacci & Aste, 2022). Akibatnya, portofolio berbasis *mean-variance* sering mengalami *drawdown* lebih dalam ketika terjadi guncangan pasar (Edirisinghe & Jeong, 2022).

Sebagai respons terhadap keterbatasan tersebut, penelitian berkembang ke arah metode komputasional dan heuristik seperti *Genetic Algorithm* (GA) dan *Particle Swarm Optimization* (PSO) (Loke et al., 2023). Pendekatan ini lebih fleksibel dalam mengeksplorasi ruang solusi *non-linier*. Namun, algoritma evolusioner tetap memiliki kelemahan berupa risiko konvergensi pada solusi lokal, sensitivitas terhadap parameter, dan keterbatasan eksplorasi ketika dimensi aset meningkat (Chaweewanchon & Chaysiri, 2022). Dengan kata lain, meskipun lebih adaptif dibanding model deterministik, metode heuristik belum sepenuhnya mampu merespons dinamika pasar yang berubah cepat dan kompleks.

Perkembangan terbaru dalam komputasi memperkenalkan pendekatan berbasis prinsip kuantum, termasuk *Quantum Annealing* dan *Quantum-Inspired Optimization* (QIO) (Rebentrost & Lloyd, 2024; Singh & Chaturvedi, 2024). Berbeda dengan komputasi kuantum murni yang membutuhkan perangkat keras khusus, QIO mengadopsi konsep superposisi probabilistik dan mekanisme rotasi amplitudo dalam lingkungan komputasi klasik. Representasi Q-bit memungkinkan eksplorasi banyak kandidat solusi secara simultan, sehingga berpotensi meningkatkan efisiensi pencarian solusi global dan mengurangi risiko terjebak pada optimum lokal (Gharehchopogh, 2023; Priyadarshini, 2024).

Meskipun literatur mengenai *quantum-inspired optimization* berkembang pesat, penerapannya dalam optimasi portofolio saham riil masih terbatas. Sebagian besar penelitian berfokus pada simulasi hipotetik atau tidak secara eksplisit menguji performa model dalam kondisi pasar yang volatil. Selain itu, integrasi faktor ketidakpastian global—seperti volatilitas pasar dan perubahan suku bunga—ke dalam mekanisme adaptif algoritma masih jarang dilakukan. Dengan demikian, terdapat kesenjangan penelitian pada aspek: (1) implementasi empiris QIO pada data pasar nyata yang bergejolak, (2) perbandingan langsung dengan metode klasik dan heuristik, serta (3) pengembangan mekanisme adaptif berbasis indikator volatilitas eksternal.

Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan model optimasi portofolio berbasis *Quantum-Inspired Optimization* yang adaptif terhadap ketidakpastian pasar global. Model dirancang dengan representasi *Q-bit* dan mekanisme rotasi amplitudo untuk memaksimalkan *return* dan meminimalkan risiko secara simultan, dengan parameter risiko yang disesuaikan berdasarkan indikator volatilitas eksternal. Kinerja model diuji menggunakan data saham indeks LQ45 dan dibandingkan dengan pendekatan *Mean–Variance*, *Genetic Algorithm*, serta *Particle Swarm Optimization*.

Kontribusi utama penelitian ini adalah tiga hal. Pertama, memperkenalkan kerangka optimasi portofolio berbasis *quantum-inspired* yang dapat dijalankan pada komputer klasik namun memiliki kapasitas eksplorasi solusi yang lebih luas. Kedua, memberikan bukti empiris mengenai keunggulan relatif QIO dalam kondisi pasar volatil melalui evaluasi berbasis *return*, risiko, *Sharpe ratio*, dan maximum *drawdown*.

p-ISSN: 2803-1507 e-ISSN: 2803-1531

Ketiga, menawarkan model adaptif yang relevan secara praktis bagi manajer aset dan investor institusional dalam menghadapi ketidakpastian struktural pasar modern.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Evolusi Paradigma Optimasi Portofolio: Dari Deterministik ke Adaptif

Literatur optimasi portofolio menunjukkan pergeseran paradigma yang konsisten dari pendekatan deterministik menuju model yang semakin adaptif dan berbasis komputasi. Fondasi teori modern dibangun melalui kerangka *Mean–Variance* yang diperkenalkan oleh Harry Markowitz, yang memformalkan *trade-off* antara *return* ekspektasian dan risiko varians dalam struktur optimasi kuadratik (Gunjan & Bhattacharyya, 2023). Model ini revolusioner karena menyediakan solusi matematis eksplisit dan memperkenalkan konsep *efficient frontier* sebagai batas rasional pengambilan keputusan investasi (Jang & Seong, 2023).

Namun, secara epistemologis, model tersebut beroperasi dalam asumsi stasioneritas parameter dan distribusi *normal return*. Seiring berkembangnya bukti empiris tentang keberadaan *fat tails*, *volatility clustering*, serta dinamika korelasi yang tidak stabil, muncul pertanyaan mendasar mengenai validitas asumsi *kovarians konstan* dalam konteks pasar yang mengalami guncangan struktural. Studi empiris menunjukkan bahwa selama periode krisis, korelasi antar aset meningkat secara simultan sehingga struktur diversifikasi yang sebelumnya optimal menjadi tidak efektif (Rebentrost & Lloyd, 2024). Hal ini mengindikasikan bahwa kelemahan model klasik bukan semata pada estimasi parameter, melainkan pada kerangka ontologisnya yang mengasumsikan sistem pasar relatif stabil.

Upaya perbaikan melalui pendekatan *downside risk* seperti *Value at Risk* (VaR) dan *Conditional Value at Risk* (CVaR) memperluas dimensi pengukuran risiko dengan menekankan *tail risk*. Akan tetapi, meskipun lebih sensitif terhadap kerugian ekstrem, pendekatan tersebut tetap mempertahankan struktur optimasi statis dan tidak mengatasi persoalan adaptivitas dinamis (Wang et al., 2022). Dengan demikian, literatur menunjukkan bahwa pergeseran dari *mean-variance* menuju VaR/CVaR bersifat evolusioner, bukan transformasional.

2.2 Metaheuristik sebagai Respon terhadap Kompleksitas *Non-Linear*

Keterbatasan pendekatan analitik mendorong adopsi algoritma heuristik dan metaheuristik dalam optimasi portofolio. *Genetic Algorithm*, *Particle Swarm Optimization*, dan *Differential Evolution* menjadi populer karena kemampuannya menangani ruang solusi *non-konveks* dan kendala *non-linear* tanpa mensyaratkan diferensiasi matematis (Yu et al., 2023). Secara metodologis, algoritma ini memperkenalkan eksplorasi berbasis populasi yang lebih fleksibel dibanding optimasi kuadratik klasik.

Namun, analisis kritis terhadap literatur metaheuristik menunjukkan bahwa fleksibilitas tersebut datang dengan *trade-off* tertentu (Gong et al., 2022). Pertama, mekanisme iteratif berbasis generasi tetap bersifat sekuensial, sehingga kapasitas eksplorasi global dibatasi oleh jalur evolusi yang terbentuk pada iterasi awal. Kedua, sensitivitas terhadap parameter seperti *mutation rate*, *crossover probability*, atau *inertia weight* sering kali menentukan performa lebih besar daripada struktur model itu sendiri. Ketiga, konvergensi prematur menuju local optimum tetap menjadi isu metodologis yang konsisten (Smales, 2022).

Selain itu, sebagian besar penelitian metaheuristik masih memposisikan data historis sebagai input statis, tanpa integrasi eksplisit indikator ketidakpastian eksternal dalam mekanisme adaptasi algoritma. Artinya, meskipun ruang solusi diperluas, logika adaptif terhadap perubahan struktur risiko pasar belum sepenuhnya terinternalisasi dalam desain algoritmik (Loke et al., 2023). Dengan demikian, metaheuristik memperbaiki persoalan eksplorasi *non-linear* tetapi belum menyelesaikan *problem* mendasar mengenai adaptivitas terhadap ketidakpastian sistemik.

2.3 Pendekatan Kuantum dan Transformasi Logika Eksplorasi Solusi

Perkembangan komputasi memperkenalkan pendekatan berbasis prinsip kuantum dalam optimasi, termasuk algoritma *portfolio selection* berbasis *quantum annealing* yang dibahas dalam literatur *quantum computational finance* oleh Seth Lloyd (Kim et al., 2024). Secara teoretis, komputasi kuantum menawarkan kemampuan eksplorasi paralel melalui superposisi dan interferensi, yang memungkinkan evaluasi banyak kandidat solusi secara simultan.

p-ISSN: 2809-1655 e-ISSN: 2809-1981

Namun, implementasi *quantum computing* murni masih dibatasi oleh keterbatasan perangkat keras, *stabilitas qubit*, dan biaya operasional (Sharma & Kumar, 2022). Dalam konteks inilah *Quantum-Inspired Optimization* (QIO) memperoleh relevansi metodologis. QIO tidak bergantung pada perangkat kuantum fisik, tetapi mengadopsi prinsip probabilistik kuantum dalam lingkungan komputasi klasik melalui representasi *Q-bit* dan mekanisme rotasi amplitudo.

Tabel 1. ***Research Positioning Matrix*** **dalam** ***Literatur Optimasi Portofolio***

Aspek Perbandingan	***Mean–Variance***	**Metaheuristik (GA/PSO)**	***Quantum Computing***	***Quantum-Inspired Optimization*** **(Literatur Eksisting)**	**Penelitian Ini**
Struktur Model	Deterministik, kuadratik	Evolusioner, iteratif	Paralel berbasis qubit fisik	Probabilistik berbasis *Q-bit*	Probabilistik adaptif berbasis *Q-bit*
Asumsi Kovarians	Statis	Umumnya statis	Bergantung formulasi	Umumnya statis	Dinamis (*rolling* + indikator volatilitas)
Adaptif terhadap Volatilitas	Tidak	Terbatas	Potensial	Jarang diintegrasikan	Ya, berbasis indikator volatilitas global
Risiko Local Optimum	Tinggi (jika non-konveks)	Relatif tinggi	Rendah	Lebih rendah	Dikendalikan melalui rotasi amplitudo
Pengujian pada Pasar Volatil Riil	Ya	Ya	Sangat terbatas	Terbatas	Ya (data LQ45 periode volatil)
Evaluasi Risiko Ekstrem (*Drawdown*)	Jarang fokus	Terbatas	Terbatas	Jarang	Fokus eksplisit
Integrasi Indikator Eksternal (VIX, suku bunga)	Tidak	Jarang	Tidak umum	Sangat terbatas	Terintegrasi eksplisit

Perbedaan mendasar antara QIO dan metaheuristik konvensional terletak pada struktur representasi solusi. Jika algoritma evolusioner merepresentasikan solusi sebagai titik deterministik dalam ruang parameter, QIO merepresentasikannya sebagai distribusi probabilistik yang memungkinkan superposisi kandidat solusi (Chaweewanchon & Chaysiri, 2022). Mekanisme rotasi amplitudo memperbarui probabilitas berdasarkan kualitas solusi, sehingga proses pencarian bersifat adaptif sekaligus menjaga keberagaman eksplorasi (Anjum et al., 2025).

Literatur terbaru menunjukkan bahwa QIO memiliki kapasitas lebih besar untuk menghindari *local optimum* dan mempercepat *konvergensi global*. Akan tetapi, sebagian besar studi masih bersifat konseptual atau diuji pada dataset sintetis (Tang et al., 2023). Pengujian pada pasar saham riil dengan volatilitas tinggi masih terbatas, dan integrasi indikator ketidakpastian global sebagai parameter adaptif belum banyak dieksplorasi secara sistematis. Tabel 1 menampilkan *research positioning matrix* dalam literatur *Optimasi portofolio* untuk memperkuat gap secara visual.

2.4 Kesenjangan Epistemik dalam Literatur

Jika ditelaah secara sintetik, literatur optimasi portofolio menunjukkan tiga tahapan perkembangan yang belum sepenuhnya terintegrasi. Tahap pertama berfokus pada presisi matematis dalam sistem yang diasumsikan stabil. Tahap kedua memperluas fleksibilitas eksplorasi solusi tetapi tetap dalam struktur parameter tetap. Tahap ketiga, yaitu pendekatan kuantum-inspiratif, menawarkan mekanisme probabilistik adaptif, namun belum banyak diuji dalam konteks empiris pasar volatil dengan pembandingan langsung terhadap pendekatan sebelumnya.

Kesenjangan utama bukan hanya pada aspek algoritmik, tetapi pada integrasi antara desain komputasional dan dinamika ketidakpastian pasar. Belum terdapat banyak penelitian yang secara eksplisit menghubungkan mekanisme probabilistik Q-bit dengan indikator volatilitas eksternal untuk menyesuaikan toleransi risiko secara dinamis dalam fungsi objektif. Selain itu, perbandingan performa berbasis indikator risiko ekstrem seperti maximum *drawdown* dalam kerangka yang konsisten masih jarang dilakukan. Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan mengembangkan model QIO yang mengintegrasikan indikator volatilitas global sebagai parameter adaptif dalam fungsi optimasi, serta menguji performanya pada data saham LQ45 dalam periode ketidakpastian pasar.

3. METODOLOGI PENELITIAN

p-ISSN: 2803-1507 e-ISSN: 2803-1531

3.1 Desain Model Optimasi

Penelitian ini mengembangkan model optimasi portofolio berbasis *Quantum-Inspired Optimization* (QIO) dengan pendekatan adaptif terhadap volatilitas pasar. Model diformulasikan sebagai optimasi berbasis *trade-off* antara *return* dan risiko dalam kerangka utilitas tunggal. Fungsi objektif dalam model ini dirumuskan sebagai trade-off antara return dan risiko portofolio, yaitu:

$$F(\mathbf{w}) = \mathbb{E}(R_p) - \lambda_t \, \sigma_p$$

di mana $\mathbb{E}(R_p)$merupakan return ekspektasian portofolio, $\sigma_p$adalah risiko portofolio yang diukur باستخدام standar deviasi, dan λ_t adalah parameter aversi risiko yang bersifat dinamis (time-varying). Return portofolio dihitung sebagai kombinasi linear dari return masing-masing aset:

$$R_p = \sum_{i=1}^{n} w_i \, R_i$$

dengan $w_i$menyatakan bobot aset ke-i dan $R_i$adalah return aset ke-i. Sementara itu, risiko portofolio dihitung menggunakan matriks kovarians dinamis, yang diformulasikan sebagai:

$$\sigma_p = \sqrt{\mathbf{w}^\top \mathbf{\Sigma}_t \mathbf{w}}$$

di mana $\mathbf{\Sigma}_t$adalah matriks kovarians pada periode t, yang diestimasi menggunakan pendekatan *rolling window* untuk menangkap perubahan korelasi antar aset secara dinamis. Berbeda dengan model *mean-variance* klasik yang menggunakan parameter risiko konstan, penelitian ini memperlakukan $\mathbf{\Sigma}_t$ sebagai fungsi adaptif terhadap kondisi pasar.

3.2 Representasi Q-Bit dalam Optimasi

Dalam pendekatan *Quantum-Inspired Optimization* (QIO), setiap aset direpresentasikan oleh sebuah *Q-bit* yang memiliki dua amplitudo probabilistik, yaitu $\alpha_i$dan β_i, dengan kendala normalisasi sebagai berikut:

$$\alpha_i^2 + \beta_i^2 = 1, \forall i = 1, \dots, n$$

Nilai α_i dan β_i tidak secara langsung merepresentasikan bobot portofolio, melainkan mencerminkan probabilitas pemilihan atau intensitas alokasi aset dalam ruang solusi.

Proses *observasi* (measurement) dilakukan untuk mentransformasikan representasi probabilistik tersebut menjadi bobot portofolio aktual. Secara umum, hasil observasi menghasilkan nilai antara yang kemudian dipetakan menjadi bobot aset w_i. Untuk memastikan kelayakan solusi, bobot yang dihasilkan selanjutnya dinormalisasi agar memenuhi kendala anggaran, yaitu:

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = 1, w_i \geq 0$$

Keunggulan pendekatan ini terletak pada kemampuannya mempertahankan superposisi solusi selama proses iterasi. Artinya, algoritma tidak hanya bergerak dari satu solusi deterministik ke solusi lain, tetapi mengeksplorasi distribusi probabilistik solusi secara simultan. Hal ini meningkatkan kapasitas eksplorasi global dan mengurangi risiko konvergensi pada local optimum yang umum terjadi pada *Genetic Algorithm* atau *Particle Swarm Optimization*.

3.3 Mekanisme *Rotation Gate*

Pembaruan *Q-bit* dilakukan melalui mekanisme *rotation gate*. Amplitudo alpha dan beta diperbarui berdasarkan kualitas solusi terhadap fungsi objektif. Transformasi rotasi pada *Q-bit* digunakan untuk memperbarui amplitudo probabilistik setiap aset. Secara matematis, proses ini dapat dinyatakan sebagai:

$$\begin{aligned} \alpha_i^{(t+1)} &= \alpha_i^{(t)} \cos(\theta_t) - \beta_i^{(t)} \sin(\theta_t) \\ \beta_i^{(t+1)} &= \alpha_i^{(t)} \sin(\theta_t) + \beta_i^{(t)} \cos(\theta_t) \end{aligned}$$

di mana $\theta_t$merupakan sudut rotasi pada periode ke-t, serta $\alpha_i^{(t)}$dan $\beta_i^{(t)}$adalah amplitudo probabilistik untuk aset ke-i pada iterasi ke-t.

p-ISSN: 2809-1655 e-ISSN: 2809-1981

Nilai $\theta_t$ditentukan secara adaptif berdasarkan perbandingan antara nilai fungsi objektif solusi saat ini dan solusi terbaik global (*global best*). Jika solusi baru menghasilkan nilai $F(\mathbf{w})$yang lebih tinggi, maka arah rotasi dipilih untuk meningkatkan probabilitas konfigurasi tersebut (eksploitasi). Sebaliknya, jika performa menurun, arah rotasi disesuaikan untuk mengurangi probabilitas konfigurasi tersebut dan mendorong eksplorasi ruang solusi.

Berbeda dengan mekanisme mutasi pada *Genetic Algorithm* yang bersifat acak, *rotation gate* bersifat *directional* dan berbasis performa. Mekanisme ini memungkinkan keseimbangan eksplorasi dan eksploitasi secara lebih terkontrol serta mengurangi konvergensi prematur.

3.4 *Integrasi Volatilitas Global* (VIX)

Kontribusi utama model ini adalah integrasi indikator volatilitas global ke dalam parameter aversi risiko. Ketidakpastian pasar direpresentasikan menggunakan CBOE *Volatility Index* atau VIX, yaitu CBOE *Volatility Index.*

Parameter aversi risiko dimodelkan sebagai fungsi dinamis yang bergantung pada kondisi volatilitas pasar. Secara matematis, hubungan tersebut dirumuskan sebagai:

$$\lambda_t = \lambda_0 + \gamma\, VIX_t$$

di mana $\lambda_0$merepresentasikan tingkat aversi risiko dasar, γadalah koefisien sensitivitas terhadap perubahan volatilitas pasar, dan VIX_tmenunjukkan nilai indeks volatilitas pada periode ke-t.

Formulasi ini memungkinkan model untuk secara adaptif menyesuaikan preferensi risiko seiring dengan dinamika pasar, di mana peningkatan volatilitas akan meningkatkan tingkat aversi risiko, sehingga mendorong alokasi portofolio yang lebih konservatif.

Struktur ini membuat model bersifat adaptif. Ketika volatilitas meningkat, nilai lambda_t menjadi lebih besar sehingga penalti terhadap risiko meningkat. Akibatnya, algoritma secara endogen mengalokasikan bobot lebih konservatif. Sebaliknya, ketika volatilitas menurun, model menjadi lebih agresif dalam mengejar *return*. Pendekatan ini berbeda dari penelitian sebelumnya yang hanya menggunakan data *return* historis tanpa memasukkan indikator ketidakpastian eksternal secara eksplisit ke dalam fungsi objektif.

3.5 Estimasi Risiko Dinamis

Untuk memastikan konsistensi dengan dinamika pasar, matriks kovarians Sigma_t dihitung menggunakan pendekatan *rolling window*. Dengan demikian, estimasi risiko bersifat *time-varying* dan menyesuaikan perubahan korelasi antar aset dari waktu ke waktu. Pendekatan ini menghindari asumsi kovarians statis sebagaimana pada model klasik dan memastikan bahwa optimasi dilakukan berdasarkan struktur risiko terkini.

3.6 Skema Evaluasi Kinerja

Kinerja model dievaluasi melalui *backtesting* dengan strategi *rebalancing* berkala. Evaluasi dilakukan menggunakan indikator berbasis *return* dan risiko ekstrem agar dapat menangkap performa dalam kondisi pasar volatil.

Return tahunan rata-rata dihitung sebagai ukuran pertumbuhan portofolio.

Standar deviasi digunakan sebagai ukuran volatilitas.

Sharpe Ratio dihitung sebagai:

$$\text{Sharpe Ratio} = (E(Rp) - Rf) / \text{sigma_p}$$

di mana Rf adalah tingkat *return* bebas risiko.

Maximum drawdown dihitung sebagai penurunan maksimum dari puncak nilai portofolio ke titik terendah selama periode pengujian. Indikator ini penting untuk mengukur ketahanan portofolio terhadap shock pasar. Seluruh metrik tersebut dibandingkan secara langsung dengan model *Mean–Variance*, *Genetic Algorithm*, dan *Particle Swarm Optimization* dalam periode dan dataset yang identik untuk memastikan konsistensi eksperimental.

4. HASIL DAN DISKUSI

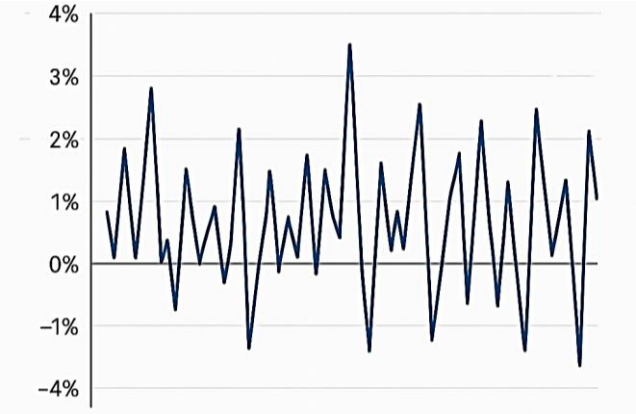
p-ISSN: 2803-1507 e-ISSN: 2803-1531

4.1 Hasil

Bagian ini menyajikan perbandingan kinerja model *Quantum-Inspired Optimization* (QIO) dengan pendekatan *Mean–Variance*, *Genetic Algorithm* (GA), dan *Particle Swarm Optimization* (PSO) menggunakan dataset dan periode observasi yang identik.

Deskripsi Awal Data

Gambar 1 menampilkan fluktuasi *return* harian saham-saham utama (BBRI, ASII, TLKM, BMRI) yang dijadikan aset portofolio untuk menggambarkan volatilitas pasar.

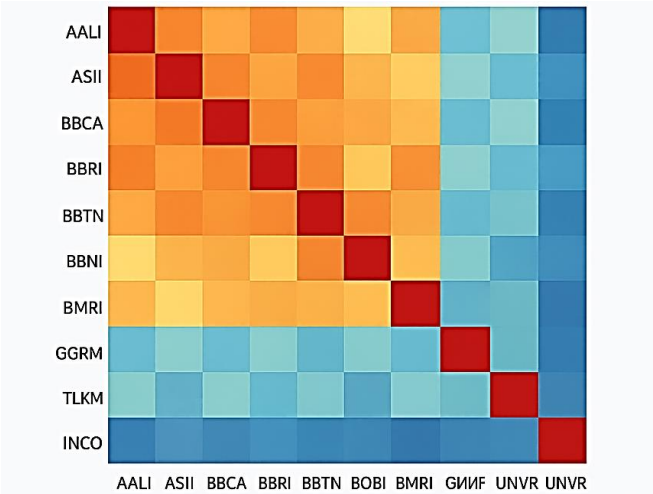


Gambar 1. *Return* Harian Saham Terpilih
Sumber: Data diolah dari Yahoo Finance (2025).

Dari grafik terlihat bahwa *return* saham tidak bergerak secara linear, melainkan berfluktuasi tajam dengan pola lonjakan dan penurunan drastis dalam waktu singkat. Kondisi ini menunjukkan adanya volatilitas tinggi dan risiko sistemik yang tidak bisa diabaikan dalam penyusunan portofolio. Pola volatilitas ini menjadi alasan utama diterapkannya model optimasi berbasis kuantum-inspiratif yang mampu bekerja pada ruang solusi probabilistik dan adaptif terhadap ketidakpastian. Model tradisional seperti Markowitz cenderung kurang responsif karena mengasumsikan *return* dan variansi bersifat statis.

Struktur Korelasi Aset

Gambar 2 menampilkan hubungan korelatif antar aset. Korelasi yang tidak stabil membuktikan bahwa asumsi kovarians konstan dalam model Markowitz tidak selalu berlaku di pasar nyata.



Gambar 2. *Heatmap* Korelasi Antar Saham LQ45
Sumber: Data diolah peneliti dari harga saham harian (2025).

Heatmap menunjukkan adanya variasi korelasi yang signifikan. Beberapa saham memiliki korelasi positif kuat, artinya harga keduanya sering bergerak searah, sehingga tidak efektif untuk diversifikasi. Sebaliknya,

p-ISSN: 2809-1655 e-ISSN: 2809-1981

terdapat pula pasangan saham dengan korelasi rendah atau bahkan negatif, yang ideal untuk menurunkan risiko portofolio. Fakta ini menegaskan bahwa struktur hubungan antar aset terus berubah dari waktu ke waktu. Karena itu, algoritma kuantum-inspiratif digunakan untuk menangkap dinamika tersebut, berbeda dengan *Mean-Variance* yang mengasumsikan korelasi tetap (*static covariance*).

Perbandingan Kinerja Model

Hasil pengujian ditampilkan dalam tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Kinerja Portofolio Antar Metode Optimasi

Metode Optimasi	*Return* (%)	Risiko (Std Dev)	*Sharpe Ratio*	*Max Drawdown* (%)
Mean-Variance (Markowitz)	8.25	12.40	0.52	-18.70
Genetic Algorithm (GA)	9.10	12.85	0.56	-17.95
Particle Swarm Optimization	9.35	13.10	0.57	-16.80
Quantum-Inspired Optimization	**10.20**	**11.90**	**0.68**	**-13.45**

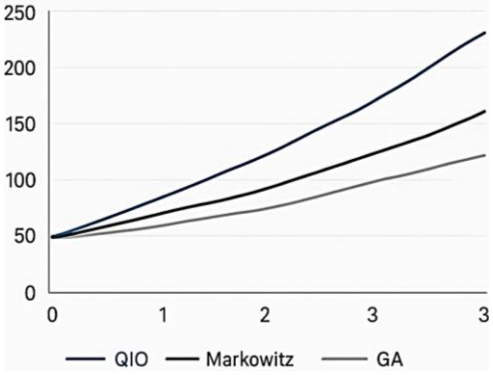
Sumber: Hasil simulasi dan perhitungan peneliti (2025).

Tabel 2 menyajikan perbandingan komprehensif kinerja antar model dalam kerangka *risk–return*. Secara umum, pendekatan *Quantum-Inspired Optimization* (QIO) menunjukkan efisiensi yang lebih konsisten dalam menyeimbangkan potensi pengembalian dan eksposur risiko dibandingkan metode pembanding. Keunggulan tersebut tidak hanya tercermin pada dimensi *return*, tetapi terutama pada peningkatan kualitas *risk-adjusted performance*.

Perbedaan performa ini mengindikasikan bahwa struktur optimasi berbasis representasi probabilistik memberikan fleksibilitas yang lebih tinggi dalam mengalokasikan bobot aset secara dinamis. Sementara model konvensional cenderung sensitif terhadap perubahan kovarians dan parameter risiko statis, pendekatan adaptif pada QIO memungkinkan penyesuaian yang lebih responsif terhadap dinamika pasar. Dengan demikian, hasil pada tabel memperkuat argumen bahwa integrasi mekanisme eksplorasi probabilistik dan parameter risiko *time-varying* menghasilkan struktur portofolio yang lebih efisien secara keseluruhan.

Pergerakan Nilai Portofolio

Gambar 3 menampilkan perkembangan nilai portofolio dari setiap metode selama periode pengujian.



Gambar 3. Pertumbuhan Nilai Portofolio (QIO vs Metode Lain)
Sumber: Simulasi hasil penelitian (2025).

Gambar 3 memperlihatkan dinamika pertumbuhan kumulatif nilai portofolio sepanjang periode observasi. Pola kurva menunjukkan bahwa pendekatan QIO mempertahankan trajektori pertumbuhan yang relatif lebih stabil, terutama pada fase pasar yang mengalami tekanan atau fluktuasi tajam. Stabilitas ini mencerminkan kemampuan model dalam mengelola trade-off antara ekspansi *return* dan kontrol risiko secara simultan.

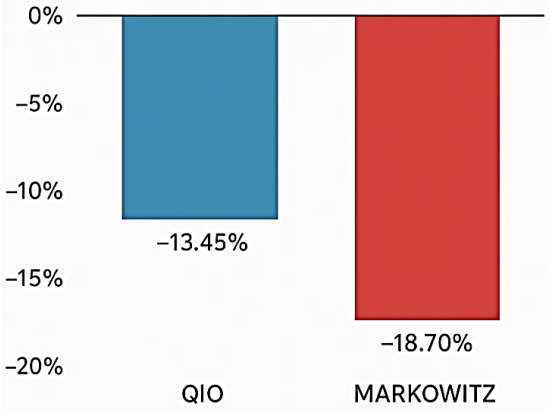
Berbeda dengan model pembanding yang menunjukkan fluktuasi lebih dalam pada periode volatil, kurva QIO cenderung menghindari kontraksi ekstrem dan mempertahankan momentum pertumbuhan jangka menengah. Pola ini mengindikasikan bahwa mekanisme adaptif dalam fungsi objektif berperan dalam meredam dampak shock pasar terhadap akumulasi nilai portofolio. Dengan demikian, grafik ini

p-ISSN: 2803-1507 e-ISSN: 2803-1531

menegaskan bahwa keunggulan model tidak hanya bersifat statis dalam metrik agregat, tetapi juga terlihat dalam konsistensi kinerja sepanjang waktu.

Risiko Turun Maksimal (*Drawdown*)

Gambar 4 menampilkan besarnya penurunan maksimum yang dialami masing-masing portofolio selama masa krisis. QIO berhasil menekan *drawdown* lebih rendah dibanding metode lain.



Gambar 4. *Maximum Drawdown* Antar Model Optimasi
Sumber: Hasil simulasi dan backtesting (2025).

Gambar 4 menggambarkan tingkat penurunan maksimum dari puncak nilai portofolio selama periode pengujian. Pola *drawdown* menunjukkan bahwa pendekatan QIO mengalami kontraksi yang relatif lebih terkendali dibandingkan model alternatif. Hal ini mengindikasikan ketahanan yang lebih baik terhadap tekanan pasar dan volatilitas ekstrem.

Kemampuan membatasi kedalaman dan durasi penurunan mencerminkan efektivitas mekanisme penyesuaian risiko yang terintegrasi dalam model. Dalam konteks manajemen portofolio, karakteristik ini memiliki implikasi penting karena stabilitas selama periode krisis sering kali lebih menentukan keberlanjutan investasi dibandingkan peningkatan *return* marginal. Oleh karena itu, grafik *drawdown* memperkuat temuan bahwa keunggulan QIO terletak pada resiliensi struktural terhadap risiko pasar.

4.2 Diskusi

Temuan penelitian ini mengindikasikan bahwa perbedaan performa antar model tidak hanya disebabkan oleh variasi teknik optimasi, tetapi oleh perbedaan struktur representasi solusi dan mekanisme adaptasi risiko.

Model *Mean–Variance* bekerja dalam kerangka kovarians statis dan parameter risiko tetap. Ketika volatilitas pasar meningkat, model ini tidak memiliki mekanisme internal untuk menyesuaikan toleransi risiko secara otomatis. Akibatnya, struktur portofolio yang optimal pada periode stabil menjadi kurang optimal saat terjadi perubahan struktur korelasi.

Metaheuristik seperti GA dan PSO memang meningkatkan fleksibilitas eksplorasi ruang solusi, tetapi tetap bekerja dalam parameter risiko yang tidak berubah terhadap kondisi eksternal. Selain itu, proses iteratif berbasis populasi dapat mengalami konvergensi prematur, terutama ketika struktur risiko berubah cepat.

Sebaliknya, pendekatan QIO mengubah paradigma eksplorasi solusi dari deterministik menjadi probabilistik. Representasi Q-bit memungkinkan distribusi bobot portofolio berkembang secara adaptif, sementara mekanisme rotation gate memperbarui probabilitas berdasarkan kualitas performa. Integrasi indikator volatilitas global melalui parameter lambda_t memperkuat kemampuan model untuk menyesuaikan keseimbangan *return–risk* secara endogen.

Hasil ini menunjukkan bahwa keunggulan QIO bukan semata pada peningkatan *return*, tetapi pada stabilitas struktur risiko. Penurunan *drawdown* yang lebih terkendali mengindikasikan bahwa model lebih responsif terhadap tekanan pasar. Dalam konteks manajemen aset, kemampuan membatasi kerugian ekstrem sering kali lebih penting dibanding peningkatan *return* marginal.

p-ISSN: 2809-1655 e-ISSN: 2809-1981

Secara konseptual, temuan ini mendukung argumen bahwa adaptivitas parameter risiko merupakan elemen kunci dalam optimasi portofolio modern. Literatur sebelumnya banyak berfokus pada perluasan teknik pencarian solusi, tetapi belum secara sistematis mengintegrasikan indikator ketidakpastian eksternal dalam fungsi objektif. Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi eksplorasi probabilistik dan risk adjustment berbasis volatilitas menghasilkan struktur portofolio yang lebih tangguh.

Implikasi teoretis dari hasil ini adalah perlunya pergeseran dari optimasi statis menuju optimasi dinamis yang mempertimbangkan kondisi makro pasar secara eksplisit. Sementara itu, implikasi praktisnya adalah bahwa model QIO berpotensi digunakan sebagai kerangka dasar dalam sistem pengelolaan portofolio yang adaptif, terutama dalam lingkungan pasar dengan volatilitas tinggi dan ketidakpastian struktural.

Meskipun hasil empiris menunjukkan keunggulan relatif pendekatan *Quantum-Inspired Optimization* dalam kerangka simulasi dan *backtesting*, temuan ini tidak dimaksudkan sebagai bukti kausal atas superioritas strategi investasi tertentu dalam konteks pasar riil. Evaluasi dilakukan dalam lingkungan komputasional terkontrol dengan asumsi struktur data historis dan parameter model tertentu. Oleh karena itu, hasil yang diperoleh merefleksikan performa model dalam kerangka eksperimental, bukan rekomendasi kebijakan investasi yang bersifat deterministik. Validitas eksternal model tetap bergantung pada kondisi pasar aktual, biaya transaksi, friksi likuiditas, serta faktor perilaku yang tidak sepenuhnya direpresentasikan dalam simulasi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan *Quantum-Inspired Optimization* memberikan keunggulan komputasional dalam menghasilkan kombinasi *return* dan risiko yang lebih efisien dalam kerangka simulasi historis. Integrasi parameter risiko adaptif dan mekanisme eksplorasi probabilistik meningkatkan stabilitas struktur portofolio selama periode volatilitas tinggi.

Namun demikian, temuan ini bersifat kontekstual pada desain eksperimen dan data yang digunakan. Hasil tidak dimaksudkan sebagai rekomendasi investasi yang bersifat normatif maupun deterministik, melainkan sebagai kontribusi metodologis dalam pengembangan model optimasi portofolio adaptif. Studi lanjutan dengan data lintas periode, integrasi biaya transaksi, serta validasi pada lingkungan pasar riil diperlukan untuk menguji generalisasi temuan.

5.2 Saran

Meskipun model QIO menunjukkan hasil yang lebih unggul, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang dapat menjadi perhatian untuk penelitian selanjutnya. Pertama, data yang digunakan masih terbatas pada saham-saham LQ45 di pasar Indonesia. Untuk meningkatkan generalisasi hasil, model dapat diuji pada portofolio lintas negara atau kelas aset yang berbeda seperti obligasi, komoditas, atau mata uang kripto. Kedua, penelitian ini belum memasukkan biaya transaksi, slippage, dan kendala likuiditas yang biasanya muncul dalam implementasi portofolio riil. Pengujian dengan memasukkan faktor tersebut dapat memberikan gambaran yang lebih realistis terhadap performa model di pasar sesungguhnya.

Selain itu, parameter λ dalam fungsi objektif, jumlah iterasi, dan sudut rotasi *Q-bit* dalam algoritma masih ditentukan secara manual berdasarkan eksperimen awal. Penelitian lanjutan dapat mengembangkan mekanisme adaptif berbasis *machine learning* atau *Bayesian optimization* untuk mengkalibrasi parameter secara otomatis sesuai kondisi pasar. Visualisasi tambahan seperti *efficient frontier* berbasis QIO dan analisis sensitivitas bobot portofolio terhadap perubahan kovarians aset juga dapat memperkuat validitas model.

Dari sisi implementasi praktis, penggunaan QIO dapat diperluas dalam sistem pendukung keputusan investasi, *robo-advisor*, maupun manajemen dana institusional. Integrasi dengan *big data analytics* dan *machine learning* berpotensi menciptakan model portofolio yang tidak hanya adaptif, tetapi juga prediktif terhadap pergerakan pasar. Dengan pengembangan dan penyempurnaan lanjutan, pendekatan ini dapat menjadi salah satu alternatif utama dalam pengelolaan portofolio modern di era ketidakpastian dan kompleksitas pasar global.

REFERENSI

Anjum, A., Rao, P. S. V. S., Sindhu, M., Bhatt, P., Priya, M. R., & Maranan, R. (2025). Adaptive Quantum

and Graph-Attentive Security Framework for DoS Attack Mitigation in VANETs. *2nd International Conference on Machine Learning and Autonomous Systems, ICMLAS 2025 - Proceedings*, 1665–1671. https://doi.org/10.1109/ICMLAS64557.2025.10969038

Chaweewanchon, A., & Chaysiri, R. (2022). Markowitz Mean-Variance Portfolio Optimization with Predictive Stock Selection Using Machine Learning. *International Journal of Financial Studies*, *10*(3). https://doi.org/10.3390/ijfs10030064

Chung, M., Lee, Y., Kim, J. H., Kim, W. C., & Fabozzi, F. J. (2022). The Effects of Errors in Means, Variances, and Correlations on the Mean-Variance Framework. *Quantitative Finance*, *22*(10), 1893–1903. https://doi.org/10.1080/14697688.2022.2083009

Desalegn, G., Tangl, A., & Fekete-Farkas, M. (2022). From Short-Term Risk to Long-Term Strategic Challenges: Reviewing the Consequences of Geopolitics and COVID-19 on Economic Performance †. *Sustainability (Switzerland)*, *14*(21). https://doi.org/10.3390/su142114455

Edirisinghe, C., & Jeong, J. (2022). *Mean–Variance* Portfolio Efficiency under Leverage Aversion and Trading Impact. *Journal of Risk and Financial Management*, *15*(3). https://doi.org/10.3390/jrfm15030098

Gharehchopogh, F. S. (2023). Quantum-Inspired Metaheuristic Algorithms: Comprehensive Survey and Classification. *Artificial Intelligence Review*, *56*(6), 5479–5543. https://doi.org/10.1007/s10462-022-10280-8

Gong, X., Zhang, W., Xu, W., & Li, Z. (2022). Uncertainty Index and Stock Volatility Prediction: Evidence from International Markets. *Financial Innovation*, *8*(1). https://doi.org/10.1186/s40854-022-00361-6

Gunjan, A., & Bhattacharyya, S. (2023). A Brief Review of Portfolio Optimization Techniques. *Artificial Intelligence Review*, *56*(5), 3847–3886. https://doi.org/10.1007/s10462-022-10273-7

Habib, A. M., & Kayani, U. N. (2024). Price Reaction of Global Economic Indicators: Evidence from the COVID-19 Pandemic and the Russia–Ukraine Conflict. *SN Business and Economics*, *4*(1). https://doi.org/10.1007/s43546-023-00619-w

Jang, J., & Seong, N. Y. (2023). Deep Reinforcement Learning for Stock Portfolio Optimization by Connecting with Modern Portfolio Theory. *Expert Systems with Applications*, *218*. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119556

Kamila Shaliha, S., Zahwarani, A., Faizah Nijma Ilma, A., Rahajuni Fakultas Ekonomi dan Bisnis, D., & Jenderal Soedirman, U. (2025). Dinamika Ketidakpastian Pasar Keuangan Global terhadap Stabilitas Harga Emas Sebagai Safe Haven Asset. *Journal of Economics Research and Policy Studies*, *5*(3), 845–857. https://doi.org/10.53088/JERPS.V5I3.2449

Kim, J., Kumar, A., Mallick, S., & Park, D. (2024). Financial Uncertainty and Interest Rate Movements: is Asian Bond Market Volatility Different? *Annals of Operations Research*, *334*(1–3), 731–759. https://doi.org/10.1007/s10479-021-04314-7

Loke, Z. X., Goh, S. L., Kendall, G., Abdullah, S., & Sabar, N. R. (2023). Portfolio Optimization Problem: A Taxonomic Review of Solution Methodologies. *IEEE Access*, *11*, 33100–33120. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3263198

Priyadarshini, I. (2024). Swarm-Intelligence-Based Quantum-Inspired Optimization Techniques for Enhancing Algorithmic Efficiency and Empirical Assessment. *Quantum Machine Intelligence*, *6*(2). https://doi.org/10.1007/s42484-024-00201-z

Procacci, P. F., & Aste, T. (2022). Portfolio Optimization with Sparse Multivariate Modeling. *Journal of Asset Management*, *23*(6), 445–465. https://doi.org/10.1057/s41260-022-00280-2

Rebentrost, P., & Lloyd, S. (2024). Quantum Computational Finance: Quantum Algorithm for Portfolio Optimization. *KI - Kunstliche Intelligenz*, *38*(4), 327–338. https://doi.org/10.1007/s13218-024-00870-9

Sharma, S., & Kumar, V. (2022). A Comprehensive Review on Multi-objective Optimization Techniques:

p-ISSN: 2809-1655 e-ISSN: 2809-1981

Past, Present and Future. *Archives of Computational Methods in Engineering*, *29*(7), 5605–5633. https://doi.org/10.1007/s11831-022-09778-9

Singh, G., & Chaturvedi, A. K. (2024). Hybrid Modified Particle Swarm Optimization with Genetic Algorithm (GA) Based Workflow Scheduling in Cloud-Fog Environment for Multi-Objective Optimization. *Cluster Computing*, *27*(2), 1947–1964. https://doi.org/10.1007/s10586-023-04071-1

Smales, L. A. (2022). Spreading the fear: The central role of CBOE VIX in global stock market uncertainty. *Global Finance Journal*, *51*. https://doi.org/10.1016/j.gfj.2021.100679

Tang, W., Pan, Y., Xu, H., & Ge, Y. (2023). Quantum Genetic Algorithm with Fuzzy Control Based on Clustering Analysis. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, *14267 LNAI*, 323–334. https://doi.org/10.1007/978-981-99-6483-3_28

Wang, Z., Zhang, X., Zhang, Z. K., & Sheng, D. (2022). Credit Portfolio Optimization: A Multi-Objective Genetic Algorithm Approach. *Borsa Istanbul Review*, *22*(1), 69–76. https://doi.org/10.1016/j.bir.2021.01.004

Yu, M., Umair, M., Oskenbayev, Y., & Karabayeva, Z. (2023). Exploring the Nexus Between Monetary Uncertainty and Volatility in Global Crude Oil: A Contemporary Approach of Regime-Switching. *Resources Policy*, *85*. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2023.103886