

**PENENTUAN HARGA OPSI EROPA MENGGUNAKAN
METODE TRINOMIAL BOYLE DENGAN VOLATILITAS
GARCH**

SKRIPSI

**Diajukan untuk Memenuhi Sebagian Syarat Guna Memperoleh
Gelar Sarjana Matematika
dalam Ilmu Matematika**



Oleh : ROFANIYATI

NIM : 2108046064

**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
SEMARANG
2025**

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Rofaniyati
NIM : 2108046064
Prodi : Matematika

Menyatakan bahwa skripsi yang berjudul:

PENENTUAN HARGA OPSI EROPA MENGGUNAKAN METODE TRINOMIAL BOYLE DENGAN VOLATILITAS GARCH

Secara keseluruhan adalah hasil penelitian atau karya saya sendiri, kecuali bagian tertentu yang dirujuk sumbernya.

Semarang, 10 Juni 2025

at Pernyataan,



Rofaniyati

NIM. 2108046064



KEMENTERIAN AGAMA R.I.
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

Jl. Prof. Dr. Hamka (Kampus II) Ngaliyan Semarang
Telp. 024-7601295 Fax. 7615387

PENGESAHAN

Naskah skripsi berikut ini :

Judul : **PENENTUAN HARGA OPSI EROPA
MENGUNAKAN METODE TRINOMIAL BOYLE
DENGAN VOLATILITAS GARCH**

Penulis : Rofaniyati

NIM : 2108046064

Jurusan : Matematika

Telah diujikan dalam sidang *tugas akhir* oleh Dewan Penguji
Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo dan dapat diterima
sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana dalam Ilmu
Matematika Murni.

Semarang, 16 Juni 2025

DEWAN PENGUJI

Penguji I,

Ariska Kurnia R., M.Sc.

NIP : 198908112019032019

Penguji II,

Nur Khasanah, M.Si.

NIP : 199111212019032017

Penguji III,

Any Muanalifah, M.Si. Ph.D.

NIP : 198201132011012016

Penguji IV,

Prihadi Kurniawan, M.Sc.

NIP : 199012262019031012

Pembimbing,

Emy Siswanah, M.Sc.

NIP : 198702022011012014

NOTA DINAS

Semarang, 10 Juni 2025

Yth. Ketua Program Studi Matematika
Any Muanalifah, M.Si., Ph.D.
Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Walisongo Semarang

Assalamu'alaikum wr.wb

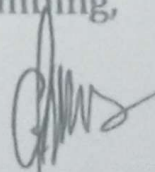
Dengan ini diberitahukan bahwa saya telah melakukan bimbingan, arahan dan koreksi naskah skripsi dengan:

Judul	:	Penentuan Harga Opsi Eropa Menggunakan Metode Trinomial Boyle dengan Volatilitas GARCH
Nama	:	Rofaniyati
NIM	:	2108046064
Jurusan	:	Matematika

Saya memandang bahwa naskah skripsi tersebut sudah dapat diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo untuk diujikan dalam sidang Munaqosah.

Wassalamu'alaikum wr.wb

Pembimbing,



Emy Siswanah, M. Sc.
NIP. 198702022011012014

ABSTRAK

Penetapan harga opsi merupakan aspek penting dalam keuangan derivatif, khususnya dalam pengelolaan risiko dan pengambilan keputusan investasi. Penelitian ini bertujuan menghitung harga opsi Eropa dengan menggabungkan metode Trinomial Boyle dan model volatilitas GARCH. Model Trinomial Boyle membentuk pohon harga aset dengan tiga kemungkinan pergerakan, sedangkan GARCH digunakan untuk menangkap volatilitas yang bersifat tidak konstan. Data yang digunakan adalah harga historis saham BPMC. Hasil analisis menunjukkan bahwa untuk opsi *call*, diperoleh rata-rata MAPE sebesar 8.64% menunjukkan akurasi yang sangat baik, dengan prediksi terbaik pada saat $K = 65$ dengan harga prediksi sebesar 29.5282. Untuk opsi *put*, rata-rata MAPE sebesar 26.05% menunjukkan akurasi sedang, dengan prediksi terbaik pada saat $K = 65$ dengan harga prediksi sebesar 5.3760. Nilai MAPE yang tinggi pada beberapa titik mengindikasikan keterbatasan model dalam menangkap dinamika pasar yang kompleks.

Kata kunci: Opsi Eropa, Trinomial Boyle, GARCH, Harga Opsi.

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT, atas segala limpahan rahmat, taufik, dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi ini dengan judul “Penentuan Harga Opsi Eropa Menggunakan Metode Trinomial Boyle dengan Volatilitas GARCH” sebagai bagian dari persyaratan akademik untuk meraih gelar Sarjana pada Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Walisongo Semarang.

Skripsi ini dibuat sebagai implementasi dari ilmu dan teori yang diperoleh selama masa studi, sekaligus sebagai sarana untuk meningkatkan pemahaman dan kemampuan dalam melakukan penelitian ilmiah. Penulis menyadari bahwa proses penyusunan skripsi ini melibatkan upaya yang cukup besar dalam hal waktu, tenaga, dan pemikiran, dan tentunya tidak terwujud tanpa dukungan serta bantuan dari berbagai pihak. Penulis sangat berterima kasih kepada berbagai pihak atas segala bantuan dan dukungan yang diberikan selama penyusunan skripsi ini. Ucapan terima kasih khusus disampaikan kepada:

1. Prof. Dr. H. Musahadi, M. Ag. selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.

2. Any Muanalifah, M. Si., Ph.D. selaku Ketua Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.
3. Nur Khasanah, M.Si. selaku dosen wali yang telah memberikan arahan dan bimbingan selama waktu perkuliahan.
4. Emy Siswanah, M. Sc. sebagai dosen pembimbing skripsi yang telah dengan penuh kesabaran membimbing, memberikan kritik, saran, serta arahan secara mendetail dan berkelanjutan selama proses penyusunan skripsi ini.
5. Seluruh dosen dan staf akademik Fakultas Sains dan Teknologi, khususnya para dosen Matematika, yang telah memberikan pengetahuan, motivasi, serta pelayanan terbaik selama proses perkuliahan.
6. Bapak Solikhin dan Ibu Sudarti selaku orang tua tercinta, beserta Kakak Andri, Kakak Diana, dan Adik Wibi, yang selalu menjadi penyemangat, tak pernah lelah memberikan doa, serta memberikan dukungan moral dan materiil yang sangat berarti bagi penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
7. Teman-teman seperjuangan matematika 2021 kelas B yang telah memberikan support.

8. Kepada Diah, Diana, Nazma, Fila, Ida, Laila serta Fani yang telah mendukung penulis dalam proses penyusunan skripsi ini.
9. Semua pihak yang telah memberikan bantuan, baik secara langsung maupun tidak langsung, yang tidak dapat disebutkan satu per satu, namun sangat berarti bagi penulis dalam penyusunan skripsi ini.

Penulis sepenuhnya menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki kekurangan dan belum mencapai kesempurnaan. Dengan ini, penulis menerima segala bentuk kritik dan masukan yang membangun sebagai upaya penyempurnaan di kemudian hari. Besar harapan penulis agar karya ini dapat memberikan kontribusi positif, baik sebagai referensi akademik maupun menjadi dasar untuk penelitian selanjutnya dalam bidang yang relevan.

Semarang, 10 Juni 2025

Penulis,

Rofaniyati

NIM. 2108046064

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN	ii
LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
NOTA DINAS.....	iv
ABSTRAK.....	v
KATA PENGANTAR.....	vi
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang Masalah.....	1
B. Rumusan Masalah	6
C. Tujuan Penelitian.....	7
D. Manfaat Penelitian	7
E. Batasan Masalah	7
BAB II LANDASAN PUSTAKA	9
A. Saham	9
B. Opsi.....	13
C. Ekspektasi.....	22
D. Variansi.....	23
F. Gerak Brown Standar.....	23
G. Lemma Ito.....	24
H. Gerak Brown Geometrik.....	26

I. Deret Taylor	27
E. Metode Trinomial Boyle	27
F. GARCH	44
G. <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE)	60
G. Penelitian Terdahulu	61
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	65
A. Prosedur Penelitian	65
B. Alur Penelitian	69
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	70
A. Penentuan Parameter	70
B. Penentuan Volatilitas Menggunakan Model GARCH... ..	71
C. Menghitung Nilai Opsi	82
BAB V PENUTUP.....	114
A. Kesimpulan	114
B. Saran	115
DAFTAR PUSTAKA	116
LAMPIRAN.....	124
DAFTAR RIWAYAT HIDUP.....	170

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Judul	Halaman
Gambar 2.1	Ilustrasi Pergerakan Harga Saham dengan Trinomial Tree Satu Periode	28
Gambar 3.1	Alur Penelitian	69
Gambar 4.1	Plot Data Harga Penutupan Saham BPMC	71
Gambar 4.2	Hasil Uji Stasioner Harga Penutupan Saham BPMC	72
Gambar 4.3	Plot Log Return Harga Penutupan Saham BPMC	73
Gambar 4.4	Hasil Uji Stasioner Log Return Saham BPMC	74
Gambar 4.5	Plot ACF dan PACF Data Log Return Saham BPMC	75
Gambar 4.6	Hasil Uji Heteroskedastisitas Model ARIMA	78
Gambar 4.7	Plot ACF dan PACF Residual Kuadrat	79
Gambar 4.8	Hasil Uji Unsur Heteroskedastisitas	81
Gambar 4.9	Pohon Trinomial	86
Gambar 4.10	Pohon Trinomial Harga Opsi <i>Call</i>	103

	Eropa	
Gambar 4.11	Pohon Trinomial Harga Opsi Put	108
	Eropa	

DAFTAR TABEL

Tabel	Judul	Halaman
Tabel 2.1	Ciri-Ciri Teoritis ACF dan PACF Untuk Model Stasioner	46
Tabel 2.2	Tingkat Akurasi Prediksi	61
Tabel 4.1	Estimasi Parameter Model	76
Tabel 4.2	Hasil Model ARIMA	77
Tabel 4.3	Hasil Estimasi Parameter dan Hasil Model GARCH	80
Tabel 4.4	Hasil Peramalan Volatilitas	82
Tabel 4.5	Harga Opsi <i>Call</i>	110
Tabel 4.6	Harga Opsi <i>Put</i>	111

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran	Judul	Halaman
Lampiran 1	Data Harga Penutupan Saham BPMC dan Return	124
Lampiran 2	Hasil Estimasi Parameter, Uji Signifikansi, Uji Diagnostik, Serta Nilai AIC dan SBC Model ARIMA dengan Konstanta	150
Lampiran 3	Hasil Estimasi Parameter, Uji Signifikansi, Uji Diagnostik, Serta Nilai AIC dan SBC Model ARIMA tanpa Konstanta	156
Lampiran 4	Hasil Estimasi Parameter, Uji Signifikansi, Serta Nilai AIC dan SBC Model GARCH	162
Lampiran 5	Perhitungan Nilai MAPE	164
Lampiran 6	Script Matlab Opsi <i>Call</i> dan <i>Put</i>	167

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang Masalah

Saham adalah instrumen keuangan yang menunjukkan kepemilikan seseorang atas suatu perusahaan, sehingga pemegang saham berhak menerima dividen dan keuntungan lain yang dibagikan oleh perusahaan kepada para pemegang saham. Selain itu, saham merupakan instrumen keuangan yang memberikan kesempatan kepada pemiliknya untuk mendapatkan bagian dari potensi keuntungan atau aset perusahaan penerbit, serta mencerminkan berbagai ketentuan yang memungkinkan pemegang saham menjalankan hak-haknya (Husnan, 2005). Salah satu dari banyak opsi investasi adalah saham. Investasi saham yang dilakukan oleh seorang investor merupakan bentuk penanaman modal dengan harapan memperoleh laba di kemudian hari melalui penjualan saham tersebut. Bentuk saham adalah Sebuah dokumen yang membuktikan bahwa pemegangnya memiliki bagian kepemilikan dalam perusahaan penerbit surat berharga tersebut, di mana besar kepemilikan ditentukan oleh jumlah investasi yang ditanamkan dalam perusahaan (Darmadji & Fakhruddin, 2001). Investasi di pasar saham berpotensi memberikan

keuntungan dalam jangka panjang, namun tingkat risikonya relatif lebih tinggi dibandingkan dengan bentuk investasi lainnya. Nilai saham biasanya mengalami naik turun yang dipengaruhi oleh dinamika ekonomi, perkembangan sektor industri, maupun performa perusahaan itu sendiri. Oleh karena itu, investor bisa memanfaatkan opsi baik sebagai sarana spekulasi maupun sebagai strategi lindung nilai (*hedging*) untuk melindungi kepemilikan saham mereka (Putri, 2023).

Opsi adalah jenis derivatif berupa perjanjian yang memberikan hak kepada salah satu pihak untuk melakukan pembelian atau penjualan atas suatu aset dasar pada harga yang telah disepakati, dalam jangka waktu tertentu, tanpa adanya kewajiban untuk melakukannya (Hartono, 2022). Dilihat dari waktu eksekusinya, jenis opsi dapat diklasifikasikan menjadi opsi Amerika dan opsi Eropa. Pemegang opsi Amerika memiliki kebebasan untuk menjalankan kontraknya kapan saja selama periode kontrak masih berlaku, sedangkan eksekusi opsi Eropa hanya dapat dilakukan pada hari jatuh tempo (Judokusumo, 2007).

Proses penentuan harga opsi Eropa merupakan salah satu tantangan yang signifikan dalam analisis keuangan.

Salah satu masalah utama yang dihadapi yaitu volatilitas pasar yang tidak stabil. Volatilitas adalah indikator yang menggambarkan tingkat ketidakpastian terhadap fluktuasi harga saham di masa depan (Sulastri et al., 2019). Semakin tinggi volatilitas, semakin besar kemungkinan harga aset mengalami perubahan yang signifikan, baik naik maupun turun. Model klasik seperti Black-Scholes yang sering digunakan untuk menghitung harga opsi tidak menggambarkan kondisi pasar yang sebenarnya karena mengasumsikan volatilitas secara konstan.

Penentuan harga opsi yang akurat memerlukan penanganan yang baik terhadap kondisi-kondisi yang telah diuraikan di atas. Engle (1982) mengembangkan model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) setelah mengamati bahwa varians residual dalam data deret waktu tidak konstan, melainkan berubah-ubah pada setiap periode pengamatan. Bollerslev (1986) mengembangkan model ARCH menjadi model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*). Menurut Bollerslev, variasi residual tidak hanya dipengaruhi oleh nilai residual pada periode sebelumnya, tetapi juga oleh perubahan variasi residual

dari periode-periode sebelumnya. Dengan menggunakan pemodelan varians residual menggunakan GARCH, diharapkan volatilitas yang dihasilkan menjadi lebih akurat dan dapat digunakan secara efektif dalam perhitungan harga opsi.

Dalam menghitung harga opsi, kondisi pasar nyata juga harus menjadi pertimbangan. Pada kondisi nyata, saham dapat bergerak naik, tetap stabil, atau mengalami penurunan. Model trinomial merupakan salah satu pendekatan dalam memodelkan pergerakan harga saham yang mempertimbangkan tiga kemungkinan arah pergerakan harga, yakni kenaikan, penurunan, atau kondisi harga yang stabil (Sulastri et al., 2019). Model trinomial dianggap lebih tepat dan efisien dalam menghitung harga opsi karena mencerminkan jumlah kemungkinan yang sesuai dengan kondisi pasar nyata. Model trinomial Boyle dikembangkan oleh Phelim Boyle pada tahun 1986 sebagai pengembangan dari model binomial CRR.

Hasil penelitian Sulastri, Novieyanti, dan Sukono (2019) menyatakan bahwa model GARCH (1,1) merupakan model terbaik dalam menentukan harga opsi barrier menggunakan metode trinomial Kamrad Ritchken

dengan volatilitas yang diestimasi melalui model GARCH. Hasil penelitian Larasati (2018) menyatakan bahwa metode trinomial yang dikombinasikan dengan estimasi volatilitas menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) mengindikasikan bahwa harga opsi *Call* Eropa bergantung pada harga saham, *strike price*, volatilitas, dan jumlah periode.

Pada penelitian ini bertujuan untuk memperluas penelitian sebelumnya dengan menggabungkan metode trinomial Boyle dengan volatilitas GARCH dengan judul lengkapnya yaitu "Penentuan Harga Opsi Eropa Menggunakan Metode Trinomial Boyle dengan Volatilitas GARCH". Dalam penelitian ini, pemilihan opsi eropa, model trinomial boyle, dan volatilitas GARCH didasari oleh beberapa pertimbangan yang relevan dengan dinamika pasar keuangan saat ini. Pertama, opsi Eropa dipilih karena kesederhanaan dan kejelasan dalam mekanisme eksekusinya yang hanya memungkinkan pelaksanaan pada tanggal jatuh tempo. Hal ini tidak hanya mempermudah analisis, tetapi juga memberikan stabilitas dalam penentuan nilai opsi (Resnianty et al., 2016). Selain itu, opsi Eropa memiliki premi yang rendah sehingga meningkatkan potensi keuntungan relatif terhadap biaya

yang dikeluarkan, serta membatasi kerugian maksimum pada tingkat yang lebih kecil (Wang, 2024). Kedua, model trinomial Boyle dipilih karena fleksibilitas dan akurasinya dalam mencerminkan pergerakan harga saham. Berbeda dengan metode binomial yang hanya mempertimbangkan dua arah pergerakan harga saham, yaitu naik dan turun, model trinomial Boyle lebih baik dalam menangkap dinamika pasar yang beragam karena mempertimbangkan tiga kemungkinan arah pergerakan harga saham, sehingga menghasilkan perhitungan yang lebih efisien dan tepat (Sulastri et al., 2019). Ketiga, pemilihan volatilitas GARCH berlandaskan pada kemampuannya dalam meramalkan variansi yang tidak konstan atau berubah-ubah sepanjang waktu (Hartati & Saluza, 2017). Dengan mempertimbangkan bahwa variansi tidak bersifat konstan yang sesuai dengan data yang sebenarnya, model GARCH memberikan prediksi yang lebih akurat mengenai fluktuasi harga dan volatilitas data, yang sangat penting untuk strategi trading dan manajemen risiko.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang masalah yang telah dijelaskan, rumusan masalahnya adalah bagaimana hasil

penentuan nilai opsi Eropa menggunakan metode trinomial Boyle dengan volatilitas yang dihitung menggunakan metode GARCH?

C. Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui hasil nilai opsi Eropa menggunakan Metode trinomial Boyle dengan volatilitas yang dihitung menggunakan metode GARCH.

D. Manfaat Penelitian

1. Bagi Penulis

Untuk memperluas pemahaman dan mendukung pertimbangan serta kemajuan dalam ilmu matematika, khususnya dalam hal penentuan harga opsi saham.

2. Bagi Peneliti Selanjutnya

Sebagai bahan penelitian yang akan datang atau sebagai sumber referensi bagi pembaca dan panduan bagi mahasiswa dalam memahami penentuan harga opsi Eropa dengan pendekatan trinomial Boyle dan estimasi volatilitas GARCH.

E. Batasan Masalah

1. Penelitian ini berfokus pada opsi Eropa, yakni tipe opsi yang hanya bisa dilaksanakan tepat pada tanggal jatuh tempo

2. Penentuan harga opsi akan menggunakan model Trinomial Boyle
3. Volatilitas yang digunakan dalam model adalah volatilitas bersyarat yang dihitung menggunakan model GARCH
4. Data yang digunakan untuk perhitungan volatilitas dan harga opsi adalah data historis harga saham.

BAB II

LANDASAN PUSTAKA

A. Saham

Saham merupakan tanda untuk menunjukkan partisipasi atau hak kepemilikan yang dimiliki oleh investor perorangan, institusi, atau pedagang atas investasi mereka, termasuk besaran dana yang mereka tanamkan dalam suatu perusahaan. Beberapa karakteristik saham meliputi potensi memberikan dividen, memberikan hak suara dalam RUPS, serta kemungkinan memperoleh HMETD atau hak untuk membeli saham baru terlebih dahulu, dan memiliki kemungkinan keuntungan modal atau kerugian modal. Saham adalah dokumen berkualitas tinggi yang menunjukkan bahwa pemegangnya ikut serta dalam penyertaan modal sebuah perusahaan, umumnya dalam bentuk Perseroan Terbatas (PT). Dengan kata lain, Saham merupakan instrumen keuangan yang menjadi bukti kepemilikan atas suatu perusahaan yang mengeluarkan instrumen tersebut (Koetin, 2002).

Dwimulyani (2019) Menyebutkan ciri-ciri hukum yang melekat pada kepemilikan saham dalam suatu perusahaan sebagai berikut: (1) risiko terbatas, artinya pemegang saham hanya menanggung kerugian sebatas

jumlah dana yang telah mereka investasikan ke dalam perusahaan; (2) kekuasaan tertinggi, yang menunjukkan bahwa para pemegang saham secara bersama-sama memiliki wewenang untuk menetapkan arah dan tujuan perusahaan; dan (3) klaim sisa, yang berarti bahwa pemegang saham merupakan pihak terakhir yang menerima hak atas sisa aset atau keuntungan perusahaan, termasuk harapan perusahaan sebagai upaya memperoleh pemasukan modal dari setiap transaksi penjualan saham. Jumlah kepemilikan saham yang tinggi oleh investor biasanya diikuti oleh peningkatan kinerja perusahaan. Sebaliknya, menurunnya minat investor untuk membeli saham suatu perusahaan dapat mengindikasikan penurunan kinerja perusahaan tersebut.

Menurut Darmadji dan Fakhruddin (2011) dalam Wardhani (2023), terdapat berbagai macam saham yang bisa diperdagangkan di pasar modal. Jenis-jenis saham tersebut yaitu:

a) Berdasarkan hak yang diberikan kepada saham:

1) Saham biasa

Pemegang saham biasa memiliki hak atas klaim kekayaan perusahaan, namun hanya setelah

seluruh tanggungan atau kewajiban perusahaan terhadap pihak ketiga diselesaikan.

2) Saham Preferen

Saham preferen memiliki sifat-sifat yang merupakan perpaduan antara karakter obligasi dan saham biasa.

b) Berdasarkan dari kinerja perdagangan:

1) Saham unggulan

Saham unggulan merupakan saham biasa yang menunjukkan kestabilan pendapatan dan konsistensi dalam pembagian dividen.

2) Saham pendapatan

Saham pendapatan adalah jenis saham biasa yang umumnya menawarkan tingkat dividen yang melebihi rata-rata distribusi dividen dalam tahun-tahun sebelumnya.

3) Saham pertumbuhan

Saham pertumbuhan merupakan jenis saham biasa yang mencerminkan lonjakan pendapatan perusahaan yang signifikan.

4) Saham spekulatif

Saham spekulatif merupakan jenis saham yang keuntungannya tidak dapat dipastikan atau bersifat tidak menentu.

5) Saham siklikal

Saham siklikal merupakan jenis saham yang pergerakannya tidak secara langsung dipengaruhi oleh kondisi ekonomi secara keseluruhan.

Harga saham mengacu pada nilai yang tercantum di pasar pada waktu tertentu (Darmadji & Fakhruddin, 2001). Return saham adalah hasil dari investasi pada saham yang mencerminkan pendapatan yang diperoleh investor, baik dalam bentuk keuntungan maupun kerugian (Rahmawati, 2017). Rumus berikut digunakan untuk menghitung return dari saham (Hull, 2016):

$$R_t = \ln \left(\frac{S_t}{S_{t-1}} \right) \quad (2.1)$$

Dengan,

S_t = harga penutupan saham pada periode waktu saat ini (t)

S_{t-1} = harga penutupan saham pada periode sebelumnya ($t - 1$)

B. Opsi

1. Opsi

Definisi 2.1.1 (Hartono, 2022)

Opsi adalah sebuah kontrak keuangan yang mengikat dua pihak, di mana salah satu pihak memperoleh hak untuk membeli atau menjual aset tertentu pada harga yang sudah ditetapkan dalam periode waktu tertentu.

Istilah opsi dipakai karena pembeli diberi kebebasan untuk menggunakan haknya kapan pun selama masa kontrak berlaku, atau bahkan memutuskan untuk tidak melaksanakannya sampai kontrak tersebut habis. Dalam kontrak opsi, pihak yang diberikan hak untuk menjalankan opsi disebut pembeli opsi, sementara pihak yang menjual opsi dan memiliki kewajiban untuk memenuhi pelaksanaan sesuai keputusan pembeli disebut penerbit opsi.

Kontrak opsi saham dikategorikan menjadi dua jenis, yakni opsi beli (*call option*) dan opsi jual (*put option*). Opsi beli adalah instrumen keuangan yang memberikan hak kepada pemegangnya untuk membeli saham tertentu dengan harga yang sudah disepakati, dalam periode waktu yang telah ditetapkan (Siswanah, 2023). Kontrak opsi memiliki

empat elemen utama, yaitu identitas perusahaan penerbit saham, jumlah saham yang dapat dibeli, harga pelaksanaan atau *strike price*, serta tanggal kedaluwarsa (*expiration date*) yang merupakan batas akhir opsi dapat dilaksanakan. Opsi jual adalah jenis instrumen keuangan yang memberikan hak kepada pemegangnya untuk menjual saham tertentu pada harga yang telah disepakati dalam jangka waktu yang ditentukan (Siswanah, 2023).

2. Jenis Opsi

1) Opsi Eropa

Opsi Eropa adalah jenis opsi yang pelaksanaannya hanya dapat dilakukan pada saat tanggal jatuh tempo atau ketika masa berlakunya opsi selesai (Judokusumo, 2015).

2) Opsi Amerika

Opsi Amerika adalah jenis opsi yang memberikan hak kepada pemegangnya untuk melaksanakan opsi kapan saja selama masa kontrak masih aktif, sebelum tanggal kadaluwarsa (Hull, 2016).

3) Opsi Bermuda

Opsi jenis Bermuda memberikan keleluasaan bagi pemegangnya untuk mengeksekusi hak opsi tidak

hanya saat jatuh tempo, tetapi juga pada tanggal-tanggal tertentu yang telah ditentukan sebelumnya selama masa berlaku opsi (Hidayat, 2019).

4) Opsi Barrier

Opsi barrier adalah jenis opsi yang hanya dapat dieksekusi setelah harga tertentu tercapai pada aset acuan (Hidayat, 2019).

5) Opsi Asia

Payoff dari Opsi Asia ditentukan berdasarkan rata-rata harga aset dasar sepanjang periode waktu tertentu, oleh karena itu kadang-kadang juga dikenal sebagai opsi rata-rata (Hee et al., 2016).

6) Opsi Compound

Opsi compound adalah opsi yang aset dasarnya juga merupakan opsi. Ini berarti bahwa opsi compound memiliki dua harga kesepakatan dan waktu jatuh tempo yang terpisah, untuk opsi majemuk itu sendiri dan untuk opsi yang mendasarinya (Hee et al., 2016).

3. Pelaksanaan Opsi

Dalam Richardson (2009) baik pada opsi beli maupun jual tipe Eropa, pemegang memiliki hak untuk melakukan transaksi atas aset dasar pada harga

tertentu, namun hak tersebut hanya bisa dieksekusi tepat pada hari jatuh tempo. Apakah pembeli akan melaksanakan opsi tergantung pada harga aset pada tanggal tersebut, yaitu jika harga lebih tinggi atau rendah maka akan menghasilkan keuntungan bagi pemegang, oleh karena itu peluang ini harus dimanfaatkan. Namun jika harga lebih rendah atau tinggi investor jelas akan memilih untuk tidak melaksanakan. Jadi rumus untuk *payoff* dan *profit* dari opsi Eropa yaitu

1) Opsi Call

- Opsi akan dijalankan jika $S_t > K$ dan tidak akan dijalankan jika $S_t \leq K$
- *Payoff* bagi pembeli (*long position*) opsi call Eropa adalah $\text{Maks}(S_t - K, 0)$
- *Profit* bagi pembeli opsi call Eropa adalah $\text{Maks}(S_t - K, 0) - C$
- *Payoff* bagi penjual (*short position*) opsi call Eropa adalah $-\text{Maks}(S_t - K, 0) = \text{Min}(K - S_t, 0)$
- *Profit* bagi penjual opsi call Eropa adalah $C - \text{Maks}(S_t - K, 0) = C + \text{Min}(K - S_t, 0)$

Dengan keterangan sebagai berikut:

S_t = harga pasar

K = harga kontrak atau *strike price*

C = harga opsi beli

2) Opsi *Put*

- Opsi akan dijalankan jika $S_t < K$ dan tidak akan dijalankan jika $S_t \geq K$
- *Payoff* bagi pembeli (long position) opsi *put* eropa adalah $\text{Maks}(K - S_t, 0)$
- *Profit* bagi pembeli opsi *put* eropa adalah $\text{Maks}(K - S_t, 0) - P$
- *Payoff* bagi penjual (short position) opsi *put* eropa adalah $-\text{Maks}(K - S_t, 0) = \text{Min}(S_t - K, 0)$
- *Profit* bagi penjual opsi *put* eropa adalah $P - \text{Maks}(K - S_t, 0) = P + \text{Min}(S_t - K, 0)$

Dengan keterangan sebagai berikut:

S_t = harga pasar

K = harga kontrak atau *strike price*

P = harga opsi jual

4. Keuntungan Opsi

Menurut Larasati (2018) baik investor yang membeli atau melakukan penjualan opsi dapat memberikan sejumlah keuntungan, antara lain:

1) Lindung nilai

Lindung nilai merupakan strategi untuk mengurangi risiko yang disebabkan oleh perubahan harga di pasar saham.

2) Menyediakan waktu pelaksanaan yang fleksibel

Pemegang opsi *call* maupun *put* memiliki kebebasan untuk menggunakan haknya sampai batas waktu yang ditentukan (pada opsi Amerika) atau menjalankan eksekusi lebih awal.

3) Pendapatan dari premi opsi yang diterbitkan dapat membantu meningkatkan penghasilan perusahaan.

5. Faktor-faktor yang Mempengaruhi Harga Opsi

Menurut Hanafi (2009) Berikut ini adalah sejumlah faktor yang memengaruhi nilai atau harga sebuah opsi:

1) Harga aset saat ini dan harga kesepakatan pelaksanaan

Keuntungan dalam opsi *call* terjadi ketika harga pasar aset melebihi harga pelaksanaan (*exercise price*), sehingga selisih tersebut menjadi laba bagi pemegang opsi. Semakin besar perbedaan antara harga pasar dan harga pelaksanaan, maka potensi keuntungan yang diperoleh juga akan semakin meningkat. Oleh karena itu, nilai opsi *call* cenderung naik seiring dengan kenaikan harga pasar aset, sedangkan harga eksekusinya cenderung menjadi kurang bernilai relatif. Sebaliknya, kondisi yang berlawanan berlaku untuk opsi *put*.

2) Jangka Waktu

Dengan bertambahnya durasi waktu, peluang terjadinya perubahan harga, baik berupa kenaikan maupun penurunan di masa depan menjadi semakin besar. Oleh karena itu, opsi *call* maupun *put* cenderung memiliki harga yang lebih tinggi apabila memiliki durasi waktu yang lebih panjang.

3) Volatilitas

Volatilitas adalah varians bersyarat suatu data yang berubah seiring waktu. Istilah ini digunakan

untuk menggambarkan tingkat fluktuasi suatu data. Selain itu, Volatilitas merupakan ukuran standar deviasi dari return tahunan dan mencerminkan tingkat ketidakpastian atau risiko yang terkait dengan fluktuasi nilai suatu saham (Siswanah et al., 2023). Secara umum, volatilitas tidak dapat diamati secara langsung. Semakin tinggi tingkat volatilitas, semakin besar peluang terjadinya perubahan harga aset, baik naik maupun turun. Nilai opsi *call* cenderung naik seiring dengan kenaikan harga aset, sementara nilai opsi *put* meningkat ketika harga aset turun. Pada instrumen saham, meningkatnya volatilitas biasanya dikaitkan dengan meningkatnya risiko. Namun, hal ini tidak berlaku bagi opsi. Volatilitas yang lebih tinggi meningkatkan peluang terjadinya penurunan harga aset, yang secara teori dapat menurunkan nilai opsi *call*. Meskipun demikian, risiko penurunan harga ini tidak terlalu relevan karena nilai minimum dari opsi *call* terbatas (yakni nol, atau setara dengan premi opsi bila dihitung bersamaan). Ketentuan tersebut juga berlaku serupa pada opsi *put*.

4) Tingkat Bunga Bebas Resiko

Ada kemungkinan bahwa membeli opsi *call* setara dengan membeli aset pada harga eksekusi tertentu. Perbedaan antara harga saat ini dan harga eksekusi dapat dianggap sebagai bentuk “tabungan”. Kenaikan tingkat suku bunga biasanya menyebabkan peningkatan nilai premi pada opsi *call*. Sebaliknya, premi opsi *put* dapat diibaratkan sebagai penundaan dalam menjual saham. Dalam situasi suku bunga yang meningkat, investor tidak bisa mendapatkan tambahan pendapatan bunga dari penundaan penjualan tersebut.

5) Dividen

Pembayaran dividen mengharuskan perusahaan mengeluarkan kas, yang dapat berimbas pada turunnya nilai saham. Saat harga saham turun, nilai opsi *call* juga menurun, sedangkan nilai opsi *put* naik.

C. Ekspektasi

a. Ekspektasi Variable Acak Kontinu

Definisi 2.1.2 (Wananga & Makaurau, 2022)

Misalkan X adalah variabel acak kontinu yang memiliki fungsi kepadatan peluang (probability density function) $f_X(x)$. Maka nilai harapan dari X diberikan oleh:

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx \quad (2.2)$$

keterangan :

$E(X)$ = nilai harapan dari variabel acak kontinu X

x = nilai tertentu dari variabel acak X

$f_X(x)$ = Fungsi kepadatan probabilitas.

b. Ekspektasi Variabel Acak Diskrit

Definisi 2.1.3 (Wananga & Makaurau, 2022)

Misalkan X adalah variabel acak diskrit dengan fungsi peluang $f_X(x)$. Maka nilai harapan dari X diberikan oleh:

$$E(X) = \sum_x x f_X(x) = \sum_x x \mathbb{P}(X = x) \quad (2.3)$$

keterangan :

$E(X)$ = nilai harapan dari variabel acak diskrit X

x = nilai tertentu dari variabel acak X

$f_X(x)$ = Fungsi probabilitas

$\mathbb{P}(X = x)$ = Fungsi probabilitas.

D. Variansi

Definisi 2.1.4 (Wananga & Makaurau, 2022)

Misalkan X adalah suatu variabel acak. Maka variansi dari X didefinisikan sebagai:

$$\text{Var}(X) = E(X^2) - (E(X))^2 \quad (2.4)$$

keterangan :

$\text{Var}(X)$ = variansi dari variable acak X

$E(X^2)$ = Nilai harapan (ekspektasi) dari X

$(E(X))^2$ = Ekspektasi dari kuadrat peubah acak X .

F. Gerak Brown Standar

Definisi 2.1.5 (Vassiliou, 2013)

Sebuah proses stokastik $\{W_t\}, t \geq 0$ disebut sebagai proses Brownian motion standar jika memenuhi beberapa syarat berikut:

- 1) $W_0 = 0$
- 2) W_t memiliki inkremen independent, yaitu untuk setiap $0 \leq t_1 < t_2 < \dots < t_n$, maka selisih $W_{t_{i+1}} - W_{t_i}$ saling bebas
- 3) Untuk semua $s < t$, inkremen $W_t - W_s$ terdistribusi normal dengan rata-rata nol dan variansi $t - s$ atau $W_t - W_s \sim \mathcal{N}(0, t - s)$

- 4) Lintasan $t \mapsto W_t$ bersifat kontinu hampir pasti, tetapi tidak terdiferensialkan pada hampir setiap titik waktu.

G. Lemma Ito

Lemma 2.1.6 (Yoo, 2017)

Misalkan suatu variabel y adalah suatu fungsi $f(S, t)$ dari S dan t , dan bahwa S memenuhi persamaan diferensial stokastik sebagai berikut:

$$dS = \mu(S, t)dt + \sigma(S, t)dW_t \quad (2.5)$$

di mana dW_t merupakan gerak Brown, $\mu(S, t)$ merupakan komponen deterministik, dan $\sigma(S, t)dW_t$ merupakan komponen stokastik. nilai μ dan σ adalah parameter dari S dan t .

Maka persamaan umum dari Ito's Lemma yaitu sebagai berikut:

$$dy = \left(\frac{\partial y}{\partial S} \mu S + \frac{\partial y}{\partial t} + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 y}{\partial S^2} \sigma^2 S^2 \right) dt + \frac{\partial y}{\partial S} \sigma S dW_t. \quad (2.6)$$

Bukti.

Untuk fungsi $y = f(S, t)$, dengan pendekatan Taylor maka uraian dari y adalah

$$dy = \frac{\partial y}{\partial t} dt + \frac{\partial y}{\partial S} dS + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 y}{\partial t^2} (dt)^2 + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 y}{\partial S^2} (dS)^2 + \frac{\partial^2 y}{\partial t \partial S} dt dS + \dots \quad (2.7)$$

Untuk menyederhanakan Persamaan (2.7) digunakan tabel Ito sebagai berikut (Lyu, 2011):

	dt	dW_t
dt	0	0
dW_t	0	dt

dan nilai $dt dS$ yaitu,

$$\begin{aligned}
 dt dS &= dt \cdot (\mu S dt + \sigma S dW_t) \\
 &= \mu S (dt)^2 + \sigma S dt dW_t \\
 &= 0
 \end{aligned}$$

sehingga didapatkan bentuk persamaan sebagai berikut:

$$dy(t) = \frac{\partial y}{\partial S} dS + \frac{\partial y}{\partial t} dt + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 y}{\partial S^2} (dS)^2. \quad (2.8)$$

Untuk mencari $(dS)^2$ adalah dengan menggunakan Persamaan (2.11) dengan hasil berikut

$$\begin{aligned}
 dS &= \mu S dt + \sigma S dW_t \\
 (dS)^2 &= (\mu S dt + \sigma S dW_t)^2 \\
 (dS)^2 &= (\mu S dt)^2 + 2(\mu S dt)(\sigma S dW_t) + (\sigma S dW_t)^2. \quad (2.9)
 \end{aligned}$$

Selanjutnya, menggunakan tabel perkalian Ito untuk menyederhanakan Persamaan (2.9), sehingga diperoleh:

$$\begin{aligned}
 (dS)^2 &= 0 + 2(0)(\sigma S dW_t) + (\sigma S dW_t)^2 \\
 &= 0 + 0 + (\sigma S dW_t)^2 \\
 &= (\sigma S dW_t)^2 \\
 &= (\sigma)^2 (S)^2 (dW_t)^2 \\
 &= \sigma^2 S^2 dt. \quad (2.10)
 \end{aligned}$$

Subtitusikan Persamaan (2.11) dan (2.10) ke dalam persamaan (2.8), sehingga diperoleh:

$$\begin{aligned}
dy(t) &= \frac{\partial y}{\partial S} dS + \frac{\partial y}{\partial t} dt + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 y}{\partial S^2} (dS)^2 \\
&= \frac{\partial y}{\partial S} (\mu S dt + \sigma S dW_t) + \frac{\partial y}{\partial t} dt + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 y}{\partial S^2} (\sigma^2 S^2 dt) \\
&= \frac{\partial y}{\partial S} \mu S dt + \frac{\partial y}{\partial S} \sigma S dW_t + \frac{\partial y}{\partial t} dt + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 y}{\partial S^2} \sigma^2 S^2 dt \\
&= \left(\mu S \frac{\partial y}{\partial S} + \frac{\partial y}{\partial t} + \frac{1}{2} \sigma^2 S^2 \frac{\partial^2 y}{\partial S^2} \right) dt + \sigma S \frac{\partial y}{\partial S} dW_t.
\end{aligned}$$

Dengan demikian, terbukti bahwa Persamaan (2.6) adalah bentuk persamaan umum lemma Ito dari fungsi $y = f(S, t)$. ■

H. Gerak Brown Geometrik

Geometric Brownian Motion (GBM) adalah suatu proses stokastik yang banyak digunakan untuk memodelkan pergerakan harga aset dalam keuangan, termasuk harga saham dan derivatif. Model gerak brown geometric dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$dS = \mu S dt + \sigma S dW_t \quad (2.11)$$

dengan,

dS = perubahan harga saham

S = harga saham

μ = nilai ekspektasi *return*

σ = volatilitas

dW_t = gerak Brown.

I. Deret Taylor

Teorema 2.1.7 (Varberg et al., 2011)

Misalkan f mempunyai turunan ke n untuk tiap $n = 1, 2, 3, \dots$ pada suatu interval buka yang memuat a . Maka Deret Taylor:

$$f(x) = f(a) + f'(a)(x - a) + f''(a)\frac{(x-a)^2}{2!} + f'''(a)\frac{(x-a)^3}{3!} + \dots + f^n(a)\frac{(x-a)^n}{n!}. \quad (2.12)$$

Untuk menemukan deret Taylor, terlebih dahulu dicari turunan pertama, kedua, dan seterusnya dari fungsi tersebut. Dengan kata lain, fungsi harus dapat dikeluarkan. Deret Maclaurin dibentuk apabila fungsi pada Persamaan (2.12) diekspansi terhadap titik nol ($a = 0$) di titik pusat (Basari, 2015):

$$f(x) = f(0) + f'(0)x + f''(0)\frac{x^2}{2!} + f'''(0)\frac{x^3}{3!} + \dots + f^n(0)\frac{x^n}{n!}.$$

Jika kita ingin mendekati fungsi $f(x)$ disekitar titik $x = a$, rumus pendekatan suku pertama adalah

$$f(x) = f(a) + f'(a)(x - a). \quad (2.13)$$

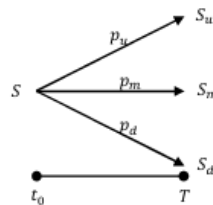
E. Metode Trinomial Boyle

1. Metode Trinomial

Untuk menghitung harga opsi, salah satu metode numerik matematika adalah metode trinomial.

Pohon Trinomial adalah metode sederhana untuk menghitung harga saham yang diperlukan untuk menghitung *payoff*. Metode trinomial adalah metode yang mengubah interval waktu kontinu $[0, T]$ menjadi bagian-bagian waktu diskrit dengan panjang yang seragam. Proses ini melibatkan pembagian interval menjadi n subinterval yang memiliki panjang yang sama dengan $0 < t_0 < t_1 < \dots < t_n = T$ sehingga $\Delta t = \frac{T}{n}$.

Metode trinomial memodelkan pergerakan harga saham dengan tiga parameter utama, yaitu faktor kenaikan harga saham (u), faktor harga saham tetap (m), dan faktor penurunan harga saham (d). Selain itu, metode ini juga melibatkan tiga probabilitas yang meliputi peluang harga saham naik (p_u), peluang harga saham tetap (p_m), dan peluang harga saham turun (p_d) (Nissa et al., 2020).



Gambar 2.1 Ilustrasi Pergerakan Harga Saham dengan Trinomial Tree Satu Periode

Gambar 2.1 menggambarkan bahwa opsi beli diasumsikan memiliki periode berlaku dari waktu $[0, T]$. Dengan asumsi harga saham pada waktu awal t_0 adalah S_0 . Dengan demikian, pada saat tanggal jatuh tempo (T), harga saham memiliki kemungkinan naik menjadi S_u dengan probabilitas p_u . Nilai S_u diperoleh dari hasil perkalian harga saham awal dengan faktor kenaikan (u). Dengan probabilitas p_m , harga saham tetap stabil pada nilai S_m , yang sama dengan harga saham awal. Sementara itu, harga saham juga dapat turun menjadi S_d dengan probabilitas p_d , di mana S_d dihitung dari harga saham awal dikalikan dengan faktor penurunan harga saham. Harga saham pada waktu $i + 1$ yaitu (Hull, 2021):

$$S_{i+1} = \begin{cases} uS_i, & \text{probabilitas } p_u \\ S_i, & \text{probabilitas } p_m \\ dS_i, & \text{probabilitas } p_d \end{cases} \quad (2.14)$$

dengan,

p_u = probabilitas kenaikan harga saham

p_m = probabilitas harga saham tetap

p_d = probabilitas penurunan harga saham

u = faktor pergerakan harga saham naik

d = faktor pergerakan harga saham turun

S_t = harga saham pada saat t_t .

Pada model trinomial terdapat dua parameter u, d dan tiga peluang p_u, p_d, p_m yang berpengaruh. Penentuan parameter-parameter tersebut didasarkan pada tiga asumsi berikut (Sulistiyarini, 2012)

- Ekspektasi nilai dalam model harga saham diskrit memiliki kesetaraan dengan ekspektasi nilai yang diperoleh melalui model kontinu.
- Varians dalam model harga saham diskrit setara dengan varians yang dihasilkan oleh model kontinu.
- $p_u + p_d + p_m = 1$ dan $u \cdot d = 1$.

Pada model harga saham diskrit, ekspektasi nilai dapat dihitung menggunakan Persamaan (2.3) dan (2.14) dengan hasil berikut:

$$E(X) = \sum_x x f_X(x) = \sum_x x \mathbb{P}(X = x)$$

$$E(S_{i+1}) = p_u u S_i + p_m S_i + p_d d S_i \quad (2.15)$$

dimana,

p_u = probabilitas kenaikan harga saham

p_m = probabilitas harga saham tetap

p_d = probabilitas penurunan harga saham

u = faktor pergerakan harga saham naik
 d = faktor pergerakan harga saham turun
 S_i = harga saham pada saat t_i .

Untuk mencari ekspektasi harga saham kontinu digunakan model umum gerak brown geometrik, dengan demikian model stokastik harga saham secara umum yaitu:

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t. \quad (2.16)$$

Langkah selanjutnya mencari solusi SDE (*Stochastic Differential Equation*) *geometric brownian motion* menggunakan Ito's Lemma:

Misalkan: $X_t = \ln S_t$.

Turunan pertama: $\frac{dX_t}{dS_t} = \frac{1}{S_t}$.

Turunan kedua: $\frac{d^2 X_t}{dS_t^2} = -\frac{1}{S_t^2}$.

Maka dengan menggunakan Ito's Lemma diperoleh:

$$\begin{aligned}
 dX_t &= \frac{1}{S_t} dS_t + \frac{1}{2} \left(-\frac{1}{S_t^2} \right) (dS_t)^2 \\
 &= \frac{1}{S_t} dS_t - \frac{1}{2} \frac{1}{S_t^2} (dS_t)^2.
 \end{aligned} \quad (2.17)$$

Dengan menggunakan Persamaan (2.16) dan (2.10) maka Persamaan (2.17) menjadi:

$$dX_t = \frac{1}{S_t} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t) - \frac{1}{2} \frac{1}{S_t^2} (\sigma^2 S_t^2 dt)$$

$$\begin{aligned}
&= \mu dt + \sigma dW_t - \frac{1}{2} \sigma^2 dt \\
&= \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) dt + \sigma dW_t. \tag{2.18}
\end{aligned}$$

Integralkan Persamaan (2.18) pada kedua sisi dari waktu 0 sampai t menghasilkan:

$$\begin{aligned}
&\int_0^t dX_s = \int_0^t \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) ds + \int_0^t \sigma dW_s \\
\Leftrightarrow X_t - X_0 &= \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) t + \sigma W_t \\
\Leftrightarrow \ln S_t - \ln S_0 &= \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) t + \sigma W_t \\
\Leftrightarrow \ln \frac{S_t}{S_0} &= \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) t + \sigma W_t \\
\Leftrightarrow \frac{S_t}{S_0} &= e^{\left(\left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) t + \sigma W_t \right)} \\
\Leftrightarrow S_t &= S_0 e^{\left(\left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) t + \sigma W_t \right)}. \tag{2.19}
\end{aligned}$$

Dalam *risk-neutral world* ekspektasi dihitung dengan mengganti μ menjadi r (tingkat bebas risiko). Maka Persamaan (2.19) dapat ditulis sebagai berikut:

$$S_t = S_0 e^{\left(\left(r - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) t + \sigma W_t \right)}. \tag{2.20}$$

Untuk waktu diskrit $t = i\Delta t$, maka dengan menggunakan Persamaan (2.20) diperoleh:

$$S_{i+1} = S_i e^{\left(\left(r - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) \Delta t + \sigma \Delta W \right)}. \tag{2.21}$$

Karena $\Delta W \sim \mathcal{N}(0, \Delta t)$, maka:

$$E[e^{\sigma \Delta W}] = e^{\frac{1}{2}\sigma^2 \Delta t}. \quad (2.22)$$

Maka ekspektasi dari S_{i+1} adalah:

$$\begin{aligned} E(S_{i+1}) &= S_i e^{\left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right)\Delta t} e^{\frac{1}{2}\sigma^2 \Delta t} \\ &= S_i e^{r\Delta t} \end{aligned} \quad (2.23)$$

dimana,

S_i = harga saham pada saat t_i

r = tingkat bunga bebas resiko

Δt = selang waktu antara periode i dan $i + 1$.

Dengan mengacu pada asumsi (a) serta Persamaan (2.15) dan (2.23), didapatkan hasil sebagai berikut:

$$\begin{aligned} p_u u S_i + p_m S_i + p_d d S_i &= S_i e^{r\Delta t} \\ \Leftrightarrow p_u u + p_m + p_d d &= e^{r\Delta t}. \end{aligned} \quad (2.24)$$

Untuk model variansi harga saham diskrit adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Var(S_{i+1}) &= E(S_{i+1}^2) - (E(S_{i+1}))^2 \\ &= p_u (u S_i)^2 + p_m S_i^2 + p_d (d S_i)^2 - \\ &\quad ((p_u u + p_m + p_d d) S_i)^2. \end{aligned} \quad (2.25)$$

Subtitusikan Persamaan (2.24) ke Persamaan (2.25), hasil yang diperoleh adalah sebagai berikut:

$$Var(S_{i+1}) = p_u (u S_i)^2 + p_m S_i^2 + p_d (d S_i)^2 - e^{2r\Delta t} S_i^2. \quad (2.26)$$

Untuk menghitung variansi harga saham kontinu terlebih dahulu kita cari $E(S_{i+1}^2)$. Kuadratkan Persamaan (2.21), maka diperoleh persamaan:

$$S_{i+1}^2 = S_i^2 e^{(2(r-\frac{1}{2}\sigma^2)\Delta t + 2\sigma\Delta W)}. \quad (2.27)$$

Dengan menggunakan Persamaan (2.22) dan (2.27) diperoleh:

$$\begin{aligned} E(S_{i+1}^2) &= S_i^2 e^{(2(r-\frac{1}{2}\sigma^2)\Delta t)} e^{(2^2)\frac{1}{2}\sigma^2\Delta t} \\ &= S_i^2 e^{((2r+\sigma^2)\Delta t)}. \end{aligned} \quad (2.28)$$

Jadi, variansi harga saham kontinu yaitu

$$\begin{aligned} Var(S_{i+1}) &= E(S_{i+1}^2) - (E(S_{i+1}))^2 \\ &= S_i^2 e^{((2r+\sigma^2)\Delta t)} - (S_i e^{r\Delta t})^2 \\ &= S_i^2 e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} - e^{2r\Delta t} S_i^2. \end{aligned} \quad (2.29)$$

Berdasarkan asumsi (b) dan menggunakan Persamaan (2.26) serta (2.29) diperoleh hasil berikut ini:

$$\begin{aligned} S_i^2 e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} - e^{2r\Delta t} S_i^2 &= p_u(uS_i)^2 + p_m S_i^2 + p_d(dS_i)^2 - e^{2r\Delta t} S_i^2 \\ \Leftrightarrow S_i^2 e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} - e^{2r\Delta t} S_i^2 + e^{2r\Delta t} S_i^2 &= p_u(uS_i)^2 + p_m S_i^2 + p_d(dS_i)^2 \\ \Leftrightarrow S_i^2 e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} &= p_u(uS_i)^2 + p_m S_i^2 + p_d(dS_i)^2 \\ \Leftrightarrow S_i^2 e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} &= p_u u^2 S_i^2 + p_m S_i^2 + p_d d^2 S_i^2. \end{aligned} \quad (2.30)$$

Kemudian bagi Persamaan (2.30) pada kedua ruas dengan S_i^2 diperoleh hasil sebagai berikut:

$$e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} = p_u u^2 + p_m + p_d d^2 \quad (2.31)$$

dimana,

r = Tingkat suku bunga bebas resiko

σ = Volatilitas

Δt = Perubahan harga Saham pada saat t

p_u = probabilitas kenaikan harga saham

p_m = probabilitas harga saham tetap

p_d = probabilitas penurunan harga saham

u = faktor pergerakan harga saham naik

d = faktor pergerakan harga saham turun.

Setelah asumsi terpenuhi, maka parameter u, d dan peluang p_u, p_d, p_m pada model trinomial Boyle dapat ditentukan.

2. Metode Trinomial Boyle

Model trinomial Boyle dikembangkan oleh Phelim Boyle pada tahun 1986 sebagai penyempurnaan dari model binomial CRR. Pada metode trinomial Boyle probabilitas untuk kondisi harga tetap diasumsikan sebesar $\frac{1}{2}$, sedangkan sisanya sebesar $\frac{1}{2}$ untuk peluang kenaikan ditambah

penurunan harga saham (Hull, 2016). Pemilihan asumsi ini didasarkan pada pertimbangan penyederhanaan perhitungan, serta mengacu pada pendekatan numerik. Pada penentuan parameter model trinomial Boyle ini akan mengasumsikan,

$$p_m = \frac{1}{2} \quad (2.32)$$

$$p_u + p_d = \frac{1}{2} \quad (2.33)$$

$$u \cdot d = 1. \quad (2.34)$$

Berdasarkan hasil dari Persamaan (2.32) dan (2.33), Persamaan (2.24) dapat dituliskan dalam bentuk berikut:

$$\begin{aligned} & p_u u + p_m + p_d d = e^{r\Delta t} \\ \Leftrightarrow & p_u u + \frac{1}{2} + \left(\frac{1}{2} - p_u\right) d = e^{r\Delta t} \\ \Leftrightarrow & p_u u + \frac{1}{2} + \frac{1}{2} d - p_u d = e^{r\Delta t} \\ \Leftrightarrow & p_u (u - d) = e^{r\Delta t} - \frac{1}{2} d - \frac{1}{2} \\ \Leftrightarrow & p_u = \frac{e^{r\Delta t} - \frac{1}{2} d - \frac{1}{2}}{(u - d)}. \end{aligned} \quad (2.35)$$

Kemudian, berdasarkan Persamaan (2.32) dan (2.33) maka Persamaan (2.31) dapat dinyatakan dalam bentuk berikut:

$$e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} = p_u u^2 + p_m + p_d d^2$$

$$\begin{aligned}
&\Leftrightarrow e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} = p_u u^2 + \frac{1}{2} + \left(\frac{1}{2} - p_u\right) d^2 \\
&\Leftrightarrow e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} = p_u u^2 + \frac{1}{2} + \frac{1}{2} d^2 - p_u d^2 \\
&\Leftrightarrow e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} - \frac{1}{2} d^2 - \frac{1}{2} = p_u (u^2 - d^2) \\
&\Leftrightarrow p_u (u^2 - d^2) = e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} - \frac{1}{2} d^2 - \frac{1}{2} \\
&\Leftrightarrow p_u (u - d)(u + d) = e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} - \frac{1}{2} d^2 - \frac{1}{2} \\
&\Leftrightarrow p_u = \frac{e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} - \frac{1}{2} d^2 - \frac{1}{2}}{(u-d)(u+d)} \quad (2.36)
\end{aligned}$$

dengan batasan $0 < d < u$. Karena p_u, p_d, p_m merepresentasikan probabilitas dari faktor naik, turun, dan tetap, maka nilai p_u, p_d, p_m akan berada dalam rentang $[0,1]$. Berikutnya, dengan menyamadengankan Persamaan (2.35) dan (2.36), diperoleh hasil sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
&\frac{e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}d - \frac{1}{2}}{(u-d)} = \frac{e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} - \frac{1}{2}d^2 - \frac{1}{2}}{(u-d)(u+d)} \\
&\Leftrightarrow \frac{\left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}d - \frac{1}{2}\right)(u-d)(u+d)}{(u-d)} = e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} - \frac{1}{2}d^2 - \frac{1}{2} \\
&\Leftrightarrow \left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}d - \frac{1}{2}\right)(u+d) = e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} - \frac{1}{2}d^2 - \frac{1}{2} \\
&\Leftrightarrow e^{r\Delta t}(u+d) - \frac{1}{2}d(u+d) - \frac{1}{2}(u+d) = e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} - \frac{1}{2}d^2 - \frac{1}{2} \quad (2.37)
\end{aligned}$$

Dengan menggunakan Persamaan (2.34), diperoleh

$$\begin{aligned}
 & \left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}\right)(u + d) - \frac{1}{2}d \cdot u - \frac{1}{2}d^2 = e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} - \frac{1}{2}d^2 - \frac{1}{2} \\
 \Leftrightarrow & \left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}\right)(u + d) - \frac{1}{2} - \frac{1}{2}d^2 = e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} - \frac{1}{2}d^2 - \frac{1}{2} \\
 \Leftrightarrow & \left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}\right)(u + d) = e^{(2r+\sigma^2)\Delta t} \\
 \Leftrightarrow & \left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}\right)\left(u + \frac{1}{u}\right) = e^{(2r+\sigma^2)\Delta t}. \quad (2.38)
 \end{aligned}$$

Kemudian kalikan kedua ruas dengan u pada Persamaan (2.38) diperoleh hasil sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 & \left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}\right)\left(u + \frac{1}{u}\right)u = (e^{(2r+\sigma^2)\Delta t})u \\
 \Leftrightarrow & \left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}\right)(u^2 + 1) = (e^{(2r+\sigma^2)\Delta t})u \\
 \Leftrightarrow & \left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}\right)u^2 + \left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}\right) = (e^{(2r+\sigma^2)\Delta t})u \\
 \Leftrightarrow & \left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}\right)u^2 - (e^{(2r+\sigma^2)\Delta t})u + \left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}\right) = 0. \quad (2.39)
 \end{aligned}$$

Dengan membagi Persamaan (2.39) dengan $\left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}\right)$, maka diperoleh hasil sebagai berikut:

$$u^2 - \frac{(e^{(2r+\sigma^2)\Delta t})}{\left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}\right)}u + 1 = 0. \quad (2.40)$$

Misalkan $2\beta = \frac{(e^{(2r+\sigma^2)\Delta t})}{\left(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}\right)}$, maka Persamaan (2.40)

dapat dinyatakan sebagai persamaan kuadrat dalam bentuk $u^2 - 2\beta u + 1 = 0$. Dari persamaan tersebut,

diperoleh akar-akarnya yaitu $u = \beta \pm \sqrt{\beta^2 - 1}$. Karena diketahui $0 < d < u$ maka diperoleh hasil sebagai berikut:

$$u = \beta + \sqrt{\beta^2 - 1}. \quad (2.41)$$

Melalui penerapan pendekatan suku pertama dari deret taylor, dimana $e^x = 1 + x$ diperoleh nilai β sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \beta &= \frac{1}{2} \frac{(e^{(2r+\sigma^2)\Delta t})}{(e^{r\Delta t} - \frac{1}{2})} \\ &= \frac{1}{2} \left(\frac{1+(2r+\sigma^2)\Delta t}{1+r\Delta t-\frac{1}{2}} \right) \\ &= \left(\frac{1+(2r+\sigma^2)\Delta t}{2+2r\Delta t-1} \right) \\ &= \left(\frac{1+(2r+\sigma^2)\Delta t}{1+2r\Delta t} \right) \\ &= \frac{e^{(2r+\sigma^2)\Delta t}}{e^{2r\Delta t}} \\ &= e^{(2r+\sigma^2)\Delta t-2r\Delta t} \\ &= e^{\sigma^2\Delta t}. \end{aligned}$$

Selanjutnya substitusikan $\beta = e^{\sigma^2\Delta t}$ ke dalam Persamaan (2.41). Maka dihasilkan persamaan berikut:

$$u = e^{\sigma^2\Delta t} + \sqrt{(e^{\sigma^2\Delta t})^2 - 1}$$

$$\begin{aligned}
&= e^{\sigma^2 \Delta t} + \sqrt{e^{2\sigma^2 \Delta t} - 1} \\
&= (1 + \sigma^2 \Delta t) + \sqrt{1 + 2\sigma^2 \Delta t - 1} \\
&= 1 + \sigma^2 \Delta t + \sqrt{2\sigma^2 \Delta t} \\
&= 1 + \sigma^2 \Delta t + \sigma\sqrt{2\Delta t}. \tag{2.42}
\end{aligned}$$

Dengan menggunakan pendekatan dua suku pertama dari deret taylor, yaitu $e^x = 1 + x + \frac{x^2}{2}$ pada Persamaan (2.42), dan misalkan $x = \sigma\sqrt{2\Delta t}$ maka diperoleh hasil sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
u &= e^{\sigma\sqrt{2\Delta t}} = 1 + \sigma\sqrt{2\Delta t} + \frac{(\sigma\sqrt{2\Delta t})^2}{2} \\
\Leftrightarrow u &= e^{\sigma\sqrt{2\Delta t}} = 1 + \sigma\sqrt{2\Delta t} + \frac{\sigma^2 2\Delta t}{2} \\
\Leftrightarrow u &= e^{\sigma\sqrt{2\Delta t}} = 1 + \sigma\sqrt{2\Delta t} + \sigma^2 \Delta t
\end{aligned}$$

jadi, dapat disimpulkan bahwa nilai u adalah sebagai berikut:

$$u = e^{\sigma\sqrt{2\Delta t}}.$$

Dari Persamaan (2.34), diperoleh hasil sebagai berikut:

$$d = e^{-\sigma\sqrt{2\Delta t}}.$$

Melalui pendekatan suku pertama dari deret taylor yang diterapkan pada Persamaan (2.35), diperoleh nilai p_u sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
p_u &= \frac{e^{r\Delta t} - \frac{1}{2}e^{-\sigma\sqrt{2\Delta t}} - \frac{1}{2}}{(e^{\sigma\sqrt{2\Delta t}} - e^{-\sigma\sqrt{2\Delta t}})} \\
&= \frac{(1+r\Delta t) - \frac{1}{2}(1-\sigma\sqrt{2\Delta t} + \sigma^2\Delta t) - \frac{1}{2}}{(1+\sigma\sqrt{2\Delta t} + \sigma^2\Delta t) - (1-\sigma\sqrt{2\Delta t} + \sigma^2\Delta t)} \\
&= \frac{\left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right)\Delta t + \frac{1}{2}\sigma\sqrt{2\Delta t}}{2\sigma\sqrt{2\Delta t}} \\
&= \frac{\left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right)\Delta t}{2\sigma\sqrt{2\Delta t}} + \frac{\frac{1}{2}\sigma\sqrt{2\Delta t}}{2\sigma\sqrt{2\Delta t}} \\
&= \frac{\left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right)\sqrt{\Delta t^2}}{\sqrt{8\sigma^2\Delta t}} + \frac{1}{4} \\
&= \left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right)\sqrt{\frac{\Delta t^2}{8\sigma^2\Delta t}} + \frac{1}{4} \\
&= \left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right)\sqrt{\frac{\Delta t}{8\sigma^2}} + \frac{1}{4}.
\end{aligned}$$

Dengan asumsi $p_u + p_d = \frac{1}{2}$ sehingga diperoleh nilai

p_d yaitu

$$\begin{aligned}
p_d &= \frac{1}{2} - p_u \\
&= \frac{1}{2} - \left(\left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right)\sqrt{\frac{\Delta t}{8\sigma^2}} + \frac{1}{4} \right) \\
&= \frac{1}{4} - \left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right)\sqrt{\frac{\Delta t}{8\sigma^2}}.
\end{aligned}$$

Maka, berdasarkan asumsi (2.32), (2.33), dan (2.34) pada model trinomial Boyle, diperoleh parameter

u, d serta probabilitas harga saham p_u, p_d, p_m sebagai berikut:

$$u = e^{\sigma\sqrt{2\Delta t}} \quad (2.43)$$

$$d = e^{-\sigma\sqrt{2\Delta t}} \quad (2.44)$$

$$p_u = \left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right)\sqrt{\frac{\Delta t}{8\sigma^2}} + \frac{1}{4} \quad (2.45)$$

$$p_m = \frac{1}{2} \quad (2.46)$$

$$p_d = \frac{1}{4} - \left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right)\sqrt{\frac{\Delta t}{8\sigma^2}} \quad (2.47)$$

dimana,

u = Faktor pergerakan harga saham naik

d = Faktor pergerakan harga saham turun

p_u = probabilitas kenaikan harga saham

p_m = probabilitas harga saham tetap

p_d = probabilitas penurunan harga saham

r = Tingkat suku bunga bebas resiko

σ = Volatilitas

Δt = Perubahan harga Saham pada saat t .

Dalam metode trinomial harga saham dapat ditentukan dengan persamaan (Paiz Jalaludin et al., 2024):

$$S_{i,j} = \begin{cases} u^i S_0 & \text{for } i \geq 1 \\ S_0 & \text{for } i = 0 \\ d^i S_0 & \text{for } i \leq -1 \end{cases} \quad (2.48)$$

dengan,

S_0 = harga saham awal

u = Faktor pergerakan harga saham naik

d = Faktor pergerakan harga saham turun

i = jumlah langkah naik (+), turun (-), atau tetap (0).

Model trinomial Boyle kemudian diterapkan secara mundur (*backward induction*) guna menghitung harga opsi pada saat $t_0 = 0$. Harga opsi *call* eropa dan opsi *put* eropa dapat dihitung menggunakan rumus berikut (Sholikha & Artiono, 2023):

$$C_{i,j} = e^{-r\Delta t}(p_u \cdot C_{i+1,j+2} + p_m \cdot C_{i+1,j+1} + p_d \cdot C_{i+1,j}) \quad (2.49)$$

$$P_{i,j} = e^{-r\Delta t}(p_u \cdot P_{i+1,j+2} + p_m \cdot P_{i+1,j+1} + p_d \cdot P_{i+1,j}) \quad (2.50)$$

dengan,

p_u = probabilitas kenaikan harga saham

p_m = probabilitas harga saham tetap

p_d = probabilitas penurunan harga saham

r = Tingkat suku bunga bebas resiko

C, P = *payoff* dari opsi *call* dan *put*

$\Delta t = \frac{T}{n}$, T = jumlah waktu, n = jumlah interval waktu.

F. GARCH

1. Data *Time Series* dan Konsep *Lag*

Time series adalah kumpulan data yang telah diukur dan dicatat secara konsisten dalam jangka waktu yang lama (Ulya et al., 2024). Data ini dapat berupa penjualan bulanan suatu produk, tingkat pengangguran tahunan, suhu harian suatu kota, harga penutupan saham harian dan lainnya. Pengukuran data *time series*, seperti mingguan, bulanan, tahunan, atau harian harus dilakukan pada interval waktu yang konsisten. Pengukuran data *time series* bertujuan untuk mengidentifikasi tren pada data masa lalu dan menggunakan pola tersebut untuk peramalan (Ulya et al., 2024).

Salah satu elemen penting dalam pengukuran data *time series* adalah *lag*. *Lag* dalam deret waktu (*time series*) mengacu pada penundaan waktu antara observasi sekarang dengan observasi masa lalu (Box et al., 2015). Biasanya digunakan untuk menunjukkan hubungan atau pengaruh dari masa lalu terhadap nilai saat ini. *Lag* ke- k dari suatu deret waktu Y_t adalah Y_{t-k} , yaitu nilai Y pada waktu sebelumnya sebanyak k periode.

2. Stasioneritas Data

Suatu data disebut stasioner apabila memiliki rata-rata, varians, dan kovariansi pada setiap *lag* yang tetap atau tidak berubah seiring waktu. Sebaliknya, data dikatakan tidak stasioner jika terjadi perubahan atau ketidakkonsistenan pada nilai rata-rata maupun variansnya seiring berjalannya waktu (I Maruddani et al., 2008). Stasioner kuat dan stasioner lemah adalah dua kategori kestasioneran. Proses stokastik $\{Z_t\}$ memenuhi syarat stasioner kuat apabila distribusi gabungan dari variabel acak $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_n}$ identik dengan distribusi gabungan dari $Z_{t_1-k}, Z_{t_2-k}, \dots, Z_{t_n-k}$, untuk setiap himpunan waktu $t_1, t_2, \dots, t_n$ dan untuk semua nilai *lag* k . Data deret waktu yang tidak stasioner kerap ditemukan dalam aplikasi nyata. Namun, model peramalan ARIMA membutuhkan deret dengan sifat stasioner, dimana rata-rata dan variansi bersifat konstan sehingga diperlukan proses pembedaan (*differencing*) atau transformasi (Kalengkongan et al., 2020). Pengujian kestasioneran data dapat dilakukan melalui Uji ADF dengan mengacu pada hipotesis berikut (Purbowisanti, 2020):

H_0 : data menunjukkan karakteristik non stasioner

H_1 : data menunjukkan karakteristik stasioner

Kriteria pengujian menyatakan bahwa H_0 ditolak jika $|t_{statistik}| \geq |t_{\alpha}|$ atau nilai $p - value < \text{tingkat signifikansi } \alpha = 0.05$.

3. Identifikasi Model Mean

Model ARIMA berfungsi untuk memodelkan nilai rata-rata suatu data. Identifikasi deret waktu dilakukan dengan menampilkan data dalam bentuk plot *time series* (Natasha, 2015). Fungsi autokorelasi (ACF) dan autokorelasi parsial (PACF) memiliki peran krusial dalam pemilihan model yang sesuai dalam analisis deret waktu. Berikut ini merupakan karakteristik teoritis dari fungsi ACF dan fungsi PACF dalam model stasioner (Sulistyorini Adi & Warsito, 2016):

Tabel 2.1 ciri-ciri teoritis ACF dan PACF untuk model stasioner

Model	ACF	PACF
AR (p)	Menurun dengan cepat menuju nol secara	Terputus setelah <i>lag</i> ke- p

	eksponensial	
MA (q)	Terputus setelah lag ke- q	Menurun dengan cepat menuju nol secara eksponensial
ARMA (p, q)	Terputus setelah lag ke ($q - p$)	Terputus setelah lag ke ($p - q$)

Beberapa jenis model deret waktu Box-Jenkins adalah sebagai berikut (Fatari, 2016):

1) *Autoregressive Model (AR)*

Pada umumnya, model AR (p) memiliki bentuk sebagai berikut:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \alpha_t \quad (2.51)$$

dimana,

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p =$ parameter-parameter dalam model AR

$\alpha_t =$ nilai galat pada periode ke- t .

2) *Moving Average Model (MA)*

Pada umumnya, model MA (q) memiliki bentuk sebagai berikut:

$$Z_t = \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \theta_2 \alpha_{t-2} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q} \quad (2.52)$$

dengan,

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ = parameter-parameter dalam model MA

α_t = nilai galat pada periode ke- t .

3) *Autoregressive Moving Average Model (ARMA)*

Pada umumnya, model ARMA (p, q) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q} \quad (2.53)$$

4) *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Pada umumnya, model ARIMA (p, d, q) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\alpha_t \quad (2.54)$$

dengan,

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$$

B = operator langkah mundur

d = orde *differencing*.

Estimasi dan Pengujian Model ARIMA

Pendekatan *Conditional Least Square* (CLS) dapat digunakan untuk mengestimasi parameter. Pada model AR (1), estimasi parameter dilakukan dengan

menggunakan persamaan berikut (Annasiyah & Prastuti, 2023):

$$\hat{\phi} = \left[\frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \right] \quad (2.55)$$

dengan,

Z_t = nilai seri waktu pada waktu t

$\bar{Z}$ = rata-rata dari seluruh nilai seri waktu Z

n = jumlah total pengamatan

t = Indeks waktu.

Setelah estimasi parameter dilakukan, tahap berikutnya adalah menguji signifikansi untuk mengevaluasi apakah model tersebut layak digunakan. Pengujian signifikansi parameter dilakukan melalui Uji- t guna memastikan apakah parameter tersebut signifikan atau tidak (Annasiyah & Prastuti, 2023). Berikut merupakan uji signifikansi yang dilakukan terhadap parameter AR:

Hipotesis:

$H_0 : \phi_i = 0$ (menunjukkan bahwa hasil uji menyatakan parameter tersebut tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \phi_i \neq 0$ (menunjukkan bahwa hasil uji menyatakan parameter tersebut signifikan dalam model)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_i}{SE(\hat{\theta}_i)} = \frac{\text{estimasi parameter}}{\text{st. deviasi parameter}}$$

Berikut merupakan uji signifikansi yang dilakukan terhadap parameter MA:

Hipotesis:

$H_0 : \theta_i = 0$ (hasil uji menunjukkan bahwa parameter tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \theta_i \neq 0$ (hasil uji menunjukkan bahwa parameter signifikan terhadap model)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_i}{SE(\hat{\theta}_i)} = \frac{\text{estimasi parameter}}{\text{st. deviasi parameter}}$$

Kriteria pengujian:

Dengan tingkat signifikansi $\alpha = 0.05$, tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-p}$ artinya parameter signifikan terhadap model. Atau menggunakan $p - value$, jika $p - value < \alpha$, maka H_0 ditolak.

Uji Diagnostik Model ARIMA

Setelah parameter diuji untuk memastikan signifikansinya, langkah berikutnya adalah melakukan uji diagnostik guna menilai apakah model yang digunakan layak atau tidak. Residual

perlu memenuhi asumsi berupa *white noise* dan memiliki sebaran yang mendekati distribusi normal (Nurkhoiriyah, 2007).

1) Uji asumsi *white noise*

Uji Ljung-Box berfungsi untuk memeriksa apakah residual tidak mengandung autokorelasi dan dapat dikategorikan sebagai *white noise*.

Hipotesis:

$$H_0: \rho_1 = \dots = \rho_k = 0$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \rho_j \neq 0, \text{ dimana } j = 1, 2, 3, \dots, k$$

Statistik uji:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^k \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, n > k$$

dimana $\hat{\rho}_k$ merupakan nilai autokorelasi dari residual pada lag ke- k .

Dengan,

k = lag maksimal

n = jumlah data observasi

$\hat{\rho}_k$ = nilai autokorelasi dari residual pada lag ke- k

Kriteria pengujian:

Pada taraf signifikansi $\alpha = 0.05$, H_0 dapat diterima apabila nilai $Q < \chi^2_{(\alpha; k-p-q)}$, yang mengindikasikan bahwa residual bersifat *white*

noise. Jika pendekatan $p - value$ digunakan, maka H_0 diterima ketika $p - value > \alpha$, yang berarti residual menunjukkan karakteristik *white noise*.

2) Uji Asumsi Distribusi Normal

Asumsi distribusi normal dapat diuji dengan menerapkan Uji Jarque-Bera (Kabasarang et al., 2012).

Hipotesis:

H_0 : data mengikuti distribusi normal

H_1 : data tidak mengikuti distribusi normal

Statistik uji:

$$JB = \frac{n}{6} \left(S^2 + \frac{(K - 3)^2}{4} \right)$$

dengan,

n = ukuran sampel

S = *skewness*

K = *kurtosis*.

Kriteria pengujian:

Dengan tingkat signifikansi $\alpha = 0.05$, H_0 ditolak jika $JB > \chi^2_2$, yang mengindikasikan bahwa residual model tidak mengikuti distribusi normal. Atau menggunakan $p - value$, jika $p - value < \alpha$,

dengan demikian, H_0 ditolak yang menunjukkan bahwa residual tidak mengikuti distribusi normal.

4. Identifikasi Adanya Unsur Heterokedastisitas

Identifikasi elemen-elemen heteroskedastisitas dilakukan sebelum analisis model GARCH. Salah satu uji yang dapat mengidentifikasi unsur heteroskedastisitas yaitu *Uji Lagrange Multiplier* (LM) (Purbowisanti, 2020).

Hipotesis:

H_0 : residual tidak menunjukkan adanya heteroskedastisitas

H_1 : residual menunjukkan adanya heteroskedastisitas

Kriteria pengujian:

Pada tingkat signifikansi sebesar $\alpha = 0.05$, H_0 ditolak apabila nilai $p - value < \alpha$, artinya terdapat unsur heteroskedastisitas.

5. Model *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH)

Engle (1982) pertama kali memperkenalkan model ARCH. Pada metode OLS, kesalahan diasumsikan homokedastis, tetapi model ARCH membiarkan varians *error* berubah

(heteroskedastis). Persyaratan dalam model ARCH dan GARCH data yang diteliti harus berada pada kondisi heteroskedastisitas (Maulana, 2017) dalam (Nurfajriyah et al., 2023). Engle mengemukakan bahwa perubahan varian residual yang sering terjadi disebabkan oleh ketergantungan varian residual pada varian residual sebelumnya serta varian residual itu sendiri.

Misalkan kita memiliki model regresi berikut untuk menjelaskan pembentukan model ARCH (Widarjono, 2002):

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{1t} + \varepsilon_t \quad (2.56)$$

Persamaan yang menggambarkan hubungan antara varians dari *error term* (ε) dan volatilitas pada tahun t adalah sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (2.57)$$

Berdasarkan Persamaan (2.57), varians dari *error term* σ_t^2 terbagi menjadi dua komponen, yaitu komponen konstan dan kuadrat *error term* dari periode sebelumnya. Model ε_t ini menunjukkan heteroskedastisitas yang bergantung pada ε_{t-1} . Dengan memanfaatkan informasi heteroskedastisitas kondisional dari ε_t , kita dapat

mengestimasi parameter β_1 dan β_2 dengan lebih efisien. Persamaan (2.57) menunjukkan variabel kondisional, dan Persamaan (2.56) menunjukkan output standar dari *conditional mean*.

Model disebut ARCH (1) apabila varians ε_t hanya bergantung pada volatilitas *error term* dari satu periode sebelumnya, sebagaimana dijelaskan dalam Persamaan (2.57). Pada umumnya, model ARCH (p) dapat dinyatakan melalui persamaan berikut:

$$\begin{aligned}\sigma_t^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \\ &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2\end{aligned}\quad (2.58)$$

dengan,

σ_t^2 = varians pada waktu t

α_i = konstanta

α_1 = parameter yang mengukur tingkat perubahan volatilitas

ε_{t-i}^2 = residual *lag* (kesalahan) pada model.

Dalam model ARCH (Novirman, 2024):

- 1) σ_t^2 bergantung pada nilai residual kuadrat sebelumnya. Dengan kata lain, ketidakpastian masa lalu memengaruhi ketidakpastian saat ini.

- 2) p adalah ordo yang menentukan jumlah *lag* yang digunakan dalam model ARCH.

6. Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH)

Pada tahun 1986, Bollerslev memperluas model ARCH dengan memperkenalkan model GARCH, yang menambahkan pengaruh varians residual dari periode sebelumnya selain pengaruh residual itu sendiri dalam perhitungannya.

Dalam model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), dua parameter penting disebutkan dengan ordo p dan q . Ordo ini menentukan jumlah *lag* yang digunakan untuk komponen autoregresif dan rata-rata bergerak volatilitas (Novirman, 2024).

- 1) Dalam model GARCH (p, q) , orden (p) adalah bagian dari AR (*Autoregressive*) dari GARCH, dan menunjukkan jumlah *lag* dari varians residual kuadrat dalam sebuah model. Dalam GARCH, orden (p) adalah jumlah *lag* volatilitas sebelumnya yang mempengaruhi volatilitas saat ini.

- 2) Ordo (q) adalah bagian dari MA (*Moving Average*) dari GARCH, dan menentukan jumlah *lag* dari komponen rata-rata bergerak dari model. Ini terkait dengan jumlah *lag* dari kesalahan prediksi, atau residual, yang digunakan dalam model.

Model umum GARCH (p, q) dapat ditulis sebagai berikut

$$\begin{aligned}\sigma_t^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \cdots + \beta_q \sigma_{t-q}^2 \\ &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \beta_i \sigma_{t-i}^2\end{aligned}\quad (2.59)$$

dengan,

σ_t^2 = varian kondisional pada waktu t , yang mewakili volatilitas

α_0 = konstanta

ε_{t-i}^2 = residual (kesalahan prediksi) dari waktu $t - i$

α_i dan β_i = parameter model yang perlu diestimasi

σ_{t-i}^2 = perkiraan varian dari periode sebelumnya.

Dengan model ini (Novirman, 2024):

- 1) α_i menghitung bagaimana volatilitas saat ini dipengaruhi oleh volatilitas periode sebelumnya.
- 2) β_i menghitung hubungan antara volatilitas kondisional saat ini dan volatilitas kondisional dari periode sebelumnya.

7. Estimasi dan Pengujian Parameter Model Varian

Model ARCH dan GARCH digunakan sebagai pendekatan dalam pemodelan varians. Parameter dapat diestimasi dengan menggunakan pendekatan *Maksimum Likelihood Estimation* (MLE). Agar metode ini dapat diterapkan, perlu ditentukan persamaan yang sesuai untuk komponen nilai rata-rata dan varians (Nurkhoiriyah, 2007). Contohnya untuk model ARCH (1):

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

Fungsi likelihoodnya:

$$\ln L = \sum_{t=1}^n -\frac{1}{2} \ln(2\pi) - \ln(\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2) - \frac{1}{2} \frac{\varepsilon_t^2}{\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2}$$

Fungsi tersebut kemudian diturunkan dengan

α_0 dan α_1

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \alpha_0} = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \frac{1}{\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2} + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \frac{\varepsilon_t^2}{(\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2)^2}$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \alpha_1} = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \frac{\varepsilon_{t-1}^2}{\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2} + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \frac{\varepsilon_t^2 \varepsilon_{t-1}^2}{(\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2)^2}$$

Parameter α_i merupakan hasil estimasi dalam model ARCH dan GARCH, dan pengujian signifikansinya dilakukan melalui langkah berikut:

Hipotesis:

$H_0: \alpha_i = 0$, tidak berpengaruh secara signifikan

$H_1: \alpha_i \neq 0$, berpengaruh secara signifikan

dengan $i = 1, 2, \dots, p$

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\alpha}_i}{Sd(\hat{\alpha}_i)}$$

Kriteria pengujian:

H_0 ditolak apabila nilai $|t_{hitung}| > t_{(\frac{\alpha}{2}; n-p-1)}$ dimana n merupakan jumlah data dan p adalah jumlah parameter. Hal ini mengindikasikan bahwa parameter tersebut signifikan dan layak dimasukkan ke dalam model.

8. Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Uji residual bertujuan untuk memastikan kecocokan model. Dalam model ARIMA, residual harus memenuhi asumsi *white noise*, artinya residual bersifat acak, bebas dari korelasi antar waktu, dan tidak menunjukkan pola yang teratur. Pemilihan model yang optimal dapat didasarkan pada beberapa indikator, di antaranya adalah memilih model dengan nilai AIC dan SBC yang paling kecil (Wei, 1990) dalam (Bunga Letty Marvillia, 2013).

- AIC (*Akaike Information Criterion*)

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_\alpha^2 + 2M$$

dimana,

M = jumlah parameter yang diestimasi

n = jumlah residual

$\hat{\sigma}_\alpha^2$ = estimator dari σ_α^2 .

- SBC (*Schwarz Bayesian Criterion*)

$$SBC(M) = n \ln \hat{\sigma}_\alpha^2 + M \ln n$$

dimana,

M = jumlah parameter yang diestimasi

n = jumlah residual

$\hat{\sigma}_\alpha^2$ = estimator dari σ_α^2 .

G. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Analisis nilai error yang dihasilkan adalah cara untuk mengetahui seberapa akurat suatu model. Untuk menghitung tingkat kesalahan dalam penelitian ini akan digunakan MAPE dengan rumus sebagai berikut (Nugroho & Purqon, 2015):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \bar{y}_i}{y_i} \right| \times 100$$

dengan,

y_i = nilai aktual

$\bar{y}_i$ = nilai prediksi

n = banyaknya data yang diuji.

Berikut ini merupakan tabel tingkat akurasi berdasarkan nilai MAPE (Nurani et al., 2023):

Tabel 2.2 Tingkat Akurasi Prediksi

Nilai MAPE (%)	Tingkat Akurasi Prediksi
<10%	Sangat baik
10%-20%	Baik
20%-50%	Sedang
>50%	Buruk

G. Penelitian Terdahulu

Berikut merupakan beberapa penelitian terdahulu terkait dengan analisis metode trinomial dan volatilitas dengan menggunakan model GARCH:

1) Sholika dan Artiono (2023)

Studi yang ditulis oleh Sholika dan Artiono pada tahun 2023 berjudul "Pemodelan Matematika Opsi Saham Karyawan Menggunakan Metode Trinomial Boyle" bertujuan untuk merancang suatu model matematika dalam menghitung nilai OSK tipe Eropa, dengan mempertimbangkan sejumlah parameter yang telah ditentukan sebelumnya. Penelitian ini menganalisis data penutupan harian saham yang dikumpulkan selama periode Januari hingga April 2023. Nilai awal saham tercatat sebesar 8613.49, sedangkan harga

kesepakatan ditetapkan pada angka 8500. Hasil penelitian ini menghasilkan estimasi nilai opsi saham karyawan (OSK) selama periode tersebut adalah sebesar 2356.27, dengan masa vesting selama empat bulan, tingkat volatilitas sebesar 0.43, *exit rate* sebesar 0.01%, dan tingkat suku bunga sebesar 5.75%.

2) Nissa et al (2020)

Studi yang ditulis oleh Nissa et al pada tahun 2020 yang berjudul “Penentuan Harga Opsi Beli Tipe Eropa Menggunakan Metode Trinomial” memanfaatkan pendekatan metode Trinomial dalam menentukan nilai opsi beli tipe Eropa. Sumber data dalam studi ini diperoleh dari saham International IBM, yang mencakup periode 1 November 2018 hingga 1 November 2019. Parameter yang digunakan termasuk tingkat suku bunga 1.75%, nilai saham awal tercatat \$134.45, dengan periode jatuh tempo mulai 20 November hingga 20 Desember 2019, yang menunjukkan durasi kontrak opsi selama 30 hari. Hasil perhitungan menunjukkan nilai opsi beli tipe Eropa sebesar \$14.67. Hasil studi ini menunjukkan bahwa pendekatan trinomial menghasilkan estimasi

nilai opsi yang lebih akurat dibandingkan dengan pendekatan binomial.

3) Sulastrri et al (2019)

Studi yang ditulis oleh Sulastrri et al. pada tahun 2019 berjudul "Penentuan Harga Opsi Barrier Menggunakan Metode Trinomial Kamrad-Ritchken Dengan Volatilitas Model GARCH" bertujuan untuk meningkatkan keakuratan estimasi harga opsi dengan memperhitungkan dinamika pasar secara lebih realistis, guna meminimalkan pelanggaran asumsi dan memberikan keuntungan bagi investor. Penelitian ini menggunakan harga opsi PT. Bank Rakyat Indonesia, Tbk (BBRI) setiap hari (5 hari kerja per minggu), dan metode Trinomial Kamrad-Ritchken digunakan untuk menghitung volatilitas sebelumnya. Hasil penelitian mengindikasikan bahwa model GARCH (1,1) menjadi pilihan terbaik dalam pemodelan volatilitas.

4) Adiningsih (2021)

Studi yang ditulis oleh Adiningsih tahun 2021 berjudul "Aktualisasi Model GARCH dan Peramalan Volatilitas Return Saham Asia" bertujuan memanfaatkan model GARCH dalam memodelkan serta meramalkan volatilitas return saham di pasar Asia. Data yang

digunakan dalam analisis merupakan return bulanan indeks pasar saham Asia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ada kelompok volatilitas di pasar saham Asia. Menurut model GARCH, hal ini dipengaruhi oleh guncangan dan tingkat volatilitas pada periode sebelumnya, sementara model TGARCH menunjukkan bahwa asimetri memengaruhi guncangan negatif.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

A. Prosedur Penelitian

Prosedur yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Studi Literatur

Tahapan ini mencakup pengumpulan dan analisis sumber referensi yang relevan untuk mendukung topik penelitian. Referensi yang dicari meliputi opsi tipe Eropa, metode Trinomial Boyle, dan model volatilitas GARCH. Referensi yang dicari dapat diperoleh melalui jurnal dan buku yang sesuai.

2. Pengumpulan Data

Tahapan ini bertujuan untuk mengumpulkan data yang mencakup data historis harga penutupan saham *Blueprint Medicines Corporation* (BPMC) yang diperoleh melalui website <https://finance.yahoo.com/> pada periode 4 April 2022 sampai 3 April 2025.

3. Penentuan Parameter

Menentukan parameter awal berupa harga saham awal (S_0), Strike Price (K), waktu jatuh tempo (T), dan interval waktu (n) yang diperoleh dari website <https://finance.yahoo.com/> . Sedangkan untuk tingkat suku bunga bebas risiko (r) diperoleh dari website

<https://tradingeconomics.com/united-states/interest-rate>.

4. Perhitungan Return Saham

Setelah menentukan parameter awal, tahap berikutnya yaitu menentukan *return* saham dari historis harga saham menggunakan Persamaan (2.1). Return saham digunakan untuk menentukan volatilitas.

5. Penentuan Volatilitas Menggunakan Model GARCH

Pada tahap ini, akan ditentukan volatilitas menggunakan model GARCH. Tahapan yang dilakukan adalah sebagai berikut:

- 1) Pengujian stasioneritas data
- 2) Mengidentifikasi ACF dan PACF
- 3) Menentukan orde model ARIMA
- 4) Melakukan estimasi parameter model ARIMA
- 5) Pada tahap uji diagnostik, residual harus memenuhi kriteria *white noise* dan menunjukkan pola distribusi yang normal.
- 6) Jika model tidak sesuai kembali ke step 4, jika model sesuai langkah selanjutnya yaitu uji untuk mengidentifikasi adanya heteroskedastisitas
- 7) Pendugaan dan estimasi parameter model GARCH

- 8) Jika model tidak sesuai kembali ke step 7, jika model sudah sesuai, lakukan pengecekan untuk memastikan tidak adanya masalah heteroskedastisitas
- 9) Mendapatkan model terbaik
- 10) Peramalan nilai volatilitas menggunakan software EViews

6. Perhitungan Parameter u, d

Setelah mendapatkan nilai volatilitas, dapat ditentukan faktor pergerakan harga saham naik (u) dan faktor pergerakan harga saham turun (d) dengan menerapkan Persamaan (2.43) dan (2.44).

7. Perhitungan Probabilitas Harga Saham

Pada tahap ini, akan dihitung probabilitas harga saham yaitu p_u probabilitas kenaikan harga saham, p_m probabilitas harga saham tetap, p_d probabilitas penurunan harga saham menggunakan Persamaan (2.45), (2.46), dan (2.47).

8. Perhitungan Harga Saham

Setelah mendapatkan parameter pergerakan faktor harga saham naik (u) dan faktor pergerakan harga saham turun (d) dapat ditentukan harga saham dengan menggunakan Persamaan (2.48).

9. Perhitungan *Payoff*

pada tahap ini akan dicari nilai *payoff* pada opsi *call* dan *put*.

10. Menentukan Harga Opsi

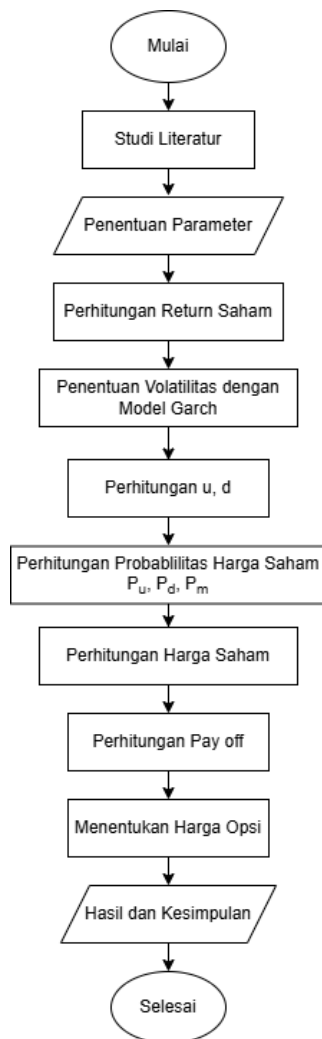
Setelah mendapatkan probabilitas harga saham dan nilai *payoff* dapat menentukan harga opsi dengan metode *backward induction* menggunakan Persamaan (2.49) dan (2.50). Dan untuk node yang tinggi seperti 100 digunakan software MATLAB.

11. Hasil dan Kesimpulan

Pada tahap ini, diperoleh kesimpulan dari analisis yaitu memperoleh harga opsi Eropa pada suatu saham dengan menggunakan metode trinomial Boyle dengan volatilitas GARCH.

B. Alur Penelitian

Berikut adalah diagram alur penelitian :



Gambar 3.1 Alur Penelitian

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Penentuan Parameter

Dalam penelitian ini, penentuan parameter untuk perhitungan harga opsi dilakukan berdasarkan data harga saham harian *Blueprint Medicines Corporation* (BPMC) yang diperoleh dari Yahoo Finance dengan periode pengamatan mulai 4 April 2022 sampai 3 April 2025.

1. Harga Saham Awal (S_0)

Langkah awal dalam menghitung harga saham adalah menentukan harga acuan, yaitu harga penutupan saham BPMC yang diambil dari Yahoo Finance yaitu $S_0 = 87.11$.

2. *Strike Price* (K)

Dalam penelitian ini, akan digunakan beberapa nilai *strike price* (k) yaitu 50, 65, 70, 80, 85, 90, 95, 100 untuk harga kesepakatan yang digunakan untuk menghitung harga saham. Kemudian nanti akan dianalisis nilai *strike price* seperti apa yang hasilnya mendekati nilai aktualnya.

3. Waktu Jatuh Tempo (T) dan Interval Waktu (n)

T merepresentasikan jangka waktu perdagangan, yakni selama 186 hari perdagangan dimulai dari

tanggal 4 April 2025-19 Desember 2025 yang nantinya akan diubah menjadi tahun atau $T = \frac{186}{252} = 0.738095$, dan n menunjukkan jumlah langkah atau subperiode, maka dalam penelitian ini digunakan $n = 6$ dan $n = 100$ subperiode.

4. Tingkat Suku Bunga Bebas Resiko (r)

Tingkat suku bunga bebas resiko (r) diperoleh dari United States Fed Funds Interest Rate yaitu sebesar $r = 4.33\%$.

B. Penentuan Volatilitas Menggunakan Model GARCH

1. Pemodelan ARIMA



Gambar 4.1 Plot Data Harga Penutupan Saham

BPMC

Gambar 4.1 memperlihatkan grafik harga penutupan saham BPMC dari tanggal 4 April 2022 sampai 3 April 2025 tidak stasioner, karena

pergerakan harga BPMC mengalami fluktuasi yang berubah-ubah seiring waktu, sehingga data tidak memiliki *mean* atau variansi yang tetap, maka uji stasioneritas diperlukan.

Uji ADF dilakukan untuk mengukur stasioneritas harga saham dengan hipotesis berikut:

H_0 : data menunjukkan karakteristik non stasioner

H_1 : data menunjukkan karakteristik stasioner

Kriteria pengujian menyatakan bahwa H_0 ditolak jika $|t \text{ statistik}| \geq |t_\alpha|$ atau nilai $p - \text{value} < \text{tingkat signifikansi } \alpha = 0.05$.

Null Hypothesis: CLOSE_ has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=19)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.401735	0.5825
Test critical values: 1% level	-3.438819	
5% level	-2.865168	
10% level	-2.568757	

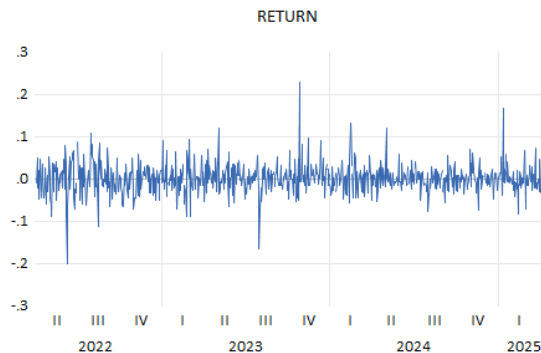
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Gambar 4.2 Hasil Uji Stasioner Harga Penutupan Saham BPMC

Dilihat dari Gambar 4.2 diperoleh bahwa $|t \text{ statistik}| \leq |t_\alpha|$ yaitu $|-1.401735| \leq |-2.865168|$ atau $p - \text{value} > \text{tingkat signifikansi } \alpha = 0.05$ yaitu

$0.5825 > 0.05$ artinya H_0 diterima, menandakan data tidak bersifat stasioner.

Berdasarkan hasil uji stasioneritas menggunakan Uji ADF, data harga penutupan saham BPMC menunjukkan sifat tidak stasioner. Untuk menjadikannya stasioner, data tersebut dapat ditransformasikan ke dalam bentuk *log return*. Di bawah ini adalah plot data yang menunjukkan hasil transformasi:



Gambar 4.3 Plot Log Return Harga Pentupan Saham
BPMC

Pada Gambar 4.3 menunjukkan bahwa plot *log return* dari harga penutupan saham BPMC mengalami fluktuasi di sekitar rata-rata yang relatif tetap sepanjang periode observasi. Berdasarkan hasil tersebut, data dapat dikatakan telah berada dalam

kondisi stasioner. Untuk memastikan lebih lanjut dapat dilakukan Uji ADF sebagaimana ditunjukkan pada gambar berikut.

Null Hypothesis: RETURN has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=19)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-27.11643	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.438831	
5% level	-2.865173	
10% level	-2.568760	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Gambar 4.4 Hasil Uji Stasioner Log return Saham BPMC

Berdasarkan Gambar 4.4 diperoleh bahwa $|t_{statistik}| \geq |t_{\alpha}|$ yaitu $|-27.11643| \geq |-2.865173|$ atau $p - value < \text{tingkat signifikansi } \alpha = 0.05$ yaitu $0.0000 < 0.05$ artinya H_0 ditolak yang menandakan data *log return* saham BPMC telah bersifat stasioner.

Langkah berikutnya dalam penerapan model ARIMA adalah melakukan identifikasi guna menentukan model yang paling tepat untuk data *log return* saham BPMC. Identifikasi ini dilakukan dengan mengamati pola pada grafik ACF dan PACF yang disajikan pada Gambar 4.5.

Date: 04/04/25 Time: 11:07
Sample (adjusted): 4/05/2022 4/03/2025
Included observations: 752 after adjustments

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.009	0.009	0.0566	0.812
		2 -0.003	-0.003	0.0632	0.969
		3 -0.020	-0.020	0.3564	0.949
		4 0.000	0.000	0.3564	0.986
		5 -0.100	-0.100	7.9133	0.161
		6 0.003	0.005	7.9219	0.244
		7 -0.007	-0.008	7.9552	0.337
		8 -0.049	-0.054	9.8151	0.278
		9 0.005	0.007	9.8380	0.364
		10 0.025	0.014	10.298	0.415
		11 0.030	0.028	10.975	0.445
		12 0.033	0.033	11.832	0.459
		13 0.069	0.060	15.502	0.277
		14 -0.032	-0.030	16.267	0.297
		15 -0.045	-0.040	17.842	0.271
		16 -0.051	-0.046	19.862	0.227
		17 -0.000	0.005	19.862	0.281
		18 0.048	0.062	21.643	0.248
		19 -0.027	-0.033	22.190	0.275
		20 0.050	0.048	24.104	0.238
		21 -0.052	-0.057	26.213	0.198
		22 0.005	-0.000	26.234	0.242
		23 0.052	0.057	28.310	0.204
		24 0.030	0.013	29.004	0.220
		25 -0.037	-0.027	30.069	0.222
		26 -0.042	-0.046	31.477	0.211
		27 0.050	0.061	33.468	0.182
		28 0.048	0.068	35.287	0.162
		29 -0.009	-0.011	35.350	0.193
		30 -0.024	-0.038	35.809	0.214
		31 0.019	0.008	36.105	0.242
		32 0.016	0.034	36.300	0.275
		33 -0.024	-0.021	36.773	0.298
		34 -0.006	-0.001	36.801	0.340
		35 -0.036	-0.046	37.853	0.340
		36 0.037	0.039	38.944	0.339

Gambar 4.5 Plot ACF dan PACF Data

Log Return Saham BPMC

Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.5 plot ACF dan PACF mengalami *cut off* atau menurun menuju ke-0 setelah terputus pada *lag* ke-5. Berdasarkan hal tersebut, model ARIMA yang dipilih untuk dianalisis dan diestimasi lebih lanjut meliputi ARIMA (5,0,5), ARIMA (5,0,0), dan ARIMA (0,0,5).

Setelah dugaan model diperoleh, metode Least Square digunakan untuk melakukan estimasi parameter. Hasilnya disajikan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Estimasi Parameter Model

Model	Parameter	Koefisien
ARIMA (5,0,5)	ϕ_5	-0.716562
	θ_5	0.639631
ARIMA (5,0,0)	ϕ_5	-0.100095
ARIMA (0,0,5)	θ_5	-0.097395

Model ARIMA yang paling tepat dipilih berdasarkan nilai AIC dan SBC yang paling rendah, pengujian signifikansi parameter, serta uji diagnostik yang menyatakan bahwa residual menunjukkan pola *white noise* dan mengikuti distribusi normal. Tetapi untuk asumsi distribusi normal tidak terpenuhi menunjukkan adanya efek ARCH (Ratnasari et al., 2014). Model GARCH dirancang untuk data *time series* yang pada faktanya sering mengandung distribusi non normal seperti keruncingan dan kemencengan (Bollerslev, 1986). Tabel 4.2 menyajikan hasil estimasi dari model ARIMA

Tabel 4.2 Hasil Model ARIMA

Model ARIMA	Uji Signifikan	Uji Asumsi <i>White Noise</i>	Uji Residual Normal	AIC	SBC
ARIMA (5,0,5)	Sig.	<i>White noise</i>	Tidak normal	-3.914433	-3.895991
ARIMA (5, 0, 0)	Sig.	<i>White noise</i>	Tidak normal	-3.915124	-3.902830
(0,0,5)	Sig.	<i>White noise</i>	Tidak normal	-3.914816	-3.902521

Menurut Tabel 4.2, model ARIMA (5,0,0) memenuhi kriteria uji signifikansi parameter dan uji diagnostik, serta memiliki nilai AIC dan SBC terendah. Dengan demikian, model ini dianggap paling sesuai untuk dipilih.

Tahap berikutnya adalah melakukan pengujian terhadap keberadaan unsur heteroskedastisitas, jika unsur tersebut ditemukan dalam model, maka model GARCH dapat diterapkan untuk melakukan estimasi. Uji yang dapat digunakan yaitu dengan *Uji Lagrange Multiplier (LM)*.

Hipotesis:

H_0 : residual tidak menunjukkan adanya heteroskedastisitas

H_1 : residual menunjukkan adanya heteroskedastisitas
 Dengan kriteria uji menggunakan $\alpha = 0.05$, tolak H_0 jika nilai $p - value < \alpha$, artinya terdapat unsur heteroskedastisitas. Gambar 4.6 memperlihatkan hasil pengujian terhadap unsur heteroskedastisitas

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	7.066953	Prob. F(1,749)	0.0080
Obs*R-squared	7.019592	Prob. Chi-Square(1)	0.0081

Gambar 4.6 Hasil Uji Heteroskedastisitas model ARIMA
 Dari Gambar 4.6 menunjukkan bahwa $p - value < \alpha$ atau $0.0080 < 0.05$ sehingga H_0 ditolak dan menunjukkan adanya indikasi heteroskedastisitas dalam model. Karena model mengandung unsur heteroskedastisitas maka bisa dilanjutkan dengan memodelkan GARCH.

2. Pemodelan GARCH

Pemilihan model GARCH yang sesuai didasarkan pada analisis grafik ACF dan PACF dari residual kuadrat, yang ditampilkan pada Gambar 4.7.

Date: 04/04/25 Time: 11:33

Sample (adjusted): 4/05/2022 4/03/2025

Included observations: 752 after adjustments

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.097	0.097	7.0560	0.008
		2	0.028	0.019	7.6629	0.022
		3	0.090	0.086	13.764	0.003
		4	-0.011	-0.028	13.851	0.008
		5	0.005	0.006	13.873	0.016
		6	-0.009	-0.017	13.933	0.030
		7	-0.001	0.005	13.933	0.052
		8	0.010	0.008	14.002	0.082
		9	-0.009	-0.008	14.065	0.120
		10	0.000	0.001	14.065	0.170
		11	0.013	0.012	14.196	0.222
		12	-0.034	-0.036	15.100	0.236
		13	0.042	0.049	16.451	0.226
		14	-0.024	-0.035	16.907	0.261
		15	0.056	0.069	19.357	0.198
		16	0.011	-0.011	19.450	0.246
		17	-0.032	-0.026	20.242	0.262
		18	0.001	-0.007	20.243	0.319
		19	-0.020	-0.015	20.548	0.362
		20	-0.019	-0.011	20.842	0.406
		21	-0.022	-0.019	21.221	0.446
		22	0.030	0.040	21.939	0.464
		23	0.009	0.004	22.004	0.520
		24	-0.000	-0.001	22.004	0.579
		25	0.015	0.013	22.183	0.625
		26	-0.015	-0.025	22.355	0.669
		27	-0.020	-0.009	22.670	0.703
		28	0.008	0.004	22.718	0.747
		29	-0.027	-0.023	23.302	0.763
		30	-0.041	-0.037	24.611	0.744
		31	0.027	0.032	25.192	0.759
		32	0.027	0.032	25.751	0.775
		33	-0.009	-0.013	25.816	0.809
		34	-0.012	-0.012	25.933	0.838
		35	0.061	0.059	28.842	0.759
		36	0.012	0.005	28.964	0.791

Gambar 4.7 Plot ACF dan PACF Residual Kuadrat

Pada Gambar 4.7 plot ACF dan PACF mengalami *cut off* atau menurun menuju ke-0 setelah terputus pada *lag* ke-1 dan ke-3. Berdasarkan hal tersebut, model GARCH yang dipilih untuk dianalisis dan diestimasi lebih lanjut meliputi GARCH (1,1), GARCH (1,3), GARCH (3,1), dan GARCH (3,3). Tabel 4.3 menampilkan hasil estimasi parameter serta model GARCH.

Tabel 4.3 Hasil Estimasi Parameter dan Hasil Model GARCH

Model	Parameter	Estimasi Parameter	Prob	AIC	SBC
GARCH (1,1)	α_0	0.000426	0.0000	-3.990910	-3.966192
	α_1	0.305079	0.0000		
	β_1	0.365382	0.0002		
GARCH (1,3)	α_0	0.000447	0.0000	-3.988521	-3.951444
	α_1	0.291342	0.0000		
	β_1	0.366839	0.0198		
	β_2	0.123576	0.4439		
	β_2	-0.131462	0.1282		
GARCH (3,1)	α_0	0.000661	0.0000	-3.988114	-3.951037
	α_1	0.269030	0.0000		
	α_2	0.122397	0.0914		
	α_3	0.087281	0.0540		
	β_1	0.006587	0.9734		
GARCH (3,3)	α_0	0.000379	0.0005	-3.986146	-3.936710
	α_1	0.280670	0.0000		
	α_2	-0.227451	0.0005		
	α_3	0.211039	0.0009		
	β_1	1.303997	0.0000		
	β_2	-1.180562	0.0000		
	β_3	0.320424	0.0007		

Data pada Tabel 4.3 menunjukkan bahwa model GARCH (1,1) adalah model yang paling sesuai, karena memenuhi kriteria signifikansi berdasarkan uji parameter serta memiliki nilai AIC dan SBC yang paling kecil.

Langkah selanjutnya yaitu melakukan pengujian apakah model terindikasi heteroskedastisitas atau tidak dengan *Uji Lagrange Multiplier* (LM). Model GARCH harus tidak lagi mengandung unsur heteroskedastisitas. Uji unsur heteroskedastisitas dapat dilihat pada Gambar 4.8

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	0.863703	Prob. F(1,744)	0.3530
Obs*R-squared	0.865021	Prob. Chi-Square(1)	0.3523

Gambar 4.8 Hasil Uji Unsur Heteroskedastisitas

Dari Gambar 4.8 menunjukkan bahwa $p - value > \alpha$ atau $0.3530 > 0.05$ sehingga H_0 diterima yang mengindikasikan tidak adanya unsur heteroskedastisitas dalam model. Dengan demikian model terbaik yang dipilih adalah GARCH (1,1) dan model *mean* ARIMA (5,0,0), sehingga persamaan model tersebut adalah sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 0.000426 + 0.305079\epsilon_{t-1}^2 + 0.365382\sigma_{t-1}^2$$

3. Hasil Peramalan

Prediksi nilai volatilitas dari return saham BPMC yang dilakukan menggunakan model GARCH (1,1) dan model *mean* ARIMA (5,0,0) menggunakan software *e-views* dapat dilihat pada Tabel 4.4

Tabel 4.4 Hasil Peramalan Volatilitas

Date	Forecasting
04/04/2025	0.035747

Karena waktu yang digunakan dalam metode trinomial boyle adalah tahunan maka untuk volatilitas harian dikonversikan menjadi tahunan:

$$\sigma = \sigma_{\text{harian}} \times \sqrt{252}$$

$$\sigma = 0.035747 \times \sqrt{252}$$

$$\sigma = 0.567466$$

C. Menghitung Nilai Opsi

1. Parameter Pergerakan Harga Saham Naik (u) Dan Pergerakan Harga Saham Turun (d)

Untuk $n = 6$

Perubahan harga saham pada saat t yaitu:

$$\Delta t = \frac{T}{n} = \frac{0.738095}{6} = 0.123016$$

Untuk menghitung faktor pergerakan harga saham naik dapat dilihat dari perhitungan berikut:

$$u = e^{\sigma\sqrt{2\Delta t}}$$

$$u = e^{0.567466\sqrt{2(0.123016)}}$$

$$u = 1.325079$$

Untuk menghitung faktor pergerakan harga saham turun dapat dilihat dari perhitungan berikut:

$$d = e^{-\sigma\sqrt{2\Delta t}}$$

$$d = e^{-0.567466\sqrt{2(0.123016)}}$$

$$d = 0.754672$$

Untuk $n = 100$

Perubahan harga saham pada saat t yaitu:

$$\Delta t = \frac{T}{n} = \frac{0.738095}{100} = 0.007381$$

Untuk menghitung faktor pergerakan harga saham naik dapat dilihat dari perhitungan berikut:

$$u = e^{\sigma\sqrt{2\Delta t}}$$

$$u = e^{0.567466\sqrt{2(0.007381)}}$$

$$u = 1.071379$$

Untuk menghitung faktor pergerakan harga saham turun dapat dilihat dari perhitungan berikut:

$$d = e^{-\sigma\sqrt{2\Delta t}}$$

$$d = e^{-0.567466\sqrt{2(0.007381)}}$$

$$d = 0.933377$$

2. Probabilitas Harga Saham (p)

Untuk $n = 6$

Untuk menghitung probabilitas harga saham naik (p_u) dapat dilihat dari perhitungan berikut:

$$p_u = \left(r - \frac{1}{2}\sigma^2 \right) \sqrt{\frac{\Delta t}{8\sigma^2}} + \frac{1}{4}$$

$$p_u = \left(0.0433 - \frac{1}{2}(0.567466)^2 \right) \sqrt{\frac{0.123016}{8(0.567466)^2}} + \frac{1}{4}$$

$$p_u = 0.224278$$

Untuk menghitung probabilitas harga saham turun (p_d) dapat dilihat dari perhitungan berikut:

$$p_d = \frac{1}{4} - \left(r - \frac{1}{2}\sigma^2 \right) \sqrt{\frac{\Delta t}{8\sigma^2}}$$

$$p_d = \frac{1}{4} - \left(0.0433 - \frac{1}{2}(0.567466)^2 \right) \sqrt{\frac{0.123016}{8(0.567466)^2}}$$

$$p_d = 0.275722$$

Dan untuk probabilitas harga saham tetap (p_m) yaitu:

$$p_m = \frac{1}{2} = 0.5$$

Untuk $n = 100$

Untuk menghitung probabilitas harga saham naik (p_u) dapat dilihat dari perhitungan berikut:

$$p_u = \left(r - \frac{1}{2}\sigma^2 \right) \sqrt{\frac{\Delta t}{8\sigma^2}} + \frac{1}{4}$$

$$p_u = \left(0.0433 - \frac{1}{2}(0.567466)^2 \right) \sqrt{\frac{0.007381}{8(0.567466)^2}} + \frac{1}{4}$$

$$p_u = 0.243699$$

Untuk menghitung probabilitas harga saham turun (p_d) dapat dilihat dari perhitungan berikut:

$$p_d = \frac{1}{4} - \left(r - \frac{1}{2}\sigma^2 \right) \sqrt{\frac{\Delta t}{8\sigma^2}}$$

$$p_d = \frac{1}{4} - \left(0.0433 - \frac{1}{2}(0.567466)^2 \right) \sqrt{\frac{0.007381}{8(0.567466)^2}}$$

$$p_d = 0.256301$$

Dan untuk probabilitas harga saham tetap (p_m) yaitu:

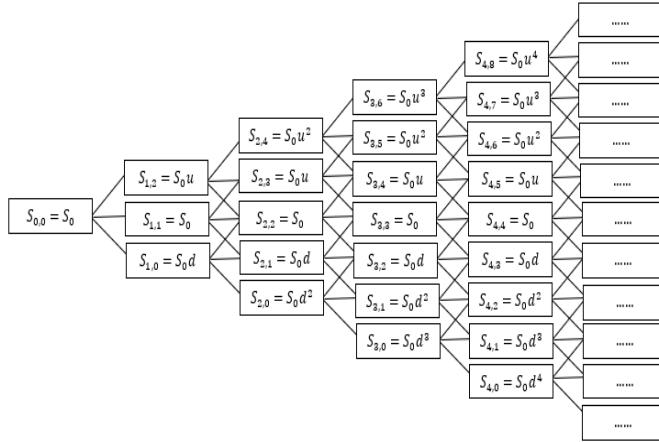
$$p_m = \frac{1}{2} = 0.5$$

3. Menghitung Harga Saham ($S_{i,j}$)

Setelah mengetahui nilai dari faktor kenaikan harga saham dan faktor penurunan harga saham, selanjutnya yaitu menghitung harga saham dengan persamaan berikut:

$$S_{i,j} = \begin{cases} u^i S_0 & \text{for } i \geq 1 \\ S_0 & \text{for } i = 0 \\ d^i S_0 & \text{for } i \leq -1 \end{cases}$$

Atau dengan melihat pohon trinomial berikut:



Gambar 4.9 Pohon Trinomial

Berikut untuk perhitungan harga saham dengan $n = 6$ dan $K = 50$:

$$S_{0,0} = S_0 = 87.11$$

$$S_{1,2} = S_0 u = 87.11(1.325079) = 115.4276$$

$$S_{1,1} = S_0 = 87.11$$

$$S_{1,0} = S_0 d = 87.11(0.754672) = 65.73947$$

$$S_{2,4} = S_0 u^2 = 87.11(1.325079)^2 = 152.9508$$

$$S_{2,3} = S_0 u = 87.11(1.325079) = 115.4276$$

$$S_{2,2} = S_0 = 87.11$$

$$S_{2,1} = S_0 d = 87.11(0.754672) = 65.73947$$

$$S_{2,0} = S_0 d^2 = 87.11(0.754672)^2 = 49.61173$$

$$S_{3,6} = S_0 u^3 = 87.11(1.325079)^3 = 202.6718$$

$$S_{3,5} = S_0 u^2 = 87.11(1.325079)^2 = 152.9508$$

$$S_{3,4} = S_0 u = 87.11(1.325079) = 115.4276$$

$$S_{3,3} = S_0 = 87.11$$

$$S_{3,2} = S_0 d = 87.11(0.754672) = 65.73947$$

$$S_{3,1} = S_0 d^2 = 87.11(0.754672)^2 = 49.61173$$

$$S_{3,0} = S_0 d^3 = 87.11(0.754672)^3 = 37.44058$$

$$S_{4,8} = S_0 u^4 = 87.11(1.325079)^4 = 268.5562$$

$$S_{4,7} = S_0 u^3 = 87.11(1.325079)^3 = 202.6718$$

$$S_{4,6} = S_0 u^2 = 87.11(1.325079)^2 = 152.9508$$

$$S_{4,5} = S_0 u = 87.11(1.325079) = 115.4276$$

$$S_{4,4} = S_0 = 87.11$$

$$S_{4,3} = S_0 d = 87.11(0.754672) = 65.73947$$

$$S_{4,2} = S_0 d^2 = 87.11(0.754672)^2 = 49.61173$$

$$S_{4,1} = S_0 d^3 = 87.11(0.754672)^3 = 37.44058$$

$$S_{4,0} = S_0 d^4 = 87.11(0.754672)^4 = 28.25536$$

$$S_{5,10} = S_0 u^5 = 87.11(1.325079)^5 = 355.8583$$

$$S_{5,9} = S_0 u^4 = 87.11(1.325079)^4 = 268.5562$$

$$S_{5,8} = S_0 u^3 = 87.11(1.325079)^3 = 202.6718$$

$$S_{5,7} = S_0 u^2 = 87.11(1.325079)^2 = 152.9508$$

$$S_{5,6} = S_0 u = 87.11(1.325079) = 115.4276$$

$$S_{5,5} = S_0 = 87.11$$

$$S_{5,4} = S_0 d = 87.11(0.754672) = 65.73947$$

$$S_{5,3} = S_0 d^2 = 87.11(0.754672)^2 = 49.61173$$

$$S_{5,2} = S_0 d^3 = 87.11(0.754672)^3 = 37.44058$$

$$S_{5,1} = S_0 d^4 = 87.11(0.754672)^4 = 28.25536$$

$$S_{5,0} = S_0 d^5 = 87.11(0.754672)^5 = 21.32352$$

$$S_{6,12} = S_0 u^6 = 87.11(1.325079)^6 = 471.5403$$

$$S_{6,11} = S_0 u^5 = 87.11(1.325079)^5 = 355.8583$$

$$S_{6,10} = S_0 u^4 = 87.11(1.325079)^4 = 268.5562$$

$$S_{6,9} = S_0 u^3 = 87.11(1.325079)^3 = 202.6718$$

$$S_{6,8} = S_0 u^2 = 87.11(1.325079)^2 = 152.9508$$

$$S_{6,7} = S_0 u = 87.11(1.325079) = 115.4276$$

$$S_{6,6} = S_0 = 87.11$$

$$S_{6,5} = S_0 d = 87.11(0.754672) = 65.73947$$

$$S_{6,4} = S_0 d^2 = 87.11(0.754672)^2 = 49.61173$$

$$S_{6,3} = S_0 d^3 = 87.11(0.754672)^3 = 37.44058$$

$$S_{6,2} = S_0 d^4 = 87.11(0.754672)^4 = 28.25536$$

$$S_{6,1} = S_0 d^5 = 87.11(0.754672)^5 = 21.32352$$

$$S_{6,0} = S_0 d^6 = 87.11(0.754672)^6 = 16.09227$$

Selanjutnya untuk perhitungan harga saham dengan $n = 100$ dan $K = 50$ yaitu sebagai berikut:

$$S_{0,0} = S_0 = 87.11$$

$$S_{1,2} = S_0 u = 87.11(1.071379) = 93.3278$$

$$S_{1,1} = S_0 = 87.11$$

$$S_{1,0} = S_0 d = 87.11(0.933377) = 81.30645$$

$$S_{2,4} = S_0 u^2 = 87.11(1.071379)^2 = 99.98941$$

$$S_{2,3} = S_0 u = 87.11(1.071379) = 93.3278$$

$$S_{2,2} = S_0 = 87.11$$

$$S_{2,1} = S_0 d = 87.11(0.933377) = 81.30645$$

$$S_{2,0} = S_0 d^2 = 87.11(0.933377)^2 = 75.88955$$

$$S_{3,6} = S_0 u^3 = 87.11(1.071379)^3 = 107.1265$$

$$S_{3,5} = S_0 u^2 = 87.11(1.071379)^2 = 99.98941$$

$$S_{3,4} = S_0 u = 87.11(1.071379) = 93.3278$$

$$S_{3,3} = S_0 = 87.11$$

$$S_{3,2} = S_0 d = 87.11(0.933377) = 81.30645$$

$$S_{3,1} = S_0 d^2 = 87.11(0.933377)^2 = 75.88955$$

$$S_{3,0} = S_0 d^3 = 87.11(0.933377)^3 = 70.83355$$

$$S_{4,8} = S_0 u^4 = 87.11(1.071379)^4 = 114.7731$$

$$S_{4,7} = S_0 u^3 = 87.11(1.071379)^3 = 107.1265$$

$$S_{4,6} = S_0 u^2 = 87.11(1.071379)^2 = 99.98941$$

$$S_{4,5} = S_0 u = 87.11(1.071379) = 93.3278$$

$$S_{4,4} = S_0 = 87.11$$

$$S_{4,3} = S_0 d = 87.11(0.933377) = 81.30645$$

$$S_{4,2} = S_0 d^2 = 87.11(0.933377)^2 = 75.88955$$

$$S_{4,1} = S_0 d^3 = 87.11(0.933377)^3 = 70.83355$$

$$S_{4,0} = S_0 d^4 = 87.11(0.933377)^4 = 66.11439$$

$$S_{5,10} = S_0 u^5 = 87.11(1.071379)^5 = 122.9654$$

$$S_{5,9} = S_0 u^4 = 87.11(1.071379)^4 = 114.7731$$

$$S_{5,8} = S_0 u^3 = 87.11(1.071379)^3 = 107.1265$$

$$S_{5,7} = S_0 u^2 = 87.11(1.071379)^2 = 99.98941$$

$$S_{5,6} = S_0 u = 87.11(1.071379) = 93.3278$$

$$S_{5,5} = S_0 = 87.11$$

$$S_{5,4} = S_0 d = 87.11(0.933377) = 81.30645$$

$$S_{5,3} = S_0 d^2 = 87.11(0.933377)^2 = 75.88955$$

$$S_{5,2} = S_0 d^3 = 87.11(0.933377)^3 = 70.83355$$

$$S_{5,1} = S_0 d^4 = 87.11(0.933377)^4 = 66.11439$$

$$S_{5,0} = S_0 d^5 = 87.11(0.933377)^5 = 61.70964$$

$$S_{6,12} = S_0 u^6 = 87.11(1.071379)^6 = 131.7425$$

$$S_{6,11} = S_0 u^5 = 87.11(1.071379)^5 = 122.9654$$

$$S_{6,10} = S_0 u^4 = 87.11(1.071379)^4 = 114.7731$$

$$S_{6,9} = S_0 u^3 = 87.11(1.071379)^3 = 107.1265$$

$$S_{6,8} = S_0 u^2 = 87.11(1.071379)^2 = 99.98941$$

$$S_{6,7} = S_0 u = 87.11(1.071379) = 93.3278$$

$$S_{6,6} = S_0 = 87.11$$

$$S_{6,5} = S_0 d = 87.11(0.933377) = 81.30645$$

$$S_{6,4} = S_0 d^2 = 87.11(0.933377)^2 = 75.88955$$

$$S_{6,3} = S_0 d^3 = 87.11(0.933377)^3 = 70.83355$$

$$S_{6,2} = S_0 d^4 = 87.11(0.933377)^4 = 66.11439$$

$$S_{6,1} = S_0 d^5 = 87.11(0.933377)^5 = 61.70964$$

$$S_{6,0} = S_0 d^6 = 87.11(0.933377)^6 = 57.59834$$

.

.

.

$$S_{100,200} = S_0 u^{100} = 87.11(1.071379)^{100} = 85974.27$$

$$S_{100,199} = S_0 u^{99} = 87.11(1.071379)^{99} = 80246.39$$

$$S_{100,198} = S_0 u^{98} = 87.11(1.071379)^{98} = 74900.12$$

$$S_{100,197} = S_0 u^{97} = 87.11(1.071379)^{97} = 69910.03$$

$$S_{100,196} = S_0 u^{96} = 87.11(1.071379)^{96} = 65252.4$$

.

.

.

$$S_{100,0} = S_0 d^{100} = 87.11(0.933377)^{100} = 0.088261$$

4. Menghitung Nilai *Payoff*

Setelah menentukan harga saham, maka Langkah selanjutnya yaitu menentukan nilai *payoff* dari opsi *call* dan opsi *put*.

Opsi Call

Untuk opsi *call* nilai *payoff* dapat ditentukan menggunakan persamaan berikut:

$$\text{payoff} = \text{Maks}(S_t - K, 0)$$

Perhitungan *payoff* untuk $n = 6$ dan $K = 50$ adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Maks}(S_{6,12} - K, 0) &= \text{Maks}(471.5403 - 50, 0) \\ &= \text{Maks}(421.5403, 0) \\ &= 421.5403 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Maks}(S_{6,11} - K, 0) &= \text{Maks}(355.8583 - 50, 0) \\ &= \text{Maks}(305.8583, 0) \\ &= 305.8583 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Maks}(S_{6,10} - K, 0) &= \text{Maks}(268.5562 - 50, 0) \\ &= \text{Maks}(218.5562, 0) \\ &= 218.5562 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Maks}(S_{6,9} - K, 0) &= \text{Maks}(202.6718 - 50, 0) \\ &= \text{Maks}(152.6718, 0) \\ &= 152.6718 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Maks}(S_{6,8} - K, 0) &= \text{Maks}(152.9508 - 50, 0) \\ &= \text{Maks}(102.9508, 0) \\ &= 102.9508 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Maks}(S_{6,7} - K, 0) &= \text{Maks}(115.4276 - 50, 0) \\ &= \text{Maks}(65.4276, 0) \end{aligned}$$

$$= 65.4276$$

$$\begin{aligned} Maks(S_{6,6} - K, 0) &= Maks(87.11 - 50, 0) \\ &= Maks(37.11, 0) \\ &= 37.11 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(S_{6,5} - K, 0) &= Maks(65.73947 - 50, 0) \\ &= Maks(15.73947, 0) \\ &= 15.73947 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(S_{6,4} - K, 0) &= Maks(49.61173 - 50, 0) \\ &= Maks(-0.38827, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(S_{6,3} - K, 0) &= Maks(37.44058 - 50, 0) \\ &= Maks(-12.55942, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(S_{6,2} - K, 0) &= Maks(28.25536 - 50, 0) \\ &= Maks(-21.74464, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(S_{6,1} - K, 0) &= Maks(21.32352 - 50, 0) \\ &= Maks(-28.67648, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(S_{6,0} - K, 0) &= Maks(16.09227 - 50, 0) \\ &= Maks(-33.90773, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

Selanjutnya untuk $n = 100$ dan $K = 50$ perhitungannya sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Maks(S_{100,200} - K, 0) &= Maks(85974.27 - 50, 0) \\ &= Maks(85924.27, 0) \\ &= 85924.27 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(S_{100,199} - K, 0) &= Maks(80246.39 - 50, 0) \\ &= Maks(80196.39, 0) \\ &= 80196.39 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(S_{100,198} - K, 0) &= Maks(74900.12 - 50, 0) \\ &= Maks(74850.12, 0) \\ &= 74850.12 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(S_{100,197} - K, 0) &= Maks(69910.03 - 50, 0) \\ &= Maks(69860.03, 0) \\ &= 69860.03 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(S_{100,196} - K, 0) &= Maks(65252.4 - 50, 0) \\ &= Maks(65202.4, 0) \\ &= 65202.4 \end{aligned}$$

.

.

.

$$\begin{aligned} Maks(S_{100,0} - K, 0) &= Maks(0.088261 - 50, 0) \\ &= Maks(-49.911739, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

Opsi Put

Untuk opsi *put* nilai *payoff* dapat ditentukan menggunakan persamaan berikut:

$$\text{payoff} = \text{Maks}(K - S_t, 0)$$

Perhitungan *payoff* untuk $n = 6$ dan $K = 50$ sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Maks}(K - S_{6,12}, 0) &= \text{Maks}(50 - 471.5403, 0) \\ &= \text{Maks}(-421.5403, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Maks}(K - S_{6,11}, 0) &= \text{Maks}(50 - 355.8583, 0) \\ &= \text{Maks}(-305.8583, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Maks}(K - S_{6,10}, 0) &= \text{Maks}(50 - 268.5562, 0) \\ &= \text{Maks}(-218.5562, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Maks}(K - S_{6,9}, 0) &= \text{Maks}(50 - 202.6718, 0) \\ &= \text{Maks}(-152.6718, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Maks}(K - S_{6,8}, 0) &= \text{Maks}(50 - 152.9508, 0) \\ &= \text{Maks}(-102.9508, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Maks}(K - S_{6,7}, 0) &= \text{Maks}(50 - 115.4276, 0) \\ &= \text{Maks}(-65.4276, 0) \end{aligned}$$

$$= 0$$

$$\begin{aligned} Maks(K - S_{6,6}, 0) &= Maks(50 - 87.11, 0) \\ &= Maks(-37.11, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(K - S_{6,5}, 0) &= Maks(50 - 65.73947, 0) \\ &= Maks(-15.73947, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(K - S_{6,4}, 0) &= Maks(50 - 49.61173, 0) \\ &= Maks(0.38827, 0) \\ &= 0.38827 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(K - S_{6,3}, 0) &= Maks(50 - 37.44058, 0) \\ &= Maks(12.55942, 0) \\ &= 12.55942 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(K - S_{6,2}, 0) &= Maks(50 - 28.25536, 0) \\ &= Maks(21.74464, 0) \\ &= 21.74464 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(K - S_{6,1}, 0) &= Maks(50 - 21.32352, 0) \\ &= Maks(28.67648, 0) \\ &= 28.67648 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(K - S_{6,0}, 0) &= Maks(50 - 16.09227, 0) \\ &= Maks(33.90773, 0) \\ &= 33.90773 \end{aligned}$$

Selanjutnya untuk $n = 100$ dan $K = 50$ perhitungannya sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Maks(K - S_{100,200}, 0) &= Maks(50 - 85974.27, 0) \\ &= Maks(-85924.27, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(K - S_{100,199}, 0) &= Maks(50 - 80246.39, 0) \\ &= Maks(-80196.39, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(K - S_{100,198}, 0) &= Maks(50 - 74900.12, 0) \\ &= Maks(-74850.12, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(K - S_{100,197}, 0) &= Maks(50 - 69910.03, 0) \\ &= Maks(-69860.03, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Maks(K - S_{100,196}, 0) &= Maks(50 - 65252.4, 0) \\ &= Maks(-65202.4, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

.

.

.

$$\begin{aligned} Maks(K - S_{100,0}, 0) &= Maks(50 - 0.088261, 0) \\ &= Maks(49.911739, 0) \\ &= 49.911739 \end{aligned}$$

5. Menghitung Harga Opsi *Call* dan *Put*

Setelah diperoleh nilai *payoff* langkah selanjutnya dapat dihitung harga opsi *call* dan opsi *put* model trinomial tipe eropa dengan algoritma *backward*.

Harga Opsi *Call*

Untuk menentukan harga opsi *call* dapat menggunakan persamaan berikut dengan algoritma *backward*.

$$C_{i,j} = e^{-r\Delta t}(p_u \cdot C_{i+1,j+2} + p_m \cdot C_{i+1,j+1} + p_d \cdot C_{i+1,j})$$

Perhitungan harga opsi *call* untuk $n = 6$ dan $K = 50$ sebagai berikut:

$$C_{5,10} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(421.5403) + 0.5(305.8583) + 0.275722(218.5562))$$

$$C_{5,10} = 306.0973$$

$$C_{5,9} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(305.8583) + 0.5(218.5562) + 0.275722(152.6718))$$

$$C_{5,9} = 218.8018$$

$$C_{5,8} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(218.5562) + 0.5(152.6718) + 0.275722(102.9508))$$

$$C_{5,8} = 152.9223$$

$$C_{5,7} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(152.6718) + 0.5(102.9508) + 0.275722(65.4276))$$

$$C_{5,7} = 103.205$$

$$C_{5,6} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(102.9508) + 0.5(65.4276) + 0.275722(37.11))$$

$$C_{5,6} = 65.68464$$

$$C_{5,5} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(65.4276) + 0.5(37.11) \\ + 0.275722(15.73947))$$

$$C_{5,5} = 37.36912$$

$$C_{5,4} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(37.11) + 0.5(15.73947) \\ + 0.275722(0))$$

$$C_{5,4} = 16.10667$$

$$C_{5,3} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(15.73947) + 0.5(0) \\ + 0.275722(0))$$

$$C_{5,3} = 3.511264$$

$$C_{5,2} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$C_{5,2} = 0$$

$$C_{5,1} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$C_{5,1} = 0$$

$$C_{5,0} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$C_{5,0} = 0$$

$$C_{4,8} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(306.0973) + 0.5(218.8018) \\ + 0.275722(152.9223))$$

$$C_{4,8} = 219.046$$

$$C_{4,7} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(218.8018) + 0.5(152.9223) \\ + 0.275722(103.205))$$

$$C_{4,7} = 153.1714$$

$$C_{4,6} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(152.9223) + 0.5(103.205) \\ + 0.275722(65.68464))$$

$$C_{4,6} = 103.4577$$

$$C_{4,5} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(103.205) + 0.5(65.68464))$$

$$+0.275722(37.36912))$$

$$C_{4,5} = 65.94024$$

$$C_{4,4} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(65.68464) + 0.5(37.36912) \\ +0.275722(16.10667))$$

$$C_{4,4} = 37.65603$$

$$C_{4,3} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(37.36912) + 0.5(16.10667) \\ +0.275722(3.511264))$$

$$C_{4,3} = 17.31009$$

$$C_{4,2} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(16.10667) + 0.5(3.511264) \\ +0.275722(0))$$

$$C_{4,2} = 5.339487$$

$$C_{4,1} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(3.511264) + 0.5(0) \\ +0.275722(0))$$

$$C_{4,1} = 0.783316$$

$$C_{4,0} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$C_{4,0} = 0$$

$$C_{3,6} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(219.046) + 0.5(153.1714) \\ +0.275722(103.4577))$$

$$C_{3,6} = 153.4191$$

$$C_{3,5} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(153.1714) + 0.5(103.4577) \\ +0.275722(65.94024))$$

$$C_{3,5} = 103.7091$$

$$C_{3,4} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(103.4577) + 0.5(65.94024) \\ +0.275722(37.65603))$$

$$C_{3,4} = 66.20244$$

$$C_{3,3} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(65.94024) + 0.5(37.65603))$$

$$+0.275722(17.31009))$$

$$C_{3,3} = 38.18579$$

$$C_{3,2} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(37.65603) + 0.5(17.31009) \\ +0.275722(5.339487))$$

$$C_{3,2} = 18.47401$$

$$C_{3,1} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(17.31009) + 0.5(5.339487) \\ +0.275722(0.783316))$$

$$C_{3,1} = 6.732038$$

$$C_{3,0} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(5.339487) + 0.5(0.783316) \\ +0.275722(0))$$

$$C_{3,0} = 1.580745$$

$$C_{2,4} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(153.4191) + 0.5(103.7091) \\ +0.275722(66.20244))$$

$$C_{2,4} = 103.9613$$

$$C_{2,3} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(103.7091) + 0.5(66.20244) \\ +0.275722(38.18579))$$

$$C_{2,3} = 66.53421$$

$$C_{2,2} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(66.20244) + 0.5(38.18579) \\ +0.275722(18.47401))$$

$$C_{2,2} = 38.82697$$

$$C_{2,1} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(38.18579) + 0.5(18.47401) \\ +0.275722(6.732038))$$

$$C_{2,1} = 19.55298$$

$$C_{2,0} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(18.47401) + 0.5(6.732038) \\ +0.275722(1.580745))$$

$$C_{2,0} = 7.902971$$

$$C_{1,2} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(103.9613) + 0.5(66.53421) + 0.275722(38.82697))$$

$$C_{1,2} = 66.93133$$

$$C_{1,1} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(66.53421) + 0.5(38.82697) + 0.275722(19.55298))$$

$$C_{1,1} = 39.51579$$

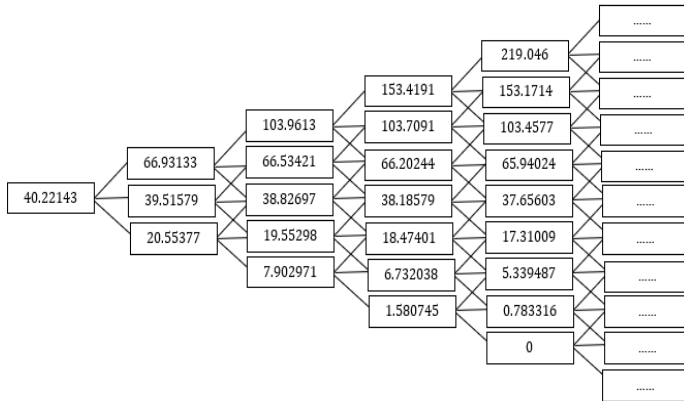
$$C_{1,0} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(38.82697) + 0.5(19.55298) + 0.275722(7.902971))$$

$$C_{1,0} = 20.55377$$

$$C_{0,0} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(66.93133) + 0.5(39.51579) + 0.275722(20.55377))$$

$$C_{0,0} = \mathbf{40.22143}$$

Hasil perhitungan harga opsi *call* eropa dengan $n = 6$ dan $K = 50$ menggunakan model trinomial Boyle dan volatilitas GARCH yaitu 40.22143. Berikut adalah pohon trinomial harga opsi *call* eropa.



Gambar 4.10 Pohon Trinomial Harga Opsi Call Eropa

Selanjutnya perhitungan harga opsi *call* untuk $n = 100$ dan $K = 50$ yaitu sebagai berikut:

$$C_{99,198} = e^{-0.0433(0.007381)}(0.243699(85924.27) + 0.5(80196.39) + 0.256301(74850.12))$$

$$C_{99,198} = 80196.38$$

$$C_{99,197} = e^{-0.0433(0.007381)}(0.243699(80196.39) + 0.5(74850.12) + 0.256301(69860.03))$$

$$C_{99,197} = 74850.11$$

$$C_{99,196} = e^{-0.0433(0.007381)}(0.243699(74850.12) + 0.5(69860.03) + 0.256301(65202.4))$$

$$C_{99,196} = 69860.03$$

.

.

.

$$C_{0,0} = e^{-0.0433(0.007381)}(0.243699(46.1766) + 0.5(40.3559))$$

$$+0.214389(35.0379))$$

$$C_{0,0} = 40.3985$$

Hasil perhitungan harga opsi *call* eropa dengan $n = 100$ dan $K = 50$ menggunakan model trinomial Boyle dan volatilitas GARCH yaitu 40.3985.

Harga Opsi Put

Untuk menentukan harga opsi *put* dapat menggunakan persamaan berikut dengan algoritma *backward*.

$$P_{i,j} = e^{-r\Delta t}(p_u \cdot P_{i+1,j+2} + p_m \cdot P_{i+1,j+1} + p_d \cdot P_{i+1,j})$$

Perhitungan harga opsi *put* untuk $n = 6$ dan $K = 50$ sebagai berikut:

$$P_{5,10} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$P_{5,10} = 0$$

$$P_{5,9} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$P_{5,9} = 0$$

$$P_{5,8} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$P_{5,8} = 0$$

$$P_{5,7} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$P_{5,7} = 0$$

$$P_{5,6} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$P_{5,6} = 0$$

$$P_{5,5} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$P_{5,5} = 0$$

$$P_{5,4} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) +$$

$$0.275722(0.38827))$$

$$P_{5,4} = 0.106485$$

$$P_{5,3} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0.38827) \\ + 0.275722(12.55942))$$

$$P_{5,3} = 3.637613$$

$$P_{5,2} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0.38827) + 0.5(12.55942) \\ + 0.275722(21.74464))$$

$$P_{5,2} = 12.29659$$

$$P_{5,1} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(12.55942) + 0.5(21.74464) \\ + 0.275722(28.67648))$$

$$P_{5,1} = 21.48113$$

$$P_{5,0} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(21.74464) + 0.5(28.67648) \\ + 0.275722(33.90773))$$

$$P_{5,0} = 28.41245$$

$$P_{4,8} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$P_{4,8} = 0$$

$$P_{4,7} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$P_{4,7} = 0$$

$$P_{4,6} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$P_{4,6} = 0$$

$$P_{4,5} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$P_{4,5} = 0$$

$$P_{4,4} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) \\ + 0.275722(0.106485))$$

$$P_{4,4} = 0.029204$$

$$P_{4,3} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0.106485))$$

$$+0.275722(3.637613))$$

$$P_{4,3} = 1.050601$$

$$P_{4,2} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0.106485) + 0.5(3.637613) \\ +0.275722(12.29659))$$

$$P_{4,2} = 5.205329$$

$$P_{4,1} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(3.637613) + 0.5(12.29659) \\ +0.275722(21.48113))$$

$$P_{4,1} = 12.81849$$

$$P_{4,0} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(12.29659) + 0.5(21.48113) \\ +0.275722(28.41245))$$

$$P_{4,0} = 21.21903$$

$$P_{3,6} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$P_{3,6} = 0$$

$$P_{3,5} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) + 0.275722(0))$$

$$P_{3,5} = 0$$

$$P_{3,4} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) \\ +0.275722(0.029204))$$

$$P_{3,4} = 0.008009$$

$$P_{3,3} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0.029204) \\ +0.275722(1.050601))$$

$$P_{3,3} = 0.30266$$

$$P_{3,2} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0.029204) + 0.5(1.050601) \\ +0.275722(5.205329))$$

$$P_{3,2} = 1.956624$$

$$P_{3,1} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(1.050601) + 0.5(5.205329) \\ +0.275722(12.81849))$$

$$P_{3,1} = 6.338778$$

$$P_{3,0} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(5.205329) + 0.5(12.81849) \\ + 0.275722(21.21903))$$

$$P_{3,0} = 13.35591$$

$$P_{2,4} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0) \\ + 0.275722(0.008009))$$

$$P_{2,4} = 0.002197$$

$$P_{2,3} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0) + 0.5(0.008009) \\ + 0.275722(0.30266))$$

$$P_{2,3} = 0.08699$$

$$P_{2,2} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0.008009) + 0.5(0.30266) \\ + 0.275722(1.956624))$$

$$P_{2,2} = 0.688931$$

$$P_{2,1} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0.30266) + 0.5(1.956624) \\ + 0.275722(6.338778))$$

$$P_{2,1} = 2.77909$$

$$P_{2,0} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(1.956624) + 0.5(6.338778) \\ + 0.275722(13.35591))$$

$$P_{2,0} = 7.252003$$

$$P_{1,2} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0.002197) + 0.5(0.08699) \\ + 0.275722(0.688931))$$

$$P_{1,2} = 0.232698$$

$$P_{1,1} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0.08699) + 0.5(0.688931) \\ + 0.275722(2.77909))$$

$$P_{1,1} = 1.124228$$

$$P_{1,0} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0.688931) + 0.5(2.77909))$$

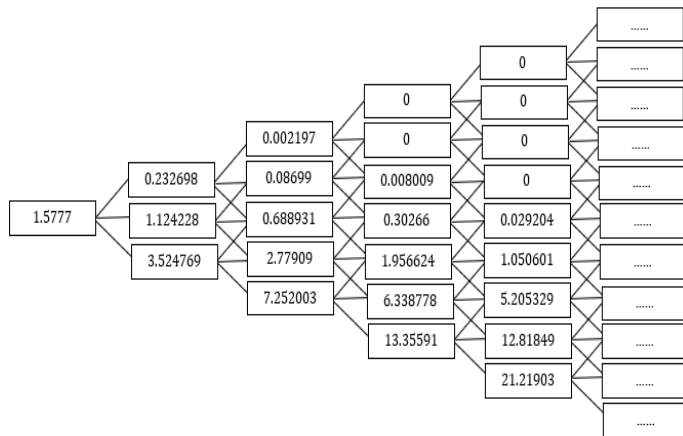
$$+0.275722(7.252003))$$

$$P_{1,0} = 3.524769$$

$$P_{0,0} = e^{-0.0433(0.123016)}(0.224278(0.232698) + 0.5(1.124228) \\ + 0.275722(3.524769))$$

$$P_{0,0} = 1.5777$$

Hasil perhitungan harga opsi *put* eropa dengan $n = 6$ dan $K = 50$ menggunakan model trinomial Boyle dan volatilitas GARCH yaitu 1.5777. Berikut adalah pohon trinomial harga opsi *put* eropa.



Gambar 4.11 Pohon Trinomial Harga Opsi Put Eropa

Selanjutnya perhitungan harga opsi *put* untuk $n = 100$ dan $K = 50$ sebagai berikut:

$$P_{99,198} = e^{-0.0433(0.007381)}(0.243699(0) + 0.5(0) \\ + 0.256301(0))$$

$$P_{99,198} = 0$$

$$P_{99,197} = e^{-0.0433(0.007381)}(0.243699(0) + 0.5(0) + 0.256301(0))$$

$$P_{99,197} = 0$$

$$P_{99,196} = e^{-0.0433(0.007381)}(0.243699(0) + 0.5(0) + 0.256301(0))$$

$$P_{99,196} = 0$$

.

.

.

$$P_{0,0} = e^{-0.0433(0.007381)}(0.243699(1.294) + 0.5(1.691) + 0.256301(2.1763))$$

$$P_{0,0} = 1.7181$$

Hasil perhitungan harga opsi *put* eropa dengan $n = 100$ dan $K = 50$ menggunakan model trinomial Boyle dan volatilitas GARCH yaitu 1.7181.

6. Hasil Nilai Opsi *Call* dan Opsi *Put*

Untuk K 65, 70, 80, 85, 90, 95, 100 dan $n = 100$ dihitung dengan bantuan software MATHLAB yang hasilnya disajikan dalam tabel berikut:

Opsi *Call*

Berikut adalah hasil perhitungan opsi *call* menggunakan software MATHLAB serta perhitungan nilai MAPE yang dapat dilihat pada lampiran:

Tabel 4.5 Harga Opsi *Call*

No	K	C Trino GARCH	C Aktual	MAPE
1	50	40.3985	38.50	4.93%
2	65	29.5282	30.09	1.87%
3	70	26.4491	31.00	14.68%
4	80	21.1125	23.00	8.21%
5	85	18.8277	19.30	2.45%
6	90	16.7694	15.10	11.06%
7	95	14.9111	15.30	2.54%
8	100	13.2260	10.72	23.38%
Rata-rata MAPE				8.64%

Pada Tabel 4.5 dapat dilihat bahwa C Trino-GARCH dengan C Aktual memiliki nilai MAPE rata-rata sebesar 8.64% yang berarti memiliki nilai akurasi yang sangat baik. Opsi *call* Trino-GARCH yang paling mendekati C aktual pasar yaitu pada saat $K = 65$ dengan hasil perhitungannya yaitu 29.5282 dan nilai aktual pasar yaitu 30.09. Artinya nilai prediksi atau perhitungan Opsi *call* dengan menggunakan model Trinomial Boyle dan volatilitas GARCH mempunyai hasil yang mendekati C aktual pasar pada saat S_0

lebih tinggi dari pada K atau biasa disebut *in the money*.

Opsi Put

Berikut adalah hasil perhitungan opsi *put* menggunakan software MATHLAB serta perhitungan nilai MAPE yang dapat dilihat pada lampiran:

Table 4.6 Harga Opsi *Put*

No	K	P Trino GARCH	P Aktual	MAPE
1	50	1.7181	1.90	9.57%
2	65	5.3760	5.68	5.35%
3	70	7.1396	5.10	39.99%
5	80	11.4885	7.80	47.29%
6	85	14.0464	10.02	40.18%
7	90	16.8308	13.20	27.51%
8	95	19.8153	16.42	20.68%
9	100	22.9729	19.50	17.81%
Rata-rata MAPE				26.05%

Pada Tabel 4.6 dapat dilihat bahwa P Trino-GARCH dengan P aktual memiliki nilai MAPE rata-rata sebesar 26.05% yang berarti memiliki nilai akurasi yang cukup atau tidak terlalu baik maupun tidak terlalu buruk. Opsi *put* Trino-GARCH yang paling mendekati

P aktual pasar yaitu pada saat $K = 65$ dengan hasil perhitungannya yaitu 5.3760 dan P aktual pasar yaitu 5.68. Artinya nilai prediksi atau perhitungan Opsi *put* dengan menggunakan model Trinomial Boyle dan volatilitas GARCH mempunyai hasil yang mendekati P aktual pasar pada saat K lebih rendah dari S_0 atau *out of the money*. Tetapi untuk K lainnya yang memiliki nilai MAPE tinggi bisa disebabkan karena model Trinomial Boyle dengan volatilitas GARCH memiliki keterbatasan dalam menangkap karakteristik pasar yang kompleks. Opsi *put*, terutama yang *deep in the money* atau *at the money*, sangat sensitif terhadap *tail risk* (penurunan harga ekstrem). Model trinomial Boyle yang menggunakan distribusi diskrit tiga arah tidak cukup fleksibel untuk menggambarkan kemungkinan penurunan tajam yang bisa terjadi di pasar nyata (Bakshi et al., 1997). Model GARCH hanya dapat menangkap volatilitas simetris, padahal dalam pasar nyata sering terjadi volatilitas asimetris serta peristiwa ekstrem seperti lonjakan harga atau krisis keuangan (Christoffersen, 2011). Selain itu, model GARCH memiliki keterbatasan karena mengasumsikan distribusi return yang normal dan simetris, sehingga

tidak mampu menangkap karakteristik pasar riil seperti *fat tails*, *skewness*, dan *leverage effect* (Badescu & Kulperger, 2008).

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan terhadap saham BPMC menggunakan metode trinomial boyle dengan volatilitas GARCH, dapat disimpulkan bahwa harga opsi *call* dan *put* mendekati harga opsi pasar. Harga opsi *call* mendekati harga harga opsi pasar dengan nilai rata-rata MAPE 8.64%. Nilai yang paling mendekati harga pasar aktualnya yaitu pada saat $K = 65$ atau pada saat S_0 lebih tinggi dari K (*in the money*), dengan nilai prediksi sebesar 29.5282 dan nilai aktualnya sebesar 30.09. Sedangkan harga opsi *put* yang diperoleh tidak terlalu mendekati harga opsi pasar dengan nilai rata-rata MAPE 26.05%. Nilai yang paling mendekati harga pasar aktualnya yaitu pada saat $K = 65$ atau pada saat S_0 lebih tinggi dari K (*out of the money*), dengan nilai prediksi sebesar 5.3760 dan nilai aktualnya sebesar 5.68. Namun, untuk K lainnya memiliki nilai MAPE yang tinggi menunjukkan bahwa model trinomial boyle dengan volatilitas GARCH belum sepenuhnya memodelkan harga opsi *put* secara konsisten. Hal ini disebabkan keterbatasan model dalam menangkap karakteristik

pasar yang kompleks atau volatilitas yang tidak bersifat linier.

B. Saran

Karena pada penelitian ini untuk opsi *put* model memiliki keterbatasan dalam menangkap karakteristik pasar yang kompleks, untuk penelitian selanjutnya bisa menggunakan implied volatility atau model lain seperti EGARCH serta membandingkan model lain seperti metode trinomial dengan monte carlo.

DAFTAR PUSTAKA

- Annasiyah, F., & Prastuti, M. (2023). Peramalan Konsumsi Energi Listrik untuk Sektor Industri di PT PLN (Persero) Area Gresik Menggunakan Metode Time Series Regression dan ARIMA. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 12(1).
<https://doi.org/10.12962/j23373520.v12i1.104264>
- Badescu, A., & Kulperger, R. (2008). GARCH option pricing: A semiparametric approach. *Insurance: Mathematics and Economics*, 43, 69–84.
<https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2007.09.011>
- Bakshi, G., Cao, C., & Chen, Z. (1997). *Empirical Performance of Alternative Option Pricing Models*.
- Basari, K. (2015). *Modul matematika dasar 2*.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 307–327.
<https://doi.org/10.1109/TNN.2007.902962>
- Box, G. E. ., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). TIME SERIES ANALYSIS Forecasting and Control. In *Proceedings of the National Academy of Sciences* (Vol. 3, Issue 1).
<http://dx.doi.org/10.1016/j.bpj.2015.06.056%0Ahttps://academic.oup.com/bioinformatics/article-abstract/34/13/2201/4852827%0Ainternal-pdf://semisupervised->

- 3254828305/semisupervised.ppt%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.str.2013.02.005%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.str.2013.02.005
- Bunga Letty Marvillia. (2013). Pemodelan Dan Peramalan Penutupan Harga Saham Pt. Telkom Dengan Metode Arch-Garch. *Jurnal MATH Uensa*, 2.
- Christoffersen, P. F. (2011). Elements of Financial Risk Management, Second Edition. In *Elements of Financial Risk Management*. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-22827-3>
- Darmadji, T., & Fakhruddin, H. M. (2001). *Pasar modal di Indonesia: pendekatan tanya jawab*. Salemba Empat. <https://books.google.co.id/books?id=wkQWAQAAMAAJ>
- Dr. Wastam Wahyu Hidayat, S. E. M. M. (2019). *KONSEP DASAR INVESTASI DAN PASAR MODAL*. uwais inspirasi indonesia. https://books.google.co.id/books?id=_lbzDwAAQBAJ
- Dwimulyani, S. (2019). Analisis Pemecahan Saham (Stock Split): Dampaknya Terhadap Likuiditas Perdagangan Saham Dan Pendapatan Perusahaan Publik Di Indonesia. *Jurnal Informasi, Perpajakan, Akuntansi, Dan Keuangan Publik*, 3(1), 1–14. <https://doi.org/10.25105/jipak.v3i1.4434>
- Fatari, V. (2016). *Analysis Variance of Dollar Exchange Rate*

against. December.

- Hartati, & Saluza Imelda. (2017). Aplikasi GARCH dalam Mengatasi Volatilitas Pada Data Keuangan. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 7(9), 107–118.
- Hartono, J. (2022). *Portofolio dan analisis investasi: Pendekatan modul (edisi 2)*. Penerbit Andi.
- Hee, D., Malmg, E., & Rados, J. (2016). *The Trinomial Asset Pricing Model Johan Bj " Vilhelm Niklasson Tom Pettersson*.
- Hull, J. C. (2016). "Options, Futures, and Other Derivatives." In *AMBER – ABBS Management Business and Entrepreneurship Review* (Vol. 7, Issue 1). <https://doi.org/10.23874/amber/2016/v7/i1/121351>
- Hull, J. C. (2021). *Options, Futures, and Other Derivatives Eleventh Edition*.
- I Maruddani, D. A., Tarno, T., & Al Anisah, R. (2008). Uji Stasioneritas Data Inflasi dengan Phillips-Peron Test. *Media Statistika*, 1(1), 27–34.
- Judokusumo, S. (2007). *Pengantar Derivatif Dlm Moneter Internas*. Grasindo. <https://books.google.co.id/books?id=4YBeo9JRsaC>
- Kabasarang, D. C., Setiawan, A., & Susanto, B. (2012). Uji Normalitas Dengan Meggunakan Statistika Jarque-Bera.

- In *Seminar Nasional Pendidikan Matematika Ahmad Dahlan (Sendikmad)* (pp. 1–15).
- Kalengkongan, C. S., Langi, Y. A., & Nainggolan, N. (2020). Analisis Volatilitas Harga Bawang Putih Di Kota Manado Menggunakan Model GARCH. *D’CARTESIAN*, 9(1), 43. <https://doi.org/10.35799/dc.9.1.2020.27398>
- Koetin, E. (2002). *Analisis Pasar Modal*.
- Larasati, D. R. (2018). Penentuan Harga Opsi Eropa menggunakan Metode Trinomial dengan Volatilitas menggunakan Metode Maximum Likelihood Estimation (MLE). *Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar*.
- Lyu, Y. D. (2011). *Ito ’ s Lemma (continued) Ito ’ s Lemma (concluded)*. 18(1944), 501–579.
- Mamduh M. Hanafi. (2009). *Manajemen Risiko*.
- Natasha, A. (2015). Analisis Volatilitas Saham Perusahaan Dengan Metode EGARCH. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 1–82. http://ejurnal.its.ac.id/index.php/sains_seni/article/view/2030%0Ahttps://ejurnal.its.ac.id/index.php/sains_seni/article/download/2030/346
- Nissa, Q., Satyahadewi, N., & Perdana, H. (2020). Penentuan harga opsi beli bipe eropa menggunakan metode trinomial. *Buletin Ilmiah Math. Stat. Dan Terapannya (Bimaster)*, 09(3), 379–386.

- Novirman, A. A. (2024). *Analisis Perbandingan Model Forecasting pada Harga Saham Bank Syariah di Indonesia [skripsi]*.
- Nugroho, N. A., & Purqon, A. (2015). Analisis 9 Saham Sektor Industri di Indonesia Menggunakan Metode SVR. *Seminar Kontribusi Fisika, Bandung*, 295–300. http://portal.fmipa.itb.ac.id/skf2015/files/skf_2015_nur_adhi_nugroho_726e8a5b452d1bdc79315b6234ea6494.pdf
- Nurani, A. T., Setiawan, A., & Susanto, B. (2023). Perbandingan Kinerja Regresi Decision Tree dan Regresi Linear Berganda untuk Prediksi BMI pada Dataset Asthma. *Jurnal Sains Dan Edukasi Sains*, 6(1), 34–43. <https://doi.org/10.24246/juses.v6i1p34-43>
- Nurkhoiriyah. (2007). *PENGUNAAN METODE VaR (Value at Risk) DALAM ANALISIS RESIKO INVESTASI SAHAM PT . TELKOM DENGAN PENDEKATAN MODEL GARCH-M*. 1–10.
- Paiz Jalaludin, Alrafiful Rahman, Ani Nuraini, & Royyan Amigo. (2024). Perhitungan Harga Opsi Eropadengan Metode Trinomial Pada Perusahaan Mitsubishi. *Jurnal Lentera Akuntansi*, 9(1), 116–124. <https://doi.org/10.34127/jrakt.v9i1.1179>
- Purbowisanti, R. (2020). At-Tijarah : Jurnal Ilmu Manajemen

- dan Bisnis Islam FORECASTING VOLATILITAS REKSA DANA CAMPURAN DENGAN ARCH DAN GARCH. *At-Tijarah Jurnal Ilmu Manajemen Dan Bisnis Islam*, 6, 132–146.
- Putri, F. F. (2023). *Menentukan Harga Opsi Exchange dengan Menggunakan Pendekatan Metode Homotopi Perturbasi*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Ratnasari, D. H., Tarno, & Yasin, H. (2014). Peramalan Volatilitas Menggunakan Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity in Mean (GARCH-M). *Jurnal Gaussian*, 3(4), 655–662. <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian>
- Resnianty, A., Saepudin, D., & Umbara, R. F. (2016). Penentuan Nilai Opsi Vanilla Tipe Eropa Multi Aset Menggunakan Metode Lattice Multinomial. *E-Proceeding of Engineering*, 3(1), 1293–1304.
- Richardson, M. (2009). Numerical Methods for Option Pricing The Black-Scholes Model. *Master Thesis, March*, 1–22.
- Rifa Siti Nurfajriyah, Dikdik Harjadi, & Fauziyah Adzimatinur. (2023). *Analisis perbandingan metode arch dan garch dalam peramalan indeks harga saham*. 1(2), 148–159.
- Sholikha, P. A. K., & Artiono, R. (2023). PEMODELAN MATEMATIKA OPSI SAHAM KARYAWAN

- MENGGUNAKAN METODE TRINOMIAL BOYLE. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 11(2), 122–127.
- Siswanah, E. (2023). American Call Option Pricing With Variable Maturity Dates and the Binomial Method Implementation. *Journal of Engineering Science and Technology*, 18(4), 73–83.
- Siswanah, E., Idrus, A. M., & Hakim, M. M. (2023). Binomial Method in Bermudan Option. *Journal of Multidisciplinary Applied Natural Science*, 3(2), 161–171. <https://doi.org/10.47352/jmans.2774-3047.178>
- Sulastri, S., Novieyanti, L., & Sukono, S. (2019). Penentuan Harga Opsi Barrier Menggunakan Metode Trinomial Kamrad-Ritchken Dengan Volatilitas Model Garch. *Jurnal Ilmu Manajemen Dan Bisnis*, 10(1), 83–92.
- Sulistiyarini, T. (2012). *PENENTUAN HARGA OPSI EROPA MENGGUNAKAN MODEL TRINOMIAL*. Universitas Pendidikan Indonesia.
- Sulistyorini Adi, U., & Warsito, B. (2016). Pemodelan Neuro-Garch Pada Return Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dollar Amerika. *Jurnal Gaussian*, 5(4), 771–780. <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian>
- Ulya, Z., Setiawan, J., Dina, F., Sukendri, N., The, H. Y., Yusuf, N. F. M., Awaludin, D. T., Awaloedin, M., Putra, H. S., &

- others. (2024). *STATISTIK DESKRIPTIF UNTUK PENDIDIKAN EKONOMI*. Penerbit Widina.
<https://books.google.co.id/books?id=6wxMEQAAQBAJ>
- Varberg, D., Purcell, E. J., & Ridgon, S. E. (2011). *Kalkulus*. 9.
- Vassiliou, P. G. (2013). American Derivative Securities. In *Discrete-time Asset Pricing Models in Applied Stochastic Finance*. <https://doi.org/10.1002/9781118557860.ch7>
- Wananga, W., & Makaurau, T. (2022). *Expectation and Variance*. 44–73.
- Wang, J. (2024). *Comparison of American, European, and Exotic Options and Pricing Methods* (Issue Icfied). Atlantis Press International BV. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-408-2_36
- Wardhani, D. C. L. S. (2023). *Capital Asset Pricing Model (CAPM) dalam Menilai Saham Efisien dan Tidak Efisien: Saham Perbankan Bursa Efek Indonesia (BEI) Periode 2019-2021*. Langgam Pustaka.
https://books.google.co.id/books?id=CH_aEAAAQBAJ
- Widarjono, A. (2002). Ekonomi Pembangunan Aplikasi Model Arch Kasus Tingkat Inflasi Di Indonesia. *Jep*, 7(1), 71–82.
- Yoo, Y. (2017). *Stochastic Calculus and Black-Scholes Model*. 1–11.

LAMPIRAN

Lampiran 1

Data Harga Penutupan Saham BPMC dan Return

Date	Close	Return
Apr 3, 2025	87.11	-0.032749
Apr 2, 2025	90.01	0.046271
Apr 1, 2025	85.94	-0.029466
Mar 31, 2025	88.51	-0.00237
Mar 28, 2025	88.72	-0.01132
Mar 27, 2025	89.73	-0.010973
Mar 26, 2025	90.72	-0.025681
Mar 25, 2025	93.08	-0.023256
Mar 24, 2025	95.27	0.07123
Mar 21, 2025	88.72	0.002822
Mar 20, 2025	88.47	-0.022465
Mar 19, 2025	90.48	0.009885
Mar 18, 2025	89.59	-0.028065
Mar 17, 2025	92.14	0.028177
Mar 14, 2025	89.58	-0.002898
Mar 13, 2025	89.84	-0.00732
Mar 12, 2025	90.50	0.030744
Mar 11, 2025	87.76	0.012267
Mar 10, 2025	86.69	-0.004948
Mar 7, 2025	87.12	-0.016168
Mar 6, 2025	88.54	-0.015466
Mar 5, 2025	89.92	0.006023
Mar 4, 2025	89.38	-0.004131
Mar 3, 2025	89.75	-0.07324
Feb 28, 2025	96.57	0.065803
Feb 27, 2025	90.42	-0.01078

Feb 26, 2025	91.40	0.001533
Feb 25, 2025	91.26	-0.01328
Feb 24, 2025	92.48	0.00249
Feb 21, 2025	92.25	-0.022509
Feb 20, 2025	94.35	0.002972
Feb 19, 2025	94.07	0.017047
Feb 18, 2025	92.48	-0.015664
Feb 14, 2025	93.94	-0.013219
Feb 13, 2025	95.19	-0.084276
Feb 12, 2025	103.56	0.019403
Feb 11, 2025	101.57	-0.023643
Feb 10, 2025	104.00	-0.009379
Feb 7, 2025	104.98	-0.04325
Feb 6, 2025	109.62	-0.006819
Feb 5, 2025	110.37	-0.027083
Feb 4, 2025	113.40	0.016897
Feb 3, 2025	111.50	-0.009195
Jan 31, 2025	112.53	-0.013417
Jan 30, 2025	114.05	-0.002365
Jan 29, 2025	114.32	-0.001311
Jan 28, 2025	114.47	0.005168
Jan 27, 2025	113.88	-0.009004
Jan 24, 2025	114.91	-0.006246
Jan 23, 2025	115.63	0.040145
Jan 22, 2025	111.08	-0.007891
Jan 21, 2025	111.96	0.017207
Jan 17, 2025	110.05	0.057025
Jan 16, 2025	103.95	-0.009002
Jan 15, 2025	104.89	0.022464

Jan 14, 2025	102.56	-0.00777
Jan 13, 2025	103.36	0.16738
Jan 10, 2025	87.43	-0.035947
Jan 8, 2025	90.63	-0.040438
Jan 7, 2025	94.37	0.052538
Jan 6, 2025	89.54	0.013379
Jan 3, 2025	88.35	0.013102
Jan 2, 2025	87.20	-0.000229
Dec 31, 2024	87.22	0.004597
Dec 30, 2024	86.82	-0.029284
Dec 27, 2024	89.40	-0.024529
Dec 26, 2024	91.62	0.012742
Dec 24, 2024	90.46	0.001438
Dec 23, 2024	90.33	0.002106
Dec 20, 2024	90.14	0.013514
Dec 19, 2024	88.93	-0.031545
Dec 18, 2024	91.78	-0.049941
Dec 17, 2024	96.48	0.011362
Dec 16, 2024	95.39	0.023333
Dec 13, 2024	93.19	0.006567
Dec 12, 2024	92.58	-0.020209
Dec 11, 2024	94.47	-0.009691
Dec 10, 2024	95.39	0.008633
Dec 9, 2024	94.57	-0.014695
Dec 6, 2024	95.97	0.009317
Dec 5, 2024	95.08	-0.015032
Dec 4, 2024	96.52	-0.000104
Dec 3, 2024	96.53	-0.011229
Dec 2, 2024	97.62	0.012784

Nov 29, 2024	96.38	0.01337
Nov 27, 2024	95.10	0.004954
Nov 26, 2024	94.63	0.008064
Nov 25, 2024	93.87	-0.002978
Nov 22, 2024	94.15	-0.025897
Nov 21, 2024	96.62	0.018911
Nov 20, 2024	94.81	0.002217
Nov 19, 2024	94.60	0.04785
Nov 18, 2024	90.18	0.016661
Nov 15, 2024	88.69	-0.075549
Nov 14, 2024	95.65	-0.012777
Nov 13, 2024	96.88	0.002687
Nov 12, 2024	96.62	-0.033084
Nov 11, 2024	99.87	-0.009567
Nov 8, 2024	100.83	-0.005539
Nov 7, 2024	101.39	0.017511
Nov 6, 2024	99.63	0.021098
Nov 5, 2024	97.55	0.059882
Nov 4, 2024	91.88	0.012926
Nov 1, 2024	90.70	0.035804
Oct 31, 2024	87.51	-0.019576
Oct 30, 2024	89.24	0.067681
Oct 29, 2024	83.40	0.007583
Oct 28, 2024	82.77	0.003631
Oct 25, 2024	82.47	-0.00749
Oct 24, 2024	83.09	-0.015643
Oct 23, 2024	84.40	-0.02423
Oct 22, 2024	86.47	0.009995
Oct 21, 2024	85.61	-0.004545

Oct 18, 2024	86.00	0
Oct 17, 2024	86.00	-0.03799
Oct 16, 2024	89.33	0.001681
Oct 15, 2024	89.18	0.005961
Oct 14, 2024	88.65	-0.001803
Oct 11, 2024	88.81	0.020936
Oct 10, 2024	86.97	-0.006989
Oct 9, 2024	87.58	0.001142
Oct 8, 2024	87.48	-0.020815
Oct 7, 2024	89.32	0.007981
Oct 4, 2024	88.61	0.006113
Oct 3, 2024	88.07	-0.030087
Oct 2, 2024	90.76	0.008409
Oct 1, 2024	90.00	-0.027399
Sep 30, 2024	92.50	-0.00054
Sep 27, 2024	92.55	0.038439
Sep 26, 2024	89.06	0.023402
Sep 25, 2024	87.00	-0.036897
Sep 24, 2024	90.27	0.002329
Sep 23, 2024	90.06	-0.017828
Sep 20, 2024	91.68	0.008104
Sep 19, 2024	90.94	0.017863
Sep 18, 2024	89.33	0.032077
Sep 17, 2024	86.51	0.00243
Sep 16, 2024	86.30	-0.029683
Sep 13, 2024	88.90	0.055506
Sep 12, 2024	84.10	-0.028831
Sep 11, 2024	86.56	0.006607
Sep 10, 2024	85.99	-0.006491

Sep 9, 2024	86.55	0.001387
Sep 6, 2024	86.43	-0.05602
Sep 5, 2024	91.41	-0.013042
Sep 4, 2024	92.61	0.000864
Sep 3, 2024	92.53	-0.032012
Aug 30, 2024	95.54	0.020408
Aug 29, 2024	93.61	0.00923
Aug 28, 2024	92.75	-0.004196
Aug 27, 2024	93.14	-0.020615
Aug 26, 2024	95.08	0.00559
Aug 23, 2024	94.55	0.01106
Aug 22, 2024	93.51	-0.01349
Aug 21, 2024	94.78	0.016811
Aug 20, 2024	93.20	-0.026471
Aug 19, 2024	95.70	0.023364
Aug 16, 2024	93.49	-0.021481
Aug 15, 2024	95.52	0.022873
Aug 14, 2024	93.36	0.005801
Aug 13, 2024	92.82	-0.009543
Aug 12, 2024	93.71	-0.002025
Aug 9, 2024	93.90	0.026547
Aug 8, 2024	91.44	0.006473
Aug 7, 2024	90.85	-0.02059
Aug 6, 2024	92.74	-0.002477
Aug 5, 2024	92.97	-0.039543
Aug 2, 2024	96.72	-0.036246
Aug 1, 2024	100.29	-0.076839
Jul 31, 2024	108.30	0.011796
Jul 30, 2024	107.03	-0.030457

Jul 29, 2024	110.34	-0.016627
Jul 26, 2024	112.19	-0.013282
Jul 25, 2024	113.69	-0.011283
Jul 24, 2024	114.98	-0.016988
Jul 23, 2024	116.95	0.0011978
Jul 22, 2024	116.81	0.015877
Jul 19, 2024	114.97	0.013221
Jul 18, 2024	113.46	-0.007901
Jul 17, 2024	114.36	-0.052298
Jul 16, 2024	120.50	0.008082
Jul 15, 2024	119.53	0.014749
Jul 12, 2024	117.78	0.057205
Jul 11, 2024	117.79	0.015744
Jul 10, 2024	115.95	0.006055
Jul 9, 2024	115.25	-0.009241
Jul 8, 2024	116.32	0.040528
Jul 5, 2024	111.70	0.024194
Jul 3, 2024	109.03	-0.012125
Jul 2, 2024	110.36	0.01075
Jul 1, 2024	109.18	0.012906
Jun 28, 2024	107.78	-0.006842
Jun 27, 2024	108.52	0.043313
Jun 26, 2024	103.92	-0.024993
Jun 25, 2024	106.55	0.004232
Jun 24, 2024	106.10	0.017782
Jun 21, 2024	104.23	-0.009358
Jun 20, 2024	105.21	-0.014157
Jun 18, 2024	106.71	0.026975
Jun 17, 2024	103.87	-0.016045

Jun 14, 2024	105.55	-0.007927
Jun 13, 2024	106.39	0.002353
Jun 12, 2024	106.14	0.007091
Jun 11, 2024	105.39	0.012988
Jun 10, 2024	104.03	0.006655
Jun 7, 2024	103.34	-0.010397
Jun 6, 2024	104.42	-0.013318
Jun 5, 2024	105.82	0.037846
Jun 4, 2024	101.89	-0.028542
Jun 3, 2024	104.84	-0.006844
May 31, 2024	105.56	-0.00755
May 30, 2024	106.36	0.055976
May 29, 2024	100.57	-0.017642
May 28, 2024	102.36	-0.004387
May 24, 2024	102.81	0.004094
May 23, 2024	102.39	-0.00312
May 22, 2024	102.71	-0.008917
May 21, 2024	103.63	-0.006061
May 20, 2024	104.26	-0.006692
May 17, 2024	104.96	-0.015879
May 16, 2024	106.64	-0.001406
May 15, 2024	106.79	0.012533
May 14, 2024	105.46	-0.024262
May 13, 2024	108.05	0.012573
May 10, 2024	106.70	-0.015253
May 9, 2024	108.34	-0.004053
May 8, 2024	108.78	0.002117
May 7, 2024	108.55	0.021416
May 6, 2024	106.25	-0.008808

May 3, 2024	107.19	0.001774
May 2, 2024	107.00	0.120427
May 1, 2024	94.86	0.037813
Apr 30, 2024	91.34	-0.019085
Apr 29, 2024	93.10	0.001075
Apr 26, 2024	93.00	0.024711
Apr 25, 2024	90.73	-0.016723
Apr 24, 2024	92.26	-0.000325
Apr 23, 2024	92.29	0.018371
Apr 22, 2024	90.61	0.042382
Apr 19, 2024	86.85	-0.02333
Apr 18, 2024	88.90	0.005866
Apr 17, 2024	88.38	0.026252
Apr 16, 2024	86.09	0.010627
Apr 15, 2024	85.18	-0.024011
Apr 12, 2024	87.25	-0.055725
Apr 11, 2024	92.25	0.019263
Apr 10, 2024	90.49	-0.018721
Apr 9, 2024	92.20	0.007184
Apr 8, 2024	91.54	-0.001201
Apr 5, 2024	91.65	0.01064
Apr 4, 2024	90.68	-0.016949
Apr 3, 2024	92.23	0.007291
Apr 2, 2024	91.56	-0.051719
Apr 1, 2024	96.42	0.016312
Mar 28, 2024	94.86	0.000738
Mar 27, 2024	94.79	0.055528
Mar 26, 2024	89.67	0.016303
Mar 25, 2024	88.22	0.013466

Mar 22, 2024	87.04	-0.033997
Mar 21, 2024	90.05	0.020078
Mar 20, 2024	88.26	0.003291
Mar 19, 2024	87.97	0.013159
Mar 18, 2024	86.82	-0.041513
Mar 15, 2024	90.50	0.031314
Mar 14, 2024	87.71	-0.032418
Mar 13, 2024	90.60	0.009983
Mar 12, 2024	89.70	0.002567
Mar 11, 2024	89.47	-0.031141
Mar 8, 2024	92.30	0.002821
Mar 7, 2024	92.04	0.0182
Mar 6, 2024	90.38	0.007887
Mar 5, 2024	89.67	-0.012523
Mar 4, 2024	90.80	-0.04648
Mar 1, 2024	95.12	0.016964
Feb 29, 2024	93.52	-0.020427
Feb 28, 2024	95.45	-0.044465
Feb 27, 2024	99.79	0.048665
Feb 26, 2024	95.05	0.060276
Feb 23, 2024	89.49	0.03978
Feb 22, 2024	86.00	-0.014545
Feb 21, 2024	87.26	-0.044711
Feb 20, 2024	91.25	0.010909
Feb 16, 2024	90.26	0.030256
Feb 15, 2024	87.57	0.131234
Feb 14, 2024	76.80	0.048419
Feb 13, 2024	73.17	-0.058008
Feb 12, 2024	77.54	0.01298

Feb 9, 2024	76.54	0.031589
Feb 8, 2024	74.16	-0.000539
Feb 7, 2024	74.20	-0.039247
Feb 6, 2024	77.17	0.006631
Feb 5, 2024	76.66	-0.037383
Feb 2, 2024	79.58	-0.003763
Feb 1, 2024	79.88	0.004391
Jan 31, 2024	79.53	-0.048952
Jan 30, 2024	83.52	-0.018153
Jan 29, 2024	85.05	0.0419
Jan 26, 2024	81.56	-0.001593
Jan 25, 2024	81.69	-0.002323
Jan 24, 2024	81.88	-0.01479
Jan 23, 2024	83.10	0.000963
Jan 22, 2024	83.02	0.024015
Jan 19, 2024	81.05	0.017048
Jan 18, 2024	79.68	0.003772
Jan 17, 2024	79.38	-0.014259
Jan 16, 2024	80.52	-0.029491
Jan 12, 2024	82.93	0.011888
Jan 11, 2024	81.95	-0.015018
Jan 10, 2024	83.19	0.002528
Jan 9, 2024	82.98	-0.027692
Jan 8, 2024	85.31	0.027813
Jan 5, 2024	82.97	-0.02664
Jan 4, 2024	85.21	-0.040592
Jan 3, 2024	88.74	-0.025918
Jan 2, 2024	91.07	-0.012765
Dec 29, 2023	92.24	0.009696

Dec 28, 2023	91.35	-0.016179
Dec 27, 2023	92.84	0.022108
Dec 26, 2023	90.81	0.022045
Dec 22, 2023	88.83	0.033191
Dec 21, 2023	85.93	0.021289
Dec 20, 2023	84.12	-0.044638
Dec 19, 2023	87.96	0.003987
Dec 18, 2023	87.61	-0.003646
Dec 15, 2023	87.93	0.047869
Dec 14, 2023	83.82	-0.015978
Dec 13, 2023	85.17	0.001998
Dec 12, 2023	85.00	0.048326
Dec 11, 2023	80.99	0.090531
Dec 8, 2023	73.98	0.002707
Dec 7, 2023	73.78	0.018605
Dec 6, 2023	72.42	-0.012215
Dec 5, 2023	73.31	0.008081
Dec 4, 2023	72.72	0.009256
Dec 1, 2023	72.05	0.034021
Nov 30, 2023	69.64	0.016797
Nov 29, 2023	68.48	0.001608
Nov 28, 2023	68.37	-0.01091
Nov 27, 2023	69.12	0.009741
Nov 24, 2023	68.45	0.021262
Nov 22, 2023	67.01	0.010652
Nov 21, 2023	66.30	0.006355
Nov 20, 2023	65.88	0.034278
Nov 17, 2023	63.66	0.016472
Nov 16, 2023	62.62	-0.016629

Nov 15, 2023	63.67	-0.016511
Nov 14, 2023	64.73	0.095063
Nov 13, 2023	58.86	0.00017
Nov 10, 2023	58.85	0.027564
Nov 9, 2023	57.25	-0.034507
Nov 8, 2023	59.26	-0.02269
Nov 7, 2023	60.62	0.031674
Nov 6, 2023	58.73	-0.017553
Nov 3, 2023	59.77	0.00621
Nov 2, 2023	59.40	-0.008382
Nov 1, 2023	59.90	0.017515
Oct 31, 2023	58.86	0.079901
Oct 30, 2023	54.34	-0.008612
Oct 27, 2023	54.81	-0.007453
Oct 26, 2023	55.22	0.228045
Oct 25, 2023	43.96	-0.050349
Oct 24, 2023	46.23	0.046036
Oct 23, 2023	44.15	-0.04582
Oct 20, 2023	46.22	0.003468
Oct 19, 2023	46.06	-0.05409
Oct 18, 2023	48.62	-0.041299
Oct 17, 2023	50.67	0.045628
Oct 16, 2023	48.41	-0.010684
Oct 13, 2023	48.93	0.010684
Oct 12, 2023	48.41	-0.039292
Oct 11, 2023	50.35	-0.000199
Oct 10, 2023	50.36	-0.002578
Oct 9, 2023	50.49	0.019601
Oct 6, 2023	49.51	0.003237

Oct 5, 2023	49.35	0.065093
Oct 4, 2023	46.24	-0.048337
Oct 3, 2023	48.53	-0.006777
Oct 2, 2023	48.86	-0.027454
Sep 29, 2023	50.22	-0.016784
Sep 28, 2023	51.07	0.022575
Sep 27, 2023	49.93	0
Sep 26, 2023	49.93	0.01209
Sep 25, 2023	49.33	-0.003844
Sep 22, 2023	49.52	0.003034
Sep 21, 2023	49.37	-0.024016
Sep 20, 2023	50.57	-0.014917
Sep 19, 2023	51.33	-0.016616
Sep 18, 2023	52.19	0.030544
Sep 15, 2023	50.62	-0.014708
Sep 14, 2023	51.37	-0.010842
Sep 13, 2023	51.93	-0.016804
Sep 12, 2023	52.81	-0.013915
Sep 11, 2023	53.55	0.002992
Sep 8, 2023	53.39	0.052684
Sep 7, 2023	50.65	0.011917
Sep 6, 2023	50.05	0.007219
Sep 5, 2023	49.69	-0.018938
Sep 1, 2023	50.64	0.015523
Aug 31, 2023	49.86	0.011295
Aug 30, 2023	49.30	0.00917
Aug 29, 2023	48.85	-0.003678
Aug 28, 2023	49.03	-0.030926
Aug 25, 2023	50.57	0.01836

Aug 24, 2023	49.65	-0.002213
Aug 23, 2023	49.76	0.008476
Aug 22, 2023	49.34	-0.024228
Aug 21, 2023	50.55	0.025242
Aug 18, 2023	49.29	0.014921
Aug 17, 2023	48.56	-0.021191
Aug 16, 2023	49.60	-0.03662
Aug 15, 2023	51.45	0.0037
Aug 14, 2023	51.26	0.037365
Aug 11, 2023	49.38	-0.000405
Aug 10, 2023	49.40	0.028749
Aug 9, 2023	48.00	0.023183
Aug 8, 2023	46.90	-0.005104
Aug 7, 2023	47.14	-0.055696
Aug 4, 2023	49.84	-0.020652
Aug 3, 2023	50.88	-0.065054
Aug 2, 2023	54.30	-0.166544
Aug 1, 2023	64.14	-0.028587
Jul 31, 2023	66.00	0.044617
Jul 28, 2023	63.12	0.055036
Jul 27, 2023	59.74	0.010771
Jul 26, 2023	59.10	0.004069
Jul 25, 2023	58.86	0.018
Jul 24, 2023	57.81	-0.005692
Jul 21, 2023	58.14	-0.004462
Jul 20, 2023	58.40	0.014314
Jul 19, 2023	57.57	0.00505
Jul 18, 2023	57.28	-0.010593
Jul 17, 2023	57.89	0.004848

Jul 14, 2023	57.61	-0.025366
Jul 13, 2023	59.09	-0.008258
Jul 12, 2023	59.58	0.022576
Jul 11, 2023	58.25	-0.013979
Jul 10, 2023	59.07	-0.012282
Jul 7, 2023	59.80	0.005366
Jul 6, 2023	59.48	-0.035346
Jul 5, 2023	61.62	-0.020719
Jul 3, 2023	62.91	-0.004599
Jun 30, 2023	63.20	-0.048941
Jun 29, 2023	66.37	0.019474
Jun 28, 2023	65.09	0.032795
Jun 27, 2023	62.99	0.0042956
Jun 26, 2023	62.72	-0.017386
Jun 23, 2023	63.82	-0.004066
Jun 22, 2023	64.08	0.006576
Jun 21, 2023	63.66	-0.005327
Jun 20, 2023	64.00	0.04294
Jun 16, 2023	61.31	0.006874
Jun 15, 2023	60.89	0.035608
Jun 14, 2023	58.76	0.007859
Jun 13, 2023	58.30	0.011559
Jun 12, 2023	57.63	-0.014471
Jun 9, 2023	58.47	0.032328
Jun 8, 2023	56.61	-0.058659
Jun 7, 2023	60.03	0.034401
Jun 6, 2023	58.00	0.034734
Jun 5, 2023	56.02	-0.03852
Jun 2, 2023	58.22	0.024869

Jun 1, 2023	56.79	0.004766
May 31, 2023	56.52	0.001948
May 30, 2023	56.41	-0.023477
May 26, 2023	57.75	0.061968
May 25, 2023	54.28	-0.066287
May 24, 2023	58.00	-0.008584
May 23, 2023	58.50	0.039221
May 22, 2023	56.25	0.027211
May 19, 2023	54.74	0.014352
May 18, 2023	53.96	-0.009223
May 17, 2023	54.46	0.01145
May 16, 2023	53.84	-0.023859
May 15, 2023	55.14	0.020521
May 12, 2023	54.02	0.011356
May 11, 2023	53.41	-0.009689
May 10, 2023	53.93	-0.005547
May 9, 2023	54.23	-0.008629
May 8, 2023	54.70	-0.027587
May 5, 2023	56.23	-0.038037
May 4, 2023	58.41	0.118554
May 3, 2023	51.88	0.039113
May 2, 2023	49.89	-0.031761
May 1, 2023	51.50	0.008776
Apr 28, 2023	51.05	0.048771
Apr 27, 2023	48.62	-0.008193
Apr 26, 2023	49.02	0.003474
Apr 25, 2023	48.85	0.016512
Apr 24, 2023	48.05	-0.020598
Apr 21, 2023	49.05	0.018311

Apr 20, 2023	48.16	-0.00621
Apr 19, 2023	48.46	-0.010265
Apr 18, 2023	48.96	0.014193
Apr 17, 2023	48.27	0.029646
Apr 14, 2023	46.86	-0.001919
Apr 13, 2023	46.95	0.069449
Apr 12, 2023	43.80	-0.008865
Apr 11, 2023	44.19	0.041822
Apr 10, 2023	42.38	-0.033642
Apr 6, 2023	43.83	0.033406
Apr 5, 2023	42.39	0.004492
Apr 4, 2023	42.20	-0.053518
Apr 3, 2023	44.52	-0.010502
Mar 31, 2023	44.99	0.015681
Mar 30, 2023	44.29	-0.015237
Mar 29, 2023	44.97	0.054846
Mar 28, 2023	42.57	-0.017465
Mar 27, 2023	43.32	-0.003687
Mar 24, 2023	43.48	-0.002985
Mar 23, 2023	43.61	0.002066
Mar 22, 2023	43.52	-0.044931
Mar 21, 2023	45.52	0.004624
Mar 20, 2023	45.31	0.004867
Mar 17, 2023	45.09	0.00222
Mar 16, 2023	44.99	-0.003771
Mar 15, 2023	45.16	-0.026225
Mar 14, 2023	46.36	0.056347
Mar 13, 2023	43.82	0.04241
Mar 10, 2023	42.00	-0.017452

Mar 9, 2023	43.16	-0.017
Mar 8, 2023	43.90	-0.012001
Mar 7, 2023	44.43	0.022995
Mar 6, 2023	43.42	-0.088756
Mar 3, 2023	47.45	0.093605
Mar 2, 2023	43.21	0.00139
Mar 1, 2023	43.15	0.018242
Feb 28, 2023	42.37	0.044645
Feb 27, 2023	40.52	0.064999
Feb 24, 2023	37.97	-0.090582
Feb 23, 2023	41.57	-0.030093
Feb 22, 2023	42.84	-0.015519
Feb 21, 2023	43.51	-0.060422
Feb 17, 2023	46.22	0.033215
Feb 16, 2023	44.71	0.015326
Feb 15, 2023	44.03	-0.009719
Feb 14, 2023	44.46	0.011082
Feb 13, 2023	43.97	0.020913
Feb 10, 2023	43.06	-0.028164
Feb 9, 2023	44.29	0.00498
Feb 8, 2023	44.07	-0.039596
Feb 7, 2023	45.85	0.003934
Feb 6, 2023	45.67	0.000438
Feb 3, 2023	45.65	-0.07204
Feb 2, 2023	49.06	0.063316
Feb 1, 2023	46.05	-0.014873
Jan 31, 2023	46.74	0.000642
Jan 30, 2023	46.71	-0.022649
Jan 27, 2023	47.78	0.000628

Jan 26, 2023	47.75	0.023306
Jan 25, 2023	46.65	-0.027903
Jan 24, 2023	47.97	0.030908
Jan 23, 2023	46.51	-0.003863
Jan 20, 2023	46.69	0.006231
Jan 19, 2023	46.40	-0.005373
Jan 18, 2023	46.65	-0.015316
Jan 17, 2023	47.37	-0.010082
Jan 13, 2023	47.85	-0.043952
Jan 12, 2023	50.00	0.065713
Jan 11, 2023	46.82	-0.007872
Jan 10, 2023	47.19	0.030335
Jan 9, 2023	45.78	-0.02353
Jan 6, 2023	46.87	-0.002983
Jan 5, 2023	47.01	-0.007629
Jan 4, 2023	47.37	0.089836
Jan 3, 2023	43.30	-0.011709
Dec 30, 2022	43.81	0.018662
Dec 29, 2022	43.00	0.019254
Dec 28, 2022	42.18	0.006183
Dec 27, 2022	41.92	-0.05183
Dec 23, 2022	44.15	-0.010141
Dec 22, 2022	44.60	0.001346
Dec 21, 2022	44.54	0.016982
Dec 20, 2022	43.79	0.018903
Dec 19, 2022	42.97	-0.051037
Dec 16, 2022	45.22	0.002436
Dec 15, 2022	45.11	-0.035282
Dec 14, 2022	46.73	0.002786

Dec 13, 2022	46.60	0.025648
Dec 12, 2022	45.42	-0.039288
Dec 9, 2022	47.24	0.009785
Dec 8, 2022	46.78	-0.001495
Dec 7, 2022	46.85	-0.034819
Dec 6, 2022	48.51	-0.034046
Dec 5, 2022	50.19	0.025425
Dec 2, 2022	48.93	0.029872
Dec 1, 2022	47.49	-0.006297
Nov 30, 2022	47.79	0.025216
Nov 29, 2022	46.60	0.02984
Nov 28, 2022	45.23	0.007546
Nov 25, 2022	44.89	0.001337
Nov 23, 2022	44.83	0.028509
Nov 22, 2022	43.57	0.008528
Nov 21, 2022	43.20	0.017043
Nov 18, 2022	42.47	-0.001882
Nov 17, 2022	42.55	0
Nov 16, 2022	42.55	-0.025065
Nov 15, 2022	43.63	0.042131
Nov 14, 2022	41.83	-0.04236
Nov 11, 2022	43.64	0.003903
Nov 10, 2022	43.47	0.057037
Nov 9, 2022	41.06	-0.040569
Nov 8, 2022	42.76	-0.000234
Nov 7, 2022	42.77	0.017691
Nov 4, 2022	42.02	-0.045362
Nov 3, 2022	43.97	-0.047305
Nov 2, 2022	46.10	-0.045376

Nov 1, 2022	48.24	-0.071973
Oct 31, 2022	51.84	-0.022884
Oct 28, 2022	53.04	0.047886
Oct 27, 2022	50.56	0.012539
Oct 26, 2022	49.93	0.013916
Oct 25, 2022	49.24	0.016587
Oct 24, 2022	48.43	-0.02508
Oct 21, 2022	49.66	0.01236
Oct 20, 2022	49.05	-0.01698
Oct 19, 2022	49.89	-0.046602
Oct 18, 2022	52.27	-0.029037
Oct 17, 2022	53.81	0.0346
Oct 14, 2022	51.98	-0.002114
Oct 13, 2022	52.09	-0.017319
Oct 12, 2022	53.00	0.01234
Oct 11, 2022	52.35	-0.052649
Oct 10, 2022	55.18	-0.066937
Oct 7, 2022	59.00	-0.062895
Oct 6, 2022	62.83	-0.033955
Oct 5, 2022	65.00	-0.022514
Oct 4, 2022	66.48	0.000903
Oct 3, 2022	66.42	0.008012
Sep 30, 2022	65.89	0.000455
Sep 29, 2022	65.86	-0.030652
Sep 28, 2022	67.91	0.02339
Sep 27, 2022	66.34	0.049755
Sep 26, 2022	63.12	-0.038081
Sep 23, 2022	65.57	-0.023066
Sep 22, 2022	67.10	-0.014646

Sep 21, 2022	68.09	-0.031088
Sep 20, 2022	70.24	0.001853
Sep 19, 2022	70.11	0.012631
Sep 16, 2022	69.23	-0.047393
Sep 15, 2022	72.59	0.000965
Sep 14, 2022	72.52	0.024851
Sep 13, 2022	70.74	-0.064724
Sep 12, 2022	75.47	-0.007919
Sep 9, 2022	76.07	-0.021201
Sep 8, 2022	77.70	0.023834
Sep 7, 2022	75.87	0.071142
Sep 6, 2022	70.66	-0.031483
Sep 2, 2022	72.92	-0.012402
Sep 1, 2022	73.83	0.008297
Aug 31, 2022	73.22	0.022513
Aug 30, 2022	71.59	-0.00793
Aug 29, 2022	72.16	-0.00097
Aug 26, 2022	72.23	-0.019876
Aug 25, 2022	73.68	-0.016155
Aug 24, 2022	74.88	0.043675
Aug 23, 2022	71.68	0.002514
Aug 22, 2022	71.50	0.026071
Aug 19, 2022	69.66	0.083338
Aug 18, 2022	64.09	0.046631
Aug 17, 2022	61.17	-0.113907
Aug 16, 2022	68.55	-0.020217
Aug 15, 2022	69.95	-0.031936
Aug 12, 2022	72.22	0.03523
Aug 11, 2022	69.72	-0.017911

Aug 10, 2022	70.98	0.040394
Aug 9, 2022	68.17	-0.041942
Aug 8, 2022	71.09	0.042382
Aug 5, 2022	68.14	0.051494
Aug 4, 2022	64.72	0.080738
Aug 3, 2022	59.70	0.058815
Aug 2, 2022	56.29	0.106565
Aug 1, 2022	50.60	-0.00905
Jul 29, 2022	51.06	-0.017665
Jul 28, 2022	51.97	0.005015
Jul 27, 2022	51.71	0.020317
Jul 26, 2022	50.67	-0.007276
Jul 25, 2022	51.04	-0.016324
Jul 22, 2022	51.88	-0.062754
Jul 21, 2022	55.24	0.001631
Jul 20, 2022	55.15	-0.006687
Jul 19, 2022	55.52	0.056692
Jul 18, 2022	52.46	-0.020565
Jul 15, 2022	53.55	0.02515
Jul 14, 2022	52.22	-0.059114
Jul 13, 2022	55.40	0.005248
Jul 12, 2022	55.11	0.023872
Jul 11, 2022	53.81	-0.050196
Jul 8, 2022	56.58	0.031783
Jul 7, 2022	54.81	0.009717
Jul 6, 2022	54.28	-0.002392
Jul 5, 2022	54.41	0.085926
Jul 1, 2022	49.93	-0.011549
Jun 30, 2022	50.51	-0.033103

Jun 29, 2022	52.21	-0.070766
Jun 28, 2022	53.46	-0.070762
Jun 27, 2022	57.38	-0.047146
Jun 24, 2022	60.15	0.064727
Jun 23, 2022	56.38	0.061256
Jun 22, 2022	53.03	0.046116
Jun 21, 2022	50.64	0.040501
Jun 17, 2022	48.63	0.038785
Jun 16, 2022	46.78	-0.02512
Jun 15, 2022	47.97	0.050668
Jun 14, 2022	45.60	0.008147
Jun 13, 2022	45.23	-0.060898
Jun 10, 2022	48.07	-0.200973
Jun 9, 2022	58.77	-0.093034
Jun 8, 2022	64.50	0.029581
Jun 7, 2022	62.62	0.077677
Jun 6, 2022	57.94	-0.024044
Jun 3, 2022	59.35	0.045325
Jun 2, 2022	56.72	0.012061
Jun 1, 2022	56.04	0.018733
May 31, 2022	55.00	-0.023184
May 27, 2022	56.29	0.01666
May 26, 2022	55.36	-0.010422
May 25, 2022	55.94	0.010964
May 24, 2022	55.33	-0.028156
May 23, 2022	56.91	-0.00805
May 20, 2022	57.37	0.007172
May 19, 2022	56.96	0.025966
May 18, 2022	55.50	-0.052131

May 17, 2022	58.47	0.039419
May 16, 2022	56.21	0.022671
May 13, 2022	54.95	0.016884
May 12, 2022	54.03	0.035224
May 11, 2022	52.16	-0.029469
May 10, 2022	53.72	0.03543
May 9, 2022	51.85	-0.088361
May 6, 2022	56.64	-0.063114
May 5, 2022	60.33	-0.047424
May 4, 2022	63.26	0.00698
May 3, 2022	62.82	0.050607
May 2, 2022	59.72	0.023208
Apr 29, 2022	58.35	-0.031711
Apr 28, 2022	60.23	0.008336
Apr 27, 2022	59.73	-0.02725
Apr 26, 2022	61.38	-0.058841
Apr 25, 2022	65.10	0.02457
Apr 22, 2022	63.52	-0.016085
Apr 21, 2022	64.55	-0.045428
Apr 20, 2022	67.55	0.0046
Apr 19, 2022	67.24	0.034805
Apr 18, 2022	64.94	-0.046338
Apr 14, 2022	68.02	-0.030834
Apr 13, 2022	70.15	0.045794
Apr 12, 2022	67.01	0.009597
Apr 11, 2022	66.37	-0.047376
Apr 8, 2022	69.59	0.017833
Apr 7, 2022	68.36	-0.021849
Apr 6, 2022	69.87	0.049284

Apr 5, 2022	66.51	-0.10172
Apr 4, 2022	67.19	

Lampiran 2

Hasil Estimasi Parameter, Uji Signifikansi, Uji Diagnostik,
Serta Nilai AIC dan SBC Model ARIMA dengan Konstanta

ARIMA (5,0,5)

Dependent Variable: RETURN

Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)

Date: 04/04/25 Time: 11:09

Sample: 4/05/2022 4/03/2025

Included observations: 752

Convergence achieved after 26 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

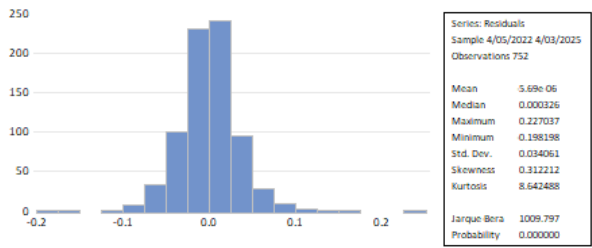
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000354	0.001194	0.296470	0.7670
AR(5)	-0.716300	0.173158	-4.136687	0.0000
MA(5)	0.639282	0.193937	3.296348	0.0010
SIGMASQ	0.001159	3.38E-05	34.30611	0.0000
R-squared	0.012072	Mean dependent var		0.000345
Adjusted R-squared	0.008110	S.D. dependent var		0.034268
S.E. of regression	0.034129	Akaike info criterion		-3.911892
Sum squared resid	0.871267	Schwarz criterion		-3.887303
Log likelihood	1474.871	Hannan-Quinn criter.		-3.902419
F-statistic	3.046763	Durbin-Watson stat		1.984538
Prob(F-statistic)	0.028106			
Inverted AR Roots	.76-.55i -.94	.76+.55i	-.29+.89i	-.29-.89i
Inverted MA Roots	.74-.54i -.91	.74+.54i	-.28+.87i	-.28-.87i

uji white noise

Date: 04/04/25 Time: 11:09
Sample (adjusted): 4/05/2022 4/03/2025
Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.007	0.007	0.0376	
		2 -0.003	-0.003	0.0434	
		3 -0.025	-0.025	0.5111	0.475
		4 0.002	0.003	0.5147	0.773
		5 -0.018	-0.018	0.7490	0.862
		6 0.008	0.007	0.7919	0.940
		7 -0.006	-0.006	0.8207	0.976
		8 -0.049	-0.050	2.6542	0.851
		9 0.005	0.006	2.6713	0.914
		10 -0.039	-0.040	3.8120	0.874
		11 0.029	0.027	4.4384	0.880
		12 0.034	0.034	5.3362	0.868
		13 0.071	0.067	9.1767	0.606
		14 -0.035	-0.034	10.130	0.605
		15 -0.003	-0.002	10.135	0.683
		16 -0.053	-0.052	12.296	0.583
		17 0.002	0.002	12.300	0.656
		18 0.058	0.057	14.883	0.533
		19 -0.026	-0.028	15.423	0.565
		20 0.020	0.024	15.723	0.612
		21 -0.060	-0.053	18.481	0.491
		22 0.004	0.002	18.495	0.555
		23 0.054	0.061	20.789	0.472
		24 0.028	0.011	21.397	0.496
		25 -0.016	-0.015	21.589	0.545
		26 -0.047	-0.049	23.291	0.503
		27 0.059	0.067	25.982	0.409
		28 0.055	0.065	28.330	0.342
		29 -0.004	-0.010	28.341	0.394
		30 -0.045	-0.049	29.956	0.365
		31 0.024	0.018	30.402	0.394
		32 0.012	0.024	30.513	0.440
		33 -0.029	-0.029	31.198	0.456
		34 -0.014	-0.003	31.346	0.499
		35 -0.026	-0.036	31.878	0.523
		36 0.034	0.029	32.811	0.526

uji normalitas



ARIMA (5,0,0)

Dependent Variable: RETURN

Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)

Date: 04/04/25 Time: 11:11

Sample: 4/05/2022 4/03/2025

Included observations: 752

Convergence achieved after 2 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000351	0.001138	0.308160	0.7580
AR(5)	-0.100228	0.039266	-2.552560	0.0109
SIGMASQ	0.001161	3.35E-05	34.60761	0.0000
R-squared	0.010067	Mean dependent var		0.000345
Adjusted R-squared	0.007424	S.D. dependent var		0.034268
S.E. of regression	0.034141	Akaike info criterion		-3.912593
Sum squared resid	0.873035	Schwarz criterion		-3.894151
Log likelihood	1474.135	Hannan-Quinn criter.		-3.905488
F-statistic	3.808596	Durbin-Watson stat		1.980106
Prob(F-statistic)	0.022610			
Inverted AR Roots	.51-.37i -.63	.51+.37i	-.20+.60i	-.20-.60i

Uji white noise

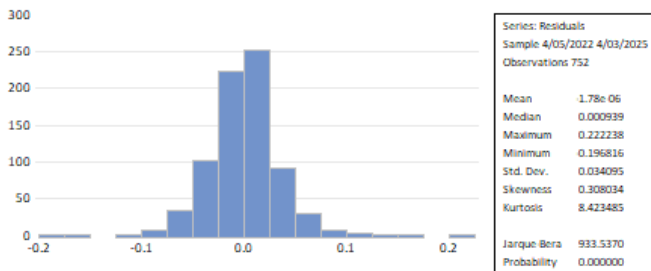
Date: 04/04/25 Time: 11:11

Sample (adjusted): 4/05/2022 4/03/2025

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.009	0.009	0.0641	
		2 -0.006	-0.006	0.0883	0.766
		3 -0.026	-0.025	0.5808	0.748
		4 0.002	0.002	0.5835	0.900
		5 0.001	0.001	0.5851	0.965
		6 0.008	0.007	0.6295	0.987
		7 -0.004	-0.004	0.6410	0.996
		8 -0.045	-0.045	2.2132	0.947
		9 0.002	0.004	2.2178	0.974
		10 0.010	0.010	2.2997	0.986
		11 0.026	0.023	2.8077	0.986
		12 0.033	0.033	3.6415	0.979
		13 0.071	0.071	7.4640	0.825
		14 -0.034	-0.033	8.3582	0.820
		15 -0.039	-0.037	9.5217	0.796
		16 -0.054	-0.054	11.787	0.695
		17 0.004	0.002	11.798	0.758
		18 0.061	0.061	14.703	0.617
		19 -0.027	-0.029	15.276	0.643
		20 0.042	0.048	16.658	0.613
		21 -0.063	-0.056	19.707	0.476
		22 0.011	0.006	19.794	0.534
		23 0.062	0.058	22.820	0.412
		24 0.027	0.014	23.381	0.439
		25 -0.035	-0.035	24.346	0.442
		26 -0.047	-0.040	26.060	0.404
		27 0.054	0.065	28.358	0.341
		28 0.051	0.060	30.414	0.296
		29 -0.006	-0.012	30.446	0.342
		30 -0.032	-0.039	31.264	0.353
		31 0.019	0.016	31.558	0.388
		32 0.014	0.021	31.711	0.431
		33 -0.023	-0.030	32.117	0.461
		34 -0.013	-0.003	32.244	0.505
		35 -0.034	-0.039	33.183	0.507
		36 0.037	0.034	34.281	0.503

uji normalitas



ARIMA (0,0,5)

Dependent Variable: RETURN

Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)

Date: 04/04/25 Time: 11:12

Sample: 4/05/2022 4/03/2025

Included observations: 752

Convergence achieved after 4 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000351	0.001131	0.310399	0.7563
MA(5)	-0.097555	0.037610	-2.593853	0.0097
SIGMASQ	0.001161	3.35E-05	34.67397	0.0000
R-squared	0.009760	Mean dependent var		0.000345
Adjusted R-squared	0.007116	S.D. dependent var		0.034268
S.E. of regression	0.034146	Akaike info criterion		-3.912286
Sum squared resid	0.873306	Schwarz criterion		-3.893845
Log likelihood	1474.020	Hannan-Quinn criter.		-3.905181
F-statistic	3.691322	Durbin-Watson stat		1.979602
Prob(F-statistic)	0.025394			
Inverted MA Roots	.63	.19-.60i	.19+.60i	-.51+.37i
	-.51-.37i			

Uji white noise

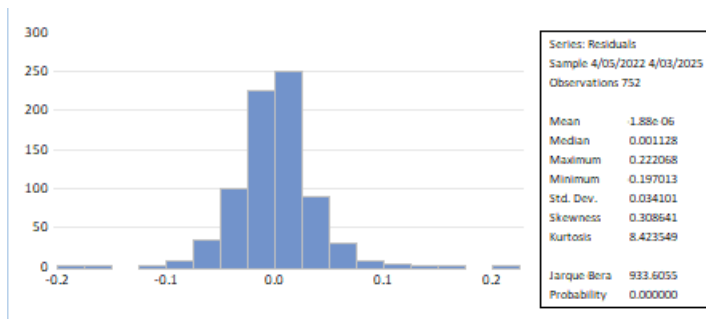
Date: 04/04/25 Time: 11:12

Sample (adjusted): 4/05/2022 4/03/2025

O-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.009	0.009	0.0675
		2	-0.006	-0.006	0.0918
		3	-0.025	-0.025	0.5556
		4	0.002	0.002	0.5577
		5	-0.002	-0.002	0.5598
		6	0.007	0.006	0.5974
		7	-0.004	-0.004	0.6104
		8	-0.045	-0.045	2.1525
		9	0.002	0.004	2.1569
		10	0.021	0.020	2.4789
		11	0.025	0.023	2.9727
		12	0.033	0.033	3.8097
		13	0.071	0.072	7.6630
		14	-0.034	-0.033	8.5381
		15	-0.039	-0.037	9.7342
		16	-0.054	-0.054	12.021
		17	0.004	0.003	12.033
		18	0.061	0.062	14.907
		19	-0.027	-0.029	15.480
		20	0.042	0.048	16.867
		21	-0.062	-0.056	19.842
		22	0.011	0.005	19.934
		23	0.063	0.057	22.975
		24	0.026	0.014	23.521
		25	-0.036	-0.035	24.525
		26	-0.047	-0.040	26.246
		27	0.053	0.064	28.484
		28	0.051	0.059	30.556
		29	-0.007	-0.012	30.597
		30	-0.031	-0.039	31.359
		31	0.019	0.016	31.631
		32	0.014	0.021	31.790
		33	-0.022	-0.031	32.177
		34	-0.012	-0.003	32.296
		35	-0.035	-0.039	33.255
		36	0.037	0.035	34.367

Uji normalitas



Lampiran 3

Hasil Estimasi Parameter, Uji Signifikansi, Uji Diagnostik, Serta Nilai AIC dan SBC Model ARIMA Tanpa Konstanta ARIMA (5,0,5)

Dependent Variable: RETURN

Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)

Date: 04/04/25 Time: 11:14

Sample: 4/05/2022 4/03/2025

Included observations: 752

Convergence achieved after 21 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

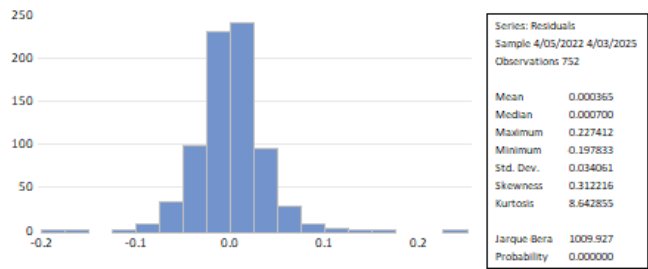
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(5)	-0.716562	0.172839	-4.145826	0.0000
MA(5)	0.639631	0.193563	3.304508	0.0010
SIGMASQ	0.001159	3.35E-05	34.56120	0.0000
R-squared	0.011955	Mean dependent var		0.000345
Adjusted R-squared	0.009317	S.D. dependent var		0.034268
S.E. of regression	0.034108	Akaike info criterion		-3.914433
Sum squared resid	0.871370	Schwarz criterion		-3.895991
Log likelihood	1474.827	Hannan-Quinn criter.		-3.907328
Durbin-Watson stat	1.984304			
Inverted AR Roots	.76-.55i -.94	.76+.55i	-.29+.89i	-.29-.89i
Inverted MA Roots	.74+.54i -.91	.74-.54i	-.28-.87i	-.28+.87i

uji white noise

Date: 04/04/25 Time: 11:14
Sample (adjusted): 4/05/2022 4/03/2025
Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.007	0.007	0.0376	
		2 -0.003	-0.003	0.0435	
		3 -0.025	-0.025	0.5110	0.475
		4 0.002	0.002	0.5145	0.773
		5 -0.018	-0.018	0.7511	0.861
		6 0.008	0.007	0.7940	0.939
		7 -0.006	-0.006	0.8228	0.976
		8 -0.049	-0.050	2.6563	0.851
		9 0.005	0.006	2.6734	0.913
		10 -0.039	-0.040	3.8117	0.874
		11 0.029	0.027	4.4385	0.880
		12 0.034	0.034	5.3365	0.868
		13 0.071	0.067	9.1770	0.606
		14 -0.035	-0.034	10.130	0.605
		15 -0.003	-0.002	10.135	0.683
		16 -0.053	-0.052	12.297	0.582
		17 0.002	0.002	12.301	0.656
		18 0.058	0.057	14.883	0.533
		19 -0.026	-0.028	15.422	0.565
		20 0.020	0.024	15.723	0.612
		21 -0.060	-0.053	18.479	0.491
		22 0.004	0.002	18.493	0.555
		23 0.054	0.061	20.786	0.472
		24 0.028	0.011	21.394	0.496
		25 -0.016	-0.015	21.586	0.545
		26 -0.047	-0.049	23.288	0.503
		27 0.059	0.067	25.979	0.409
		28 0.055	0.065	28.326	0.343
		29 -0.004	-0.010	28.337	0.394
		30 -0.045	-0.049	29.953	0.365
		31 0.024	0.018	30.398	0.394
		32 0.012	0.024	30.510	0.440
		33 -0.029	-0.029	31.195	0.456
		34 -0.014	-0.003	31.342	0.500
		35 -0.026	-0.036	31.874	0.523
		36 0.034	0.029	32.807	0.526

uji normalitas



ARIMA (5,0,0)

Dependent Variable: RETURN

Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)

Date: 04/04/25 Time: 11:15

Sample: 4/05/2022 4/03/2025

Included observations: 752

Convergence achieved after 4 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(5)	-0.100095	0.039124	-2.558382	0.0107
SIGMASQ	0.001161	3.32E-05	34.92477	0.0000
R-squared	0.009940	Mean dependent var		0.000345
Adjusted R-squared	0.008620	S.D. dependent var		0.034268
S.E. of regression	0.034120	Akaike info criterion		-3.915124
Sum squared resid	0.873147	Schwarz criterion		-3.902830
Log likelihood	1474.087	Hannan-Quinn criter.		-3.910388
Durbin-Watson stat	1.979859			
Inverted AR Roots	.51+.37i -.63	.51-.37i	-.20-.60i	-.20+.60i

Uji white noise

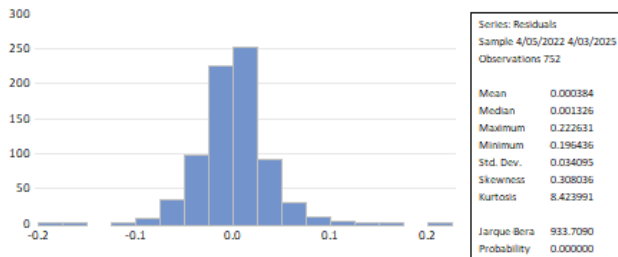
Date: 04/04/25 Time: 11:15

Sample (adjusted): 4/05/2022 4/03/2025

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.009	0.009	0.0641	
		2 -0.006	-0.006	0.0882	0.766
		3 -0.025	-0.025	0.5805	0.748
		4 0.002	0.002	0.5832	0.900
		5 0.001	0.001	0.5845	0.965
		6 0.008	0.007	0.6289	0.987
		7 -0.004	-0.004	0.6404	0.996
		8 -0.045	-0.045	2.2127	0.947
		9 0.002	0.004	2.2173	0.974
		10 0.010	0.010	2.2996	0.986
		11 0.026	0.023	2.8080	0.986
		12 0.033	0.033	3.6420	0.979
		13 0.071	0.071	7.4647	0.825
		14 -0.034	-0.033	8.3585	0.819
		15 -0.039	-0.037	9.5225	0.796
		16 -0.054	-0.054	11.788	0.695
		17 0.004	0.002	11.798	0.758
		18 0.061	0.061	14.702	0.617
		19 -0.027	-0.029	15.275	0.643
		20 0.042	0.048	16.658	0.613
		21 -0.063	-0.056	19.705	0.477
		22 0.011	0.006	19.792	0.534
		23 0.062	0.058	22.817	0.412
		24 0.027	0.014	23.377	0.439
		25 -0.035	-0.035	24.343	0.442
		26 -0.047	-0.040	26.057	0.405
		27 0.054	0.065	28.354	0.341
		28 0.051	0.060	30.410	0.296
		29 -0.006	-0.012	30.442	0.342
		30 -0.032	-0.039	31.258	0.353
		31 0.019	0.016	31.553	0.389
		32 0.014	0.021	31.706	0.431
		33 -0.023	-0.030	32.112	0.461
		34 -0.013	-0.003	32.238	0.505
		35 -0.034	-0.039	33.178	0.508
		36 0.037	0.034	34.275	0.503

uji normalitas



ARIMA (0,0,5)

Dependent Variable: RETURN

Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)

Date: 04/04/25 Time: 11:16

Sample: 4/05/2022 4/03/2025

Included observations: 752

Convergence achieved after 3 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(5)	-0.097395	0.037467	-2.599514	0.0095
SIGMASQ	0.001161	3.32E-05	35.00363	0.0000
R-squared	0.009631	Mean dependent var		0.000345
Adjusted R-squared	0.008311	S.D. dependent var		0.034268
S.E. of regression	0.034126	Akaike info criterion		-3.914816
Sum squared resid	0.873420	Schwarz criterion		-3.902521
Log likelihood	1473.971	Hannan-Quinn criter.		-3.910079
Durbin-Watson stat	1.979353			
Inverted MA Roots	.63	.19-.60i	.19+.60i	-.51+.37i
	-.51-.37i			

uji white noise

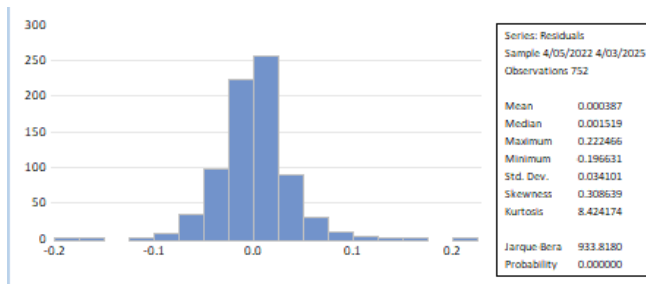
Date: 04/04/25 Time: 11:16

Sample (adjusted): 4/05/2022 4/03/2025

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.009	0.009	0.0675	
		2 -0.006	-0.006	0.0917	0.762
		3 -0.025	-0.025	0.5553	0.758
		4 0.002	0.002	0.5574	0.906
		5 -0.002	-0.002	0.5599	0.967
		6 0.007	0.006	0.5974	0.988
		7 -0.004	-0.004	0.6105	0.996
		8 -0.045	-0.045	2.1529	0.951
		9 0.002	0.004	2.1573	0.976
		10 0.021	0.020	2.4792	0.981
		11 0.025	0.023	2.9735	0.982
		12 0.033	0.033	3.8106	0.975
		13 0.071	0.072	7.6641	0.811
		14 -0.034	-0.033	8.5387	0.807
		15 -0.039	-0.037	9.7355	0.781
		16 -0.054	-0.054	12.021	0.677
		17 0.004	0.003	12.034	0.742
		18 0.061	0.062	14.906	0.602
		19 -0.027	-0.029	15.478	0.629
		20 0.042	0.048	16.867	0.599
		21 -0.062	-0.056	19.840	0.468
		22 0.011	0.005	19.931	0.526
		23 0.063	0.057	22.971	0.403
		24 0.026	0.014	23.517	0.431
		25 -0.036	-0.035	24.521	0.432
		26 -0.047	-0.040	26.242	0.395
		27 0.053	0.064	28.479	0.335
		28 0.051	0.059	30.551	0.290
		29 -0.007	-0.012	30.592	0.335
		30 -0.031	-0.039	31.353	0.349
		31 0.019	0.016	31.625	0.385
		32 0.014	0.021	31.784	0.427
		33 -0.022	-0.031	32.171	0.458
		34 -0.012	-0.003	32.290	0.502
		35 -0.035	-0.039	33.249	0.504
		36 0.037	0.035	34.361	0.499

uji normalitas



Lampiran 4

Hasil Estimasi Parameter, Uji Signifikansi, Serta Nilai AIC dan SBC Model GARCH

GARCH (1,1)

Dependent Variable: RETURN
 Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
 Date: 04/04/25 Time: 11:35
 Sample (adjusted): 4/12/2022 4/03/2025
 Included observations: 747 after adjustments
 Convergence achieved after 21 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 $GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*GARCH(-1)$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(5)	-0.102507	0.031817	-3.221808	0.0013
Variance Equation				
C	0.000426	9.02E-05	4.725535	0.0000
RESID(-1) ²	0.305079	0.044718	6.822235	0.0000
GARCH(-1)	0.365382	0.096544	3.784605	0.0002
R-squared	0.009924	Mean dependent var	0.000364	
Adjusted R-squared	0.009924	S.D. dependent var	0.034274	
S.E. of regression	0.034104	Akaike info criterion	-3.990910	
Sum squared resid	0.867636	Schwarz criterion	-3.966192	
Log likelihood	1494.605	Hannan-Quinn criter.	-3.981384	
Durbin-Watson stat	1.972386			
Inverted AR Roots	.51-.37i -.63	.51+.37i	-.20+.60i	-.20-.60i

GARCH (3,3)

Dependent Variable: RETURN
 Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
 Date: 04/04/25 Time: 11:35
 Sample (adjusted): 4/12/2022 4/03/2025
 Included observations: 747 after adjustments
 Convergence achieved after 64 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 $GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*RESID(-2)^2 + C(5)*RESID(-3)^2 + C(6)*GARCH(-1) + C(7)*GARCH(-2) + C(8)*GARCH(-3)$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(5)	-0.100935	0.029691	-3.399564	0.0007
Variance Equation				
C	0.000379	0.000109	3.485128	0.0005
RESID(-1) ²	0.280670	0.046346	6.056025	0.0000
RESID(-2) ²	-0.227451	0.065417	-3.476958	0.0005
RESID(-3) ²	0.211039	0.063663	3.314915	0.0009
GARCH(-1)	1.203997	0.164937	7.906038	0.0000
GARCH(-2)	-1.180562	0.153880	-7.671976	0.0000
GARCH(-3)	0.320424	0.094123	3.404296	0.0007
R-squared	0.009929	Mean dependent var	0.000364	
Adjusted R-squared	0.009929	S.D. dependent var	0.034274	
S.E. of regression	0.034103	Akaike info criterion	-3.986146	
Sum squared resid	0.867631	Schwarz criterion	-3.936710	
Log likelihood	1496.825	Hannan-Quinn criter.	-3.967093	
Durbin-Watson stat	1.972404			
Inverted AR Roots	.51-.37i -.63	.51+.37i	-.20+.60i	-.20-.60i

GARCH (1,3)

Dependent Variable: RETURN
 Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
 Date: 04/04/25 Time: 11:36
 Sample (adjusted): 4/12/2022 4/03/2025
 Included observations: 747 after adjustments
 Convergence achieved after 33 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)

$$\text{GARCH} = C(2) + C(3)*\text{RESID}(-1)^2 + C(4)*\text{GARCH}(-1) + C(5)*\text{GARCH}(-2) + C(6)*\text{GARCH}(-3)$$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(5)	-0.098768	0.031698	-3.115886	0.0018
Variance Equation				
C	0.000447	7.57E-05	5.910350	0.0000
RESID(-1) ²	0.291342	0.043358	6.719462	0.0000
GARCH(-1)	0.366839	0.157388	2.330801	0.0198
GARCH(-2)	0.123576	0.161393	0.765685	0.4439
GARCH(-3)	-0.131462	0.086407	-1.521422	0.1282
R-squared	0.009928	Mean dependent var		0.000364
Adjusted R-squared	0.009928	S.D. dependent var		0.034274
S.E. of regression	0.034103	Akaike info criterion		-3.988521
Sum squared resid	0.867632	Schwarz criterion		-3.951444
Log likelihood	1495.713	Hannan-Quinn criter.		-3.974232
Durbin-Watson stat	1.972428			
Inverted AR Roots	.51+.37i -.63	.51-.37i	-.19-.60i	-.19+.60i

GARCH (3,1)

Dependent Variable: RETURN
 Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
 Date: 04/04/25 Time: 11:37
 Sample (adjusted): 4/12/2022 4/03/2025
 Included observations: 747 after adjustments
 Convergence achieved after 34 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)

$$\text{GARCH} = C(2) + C(3)*\text{RESID}(-1)^2 + C(4)*\text{RESID}(-2)^2 + C(5)*\text{RESID}(-3)^2 + C(6)*\text{GARCH}(-1)$$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(5)	-0.098125	0.031939	-3.072296	0.0021
Variance Equation				
C	0.000661	0.000158	4.182525	0.0000
RESID(-1) ²	0.269030	0.049476	5.437598	0.0000
RESID(-2) ²	0.122397	0.072498	1.688281	0.0914
RESID(-3) ²	0.087281	0.045297	1.926872	0.0540
GARCH(-1)	0.006587	0.197512	0.033352	0.9734
R-squared	0.009925	Mean dependent var		0.000364
Adjusted R-squared	0.009925	S.D. dependent var		0.034274
S.E. of regression	0.034103	Akaike info criterion		-3.988114
Sum squared resid	0.867634	Schwarz criterion		-3.951037
Log likelihood	1495.561	Hannan-Quinn criter.		-3.973825
Durbin-Watson stat	1.972435			
Inverted AR Roots	.51+.37i -.63	.51-.37i	-.19-.60i	-.19+.60i

Lampiran 5

Perhitungan nilai MAPE

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \bar{y}_i}{y_i} \right| \times 100$$

Opsi *call*

$$K = 50$$

$$MAPE = \left| \frac{38.50 - 40.3985}{38.50} \right| \times 100 = 4.93\%$$

$$K = 65$$

$$MAPE = \left| \frac{30.09 - 29.5282}{30.09} \right| \times 100 = 1.87\%$$

$$K = 70$$

$$MAPE = \left| \frac{31.00 - 26.4491}{31.00} \right| \times 100 = 14.68\%$$

$$K = 80$$

$$MAPE = \left| \frac{23.00 - 21.1125}{23.00} \right| \times 100 = 8.21\%$$

$$K = 85$$

$$MAPE = \left| \frac{19.30 - 18.8277}{19.30} \right| \times 100 = 2.45\%$$

$$K = 90$$

$$MAPE = \left| \frac{15.10 - 16.7694}{15.10} \right| \times 100 = 11.06\%$$

$$K = 95$$

$$MAPE = \left| \frac{15.30 - 14.9111}{15.30} \right| \times 100 = 2.54\%$$

$$K = 100$$

$$MAPE = \left| \frac{10.72 - 13.2260}{10.72} \right| \times 100 = 23.38\%$$

rata-rata

$$= \frac{4.93\% + 1.87\% + 14.68\% + 8.21\% + 2.45\% + 11.06\% + 2.54\% + 23.38\%}{8}$$

$$= 8.64\%$$

Opsi put

$$K = 50$$

$$MAPE = \left| \frac{1.90 - 1.7181}{1.90} \right| \times 100 = 9.57\%$$

$$K = 65$$

$$MAPE = \left| \frac{5.68 - 5.3760}{5.68} \right| \times 100 = 5.35\%$$

$$K = 70$$

$$MAPE = \left| \frac{5.10 - 7.1396}{5.10} \right| \times 100 = 39.99\%$$

$$K = 80$$

$$MAPE = \left| \frac{7.80 - 11.4885}{7.80} \right| \times 100 = 47.29\%$$

$$K = 85$$

$$MAPE = \left| \frac{10.02 - 14.0464}{10.02} \right| \times 100 = 40.18\%$$

$$K = 90$$

$$MAPE = \left| \frac{13.20 - 16.8308}{13.20} \right| \times 100 = 27.51\%$$

$$K = 95$$

$$MAPE = \left| \frac{16.42 - 19.8153}{16.42} \right| \times 100 = 20.68\%$$

$$K = 100$$

$$MAPE = \left| \frac{19.50 - 22.9729}{19.20} \right| \times 100 = 17.81\%$$

rata-rata

$$= \frac{9.57\% + 5.35\% + 39.99\% + 47.29\% + 40.18\% + 27.51\% + 20.68\% + 17.81\%}{8}$$

$$= 26.05\%$$

LAMPIRAN 6

Script MATHLAB Opsi *Call* dan *Put*

Opsi *Call*

```

S0=input('Harga Saham Awal (S0)= ');
K=input('Strike Price (K)= ');
r=input('Tingkat Suku Bunga (r)= ');
T=input('Waktu Jatu Tempo (T)= ');
n=input('Jumlah Periode (n)= ');
sigma=input('Volatilitas = ');

% Parameter langkah
dt = T/n;
u = exp(sigma * sqrt(2 * dt));
d = exp(-sigma * sqrt(2 * dt));

% Probabilitas
pu = (r-
1/2*sigma^2)*sqrt(dt/(8*sigma^2))+1/4;
pd = 1/4-(r-
1/2*sigma^2)*sqrt(dt/(8*sigma^2));
pm = 1/2;

% Matriks harga saham
stock_price = zeros(2*n+1, n+1);

for j = 0:n
    for i = -j:j
        stock_price(i + n + 1, j+1) = S0 *
u^max(i,0) * d^max(-i,0);
    end
end

% Matriks nilai opsi
option_price = zeros(2*n+1, n+1);

% Nilai opsi di node terakhir

```



```

    for i = -n:n
        option_price(i + n + 1, n+1) = max(0,
stock_price(i + n + 1, n+1) - K);
    end

    % Backward induction
    for j = n-1:-1:0
        for i = -j:j
            option_price(i + n + 1, j+1) = exp(-
r*dt) * (pu * option_price(i + n + 2, j+2) + pm
* option_price(i + n + 1, j+2) + pd *
option_price(i + n, j+2));
        end
    end

    % Harga opsi call Eropa
    call_price = option_price(n+1,1);

```

Opsi Put

```

S0=input('Harga Saham Awal (S0)= ');
K=input('Strike Price (K)= ');
r=input('Tingkat Suku Bunga (r)= ');
T=input('Waktu Jatu Tempo (T)= ');
n=input('Jumlah Periode (n)= ');
sigma=input('Volatilitas = ');
    % Parameter langkah
    dt = T/n;
    u = exp(sigma * sqrt(2 * dt));
    d = exp(-sigma * sqrt(2 * dt));

    % Probabilitas
    pu = (r-
1/2*sigma^2)*sqrt(dt/(8*sigma^2))+1/4;
    pd = 1/4-(r-
1/2*sigma^2)*sqrt(dt/(8*sigma^2));
    pm = 1/2;

```

```

% Matriks harga saham
stock_price = zeros(2*n+1, n+1);

for j = 0:n
    for i = -j:j
        stock_price(i + n + 1, j+1) = S0 *
u^max(i,0) * d^max(-i,0);
    end
end

% Matriks nilai opsi
option_price = zeros(2*n+1, n+1);

% Nilai opsi di node terakhir
for i = -n:n
    option_price(i + n + 1, n+1) = max(0, K
- stock_price(i + n + 1, n+1));
end

% Backward induction
for j = n-1:-1:0
    for i = -j:j
        option_price(i + n + 1, j+1) = exp(-
r*dt) * (pu * option_price(i + n + 2, j+2) + pm
* option_price(i + n + 1, j+2) + pd *
option_price(i + n, j+2));
    end
end

% Harga opsi call Eropa
put_price = option_price(n+1,1);

```

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

Berikut ini merupakan identitas dari penulis:

A. Identitas Diri

Nama : Rofaniyati

Tempat Lahir : Kudus

Tanggal Lahir : 13 September 2003

Alamat Rumah : Blimbing Kidul, Kaliwungu Kudus

Hp : 08984695000

Email : rofaniyati@gmail.com

B. Riwayat Pendidikan

1. SD Negeri 1 Blimbing Kidul
2. MTS Negeri 1 Kudus
3. SMA Negeri 2 Kudus

Semarang, 10 Juni 2025

Rofaniyati

NIM. 2108046064