

INTEGRASI MODEL INDEKS TUNGGAL, AR-ARCH DAN SIMULASI HISTORIS UNTUK PENGUKURAN RISIKO PORTOFOLIO

Oleh :

Putri Anggraeni¹⁾, Ismail Djakaria²⁾, Agusyarif Rezka Nuha³⁾

^{1,2,3} Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Gorontalo
email: anggraeniputri2202@gmail.com

Informasi Artikel

Riwayat Artikel :

Submit, 26 Mei 2026

Revisi, 21 September 2026

Diterima, 23 September 2026

Publish, 24 September 2026

Kata Kunci :

Model Indeks Tunggal,

AR-ARCH,

Simulasi Historis,

Value at Risk,

Portofolio Saham.

ABSTRAK

Investasi dipasar modal mengandung risiko yang perlu dikelola secara cermat, terutama pada portofolio saham sektor keuangan yang rentan terhadap volatilitas pasar. Penelitian ini bertujuan untuk membentuk portofolio saham sektor keuangan yang optimal, memodelkan *return* portofolio menggunakan model AR-ARCH, serta mengukur nilai risiko menggunakan metode simulasi historis. Data yang digunakan adalah harga penutupan mingguan sepuluh saham sektor keuangan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia periode Januari 2021 hingga Desember 2025. Pendekatan yang diterapkan mengintegrasikan tiga metode secara sistematis, yaitu Model Indeks Tunggal untuk pembentukan portofolio optimal, model rata-rata konstan dan ARCH(1) untuk estimasi volatilitas return, dan simulasi historis untuk perhitungan *Value at Risk* (VaR). Hasil penelitian menunjukkan bahwa portofolio optimal terdiri dari tiga saham, yaitu NISP, BNGA, dan BMRI dengan proporsi masing-masing sebesar 45,13%, 44,15%, dan 10,71%. Model rata-rata konstan dan ARCH(1) terbukti efektif menangkap pola *volatility clustering* pada data *return* portofolio. Estimasi VaR pada tingkat kepercayaan 95% menghasilkan nilai sebesar 3,9990% atau Rp39.989.787,635 untuk investasi sebesar Rp1.000.000.000, yang berarti potensi kerugian maksimum portofolio dalam satu minggu tidak akan melampaui nilai tersebut.

This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license



Corresponding Author:

Nama: Putri Anggraeni

Afiliasi: Universitas Negeri Gorontalo

Email: anggraeniputri2202@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Investasi dipasar modal terus berkembang dan menarik minat investor, baik individu maupun institusional. Pasar modal menyediakan beragam instrumen investasi, seperti obligasi, reksa dana dan saham yang memungkinkan diversifikasi untuk menekan risiko dan meningkatkan potensi imbal hasil (Pratama dkk., 2022). Diversifikasi penting sebab setiap instrumen mempunyai karakteristik risiko dan *return* yang tidak sama, sehingga kombinasi yang tepat dapat mengurangi ketidakpastian portofolio. Namun, investasi dipasar modal juga mengandung berbagai risiko, seperti risiko pasar, likuiditas, dan keuangan yang dapat memengaruhi nilai investasi secara signifikan (Possumah dkk., 2023). Oleh karena itu manajemen risiko menjadi komponen

fundamental dalam proses investasi untuk mengidentifikasikan, mengukur, dan memitigasi potensi kerugian, serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih strategis (Dewi, 2023).

Salah satu pendekatan utama dalam pengelolaan risiko adalah pembentukan portofolio yang optimal, yang dapat meminimalkan risiko melalui kombinasi aset dengan koleransi rendah atau negatif (Wahyu dkk., 2022). Model Indeks Tunggal (Single Indeks Model) juga bisa dimanfaatkan untuk mengestimasi parameter risiko portofolio dengan menyederhanakan hubungan antar aset berdasarkan pergerakan indeks pasar umum, sehingga mempermudah proses pembentukan portofolio optimal secara efisien (Huda dkk., 2022). Model ini berguna untuk mengurangi kompleksitas perhitungan

yang dibutuhkan dalam diversifikasi portofolio skala besar (Possumah dkk., 2023). Selain itu, volatilitas menjadi indikator penting dalam penilaian risiko karena mencerminkan ketidastabilan harga aset. Semakin besar tingkat volatilitas, maka semakin tinggi juga ketidakpastian imbal hasil yang mungkin dialami investor. Oleh karena itu, estimasi risiko dan volatilitas harga saham menjadi krusial untuk meminimalkan kerugian potensial dan mengoptimalkan keuntungan investasi (Fadhilah dkk., 2024). Salah satu ukuran risiko yang banyak digunakan adalah *Value at Risk* (VaR), yaitu estimasi kerugian maksimum potensial pada tingkat kepercayaan dan periode waktu tertentu (Asrini Solihatun, 2023).

Metode simulasi historis sering digunakan untuk mengestimasi VaR karena tidak memerlukan asumsi distribusi dan mencerminkan kondisi pasar aktual (Devi dkk., 2022). Namun, metode ini kurang mampu menangkap dinamika volatilitas yang berubah dari waktu ke waktu (Irsan dkk., 2022). Untuk mengatasi keterbatasan ini model AR-ARCH dikembangkan, dimana model *Autoregressive* (AR) menangkap pola ketergantungan return, sedangkan ARCH menggambarkan perubahan varians yang dinamis (Dwi Murniati dkk., 2018).

Penelitian terdahulu telah mengkaji pengukuran risiko portofolio dengan berbagai metode. Asrini Solihatun (2023) meneliti tentang bagaimana menghitung nilai risiko (VaR) portofolio dan aset tunggal saham menggunakan pendekatan *variance-covariance* dan *historical simulation*, serta menemukan bahwa nilai VaR pada portofolio cenderung lebih kecil dibandingkan VaR aset tunggal akibat adanya efek diversifikasi. Selanjutnya, Sultra dkk. (2021) membahas pembentukan portofolio optimal menggunakan model *Markowitz*, kemudian mengestimasi VaR portofolio yang dihasilkan dengan metode simulasi historis untuk mengukur besarnya potensi kerugian berdasarkan data *return* historis. Lebih lanjut, Prihatiningsih dkk. (2020) membahas tentang pengukuran risiko portofolio melalui pendekatan VaR dan *Conditional Value at Risk* 1. (CVaR) dengan memodelkan volatilitas menggunakan ARIMA-GARCH serta mengestimasi risiko bivariat menggunakan *Copula Gumbel*.

Meskipun demikian, sebagian besar penelitian masih memisahkan pembentukan portofolio dengan 2. pemodelan dinamika *return* volatilitas. Beberapa penelitian berfokus pada optimasi portofolio menggunakan model indeks tunggal tanpa melibatkan pemodelan volatilitas yang lebih luas. Model AR-ARCH seringkali hanya digunakan untuk aset tunggal dalam pemodelan volatilitas, yang membuatnya sulit untuk menggambarkan risiko kolektif dalam portofolio yang beragam. Selain itu metode simulasi historis tradisional untuk memperkirakan *Value at Risk* (VaR) sering dianggap kurang fleksibel karena hanya menganalisis distribusi data historis tanpa memperhitungkan

heteroskedastisitas atau volatilitas yang berubah seiring waktu.

Oleh karena itu, penelitian ini menawarkan kontribusi akademik dengan mengintegrasikan ketiga pendekatan tersebut secara sistematis. Melalui integrasi ini, model indeks tunggal digunakan untuk menentukan bobot aset yang efisien, yang selanjutnya digunakan untuk menentukan volatilitasnya menggunakan model AR-ARCH guna mengatasi variabel yang tidak konstan. Hasil prediksi volatilitas tersebut kemudian diuraikan menjadi estimasi VaR berdasarkan simulasi historis untuk menghasilkan pengukuran risiko portofolio yang lebih komprehensif, akurat, dan fleksibel sesuai dengan situasi pasar saat ini.

2. METODE PENELITIAN

Metode yang diterapkan dalam penelitian ini adalah studi literatur dengan menelaah berbagai sumber seperti jurnal ilmiah, artikel, buku, serta referensi lain yang berkaitan dengan pengukuran risiko portofolio menggunakan model AR-ARCH dan *Value at Risk* (VaR) berbasis simulasi historis.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang berupa harga penutupan (*close price*) saham secara mingguan periode Januari 2021 hingga Desember 2025 yang diperoleh dari *Yahoo Finance* (<https://finance.yahoo.com>). Teknik penarikan sampel menggunakan *purposive sampling* dengan kriteria saham sektor keuangan yang terdaftar di BEI, termasuk dalam bank besar dan likuid, serta diperdagangkan secara aktif selama periode Januari 2021 hingga Desember 2025. Berdasarkan kriteria tersebut diperoleh 10 saham sampel, yaitu BBKA, BBRI, BMRI, BBNI, BRIS, BNGA, BDMN, NISP, BBTN, dan MEGA. Pengolahan data awal, perhitungan *return*, dan pembentukan portofolio menggunakan *Microsoft Excel*, sedangkan analisis lanjutan berupa estimasi model AR-ARCH dan estimasi VaR dengan simulasi historis dilakukan dengan *software Python*. Tahapan pengukuran risiko portofolio dilakukan sebagai berikut :

Kajian Literatur dan Rumusan Masalah dilakukan dengan menelaah teori terkait portofolio optimal, AR-ARCH, dan VaR simulasi historis, yang kemudian dilanjutkan dengan merumuskan masalah penelitian.

Pengumpulan Data dan Menghitung *return* dilakukan dengan mengumpulkan data harga penutupan mingguan saham sampel (P_t) dan menghitung nilai *return* saham serta indeks pasar ($IHSG_t$) (Rahmi Oktavia Maudinatul & Sunendiari, 2021).

$$R_{it} = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \quad 2.1$$

$$R_{Mt} = \ln \left(\frac{IHSG_t}{IHSG_{t-1}} \right) \quad 2.2$$

3. Membentuk portofolio optimal dilakukan untuk menyaring saham-saham sampel menggunakan Model Indeks Tunggal. Nilai keuntungan

ekspektasian saham $E(R_{it})$ dibandingkan dengan tingkat *return* bebas risiko (R_{BR}) yang dikonversi ke skala mingguan melalui pendekatan penyesuaian periode investasi bebas risiko (Rahmi Oktavia Maudinatul & Sunendiari, 2021):

$$R_{BRMingguan} = \frac{R_{BRtahunan}}{n} \quad 2.3$$

Terhadap saham yang lolos kriteria $E(R_{it}) > R_{BR}$, dihitung nilai Excess Return to Beta (ERB) dan pembatas akumulatif (C_i) untuk mengisolasi nilai pembatas tertinggi (C^*) guna menentukan bobot proporsi dana (W_i) dengan mengikuti pendekatan matematis dari Model Indeks Tunggal yang dikembangkan oleh (Rahmi Oktavia Maudinatul & Sunendiari, 2021) dan (Prof. Jogiyanto Hartono, 2022):

$$C_i = \frac{\sigma_m^2 \sum_{j=1}^i \frac{ERB_i \cdot \beta_i}{\sigma_{ei}^2}}{1 + \sigma_m^2 \sum_{j=1}^i \frac{\beta_i^2}{\sigma_{ei}^2}} \quad 2.4$$

$$R_p = \sum_{i=1}^n (W_i \cdot R_i) \quad 2.5$$

- Estimasi Model AR-ARCH dilakukan dengan menentukan orde AR dan ARCH melalui fungsi ACF dan PACF, kemudian mengestimasi parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) berdasarkan pemodelan volatilitas runtun waktu. Bentuk umum persamaan AR-ARCH dengan orde (p) dapat dituliskan sebagai berikut (Dwi Murniati dkk., 2018).

$$X_t = \phi_0 + \phi_1 X_{t-1} \varepsilon_t \quad 2.6$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad 2.7$$

- Pethitungan VaR dengan metode simulasi historis dilakukan dengan menyusun data sisaan yang lebih stabil, lalu menghitung nilai Value at Risk (VaR) portofolio pada tingkat kepercayaan 95% menggunakan pendekatan simulasi historis. Persamaan yang digunakan untuk menentukan nilai VaR melalui pendekatan simulasi historis dapat dituliskan sebagai berikut (Rafni & Agustina, 2025).

$$VaR = -V_0 \times P_\alpha \times \sqrt{t} \quad 2.8$$

Interpretasi hasil dilakukan dengan merumuskan kesimpulan akhir berdasarkan seluruh tahapan perhitungan yang diperoleh.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa harga penutupan (*close price*) mingguan dari saham perusahaan sektor keuangan yang aktif terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Periode pengamatan yang digunakan mencakup rentang waktu lima tahun, yaitu dari Januari 2021 hingga Desember 2025. Berdasarkan kriteria sampel saham yang memiliki tingkat likuiditas tinggi dan aktif diperdagangkan selama periode tersebut, terpilih 10 saham sektor keuangan yang digunakan dalam

analisis pembentukan portofolio optimal. Sepuluh saham tersebut disajikan pada tabel 1.

Table 1 Daftar saham

No	Nama Saham	Kode Saham
1	Bank Central Asia Tbk	BBCA
2	Bank Rakyat Indonesia Persero	BBRI
3	Bank Mandiri Persero Tbk PT	BMRI
4	Bank Negara Indonesia Tbk	BBNI
5	Bank Syariah Indonesia Tbk PT	BRIS
6	Bank Cimb Niaga Tbk	BNGA
7	Bank Danamon Indonesia Tbk	BDMN
8	Bank Ocbc Nisp Tbk	NISP
9	Bank Tabungan Negara Persero	BBTN
10	Bank Mega Tbk	MEGA

Sumber : Yahoo Finance

Sebagai tahap awal analisis, data harga penutupan mingguan terlebih dahulu diubah menjadi *return* realisasi menggunakan pendekatan *return* logaritmik dengan menggunakan persamaan (2.1) untuk saham individu maupun *return* pasar. Proses transformasi tersebut menghasilkan 260 data pengamatan *return* mingguan untuk masing-masing saham individu.

Sejalan dengan perhitungan *return* individu, *return* pasar (R_{Mt}) diperoleh dengan mengubah data indeks pasar mingguan (IHSG) kedalam bentuk logaritmik dengan menggunakan persamaan (2.2). Berdasarkan perhitungan 260 data observasi, diperoleh rata-rata *return* pasar $E(R_M)$ sebesar 0,001308 atau sekitar 0,1308% per minggu selama periode penelitian.

Menentukan Return Bebas Risiko

Tahap awal dalam pembentukan portofolio optimal menggunakan model indeks tunggal adalah melakukan seleksi saham. Pada tahap ini saham yang dapat dilanjutkan ke analisis parameter portofolio harus memenuhi syarat memiliki nilai *return ekspektasian* lebih tinggi dibandingkan *return* bebas risiko, yaitu $E(R_{it}) > R_{BR}$. Dalam penelitian ini, tingkat *return* bebas risiko (R_{BR}) direpresentasikan oleh rata-rata tahunan BI-Rate selama periode penelitian sebesar 4,941%, yang kemudian dikonversi kedalam bentuk mingguan menjadi 0,000950 dengan asumsi terdapat 52 minggu dalam satu tahun. Rangkuman data *return ekspektasian* $E(R_{it})$ dan nilai R_{BR} disajikan pada tabel berikut.

Table 2 Hasil Perhitungan Return Ekspektasian dan Return Bebas Risiko

Kode Saham	$E(R_{it})$	R_{BR}
BBCA	0,000545	0,000950
BBRI	-0,000235	0,000950
BMRI	0,001747	0,000950
BBNI	0,001183	0,000950
BRIS	-0,000654	0,000950
BNGA	0,002144	0,000950
BDMN	-0,000972	0,000950
NISP	0,001859	0,000950
BBTN	-0,001207	0,000950
MEGA	-0,000990	0,000950

Hasil penyaringan pada tabel 2 menunjukkan hanya saham BMRI, BBNI, BNGA, dan NISP yang memiliki $E(R_{it}) > R_{BR}$ sehingga analisis dilanjutkan ke langkah berikutnya. Sebaliknya beberapa saham (BBCA, BBRI, BRIS, BDMN, BBTN, MEGA) dinyatakan gugur karena memiliki *expected return*

dibawah RBR, yang secara sistematis tidak akan menghasilkan portofolio yang optimal.

Estimasi Parameter Koefisien Alpha, Beta dan Varians Error Saham individual

Setelah tahap penyaringan awal dilakukan, empat saham yang memenuhi kriteria selanjutnya dianalisis menggunakan regresi linier untuk memperoleh parameter pasar masing-masing. Parameter yang diestimasi mencakup *Beta* (β_i) sebagai ukuran risiko sistematis, *Alpha* (α_i) yang menggambarkan return apesifik perusahaan diluar pengaruh pasar, serta *varians error* (σ_{ei}^2) yang menunjukkan risiko tidak sistematis atau risiko unik perusahaan. Hasil estimasi seluruh indikator tersebut disajikan pada tabel 3.

Table 3 Nilai Parameter beta, Alpha, dan Varians Error Saham

Kode Saham	β_i	α_i	σ_{ei}^2
BMRI	1,122859	0,000278	0,000953
BBNI	1,367720	-0,00061	0,001019
BNGA	0,890708	0,000979	0,000806
NISP	0,600904	0,001072	0,000644

Sumber : Hasil Perhitungan *Excel*

Analisis Excess Return to Beta (ERB) dan Penentuan Ambang Batas Cut-off Point (C^*)

Tahap selanjutnya yaitu menghitung nilai *Excess Return to Beta* (ERB) sebagai ukuran besarnya kelebihan *return* terhadap setiap unit risiko sistematis, kemudian nilai tersebut diurutkan dari yang tertinggi hingga terendah. Nilai ERB yang diperoleh kemudian dibandingkan dengan nilai batas atau *cut-off point* (C_i) untuk menentukan saham yang layak dimasukkan ke dalam portofolio optimal. Hasil perhitungan ERB beserta nilai C_i disajikan secara berurutan pada tabel 4.

Table 4 Hasil Perhitungan Nilai ERB dan cut-off point

Kode Saham	ERB_i	Kriteria	C_i
NISP	0,001512	$\geq$	0,000234
BNGA	0,001341	$\geq$	0,000470
BMRI	0,000710	$\geq$	0,000524
BBNI	0,000170	$<$	0,000440

Sumber : Hasil Perhitungan *Excel*

Suatu saham dapat dimasukkan kedalam portofolio optimal apabila memenuhi kriteria $ERB_i \geq C_i$, sedangkan nilai batas (C^*) ditentukan dari nilai C_i terakhir yang masih memenuhi syarat tersebut. Berdasarkan hasil pada tabel 4, diperoleh nilai titik pembatas optimal (C^*) sebesar 0,000524 yang berasal dari saham BMRI.

Saham BBNI tidak terpilih sebagai anggota portofolio karena memiliki nilai ERB sebesar 0,000170 lebih kecil dibandingkan nilai batas yang ditetapkan yaitu 0,000524. Oleh karena itu hanya terdapat tiga saham yang memenuhi kriteria $ERB_i > C^*$ dan dinyatakan sebagai pembentuk portofolio optimal, yakni NISP, BNGA, dan BMRI.

Menghitung Besarnya Proporsi Dana Saham

Setelah saham yang memenuhi kriteria portofolio optimal ditetapkan, langkah berikutnya adalah menentukan proporsi dana investasi (W_i) pada masing-masing saham terpilih. Bobot investasi

tersebut diperoleh melalui perhitungan bobot relatif (Z_i) yang mempertimbangkan nilai *Excess Return* to Beta (ERB), tingkat sensitivitas pasar (β_i), serta risiko tidak sistematis yang diwakili oleh varians error (σ_{ei}^2).

Nilai Z_i kemudian dinormalisasikan terhadap total seluruh bobot relatif $\sum Z_j$ sehingga diperoleh proporsi alokasi dana investasi (W_i) yang sebenarnya. Ringkasan hasil perhitungan bobot relatif dan komposisi akhir dana investasi tiga saham pembentuk portofolio optimal disajikan pada tabel 5.

Table 5 Hasil Estimasi Nilai Perhitungan Z_i dan Proporsi Alokasi Dana (W_i)

Kode Saham	Z_i	W_i	Presentase Alokasi (%)
NISP	0,922094	0,451306	45,13%
BNGA	0,902176	0,441557	44,15%
BMRI	0,218898	0,1067136	10,71%

Sumber : Hasil Perhitungan *Excel*

Hasil pada tabel 5 menunjukkan susunan portofolio yang efisien dalam mengurangi risiko tidak sistematis pada saham sektor keuangan. Berdasarkan komposisi investasi tersebut, alokasi dana terbesar disarankan pada saham NISP sebesar 45,13%, diikuti saham BNGA sebesar 44,15%, sedangkan saham BMRI memperoleh proporsi paling kecil yaitu 10,71%. Kombinasi bobot investasi W_i tersebut kemudian digunakan sebagai parameter pengali dalam pembentukan *deter waktu return* realisasi portofolio R_{pt} .

Menghitung Return Portofolio

Setelah proporsi dana untuk setiap saham dalam portofolio optimal ditentukan, tahap berikutnya adalah membentuk deret waktu *Return Realisasian* Portofolio (R_{pt}). Nilai *return* portofolio mingguan tersebut diperoleh dari kombinasi linear antara bobot investasi W_i dan *return* realisasian masing-masing saham. Berdasarkan bobot yang dihasilkan melalui model indeks tunggal, persamaan yang digunakan untuk menyusun deret *return* portofolio dalam penelitian ini dinyatakan dengan menggunakan persamaan (2.5).

$$R_{pt} = 0,451306 (R_{NISP,t}) + 0,441557 (R_{BNGA,t}) + 0,107136 (R_{BMRI,t})$$

Proses pengalihan dan penjumlahan bobot tersebut diterapkan pada seluruh data historis selama periode Januari 2021 hingga Desember 2023. Melalui kombinasi linear ini, tiga deret pergerakan *return* saham individual disederhanakan menjadi satu deret waktu baru yang memuat 260 observasi *return* realisasian portofolio. Deret data R_{pt} tersebut merepresentasikan dinamika keuntungan dan risiko aktual dari portofolio optimal yang telah dibentuk. Nilai *return* portofolio mingguan ini selanjutnya akan digunakan sebagai data deret waktu untuk melakukan estimasi volatilitas menggunakan model AR-ARCH.

Analisis Karakteristik Data Return Portofolio

Sebelum melangkah pada tahap estimasi model deret waktu (*time series*), terlebih dahulu dilakukan eksplorasi terhadap karakteristik dasar dan

pola distribusi dari 260 data *return* portofolio melalui analisis statistik deskriptif. Ringkasan nilai parameter statistik deskriptif dari data *return* portofolio tersebut disajikan pada tabel 6.

Table 6 Ringkasan Parameter Statistik Deskriptif
Return Portofolio

Parameter	Nilai
Jumlah Observasi (<i>n</i>)	260
Rata-rata (<i>mean</i>)	0,001973
Standar Deviasi	0,024610
Nilai Minimum	-0,107001
Nilai Maksimum	0,0772311
Skewness	-0,122371
Kurtosis	4,412344

Sumber : Hasil olah data dengan bantuan *software phyton*

Berdasarkan tabel 6, rata-rata *return* portofolio diperoleh sebesar 0,001973 yang menunjukkan adanya tingkat keuntungan mingguan positif, meskipun nilainya relatif rendah selama periode 2021-2025. Nilai standar deviasi sebesar 0,024610 menggambarkan tingkat penyebaran atau volatilitas *return* terhadap rata-ratanya. Nilai *skewness* sebesar -0,122371 menunjukkan bahwa distribusi *return* portofolio cenderung miring ke kiri, sehingga potensi kerugian sedikit lebih besar dibandingkan peluang keuntungan. Disisi lain, nilai kurtosis yang mencapai 4,412344 menunjukkan bahwa distribusi *return* bersifat leptokurtik karena nilainya lebih besar dari 3 *kurtosis* > 3. Kondisi ini menandakan adanya fenomena *fat-tails* atau ekor gemuk, yaitu data *return* sering mengalami fluktuasi ekstrem dan volatilitas tinggi. Karakteristik tersebut memperlihatkan adanya gejala *heteroskedastisitas* pada data *return* portofolio, sehingga diperlukan pemodelan lanjutan menggunakan pendekatan AR-ARCH untuk menangkap perubahan varians yang terjadi dari waktu ke waktu.

Uji Stasioneritas

Dalam analisis deret waktu (*time series*), asumsi stasioneritas merupakan syarat penting agar model yang di bentuk terhindar dari regresi semu (*spurious regression*). Pada penelitian ini, pengujian stasioneritas data *return* portofolio dilakukan menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test*. Ringkasan hasil pengujian tersebut disajikan pada tabel 7.

Table 7 Hasil Uji Stasioneritas

Parameter	Nilai
ADF-Test	-16,412320
<i>Pvalue</i>	$2,576608 \times 10^{-29}$
Nilai Kritis (5%)	-2,872765

Sumber: Hasil olah data dengan bantuan *software phyton*

Berdasarkan hasil tabel 7, diperoleh nilai ADF sebesar -16,412320 yang lebih kecil dibandingkan nilai kritis *Dickey-Fuller* pada taraf signifikansi 5%, yaitu -2,872765. Selain itu, nilai probabilitas (*Pvalue*) sebesar $2,576608 \times 10^{-29} < 0,05$ semakin memperkuat hasil pengujian tersebut. Oleh karena itu, hipotesis nol (H_0) ditolak, sehingga dapat disimpulkan bahwa data *return* portofolio optimal telah stasioner pada tingkat level tanpa perlu

dilakukan proses *differencing* dan dapat langsung digunakan pada tahap identifikasi model AR.

Identifikasi dan Estimasi Model Mean (AR)

Langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi struktur model AR. Identifikasi awal dilakukan secara manual melalui analisis pola pada grafik *Partial Autocorrelation Function (ACF)*, kemudian dilanjutkan dengan pemeriksaan grafik *Partial Autocorrelation Function (PACF)* dari deret *return* portofolio. Grafik ACF dan PACF disajikan pada gambar 1 berikut.

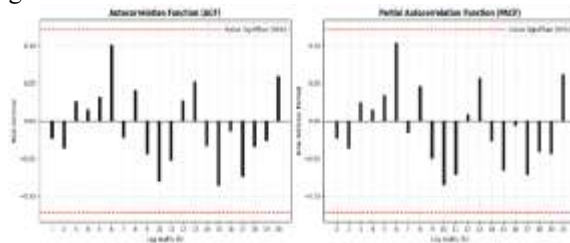


Figure 1 Grafik Plot ACF dan PACF

Berdasarkan gambar 1, plot ACF dan PACF menunjukkan pola yang serupa. Seluruh nilai autokorerasi parsial pada lag 1 hingga 20 berada dalam batas interval kepercayaan pada taraf signifikansi 5%, sehingga tidak menunjukkan adanya kolerasi yang signifikan. Kondisi ini menunjukkan bahwa rata-rata data *return* portofolio memenuhi karakteristik *white noise*, sehingga model rata-rata kondisional yang sesuai adalah model rata-rata konstan atau AR(0).

Uji Efek ARCH Menggunakan *Lagrange Multiplier Test*

Sebelum melakukan pemodelan varians bersyarat dengan model ARCH, terlebih dahulu dipastikan bahwa sisaan model AR mengandung gejala *heteroskedastisitas* atau efek ARCH pada kuadrat sisaan (ϵ_t^2). Pengujian dilakukan menggunakan metode *Lagrange Multiplier (LM) Test*. Ringkasan hasil uji ARCH LM disajikan pada tabel 8.

Table 8 Hasil Uji Lagrange Multiplier

Parameter	Nilai
R Square (R^2)	0,024852
Jumlah Observasi (<i>n</i>)	259
Statistik LM ($n \times R$)	6,436719
<i>Pvalue</i>	0,011178

Sumber: Hasil olah data dengan bantuan *software phyton*

Berdasarkan tabel 8, diperoleh nilai *Pvalue* sebesar 0,011178. Karena nilai tersebut berada dibawah 0,05, maka tolak H_0 . Hal ini menunjukkan adanya efek ARCH atau *heteroskedastisitas* kondisional pada sisaan model *return* portofolio pada taraf signifikansi 5%. Dengan demikian varians sisaan bersifat tidak konstan dan dipengaruhi volatilitas sebelumnya, sehingga model ARCH(1) layak digunakan untuk estimasi volatilitas data.

Estimasi Parameter Model Mean Konstan dan Varians ARCH(1) Menggunakan Metode *Maximum Likelihood Estimation (MLE)*

Setelah keberadaan efek ARCH berhasil dibuktikan melalui uji *Lagrange Multiplier*, langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter model rata-rata konstan dan ARCH(1). Proses estimasi dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang dibantu algoritma optimasi pada pemrograman *python*. Hasil estimasi koefisien untuk model AR dan ARCH disajikan pada tabel 9 berikut.

Table 9 Hasil Estimasi Parameter AR(1)-ARCH(1)

Komponen Model	Parameter	Nilai Estimasi
Persamaan Rata-rata Konstan	Konstanta (ϕ_0)	0,001010
Persamaan Varians ARCH (1)	Konstanta (α_0)	0,000546
	Koefisien (α_1)	0,099969

Sumber: Hasil olah data dengan bantuan *software python*

Berdasarkan Hasil estimasi pada tabel 9, persamaan struktural model rata-rata konstan dan ARCH(1) untuk portofolio optimal dapat dituliskan secara manual menggunakan persamaan (2.6) dan (2.7) sebagai berikut:

1. Persamaan AR

$$X_t = 0,001010 + \varepsilon_t$$

Persamaan tersebut menunjukkan bahwa nilai konstanta (ϕ) sebesar 0,001010 menunjukkan rata-rata *return* portofolio mingguan berada pada tingkat positif namun relatif kecil.

2. Persamaan ARCH:

$$\sigma_t^2 = 0,000546 + 0,099969\varepsilon_{t-1}^2$$

Persamaan tersebut menggambarkan dinamika volatilitas dari data penelitian. Koefisien ARCH sebesar 0,099969 menunjukkan bahwa *shock* pada periode sebelumnya mempengaruhi varians periode saat ini sebesar 9,9969%. Selain itu, parameter varians memenuhi syarat kestabilan model, yaitu $\alpha_0 > 0$ dan $0 \leq \alpha_1 < 1$. Dengan demikian, model ARCH(1) yang diperoleh bersifat stabil dan layak digunakan untuk memprediksi volatilitas dalam perhitungan Value at Risk (VaR).

Setelah model rata-rata konstan dan varians ARCH(1) diperoleh, langkah berikutnya ialah mengekstraksi nilai volatilitas prediksi portofolio. Tahap ini dilakukan dengan menghitung varians bersyarat (σ_t^2) secara deret waktu pada setiap periode pengamatan dari total 260 data penelitian. Nilai tersebut diperoleh dengan menstutitusikan kuadrat residual periode sebelumnya (ε_{t-1}^2) ke dalam persamaan varians hasil estimasi model.

Volatilitas prediksi atau standar deviasi bersyarat (σ_t) dihitung melalui persamaan berikut (Multiyaningrum dkk., 2024):

$$\sigma_t = \sqrt{\sigma_t^2} = \sqrt{0,000546 + 0,099969\varepsilon_{t-1}^2}$$

Nilai σ_t dari model rata-rata konstan dan ARCH(1) merepresentasikan volatilitas dinamis portofolio optimal. Berbeda dengan model klasik yang menganggap risiko konstan, nilai σ_t berubah mengikuti waktu sehingga mampu menggambarkan *volatility clustering* pada pasar keuangan.

Selanjutnya, nilai tersebut dikombinasikan dengan presentil empiris *return* historis untuk mengestimasi risiko portofolio.

Penentuan Persentil Empiris

Langkah penting sebelum melakukan estimasi risiko dengan pendekatan varians bersyarat dinamis adalah menentukan nilai persentil empiris. Tahap ini digunakan untuk mengolah batas kerugian maksimum berdasarkan distribusi aktual sisaan terstandarisasi (Z_t). Metode yang digunakan bersifat nonparametrik karena tidak mengasumsikan distribusi normal, melainkan mengikuti pola data historis.

Dengan jumlah data sisaan sebanyak $n = 260$ dan tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$, posisi persentil dihitung sebagai berikut:

$$k = 260 \times 0,05 = 13$$

Hasil tersebut menunjukkan posisi persentil pada indeks urutan ke-13 setelah sisaan (Z_t) diurutkan dari nilai terkecil hingga terbesar. Berdasarkan hasil pengurutan, diperoleh nilai persentil 5% sebesar $-1,680455$. Nilai negatif ini menggambarkan batas guncangan ekstrem pada sisi kiri distribusi *return* portofolio.

Estimasi Value at Risk (VaR) Dengan Metode Simulasi Historis

Tahap terakhir dalam analisis risiko adalah menghitung nilai *Value at Risk* portofolio dengan mengombinasikan distribusi empiris dan volatilitas prediksi terbaru. Perhitungan ini dilakukan untuk memperkirakan potensi kerugian maksimum portofolio pada periode berjalan menggunakan nilai persentil empiris ($P_\alpha = -1,680455$) serta standar deviasi bersyarat hasil model rata-rata konstan dan ARCH(1) pada periode ke-261 sebesar $\sigma_{261} = 0,023797$.

Dengan asumsi nilai investasi awal (V_0) sebesar Rp.1.000.000.000 dan horizon investasi selama 1 minggu ($t = 1$), seluruh komponen dan hasil perhitungan VaR portofolio optimal disajikan pada tabel 9.

Table 10 Hasil Estimasi Value at Risk (VaR) Portofolio

Komponen Perhitungan	Nilai
Investasi Awal (V_0)	Rp. 1.000.000.000
Nilai Presentil ($P_{0,05}$)	-1,680455
Prediksi Volatilitas (σ)	0,023797
Jangka Waktu (t)	1 minggu
Nilai VaR	3,9990%

Sumber: Hasil olah data dengan bantuan *software python*

Berdasarkan tabel 10, nilai VaR portofolio diperoleh dengan menstutitusikan seluruh parameter ke dalam persamaan (2.8) berikut:

$$VaR = -1.000.000.000 \times (-1,680455 \times 0,023797) \times \sqrt{1}$$

Sehingga diperoleh hasil :

$$VaR = Rp. 39.989.787,635$$

Hasil perhitungan menunjukkan bahwa nilai VaR portofolio optimal sektor keuangan sebesar 3,9990% dari total modal investasi. Artinya, pada

tingkat keyakinan 95%, potensi kerugian maksimum dalam satu minggu diperkirakan tidak melebihi 3,9990% dari nilai aset. Dengan modal awal Rp.1.000.000.000, estimasi kerugian tertinggi yang mungkin terjadi adalah Rp.39.989.787,635, sedangkan peluang kerugian melebihi nilai tersebut hanya sebesar 5%.

Penggunaan presentil empiris dari model rata-rata konstan dan ARCH(1) menghasilkan estimasi risiko yang lebih realistis karena mampu mempertimbangkan perubahan volatilitas dan guncangan pasar selama periode pengamatan.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, diperoleh beberapa kesimpulan utama terkait pengukuran risiko investasi. Penerapan model indeks tunggal pada saham sektor keuangan periode Januari 2021 hingga Desember 2025 menghasilkan portofolio optimal yang terdiri atas saham NISP (45,13%), BNGA (44,15%), dan BMRI (10,71%). Kombinasi ketiga saham tersebut membentuk data *return* portofolio yang stasioner pada tingkat level berdasarkan uji ADF.

Analisis pola ACF dan PACF menunjukkan bahwa *return* portofolio mengikuti model rata-rata konstan AR(0). Selain itu, uji Lagrange Multiplier (LM) mengindikasikan adanya efek ARCH sehingga volatilitas dimodelkan menggunakan AR-ARCH.

Pengukuran risiko dengan menggabungkan standar deviasi bersyarat AR-ARCH sebesar $\sigma_{261} = 0,023797$ dan kuantil empiris 95% sebesar $P_{0,05} = -1,680455$. Hasil perhitungan menghasilkan nilai Value at Risk (VaR) sebesar 3,9990%. Dengan modal Rp1.000.000.000, potensi kerugian maksimum selama satu minggu diperkirakan tidak melebihi Rp39.989.787,635. Pendekatan ini memberikan estimasi risiko yang lebih realistis karena mampu menangkap *volatility clustering* dan *shock* di pasar keuangan.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian, terdapat beberapa rekomendasi yang dapat diberikan, baik secara praktis maupun akademis. Bagi investor dan manajer investasi, estimasi risiko menggunakan model AR-ARCH dapat dimanfaatkan sebagai referensi dalam pengambilan keputusan untuk mengendalikan risiko investasi, terutama pada saham sektor keuangan yang memiliki tingkat fluktuasi pasar tinggi. Selain itu, peneliti berikutnya disarankan untuk mengembangkan penelitian dengan membandingkan model varians asimetris lain, seperti GARCH dan EGARCH.

5. REFERENSI

Asrini Solihatun, L. G. A. E. C. L. O. S. (2023). PERHITUNGAN VALUE AT RISK (VAR)

PADA PORTOFOLIO SAHAM IDX SEKTOR KEUANGAN (IDXFİNANCE) MENGGUNAKAN METODE SIMULASI HISTORIS (HISTORICAL SIMULATION METHOD) Asrini Solihatun. *Jurnal Matematika, Komputasi dan Statistika*, 3, 245–254.

<http://jmks.uho.ac.id/index.php/JMKS>

Devi, P. S., Dharmawan, K., & Harini, L. P. I. (2022). ESTIMASI VALUE AT RISK PORTOFOLIO MENGGUNAKAN METODE QUASI MONTE CARLO DENGAN PEMBANGKIT BILANGAN ACAK HALTON. *E-Jurnal Matematika*, 11(2), 122. <https://doi.org/10.24843/mtk.2022.v11.i02.p371>

Dewi, M. R. R. S. & V. I. (2023). ANALISIS VALUE AT RISK (VAR) PADA SAHAM SEKTOR PERDAGANGAN RITEL BARANG KONSUMSI DENGAN SIMULASI MONTE CARLO. *JURNAL MANAJEMEN BISNIS DAN KEWIRAUSAHAAN*, 7(6), 1406–1415.

Dwi Murniati, N. L. K., Indwiarti, I., & Rohmawati, A. A. (2018). Implementasi Model Autoregressive (AR) Dan Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH) Untuk Memprediksi Harga Emas. *Indonesian Journal on Computing (Indo-JC)*, 3(2), 29. <https://doi.org/10.21108/indojc.2018.3.2.225>

Fadhilah, D. N., Kankan Parmikanti, & Budi Nurani Ruchjana. (2024). Peramalan Return Saham Subsektor Perbankan Menggunakan Model ARIMA-GARCH. *Jurnal Fourier*, 13(1), 1–19. <https://doi.org/10.14421/fourier.2024.131.1-19>

Huda, M., Abdullah, S., Chasanah, I. U., Mursyidah, H., Susilo, S., & Sukandar, R. S. (2022). Analisis Pembentukan Portofolio Optimal Saham-Saham JII30 Dengan Model Indeks Tunggal Periode New-Normal. *Jurnal Derivat*, 9(1).

Irsan, M. Y. T., Priscilla, E., & Siswanto, S. (2022). Comparison of Variance Covariance and Historical Simulation Methods to Calculate Value At Risk on Banking Stock Portfolio. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, 19(1), 241–250. <https://doi.org/10.20956/j.v19i1.21436>

Multiyaningrum, R., Amri, I. F., Haris, M. Al, Salsabilla, H. A., Ginasputri, H. N. A., & Sintya, S. D. (2024). Forecasting the Volatility of Tuna Fish Prices in North Sumatra using the ARCH Method in the Period January - April 2024. *EIGEN MATHEMATICS JOURNAL*, 7(2), 93–101. <https://doi.org/10.29303/emj.v7i2.236>

- Possumah, L. M., Yadasang, R. M., & Ramadhani, H. (2023). Pengaruh Diversifikasi Portofolio terhadap Pengelolaan Risiko dan Kinerja Investasi: Analisis pada Investor Individu. *Jurnal Akuntansi dan Keuangan West Science*, 2(03), 187–194.
- Pratama, I. P. Y., Dharmawan, K., & Sari, K. (2022). ESTIMASI RISIKO PASAR DENGAN LVaR DAN EXPECTED SHORTFALL MENGGUNAKAN SIMULASI MONTE CARLO. *E-Jurnal Matematika*, 11(2), 87. <https://doi.org/10.24843/mtk.2022.v11.i02.p365>
- Prof. Jogyanto Hartono, Ph. D. , M. C. (2022). *PORTOFOLIO DAN ANALISIS INVESTASI* (Jogyanto Hartono, Ed.; 2 ed.). ANDI Yogyakarta.
- Rafni, T. A., & Agustina, D. (2025). Risk Comparison in Optimal Portfolios: A Study of Value at Risk (VaR) and Tail Value at Risk (TVaR). Dalam *Mathematical Journal of Modelling and Forecasting* (Vol. 3, Nomor 1). <https://mjomaf.ppj.unp.ac.id/47>
- Rahmi Oktavia Maudinatul, & Sunendiari, S. (2021). Aplikasi Model Indeks Tunggal dalam Pembentukan Portofolio Optimal pada Data Harga Saham Indeks IDX30 di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), 73–82. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i1.305>
- Wahyu, B., Pratiwi, D., Hazmi, Z., Studi, P., & Fakultas Ekonomi, M. (2022). ANALISIS PEMBENTUKAN PORTOFOLIO OPTIMAL SAHAM INDEKS LQ-45 DENGAN MODEL INDEKS TUNGGAL DI BURSA EFEK INDONESIA. *Jurnal Ekonomi Manajemen dan Akuntansi*, 1(1), 65–87.