PEMODELAN INTEGRATED-GARCH MENGGUNAKAN METODE *MAXIMUM LIKELIHOOD*
(Studi Kasus: Harga Saham Jakarta Islamic Index)

SKRIPSI

OLEH
ERI ULFAH SUKMANIATI PUTRI
NIM. 16610073

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2020

PEMODELAN INTEGRATED-GARCH MENGGUNAKAN METODE *MAXIMUM LIKELIHOOD*
(Studi Kasus: Harga Saham Jakarta Islamic Index)

SKRIPSI

Diajukan Kepada
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)

Oleh
ERI ULFAH SUKMANIATI PUTRI
NIM. 16610073

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2020

PEMODELAN INTEGRATED-GARCH MENGGUNAKAN METODE *MAXIMUM LIKELIHOOD* (Studi Kasus: Harga Saham Jakarta Islamic Index)

SKRIPSI

OLEH
ERI ULFAH SUKMANIATI PUTRI
NIM. 16610073

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal   Juni 2020

Pembimbing I,	Pembimbing II,
Abdul Aziz, M.Si	Muhammad Khudzaifah, M.Si
NIP. 19760318 200604 1 002	NIP. 19900511 20160801 1 057

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Usman Pagalay, M.Si
NIP. 19650414 200312 1 001

PEMODELAN INTEGRATED-GARCH
MENGGUNAKAN METODE *MAXIMUM LIKELIHOOD*
(Studi Kasus: Harga Saham Jakarta Islamic Index)

SKRIPSI

OLEH
ERI ULFAH SUKMANIATI PUTRI
NIM. 16610073

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
untuk Memperoleh Gelar Sarjana (S.Mat)

Tanggal Juni 2020

Penguji Utama	:	Dr. H. Imam Sujarwo, M.Pd	…………………
Ketua Penguji	:	Angga Dwi Mulyanto, M.Si	…………………
Sekretaris Penguji	:	Abdul Aziz, M.Si	…………………
Anggota Penguji	:	Muhammad Khudzaifah, M.Si	…………………

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Usman Pagalay, M.Si
NIP. 19650414 200312 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	: Eri Ulfah Sukmaniati Putri
NIM	: 16610073
Jurusan	: Matematika
Fakultas	: Sains dan Teknologi
Judul Skripsi	: Pemodelan Integrated-Garch Menggunakan Metode *Maximum Likelihood* (Studi Kasus: Harga Saham Jakarta Islamic Index)

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan pengambilan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar rujukan. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, Juni 2020
Yang membuat pernyataan,

Eri Ulfah Sukmaniati Putri
NIM. 16610073

MOTTO

"Be Brave, even if it is fake, no one can see the difference."

PERSEMBAHAN

Penulis persembahkan skripsi ini kepada:

Bunda Budiwaty

Adik-adik Dita Humaira Puspita dan M. Rizki Bima Putra,

RizkyAlQ, teman-teman, serta keluarga besar yang senantiasa selalu dengan sabar mendengar keluh kesah penulis

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Segala puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT yang selalu melimpahkan rahmat, taufik, serta hidayah-Nya. Shalawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW yang telah menuntun manusia dari jalan kegelapan menuju ke jalan terang-benderang.

Skripsi yang berjudul "Pemodelan Integrated GARCH menggunakan Metode Maximum Likelihood pada Harga Saham Jakarta Islamic Index" dapat penulis selesaikan sebagai syarat untuk memperoleh gelar sarjana dalam bidang Matematika pada Fakultas Sains dan Teknologi di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibarahim Malang.

Dalam penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan dari berbagai pihak baik berupa ide, bimbingan serta masukan. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Abd. Haris, M.Ag, selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Usman Pagalay, M.Si, selaku Ketua Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Abdul Aziz, M.Si. selaku dosen pembimbing I yang telah banyak memberikan arahan, nasihat, dan pengalaman berharga kepada penulis.
5. Muhammad Khudzaifah, M.Si, selaku dosen pembimbing II yang telah banyak memberikan arahan, nasihat, dan berbagi ilmunya kepada penulis.
6. Mum, Kadita, Ki, RizkyAlQ yang selalu memberikan do'a, semangat, motivasi, restu serta dukungan baik dalam bentuk moral maupun materiil demi terselesainya proses penulisan skripsi.
7. Teman-teman jurusan Matematika angkatan 2016 yang bersama-sama untuk saling mendukung dan berjuang mencapai mimpi dan cita-cita.

8. Sahabat yang tak bisa penulis sebutkan satu persatu yang telah banyak menerima keluh kesah selama jauh dari orang tua serta memberi dukungan moral untuk berjuang bersama di tanah rantau.
9. Semua pihak yang ikut serta membantu dalam menyelesaikan skripsi ini baik materil maupun moril.

Semoga Allah SWT selalu melimpahkan rahmat dan karunia-Nya kepada kita semua. Selain itu, penulis juga berharap semoga skripsi ini dapat bermanfaat khusunya bagi penulis dan pembaca pada umumya. Aamiin

Wassalamualaikum warohmatullahi wabarakatuh

Malang, Juni 2020

Penulis

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR SIMBOL

Simbol-simbol yang digunakan dalam skripsi ini sebagai berikut:

Z_t : Variabel acak untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, ...\}$

μ : Nilai ekspektasi variable acak (rata-rata xvariable acak)

σ^2 : Nilai variansi varaibel acak

Z_{t+k} : xvariable acak untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, ...\}$ pada saat k

γ_k : Nilai fungsi autokovariansi (koefisien kovariansi) pada saat k

ρ_k : Nilai fungsi autokorelasi (koefisien korelasi) pada saat k

$\hat{Z}_{t+k}$: Estimasi xvariable acak untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, ...\}$ pada saat k

ε_t : Nilai kesalahan pada saat t

ε_t : Nilai kesalahan pada saat $t+k$

P_k : Nilai fungsi autokorelasi parsial pada saat k

n : Banyaknya pengamatan

Z_{t-1} : Variabel acak pada saat $t-1$

B : Operator langkah *shift* mundur

Z_t' : Hasil *differencing* pertama dari Z_t

Z_t'' : Hasil *differencing* kedua dari Z_t

Z_t^d : Hasil *differencing* orde ke-*d dari* Z_t

d : Orde *differencing*

$\dot{Z}_t$: Simpangan data terhadap rata-ratanya

ω_i : Parameter AR untuk koefisien xvariable ke-$(t-i)$, $i = 1,2, \dots, p$

p : Orde AR

ϕ_i : Parameter MA untuk koefisien xvariable ke-$(t-i)$, $i = 1,2, \dots, q$

q : Orde MA

ω_p : Parameter AR untuk koefisien xvariable ke- $(t-p)$

ϕ_p : Parameter MA untuk koefisien xvariable ke-$(t-p)$

w_t : *White noise* untuk semua t={0, ±1, ±2}

ϕ_0 : Parameter konsanta rata-rata

h_t : Nilai standar deviasi kesalahan

h_t^2 : Nilai variansi kesalahan

α : Parameter ARCH

m : Orde ARCH

α, θ : Parameter GARCH

s : Orde GARCH

$\alpha, \theta, \vartheta$: Parameter NGARCH

DF : Nilai uji Dickey Fuller

$\hat{\omega}$: Penduga dari koefisien ω

SE : Nilai standar kesalahan

s_d^2 : Variansi sampel

s_d : Standar deviasi sampel

S_k : Skewness

K_u : Kurtosis

TOL : Nilai TOL

VIF : Nilai VIF

R^2 : Koefisien determinasi

$\hat{Y}$: Variabel terikat estimasi

Y : Variabel terikat

T : Periode

r : *Return*

S : Harga saham

K : Harga ketentuan

C : Opsi beli

P : Opsi jual

s_d : Standar deviasi sampel

$\bar{r}$: Rata-rata *return*

ABSTRAK

Putri, Eri Ulfah Sukmaniati. 2020. **Pemodelan Integrated GARCH Menggunakan Metode Maximum Likelihood (Studi Kasus: Harga Saham Jakarta Islamic Index)**. Skripsi. Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang, Pembimbing: (I) Abdul Aziz, M.Si (II) Muhammad Khudzaifah, M.Si

Kata Kunci: IGARCH, Heteroskedastisitas, Maximum Likelihood, Peramalan, Saham

Saham merupakan surat berharga yang menunjukkan bagian kepemilikan atas suatu perusahaan. Perkembangan harga saham dapat berfluktuasi naik dan turun setiap waktu sehingga mengandung deret waktu harga saham yang tidak konstan dan menyebabkan heteroskedastisitas pada data. Model ARCH/GARCH merupakan suatu model dapat mengatasi heteroskedastisitas pada data, namun tidak mampu menangkap secara penuh adanya *unit root* dengan frekuensi tinggi. Model *Integrated* GARCH (IGARCH) merupakan salah satu pengembangan model yang dapat menutupi kelemahan model GARCH. Oleh karena itu, pada penelitian ini digunakan model IGARCH untuk meramalkan harga saham menggunakan metode *maximum likelihood*, yaitu suatu cara untuk mengestimasi parameter yang tidak diketahui pada model GARCH. Tujuan penelitian ini yaitu mengestimasi parameter dan mengimplementasi model IGARCH untuk peramalan harga saham periode selanjutnya. Variabel penelitian ini yaitu *log return* harga saham. Hasilnya adalah diperoleh β yang merupakan parameter *maximum likelihood* dengan turunan pertama untuk matriks diagonal. Dari hasil peramalan, didapatkan bahwa model yang cocok untuk meramalkan harga saham adalah ARIMA(7,1,1)-IGARCH(1,1) karena dapat mengatasi efek heteroskedastisitas pada data.

ABSTRACT

Putri, Eri Ulfah Sukmaniati. 2020. **The Model of Integrated GARCH Using Maximum Likelihood Method (Case Study: Stock Pricing Jakarta Islamic Index)**. Thesis. Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University of Malang. Advisors: (I) Abdul Aziz, M.Si (II) Muhammad Khudzaifah, M.Si

Keywords: IGARCH, Heteroskedasticity, Maximum Likelihood, Forecast, Stock

Stock is a securities which shows the ownership of a company. The development of stock pricing can fluctuate up and down every point of time, therefore it contains a time series of stock pricing which is not constant and causes heteroscedasticity in the data. ARCH/GARCH is a model which can overcome heteroscedasticity in data, but it can not fully capture the existence of high frequency unit root. The Integrated GARCH (IGARCH) is one of the development model which can cover the weaknesses of the GARCH model. Therefore, in this study the IGARCH model is used to predict stock pricing using the maximum likelihood method, which is a way to estimate unknown parameters in the GARCH model. The purpose of this study is to estimate the parameters and implement the IGARCH model for forecasting stock pricing on the next period. The research variable is the log return of stock pricing. The result is obtained β which is the maximum likelihood parameter with the first derivative for the diagonal matrix. From the forecasting results, it is found that the suitable model for predicting stock pricing is ARIMA (7,1,1) -IGARCH (1,1) because it can overcome the effect of heteroskedasticity on the data.

ملخص

بوتري عيري الفاح سكمانياتي. ٢٠٢٠. نمذجة المرونة غير المتجانسة المتكاملة المعممة باستخدام طريقة الاحتمالية القصوى (دراسة حالة: سعر سهم مؤشر جاكرتا الإسلامي). مقال. قسم الرياضيات ، كلية العلوم والتكنولوجيا ، مولانا مالك إبراهيم الدولة الإسلامية جامعة مالانج ، المشرف: (١) عبد العزيز ، ماجستير (٢) محمد خديفة ، ماجستيرالكلمات الرئيسية: المرونة غيرية

الانحدار الذاتي المتكاملة ، التغاير المرونة ، الاحتمالية القصوى ، التنبؤ ، المخزونات

الأسهم هي أوراق مالية تظهر ملكية الشركة. يمكن أن يتذبذب تطور أسعار الأسهم صعودًا وهبوطًا في كل مرة بحيث تحتوي على سلسلة زمنية من أسعار الأسهم غير ثابتة وتسبب عدم تغاير في البيانات.
يمكن لنموذج المرونة غير المتجانسة / الانحدار الذاتي المعمم التغلب على تغاير المرونة في البيانات ، ولكنه غير قادر على التقاط وجود جذر وحدة عالي التردد بشكل كامل. نموذج التغاير الذاتي المُعمم المُعمم هو تطوير نموذج يمكن أن يغطي نقاط الضعف في نموذج التغاير الذاتي الانحداري المعمم.

لذلك ، في هذه الدراسة ، يتم استخدام نموذج التغاير الذاتي المتكامل المعمم للتنبؤ بأسعار الأسهم باستخدام طريقة الاحتمال الأقصى ، وهي طريقة لتقدير المعلمات غير المعروفة في نموذج التغايرية الانحدار الذاتي المعمم. الغرض من هذه الدراسة هو تقدير المتغيرات وتنفيذ نموذج التغايرية الانحدار الذاتي المتكامل المعمم للتنبؤ بأسعار الأسهم للفترة القادمة. متغير البحث هو سجل إرجاع أسعار الأسهم. يتم وهي أقصى معامل الاحتمالية مع المشتق الأول للمصفوفة القطرية. من β الحصول على النتيجة نتائج التنبؤ ، وجد أن النموذج المناسب للتنبؤ بأسعار الأسهم هو المتوسط المتحرك الانحدار التلقائي (٧، ١، ١) - التغايرية ذاتية الانحدار المعممة (١،١) لأنها يمكن أن تتغلب على تأثير التغايرية على البيانات

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Matematika adalah ilmu universal yang mendasari dari perkembangan teknologi modern saat ini, memiliki peran yang penting dalam berbagai disiplin serta untuk memajukan daya pikir manusia. Ilmu matematika terus mengalami perkembangan, salah satunya matematika keuangan dalam ranah investasi. Siska (2012) mengatakan bahwa perkembangan dunia investasi tidak saja ditunjukkan oleh semakin meningkatnya jumlah uang yang diinvestasikan dan semakin banyaknya jumlah investor yang berinvestasi,tetapi juga ditunjukkan dengan semakin banyaknya alternatif-alternatif instrumen investasi yang dapat dipilih investor untuk berinvestasi. Berinvestasi tidak hanya dengan cara memilliki langsung sekuritas atau surat berharga (seperti saham, obligasi, surat penjamin, dan sebagainya) tapi dapat juga dengan cara membeli derivatif dari sekuritas tersebut.

Sekuritas yang secara keseluruhan maupun sebagai nilainya merupakan turunan dari sekuritas lain, disebut dengan sekuritas derivatif. Salah satu jenis sekuritas derivatif adalah "opsi" (Siska, 2012). Opsi adalah suatu perjanjian/kontrak antara penjual opsi (*seller* atau *writer*) dengan pembeli opsi (*buyer*), dimana penjual opsi menjamin adanya hak (bukan suatu kewajiban) dari pembeli opsi untuk membeli atau menjual saham tertentu pada waktu dan harga yang telah ditetapkan. Berdasarkan bentuk hak yang terjadi, opsi dikelompokkan menjadi dua yaitu opsi beli (*call option*) dan opsi jual (*put option*). Opsi beli (*call option*) adalah opsi yang memberikan hak kepada pemegangnya untuk membeli saham dalam jumlah tertentu pada waktu dan harga yang telah ditetapkan. Opsi jual (*put option*) adalah opsi yang memberikan hak kepada pemiliknya untuk menjual saham tertentu pada jumlah, waktu dan harga yang telah ditetapkan. Nilai opsi bergantung pada harga saham yang dapat berfluktuasi naik dan turun setiap waktu sehingga mengandung deret waktu harga saham yang tidak konstan (Tandelilin, 2001).

Data deret waktu pada permasalahan keuangan memiliki varian (volatilitas) yang tidak konstan di setiap waktunya. Kondisi data *deret waktu* seperti itu disebut heterokedastisitas bersyarat. Pada kondisi ini, asumsi untuk model umum deret waktu seperti *Autoregressive* (AR), *Moving Avarage* (MA), dan *Autoregressive Moving Avarage* (ARMA) tidak terpenuhi. Salah satu model deret waktu yang dapat mengatasi heterokedastisitas adalah model *Autoregressive conditional heteroscedasticity* (ARCH) yang diperkenalkan oleh Engle pada tahun 1982. Model ini mampu menggambarkan semua karakteristik dari peubah-peubah pasar keuangan. Namun, pada permasalahan keuangan dengan tingkat volatilitas yang lebih besar, model ini memerlukan orde yang besar supaya didapatkan model yang tepat. Untuk menghindarinya, Bollerslev pada tahun 1986 mengembangkan model ARCH menjadi *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Model GARCH merupakan model yang lebih sederhana dengan banyaknya parameter yang lebih sedikit dibandingkan dengan model ARCH berderajat tinggi (Enders, 1995).

Menurut Gujarati (2006), estimasi adalah suatu metode untuk mengetahui nilai-nilai suatu populasi dengan menggunakan nilai-nilai sampel. Salah satu metode untuk mengestimasi parameter yang tidak diketahui adalah metode *maximum likelihood*. Metode ini dilakukan dengan cara memaksimumkan fungsi likelihood.

Konsep estimasi juga terdapat dalam firman Allah Swt dalam al-Quran surat an-Naml ayat 68 dengan arti "*Sesungguhnya kami telah diberi ancaman dengan ini dan (juga) bapak-bapak kami dahulu; ini tidak lain hanyalah dongeng-dongengan orang dahulu kala*."

Ayat tersebut (Fi Zhilalil-Qur'an VIII, 2017) menjelaskan bahwa orang-orang Yahudi yang tidak percaya bahwa mereka akan dibangkitkan dalam keadaan hidup semua. Mereka beranggapan bahwa orang-orang sebelum mereka juga pernah diancam, akan tetapi mereka tidak melihat kenyataan dari ancaman yang diancamkan kepada mereka itu, melainkan hanya sekedar kedustaan orang-orang terdahulu yang mereka tuliskan di dalam kitab-kitab mereka. Ayat ini terdapat ketidakpastian terhadap pernyataan mereka yang akan dibangkitkan dalam keadaan hidup semua.

Menurut Gujarati (2007), Metode *maximum likelihood* merupakan salah satu cara untuk mengestimasi parameter yang tidak diketahui. Metode ini dilakukan dengan cara memaksimumkan fungsi *likelihood*. Metode *maximum likelihood* merupakan metode yang paling sering digunakan untuk mengestimasi parameter-parameter model GARCH dengan anggapan bahwa data berdistribusi normal (Andersen, dkk, 2006).

ARCH dan GARCH merupakan model runtun waktu yang dapat menjelaskan heteroskedastisitas pada data. Akan tetapi, ARCH-GARCH tidak selalu dapat menangkap secara penuh adanya *unit root* dengan frekuensi tinggi. Francq & Zakoian (2011) menemukan model *Integrated Autoregressive Conditional*

Heteroscedasticity (IGARCH) yang dapat menutupi kelemahan model GARCH (Dwipa, 2016).

Penelitian-penelitian sebelumnya yang membahas tentang model *I-GARCH* antara lain penelitian oleh Lumsdaine (2012) yang membandingkan model GARCH (1,1) dan IGARCH (1,1) melalui studi Monte Carlo tentang properti sampel hingga dari metode *Maximum Likelihood* dan statistik uji terkait. Penelitian tersebut menghasilkan distribusi asimptotik didekati dengan baik oleh estimasi statistik t, namun statistik umum lainnya tidak berlaku hal serupa. Selain itu, estimator itu sendiri hanya cenderung dalam sampel kecil. Untuk hipotesis nol IGARCH (1,1), tes Wald biasanya memiliki ukuran terbaik, tetapi statistik pengali Lagrange standar terlalu besar; versi yang kuat untuk kemungkinan nonnormalitas data berkinerja lebih baik.

Penelitian selanjutnya oleh Ali (2013) dengan judul "EGARCH, GJR-GARCH, TGARCH, AVGARCH, NGARCH, IGARCH and APARCH *Models for Pathogens at Marine Recreational Sites*" yang meneliti tentang model-model pengembangan dari GARCH untuk aktivitas patogen di pantai. Penelitian tersebut menggunakan kesalahan yang tergeneralisasi, eksponen, dan distribusi Gaussian terbalik. Hasi dari penelitian tersebut menunjukksn bahwa model TGARCH merupakan model terbaik dalam menangkap respon dari variabel indikator patogen.

Penelitian oleh Dwipa (2016) yang meneliti model *I-GARCH* untuk Peramalan *Value at Risk* (*VaR*) pada Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Hasil dari penelitian ini yaitu model IGARCH(1,1) menjadi model terbaik dalam menggambarkan data yang ditunjukkan dari nilai log likelihood yang paling besar dengan nilai kriteria paling minimum.

Sidik & Badriyah (2017) juga meneliti model I-GARCH untuk memodelkan harga gabah dunia. Dari hasil peramalan, didapatkan bahwa model yang cocok untuk meramalkan harga gabah adalah ARIMA(0,0,1)-IGARCH(2,3). Serta hasil peramalan menunjukkan adanya penurunan pada harga gabah selama sepuluh hari berikutnya.

Berdasarkan hasil dari beberapa penelitian di atas, yaitu Sidik & Badriyah (2017) yang meneliti model I-GARCH untuk memodelkan harga gabah dunia. Dwipa (2016) mengestimasi nilai VaR yang diterapkan pada model I-GARCH. Sedangkan, Lumsdaine (2012) membandingkan model GARCH (1,1) dan IGARCH (1,1) melalui studi Monte Carlo tentang properti sampel hingga dari metode *Maximum Likelihood* dan statistik uji terkait. Kemudian Ali (2013) yang membandingkan pengembangan dari model-model GARCH. Oleh karena itu, peneliti tertarik untuk meneliti tentang implementasi model I-GARCH menggunakan metode *Maximum Likelihood* pada data harga saham PT. TELKOM periode April 2019-Maret 2020.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, peneliti mengambil beberapa rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana bentuk estimasi parameter model I-GARCH menggunakan metode *Maximum Likelihood*?
2. Bagaimana implementasi model IGARCH menggunakan metode *Maximum*

Likelihood pada data harga saham PT. TELKOM periode April 2019-Maret 2020?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, diperoleh beberapa tujuan sebagai berikut:

1. Untuk menjelaskan proses estimasi parameter model I-GARCH menggunakan metode *Maximum Likelihood*.
2. Untuk mengetahui implementasi model I-GARCH menggunakan metode *Maximum Likelihood.*

1.4 Manfaat Penelitian

Beberapa manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah:

1. Menambah wawasan penelitian tentang estimasi parameter dan implementasi model I-GARCH menggunakan metode *Maximum Likelihood*.
2. Memudahkan peramalan harga saham model IGARCH untuk periode-periode berikutnya.

1.5 Batasan Masalah

Agar tidak terjadi perluasan atau pengembangan masalah dalam penelitian ini, maka diperlukan adanya batasan masalah yaitu:

1. *Error* berdistribusi normal.
2. Data yang digunakan adalah harga saham Jakarta Islamic Index periode Januari 2019 hingga Februari 2020.
3. Tingkat suku bunga yang digunakan adalah konstan.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan yang digunakan dalam penulisan skripsi adalah sebagai berikut:

Bab I Pendahuluan

Pada bab ini akan diuraikan mengenai latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, metode penelitian dan sistematika penulisan.

Bab II Kajian Pustaka

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai teori-teori yang mendasari pembahasan diantaranya; deret waktu, *autocorrelation fuction, partial autocorrelation fuction*, kestasioneran, *differencing*, proses *white noise*, model ARCH dan GARCH, model I-GARCH, uji hipotesa, saham, opsi, volatilitas, *Black Scholes*, dan metode *Maximum Likelihood*.

Bab III Metode Penelitian

Pada bab ini dijelaskan pendekatan penelitian, jenis dan sumber data, deskripsi data, dan tahap analisis data.

Bab IV Pembahasan

Pada bab ini merupakan inti dari skripsi yang menjelaskan tentang implementasi model I-GARCH menggunakan metode *Nonlinear Maximum Likelihood*.

Bab V Penutup

Pada bab ini disajikan mengenai kesimpulan dan saran dari hasil pembahasan.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Deret Waktu

2.1.1 Pengertian Deret Waktu

Menurut Makridakis (1995) *time series* atau deret waktu adalah sekelompok nilai-nilai pengamatan yang diperoleh pada waktu yang berbeda dengan selang waktu yang sama dan barisan data diasumsikan saling bebas satu sama lain. Beberapa contoh data deret waktu adalah pertumbuhan ekonomi suatu negara pertahun, jumlah produksi minyak perbulan, dan data penduduk.

Pola-pola data deret waktu antara lain pola stasioner, pola tak stasioner, pola musiman, dan pola tak musiman. Tujuan dari analisis data deret waktu yaitu untuk mendapatkan model dengan cara meramalkan data pada periode waktu yang akan datang (Makridakis, 1995).

Menurut Wei (2006) analisis deret waktu adalah suatu rangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diperoleh dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan dengan interval waktu yang tetap. Ciri-ciri observasi mengikuti *time series* adalah interval waktu antar indeks waktu t dapat dinyatakan dalam satuan waktu yang sama (identik). Adanya ketergantungan waktu antara pengamatan Z_t dengan Z_{t-k} yang dipisahkan oleh jarak waktu *k* kali (*lag k*). Salah satu tujuan yang paling penting dalam *time series* yaitu memperkirakan nilai masa depan. Tujuan akhir dari pemodelan *time series* adalah peramalan yang berdasar pada sistem operasi.

2.1.2 *Autocorrelation Function*

Menurut Wei (2006), *Autocorrelation Function*, ρ_k merupakan ukuran korelasi antara dua nilai Z_t dan Z_{t+k} dengan koefisien korelasi pada *lag k*. Terdapat nilai rata-rata konstan yang dinyatakan sebagai berikut:

$$E(Z_t) = \mu \tag{2.1}$$

dan memiliki variansi konstan dinyatakan sebagai berikut:

$$var(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2 \tag{2.2}$$

Diketahui bahwa fungsi autokovariansi antara Z_t dan Z_{t+k} adalah sebagai berikut:

$$cov(Z_t, Z_{t+k}) = E\left[(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)\right] = \gamma_k \tag{2.3}$$

Sehingga fungsi autokorelasi antara Z_t dan Z_{t+k} adalah sebagai berikut:

2.

$$\begin{aligned}
corr(Z_t, Z_{t+k}) &= \frac{cov(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{var(Z_t)}\sqrt{var(Z_{t+k})}} \\
&= \frac{E\left[(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)\right]}{\sqrt{var(Z_t)}\sqrt{var(Z_t)}} \\
&= \frac{E\left[(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)\right]}{var(Z_t)} \\
&= \frac{E(Z_t - \mu)E(Z_{t+k} - \mu)}{E(Z_t - \mu)^2} \\
&= \frac{\sum_{t=1}^{n}(Z_t - \mu)\sum_{t=1}^{n}(Z_{t+k} - \mu)}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n}(Z_t - \mu)^2}\sqrt{\sum_{t=1}^{n}(Z_{t+k} - \mu)^2}} \\
&= \rho_k
\end{aligned} \tag{2.4}$$

dimana:

Z_t : variabel acak

ρ_k : nilai fungsi autokorelasi (koefisien korelasi) pada saat ke-*k*

γ_k : nilai fungsi autokovariansi (koefisien kovariansi) pada saat ke-*k*

k : selang waktu ke-*k*

μ : nilai ekspektasi variabel acak (rata-rata variabel acak)

σ^2 : nilai variansi variabel acak

2.1.3 *Partial Autocorrelation Function*

Menurut Ariefianto (2012), PACF menunjukkan korelasi antara variabel pada saat t dan variabel pada saat $t-k$ dengan mengeluarkan seluruh pengaruh antara variabel pada saat t dan variabel pada saat $t-k$. Menurut Wei (2006), Variansi antara Z_t dan $\hat{Z}_t$ dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\operatorname{var}\left(Z_t-\hat{Z}_t\right)=E\left(Z_t-\hat{Z}_t\right)^2=E\left(\varepsilon_t\right)^2 \tag{2.1}$$

sedangkan variansi antara Z_{t+k} dan $\hat{Z}_{t+k}$ dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\operatorname{var}\left(Z_{t+k}-\hat{Z}_{t+k}\right)=E\left(Z_{t+k}-\hat{Z}_{t+k}\right)^2=E\left(\varepsilon_{t+k}\right)^2 \tag{2.2}$$

dan fungsi autokovarian dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\operatorname{cov}\left[\left(Z_t-\hat{Z}_t\right),\left(Z_{t+k}-\hat{Z}_{t+k}\right)\right]&=E\left[\left(\left(Z_t-\hat{Z}_t\right)-\mu\right)\left(\left(Z_{t+k}-\hat{Z}_{t+k}\right)-\mu\right)\right]\\&=E\left[\left(\varepsilon_t-\mu\right)\left(\varepsilon_{t+k}-\mu\right)\right]\\&=E\left(\varepsilon_t-\mu\right)E\left(\varepsilon_{t+k}-\mu\right)\end{aligned} \tag{2.3}$$

Sehingga fungsi autokorelasi parsial dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$corr\left[\left(Z_t-\hat{Z}_t\right),\left(Z_{t+k}-\hat{Z}_{t+k}\right)\right]=\frac{\operatorname{cov}\left(Z_t-\hat{Z}_t\right),\left(Z_{t+k}-\hat{Z}_{t+k}\right)}{\sqrt{\operatorname{var}\left(Z_t-\hat{Z}_t\right)}\sqrt{\operatorname{var}\left(Z_{t+k}-\hat{Z}_{t+k}\right)}}$$

$$= \frac{E(\varepsilon_t - \mu)E(\varepsilon_{t+k} - \mu)}{\sqrt{E(\varepsilon_t)^2}\sqrt{E(\varepsilon_{t+k})^2}}$$

$$= \frac{\sum_{t=1}^{n}(\varepsilon_t - \mu)\sum_{t=1}^{n}(\varepsilon_{t+k} - \mu)}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n}(\varepsilon_t)^2}\sqrt{\sum_{t=1}^{n}(\varepsilon_{t+k})^2}}$$

$$= P_k \tag{2.4}$$

dengan:

Z_t : variabel acak untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, ...\}$

$\hat{Z}_t$: estimasi variabel acak untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, ...\}$

Z_{t+k} : variabel acak untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, ...\}$ pada saat k

$\hat{Z}_{t+k}$: estimasi variabel acak untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, ...\}$ pada saat k

ε_t : nilai *error* pada saat t

ε_{t+k} : nilai *error* pada saat $t+k$

k : selang waktu, $k = \{0, 1, 2, ...\}$

μ : nilai ekspektasi variabel acak (rata-rata variabel acak)

n : banyaknya pengamatan

P_k : nilai fungsi autokorelasi parsial pada saat k

2.1.4 Kestasioneran

Stasioneritas artinya tidak terjadi perubahan yang signifikan pada data. Data bersifat fluktuatif yang berada disekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut (Makridakis, 1995).

Menurut (Wei, 2006) stasioneritas dibagi menjadi dua yaitu :

1. Stasioneritas dalam rata-rata

Stasioneritas dalam rata-rata adalah fluktuasi data berada disekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut. Apabila dilihat dari *plot* ACF, maka nilai-nilai autokorelasi dari data stasioner akan turun menuju nol sesudah *time lag* (selisih waktu) kedua atau ketiga. Menurut Alexander (2008), proses stasioner dalam rata-rata dapat dituliskan sebagai berikut:

$$E(Z_t) = \frac{\alpha}{1-\rho} \tag{2.9}$$

dimana ρ adalah koefisien autokorelasi orde pertama dan $|P|<1$.

2. Stasioneritas dalam variansi

Suatu data *time series* dikatakan stasioner dalam variansi apabila struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang tetap atau konstan dan tidak berubah-ubah.

$$Var(Z_t) = \frac{\sigma^2}{1-\rho^2} \tag{2.10}$$

Menurut Montgomery, dkk (1992), kestasioneran menunjukkan kekonsistenan pada data, sehingga data deret waktu memiliki nilai rata-rata serta variansi yang konstan. Selain itu juga terdapat data yang tidak stasioner. Data yang tidak stasioner dibagi menjadi dua, yaitu:

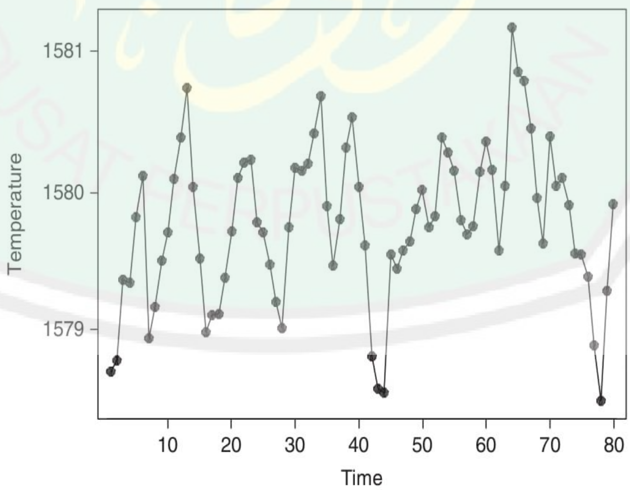
1) Tidak Stasioner dalam rata-rata

Suatu data dikatakan tidak stasioner dalam rata-rata (*mean*) apabila data tidak mempunyai nilai rata-rata yang konstan yang dipengaruhi oleh perubahan waktu. Ketidakstasioneran dalam rata-rata dapat diselesaikan dengan suatu cara yang disebut *differencing* hingga data tersebut bersifat stasioner.

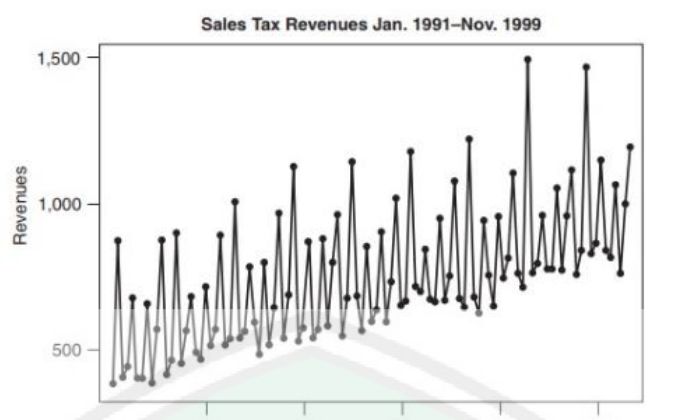
2) Tidak Stasioner dalam variansi

Suatu data diakatakan tidak stasioner dalam variansi apabila data tidak mengalami fluktuasi secara konstan, membentuk suatu pola tertentu dan dipengaruhi oleh waktu. Permasalahan ketidakstasioneran data dalam variansi dapat diselesaikan dengan melakukan transformasi data hingga menjadi stasioner.

Gambar 2.1 menunjukkan bahwa data *time series* tentang pendapatan yang apabila ditarik garis tengah yang menandakan perkiraan rata-rata menunjukkan nilai yang terlihat mendekati tetap atau konstan sehingga data tersebut dapat dikatakan stasioner dalam rata-rata.

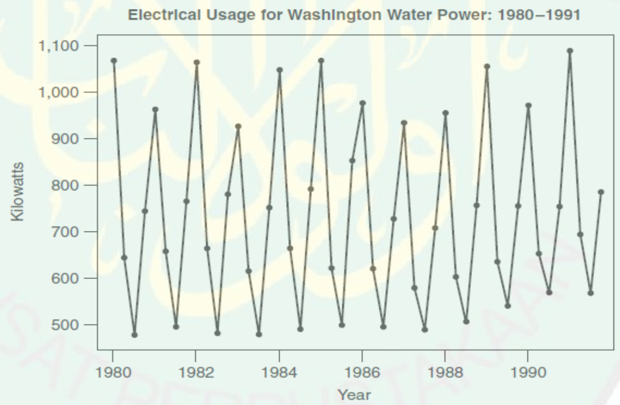


Gambar 2.1 Plot Data *Time Series* Stasioner dalam Rata-rata
Sumber: Bisgaard & Kulahci (2011)



Gambar 2.2 Plot Data *Time Series* Stasioner dalam Variansi
Sumber: Hanke & Wichern (2014)

Gambar 2.2 dapat diketahui bahwa perkiraan rata-rata menunjukkan nilai yang terlihat tidak konstan dan simpangan setiap data terhadap rata-ratanya menunjukkan nilai yang terlihat mendekati tetap atau konstan sehingga data tersebut dapat dikatakan stasioner dalam variansi.



Gambar 2.3 Plot Data *Time Series* Stasioner dalam Rata-rata dan Variansi
Sumber: Hanke & Wichern (2014)

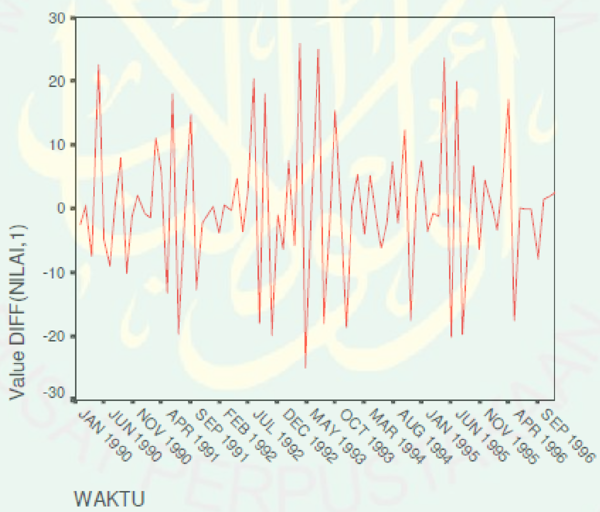
Gambar 2.3 menunjukkan bahwa data *time series* tentang penggunaan listrik diatas apabila ditarik garis tengah yang menandakan perkiraan rata-rata menunjukkan nilai yang terlihat mendekati tetap atau konstan dan simpangan setiap data terhadap rata-ratanya menunjukkan nilai yang terlihat mendekati tetap atau konstan sehingga data tersebut dapat dikatakan stasioner dalam rata-rata dan variansi.

Berdasarkan deskripsinya (Mulyana, 2004) bentuk kestasioneran ada dua, yaitu:

1. Stasioner Kuat (*Strickly Stationer*)

Stasioner kuat disebut juga stasioner orde pertama (*primary stationer*). Penjelasan stasioner kuat yaitu apabila terdapat suatu data deret $Z_1, Z_2, \ldots$ disebut stasioner kuat jika distribusi gabungan $Z_{t1+k}, Z_{t2+k}, \ldots Z_{tn+k}$, untuk setiap nilai $t_1, t_2, \ldots t_n$, dan k atau dapat ditulis sebagai berikut:

$$F\left(Z_1, Z_2, \ldots, Z_n\right) = F\left(Z_{1+k}, Z_{2+k}, \ldots, Z_{n+k}\right)$$

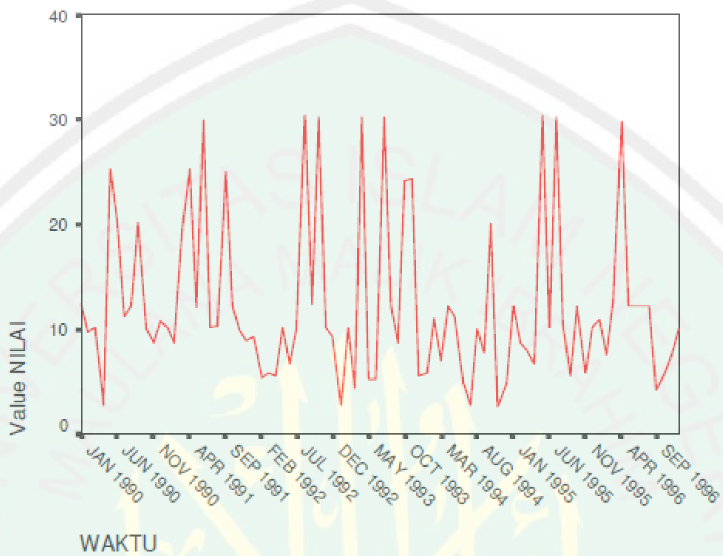


Gambar 2.4 Plot Data *Time Series* Stasioner Kuat
Sumber: Mulyana (2004)

Gambar 2.4 dmenunjukkan pola yang membentuk terompet kanan dan kiri, sehingga dapat dikatakan stasioner kuat.

2. Stasioner Lemah (*Weakly Stationer*)

Stasioner lemah juga disebut stasioner orde kedua (*secondary stationer*) jika rata-rata hitung data konstan, $E(Z_t) = \mu$, dan autokovariansinya merupakan fungsi dari lag $\rho_k = f(k)$.



Gambar 2.5 Plot Data *Time Series* Stasioner Lemah
Sumber: Mulyana (2004)

Gambar 2.5 tersebut menunjukkan pola hampir mendatar sehingga data tersebut dapat dikatakan stasioner lemah.

2.1.5 *Differencing*

Data deret waktu dikatakan stasioner apabila rata-rata dan variansinya konstan, tidak ada unsur *trend* dan musiman pada data. Apabila suatu data tidak stasioner, maka perlu dilakukan modifikasi. Salah satu caranya yaitu dengan metode pembedaan (*differencing*). Proses *diffrenecing* dilakukan dengan cara mengurangkan suatu data dengan data sebelumnya hingga mencapai kestasioneran (Wei, 2006).

Operator shift mundur (*backward shift*) *B* dalam differencing merupakan suatu notasi yang sangat bermanfaat (Makridakis, 1999):

$$\boldsymbol{B}Z_{\boldsymbol{t}} = Z_{\boldsymbol{t-1}} \tag{2.8}$$

Notasi *B* yang dipasang pada Z_t memiliki efek untuk menggeser data satu periode ke belakang. Proses *differencing* digambarkan oleh operasi *shift* mundur tersebut. Sebagai contoh, apabila suatu deret waktu tidak stasioner, maka data tersebut dapat dibuat mendekati stasioner dengan melakukan *differencing* pertama dari dan *differencing* pertama dituliskan sebagai berikut (Makridakis, 1995):

$$Z_t' = Z_{\boldsymbol{t}} - Z_{\boldsymbol{t-1}} \tag{2.9}$$

dengan Z_t' merupakan nilai varibel *Z* pada waktu *t* setelah *differencing*. Secara umum jika terdapat *differencing* orde ke-*d* untuk mencapai stasioneritas, maka dapat dinotasikan dengan $(1 - B)^d, d \geq 1$. Rumus *differencing* orde ke-*d* untuk mencapai stasioneritas adalah sebagai berikut (Makridakis, dkk, 1999):

$$Z_t^d = (1 - B)^d Z_t, \ d \geq 1 \tag{2.10}$$

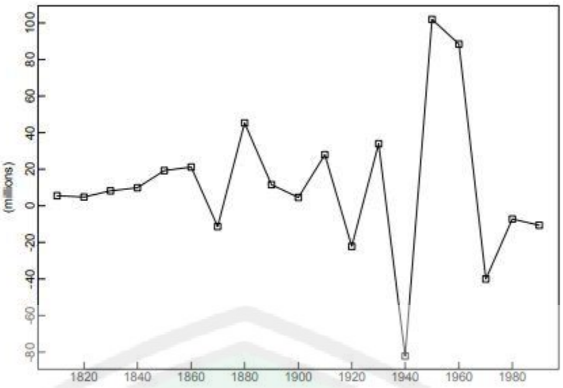
dimana:

Z_t^d : hasil *differencing* orde ke-*d dari* Z_t

Z_t : variabel acak untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, ...\}$

B : operator *shift* mundur

d : orde *differencing*



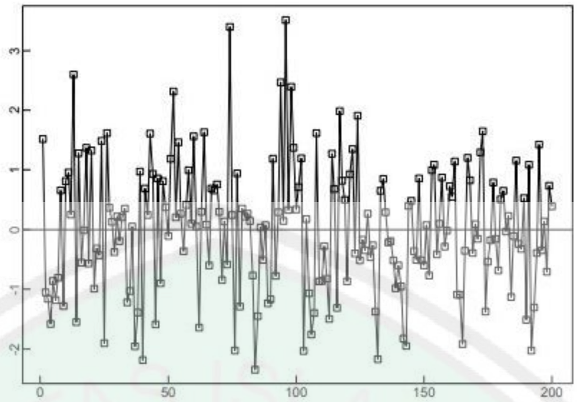
Gambar 2.6 Plot Data Setelah *Differencing*
Sumber: Brockwell & Davis (2002)

Gambar 2.7 menunjukkan data yang sudah stasioner setelah proses *differencing* karena apabila ditarik garis tengah yang menandakan perkiraan rata-rata, beberapa data berada di sekitar garis tengah. Hal ini menunjukkan nilai rata-rata sudah konstan sehingga data tersebut dapat dikatakan stasioner dalam rata-rata.

2.1.6 Proses *White Noise*

Proses *white noise* yaitu apabila suatu variabel acak $\{Z_t\}$ yang berurutan tidak saling berkorelasi dan mengikuti distribusi tertentu. Rata-rata $E(Z_t) = \mu_Z$ dari proses ini diasumsikan bernilai nol dan mempunyai variansi yang konstan yaitu $var(Z_t) = \sigma_Z^2$ dan nilai kovariansi untuk proses ini $\gamma_k = cov(Z_t, Z_{t+k}) = 0$ untuk $k \neq 0$. (Wei, 2006).

Penggambaran *white noise* dapat dilihat pada contoh Gambar 2.6 berikut.



Gambar 2.7 Plot Data bersifat *White Noise*
Sumber: Mulyana (2004)

Gambar 2.7 dapat diketahui bahwa apabila ditarik garis tengah perkiraan rata-rata, data menunjukkan memiliki selisih berbeda-beda yang mendekati nol dengan rata-rata nol sehingga data *time series* tersebut dapat dikatakan *white noise*.

2.1.7 Model Deret Waktu Stasioner

Model deret waktu stasioner dapat dibagi menjadi tiga, yaitu:

1. Model *Autoregressive* (AR)

Menurut Wei (2006), model *AR(p)* adalah model dimana Z_t merupakan fungsi dari data dimasa yang lalu sampai dengan lag ke-p, yakni $t-1, t-2, \dots, t-p$. Persamaan AR(p) diberikan oleh:

$$\dot{Z}_t = \omega_1 \dot{Z}_{t-1} + \omega_2 \dot{Z}_{t-2} + \cdots + \omega_p \dot{Z}_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.10)$$

dengan

$$\dot{Z}_t = Z_t - \mu \quad (2.11)$$

dimana:

Z_t: variabel acak untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$

$\dot{Z}_t$: selisih antara variabel acak pada saat ke-*t* dan rata-rata populasi

ω_i : parameter AR untuk koefisien variabel ke-(*t*-*i*), $i = 1, 2, \ldots, p$

ε_t : nilai kesalahan pada saat ke-*t*

p : orde AR

μ : rata-rata variabel acak (nilai fungsi ekspektasi variabel acak)

3. Model *Moving Average* (MA)

Menurut Wei (2006), model MA(q) adalah model yang memprediksi Z_t sebagai fungsi dari kesalahan prediksi dimasa lalu sampai dengan lag ke-q. Persamaan MA(q) diberikan oleh :

$$\dot{Z}_t = \varepsilon_t + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \phi_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \phi_q \varepsilon_{t-q} \tag{2.12}$$

dengan

$$\dot{Z}_t = Z_t - \mu \tag{2.13}$$

dimana,

Z_t : variabel acak untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, \ldots\}$

$\dot{Z}_t$: selisih antara variabel acak pada saat ke-*t* dan rata-rata populasi

ϕ_j : parameter MA untuk koefisien variabel ke-(*t*-*i*), $i = 1,2, \ldots, q$

ε_t : nilai kesalahan pada saat ke-*t*

q : orde MA

μ : rata-rata variabel acak (nilai fungsi ekspek;tasi variabel acak)

3 Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Menurut Lo (2003), Z_t adalah proses *Autoregressive Moving Average* orde ke-p dan orde ke-q atau ARMA(p,q) jika memenuhi :

$$\dot{Z}_t - \omega_1 \dot{Z}_{t-1} - \omega_2 \dot{Z}_{t-2} - \cdots - \omega_p \dot{Z}_{t-p} = \varepsilon_t + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \phi_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \phi_q \varepsilon_{t-q}$$

$$\dot{Z}_t = \omega_1 \dot{Z}_{t-1} + \omega_2 \dot{Z}_{t-2} + \cdots + \omega_p \dot{Z}_{t-p} + \varepsilon_t + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \phi_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \phi_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.14)$$

Sehingga persamaan (2.14) dapat disederhanakan sebagai berikut:

$$\dot{Z}_t = \sum_{t=1}^{p} \omega_i \dot{Z}_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{t=1}^{p} \phi_j \varepsilon_{t-i} \quad (2.15)$$

dengan

$$\dot{Z}_t = Z_t - \mu \quad (2.16)$$

dimana,

Z_t : variabel acak untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, \ldots\}$

$\dot{Z}_t$: selisih antara variabel acak pada saat ke-t dan rata-rata populasi

μ : rata-rata variabel acak (nilai fungsi ekspektasi variabel acak)

ω_i : parameter AR untuk koefisien variabel ke-(t-i), $i = 1, 2, \ldots, p$

ϕ_j : parameter MA untuk koefisien variabel ke-(t-i), $i = 1, 2, \ldots, q$

ε_t : nilai kesalahan pada saat ke-t

p : orde AR

q : orde MA

2.1.8 Model Deret Waktu Nonstasioner

Salah satu model deret waktu nonstasioner adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Secara umum model ARIMA dilambangkan dengan ARIMA (p,d,q). Model ini merupakan gabungan dari model ARMA(p,q) dan proses *differencing* (Wei, 2006). Persamaan ARIMA(*p*,*d*,*q*) dapat ditulis sebagai berikut:

$$Z_t - Z_{t-d} = \omega_i\ (Z_{t-1} - Z_{t-1-d}) + \cdots + \omega_p\big(Z_{t-p} - Z_{t-p-d}\big) \quad (2.17)$$

$$+ \phi_0 + \phi_1\varepsilon_{t-1} + \cdots + \phi_q\varepsilon_{t-q}$$

Atau dapat disederhanakan dalam bentuk:

$$Z_t - Z_{t-d} = \phi_0 + \sum_{i=1}^{p} \omega_i\ (Z_{t-i} - Z_{t-i-d}) + \phi_0 + \sum_{j=1}^{q} \phi_j\varepsilon_{t-j} \quad (2.18)$$

dengan

$$\dot{Z}_t = Z_t - \mu \quad (2.19)$$

dimana,

Z_t : variabel acak untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, \ldots\}$

$\dot{Z}_t$: selisih antara variabel acak pada saat ke-*t* dan rata-rata populasi

μ : rata-rata variabel acak (nilai fungsi ekspektasi variabel acak)

ω_i : parameter AR untuk koefisien variabel ke-(*t*-*i*), $i = 1, 2, \ldots, p$

ϕ_j : parameter MA untuk koefisien variabel ke-(*t*-*i*), $i = 1, 2, \ldots, q$

ε_t : nilai kesalahan pada saat ke-*t* (bersifat *white noise*)

p : orde AR

q : orde MA

d : orde differencing untuk $d = 1, 2, \ldots$

2.1.9 ARCH dan GARCH

Model yang dapat digunakan untuk mengatasi variansi kesalahan yang tidak konstan dalam data *time series* finansial adalah model *Autoregressive Heteroscedasticity* (ARCH) yang diperkenalkan pertama kali oleh Engle pada tahun 1982. Pada model ARCH(m) variansi kesalahan (σ_t^2) sangat dipengaruhi oleh kesalahan periode sebelumnya (ε_{t-1}^2) sampai *lag* ke-*m* (Wei, 2006).

Menurut Tsay (2010), suatu model ARCH(m) diasumsikan sebagai berikut:

$$\varepsilon_t = h_t \omega_t \tag{2.20}$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_m \varepsilon_{t-m}^2 \tag{2.21}$$

atau dapat dituliskan dalam bentuk sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{m} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \tag{2.22}$$

dimana

ε_t : kesalahan saat *t*

m :orde ARCH

ω_t :variabel acak (bersifat *white noise*)

α :parameter ARCH

Menurut Tsay (2010) model ARCH memiliki beberapa kelemahan antara lain:

1. Model ARCH mengasumsikan bahwa kesalahan positif dan kesalahan negatif memiliki pengaruh yang sama terhadap volatilitas karena itu bergantung pada

kuadrat dari kesalahan sebelumnya. Kenyataannya sebuah data memberikan respon kesalahan positif dan negatif yang tidak sama.

2. Parameter model ARCH(m) terbatas. Hal ini akan membuat sulit model ARCH berorde tinggi.
3. Model ARCH(m) hanya menyediakan cara mekanis untuk menjelaskan variansi bersyarat.

Model *Generalized Autoregressive Heteroscedasticity* GARCH(m,s) yang dikembangkan oleh Bollerslev tahun 1986 merupakan pengembangan dari model ARCH(m) untuk mengatasi orde yang lebih tinggi pada model ARCH(m) dengan memilih model yang lebih sederhana, sehingga akan menjamin variansi yang selalu positif. Menurut Tsay (2010), $\varepsilon_t = Z_t - \mu_t$, ε_t dikatakan mengikuti model GARCH(m,s) jika :

$$\varepsilon_t = h_t \omega_t \quad (2.23)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_m \varepsilon_{t-m}^2 + \vartheta_1 \sigma_{t-1}^2 \ldots + \vartheta_q \sigma_{t-s}^2 \quad (2.24)$$

Atau dapat ditulis dalam bentuk:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \, \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{s} \vartheta_j \, \sigma_{t-j}^2 \quad (2.25)$$

Dimana

h_t : standar deviasi kesalahan

ε_t : kesalahan saat t

m,s : orde GARCH

ω_t :variabel acak (bersifat *white noise*)

α :parameter ARCH

ϑ : parameter GARCH

2.1.10 Model *Integrated*-GARCH

Engle (2001) dan Bollerslev (1986) menyatakan *Integrated* GARCH (IGARCH(p,q)) adalah salah satu tipe dari model GARCH (p,q). Model ini cukup efektif digunakan karena sebagian besar model data deret waktu keuangan memiliki koefisien variansi yang jumlahnya sama dengan satu. Model IGARCH ketika $a_i + \vartheta_j = 1$, dimana a_i adalah koefisien kesalahan dan ϑ_j adalah koefisien variansi kesalahan yang bertindak seperti proses akar unit sehingga akan tetap menjaga keutuhan model variansi bersyarat tersebut. *Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (IGARCH) digunakan apabila dalam model GARCH terdapat akar unit. Pemodelan IGARCH menurut Francq & Zakoïan (2010):

$$h_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{m} a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{J=1}^{s} \vartheta_j h_{t-j}^2 \tag{2.26}$$

dimana

$$\sum_{i=1}^{m} a_i + \sum_{J=1}^{s} \vartheta_j = 1 \tag{2.27}$$

dengan:

h_t^2 : variansi kesalahan untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, \ldots\}$

ε_{t-i} : nilai kesalahan pada saat $t - i$, $t = \{0, \pm 1, \pm 2, \ldots\}$

$\alpha, \vartheta, \theta$: parameter I-GARCH

m : orde ARCH

s : orde GARCH

2.2 Uji Hipotesa

Uji hipotesa merupakan uji yang dilakukan untuk analisis data. Beberapa jenis uji hipotesa yang dilakukan dalam penelitian ini sebagai berikut:

2.2.1 Uji Stasioneritas

Uji *unit root* (akar unit) merupakan salah satu metode untuk menguji kestasioneran (Ekananda, 2015). Uji *unit root* adalah istilah yang menunjukkan nilai eigen suatu data sebesar satu. Gambaran uji akar unit akan ditunjukkan pada proses AR(1) berikut ini:

$$Z_t = \omega Z_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.28}$$

Berikut ini hipotesa uji stasioner menggunakan uji *unit root* (Uji *Dickey Fuller*):

Hipotesis:

$H_0 : \omega = 1$ (data memiliki akar unit/data bersifat tidak stasioner)

$H_1 : \omega < 1$ (data tidak memiliki akar unit/ data bersifat stasioner)

Statistik uji:

$$DF = \frac{\hat{\omega}}{SE(\hat{\omega})} \tag{2.29}$$

dengan,

$$SE = \sqrt{\frac{s_d^{\,2}}{n}} \tag{2.30}$$

dan

$$s_d^{\ 2} = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}\left(z_t - \bar{z}\right)^2 \tag{2.31}$$

dimana:

DF : nilai Uji Dickey Fuller

$\hat{\omega}$: penduga dari koefisien ω

ω : parameter AR

SE : nilai standar *error*

$s_d^{\ 2}$: variansi sampel

n : banyaknya pengamatan

z_t : variabel acak, untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, \ldots\}$

$\bar{z}$: rata-rata sampel

Keputusan: H_0 ditolak jika statistik uji DF lebih kecil daripada nilai kritis.

Kesimpulan: Jika H_0 ditolak maka data bersifat stasioner.

2.2.2 Uji Normalitas

Uji normalitas dilakukan untuk mengetahui apakah residual tersebar normal atau tidak. Model regresi yang baik adalah memiliki nilai residual yang berdistribusi normal. Uji normalitas dilakukan pada nilai residualnya, bukan pada masing-masing variabel. Prosedur uji normalitas dilakukan dengan uji Kolmogorof Smirnov, dengan ketentuan sebagai berikut (Gujarati & Porter, 2010):

Hipotesis yang digunakan :

H_0 : residual tersebar normal

H_1 : residual tidak tersebar normal.

2.2.3 Uji Heteroskedastisitas

Menurut Gujarati & Porter (2010), terdapat dua cara pendeteksian adanya heteroskedastisitas, yaitu metode informal dan metode formal. Metode informal yaitu metode yang digunakan dalam uji heteroskedastisitas secara alamiah atau dengan memeriksa *postmortem* adanya pola sistematis tertentu terhadap kuadrat kesalahan ($\hat{u}_i$). Selanjutnya, terdapat beberapa uji heteroskedastisitas pada metode formal antara lain:

1. Uji *Park*

Uji ini menyarankan bahwa σ_i^2 merupakan sebagian fungsi dari variabel penjelas X_i. Bentuk tersebut dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\sigma_i^2 = \sigma^2 X_i^{\beta} e^{v_i} \tag{2.32}$$

atau

$$\ln \sigma_i^2 = \ln \sigma^2 + \beta \ln X_i + v_i \tag{2.33}$$

dimana v_i adalah faktor gangguan stokastik.

2. Uji *Glejser*

Setelah mendapatkan kesalahan ε_i, uji ini menyarankan meregresi nilai absolut $\hat{u}_i$terhadap variabel X yang diperkirakan berasosiasi dengan σ_i^2. Uji ini menggunakan bentuk fungsional sebagai berikut:

$$|\hat{u}_i| = \beta_1 + \beta_2 X_i + v_i$$
$$|\hat{u}_i| = \beta_1 + \beta_2 \sqrt{X_i} + v_i$$
$$|\hat{u}_i| = \beta_1 + \beta_2 \frac{1}{X_i} + v_i$$
$$|\hat{u}_i| = \beta_1 + \beta_2 \frac{1}{\sqrt{X_i}} + v_i$$
$$|\hat{u}_i| = \sqrt{\beta_1 + \beta_2 X_i} + v_i$$
$$|\hat{u}_i| = \sqrt{\beta_1 + \beta_2 X_i^2} + v_i$$

dimana v_i adalah faktor gangguan stokastik.

3. Uji *Goldfeld-Quandt*

Diawali dengan mengasumsikan variansi σ_i^2 adalah heteroskedastik, berhubungan positif dengan salah satu variabel penjelas dalam suatu model. Misalkan dengan diberikan model umum berikut:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + u_i$$

Anggap σ_i^2 berhubungan positif dengan X_i sehingga

$$\sigma_i^2 = \sigma^2 X_i^2 \tag{2.34}$$

dimana σ^2 adalah konstanta.

2.3 Saham dan Opsi

2.3.1 Saham

Harga saham adalah harga dari suatu saham yang ditentukan berdasarkan kepada permintaan dan penawaran pada saat pasar saham sedang berlangsung. Harga saham yang berlaku di pasar modal biasanya ditentukan oleh para pelaku pasar yang sedang melakukan perdagangan sahamnya. Dengan harga saham yang ditentukan otomatis perdagangan saham di bursa efek berjalan. Sementara saham sendiri adalah suatu kepemilikan asset seperti instrument dari kegiatan finansial suatu perusahaan yang biasa disebut juga dengan efek (Umam, 2016).

2.3.2 Opsi

Menurut Hull (2012), opsi merupakan suatu kontrak antara penyusun kontrak opsi *(writer)* dan pemegang opsi *(holder)* dimana *writer* memberikan hak (bukan kewajiban) kepada *holder* untuk membeli atau menjual suatu aset pada harga tertentu dalam jangka waktu tertentu. Ada dua jenis kontrak opsi, yaitu:

1. Opsi beli memberikan hak kepada *holder* untuk membeli aset yang mendasari dengan harga tertentu pada waktu tertentu. Opsi beli dinotasikan dengan $C = C(S, t)$. Keuntungan opsi beli diperoleh dari pengurangan antara harga saham S pada waktu T dengan harga ketentuan K. Bentuk persamaan matematis dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$C = max\left(S_T - K, 0\right) \tag{2.35}$$

   dimana:

   C : opsi beli

   S_T : harga saham pada saat T

   T : periode

   K : harga ketentuan

2. Opsi Jual memberikan hak kepada *holder* untuk menjual aset yang mendasari dengan harga tertentu pada waktu tertentu. Opsi jual dinotasikan dengan $P = P(S, t)$. Keuntungan opsi jual diperoleh dari pengurangan antara harga ketentuan K dengan harga saham S pada waktu t. Bentuk persamaan matematis dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$P = max\left(K - S_T, 0\right) \tag{2.36}$$

dimana:

P : opsi jual

K : harga ketentuan

S_T : harga saham pada saat T

T : periode

Opsi dapat dibedakan berdasarkan waktu pelaksanaannya yaitu sebagai berikut (Wilmott, dkk, 1995) :

1. Opsi tipe Eropa (*European Option*), yaitu opsi yang dapat digunakan hanya pada tanggal jatuh tempo.
2. Opsi tipe Amerika (*American Option*), yaitu opsi yang dapat digunakan sebelum atau pada tanggal jatuh tempo.

2.3.3 Volatilitas

Volatilitas digunakan sebagai salah satu ukuran untuk melihat seberapa besar dan seringnya perubahan atau fluktuasi yang terjadi pada indikator-indikator ekonomi. Perhitungan besarnya volatilitas ke-*t* dinyatakan sebagai berikut (Tagliafchi, 2003) :

$$\sigma_t^2 = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} r_{t-1}^2 \tag{2.37}$$

akan memberikan besar nilai pembobotan yang konstan sebesar $\frac{1}{n}$ untuk semua return kuadrat, dimana *n* adalah banyaknya observasi.

Volatilitas adalah ukuran yang menyatakan seberapa besar tingkat fluktuasi (perubahan harga) pada aset tertentu. Misalkan pada suatu asset (saham) yang disebut *volatile* jika memiliki tingkat fluktuasi yang tinggi, sering mengalami perubahan harga yang sangat besar (signifikan) dalam waktu singkat. Ada dua macam volatilitas, yaitu (Suwanda, 2009) :

1. *Historical volatility* atau *statistical volatility* adalah suatu ukuran volatilitas yang dihitung secara statistik, berdasarkan pergerakan harga historis atas saham tertentu.
2. *Implied volatility* adalah persepsi *option market* atas volatilitas saham tertentu untuk jangka waktu yang akan datang.

2.4 Black Scholes

Fischer Black dan Myron Scholes tahun 1973 menemukan inovasi yang digunakan untuk menentukan harga opsi yang dinamakan model *Black Scholes*. Dari beberapa macam opsi, berikut adalah harga opsi jual tipe Eropa yang ditentukan oleh rumus *Black Scholes*:

$$P_{BS} = Ke^{-rT} N(-d_2) - S_0 N(-d_1) \qquad (2.38)$$

dengan

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{S_0}{K}\right) + \left(r + \frac{\sigma_T^2}{2}\right)T}{\sigma_T \sqrt{T}} \qquad (2.39)$$

$$d_2 = d_1 - \sigma_T \sqrt{T} \qquad (2.40)$$

dimana $\boldsymbol{N(-d_2)}$ adalah fungsi densitas kumulatif distribusi normal dari $\boldsymbol{(d_1)}$, $\boldsymbol{N(-d_2)}$ adalah fungsi densitas kumulatif distribusi normal dari $\boldsymbol{(-d_2)}$ (Widyawati, dkk, 2013).

2.5 Metode *Maximum Likelihood*

Menurut Aziz (2010), misalkan X_i' vektor $1 \times u, \;\; i = 1, \dots, n$ maka $y_i = X_i'\beta + \varepsilon_i, \;\; i = 1, \dots, n$. Sehingga $y_i \sim N(X_i'\beta, \sigma^2)$. Fungsi distribusi peluang dari y_i jika diberikan X_i, β dan σ^2adalah

$$f(y_i \mid X_i, \beta, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{y_i - X_i'\beta}{\sigma} \right)^2 \right) \qquad (2.41)$$

karena $y_i, \dots, y_n$saling bebas, diperoleh

$$f(y_i, \dots, y_n) = \left(2\pi\sigma^2\right)^{-\frac{n}{2}} exp\left(-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{y_i - X_i'\beta}{\sigma} \right)^2 \right) \qquad (2.42)$$

Pandang fungsi *likelihood* berikut (Aziz, 2010):

(2.43)

maka fungsi *log-likelihood*-nya adalah

$$\begin{aligned} L = \ln l &= -\frac{n}{2}\ln\left(2\pi\sigma^2\right) - \frac{1}{2\sigma^2}(y - X\beta)'(y - X\beta) \\ &= -\frac{n}{2}\ln\left(2\pi\sigma^2\right) - \frac{1}{2\sigma^2}(y' - \beta'X')(y - X\beta) \\ &= -\frac{n}{2}\ln\left(2\pi\sigma^2\right) - \frac{1}{2\sigma^2}(y'y - y'X\beta - \beta'X'y + \beta'X'X\beta) \\ &= -\frac{n}{2}\ln\left(2\pi\sigma^2\right) - \frac{1}{2\sigma^2}\left(y'y - (y'X\beta)' - \beta'X'y + \beta'X'X\beta\right) \\ &= -\frac{n}{2}\ln\left(2\pi\sigma^2\right) - \frac{1}{2\sigma^2}(y'y - \beta'X'y - \beta'X'y + \beta'X'X\beta) \\ &= -\frac{n}{2}\ln\left(2\pi\sigma^2\right) - \frac{1}{2\sigma^2}\left(y'y - 2\beta'X'y + \beta'X'X\beta\right) \qquad (2.44) \end{aligned}$$

sehingga

$$\frac{\partial L}{\partial \beta} = -\frac{1}{2\sigma^2}\left(-2X'y + X'X\beta + \beta'X'X\right)$$

$$= -\frac{1}{2\sigma^2}\left(-2X'y + X'X\beta + \left(\beta'X'X\right)'\right)$$

$$= -\frac{1}{2\sigma^2}\left(-2X'y + 2X'X\beta\right)$$

$$= \frac{1}{\sigma^2}\left(X'y - X'X\beta\right) \tag{2.45}$$

dengan menyamakan hasil turunan ini dengan nol diperoleh

$$\hat{\beta}_{ml} = (X'X)^{-1}X'Y \tag{2.46}$$

dimana $\hat{\beta}_{ml}$ adalah parameter *maximum likelihood*.

2.6 Konsep Estimasi dalam Al-Qur'an

Berikut ini merupakan salah satu konsep estimasi yang tercantum pada surat an-Naml ayat 68 yaitu:

قَدْ وُعِدْنَا هَٰذَا نَحْنُ وَآبَاؤُنَا مِنْ قَبْلُ إِنْ هَٰذَا إِلَّا أَسَاطِيرُ الْأَوَّلِينَ

"*Sesungguhnya kami telah diberi ancaman dengan ini dan (juga) bapak-bapak kami dahulu; ini tidak lain hanyalah dongeng-dongengan orang dahulu kala*."

Dalam tafsir Fi Zhilalil-Qur'an VIII dijelaskan bahwa:

Mereka menyadari bahwa rasul-rasul telah memperingatkan orang-orang dari keturunan mereka sebelumnya tentang hari kebangkitan dan perhimpunan. Hal itu menunjukkan bahwa orang Arab sebenarnya memiliki keyakinan dan mereka tidak lalai dari keyakinan tertentu yang mereka anut. Orang-orang tersebut beranggapan bahwa ancaman terjadinya hari kebangkitan belum kunjung tiba. Karena itu belum kunjung tiba dan mereka belum melihat langsung maka mereka mengook-olok ancaman tersebut, sambil berkata "Seungguhnya ia hanya dongeng-dongeng orang-orang terdahulu yang diriwayatkan oleh Muhammad Saw." Mereka lupa bahwa datangnya hari kiamat itu telah ditentukan dengan pasti waktunya, bukan hanya sekedar estimasi, yang tidak akan maju dan tidak pula mundur karena permintaan manusia. Ia akan terjadi pada waktu yang telah diketahui hanya oleh Allah. Tidak seorang hambapun tahu, baik yang berada di langit-langit maupun di bumi.

Ayat tersebut merupakan salah satu konsep estimasi dalam Al-Quran. Hal tersebut ditunjukkan pada bagaimana orang-orang Arab tersebut memperkirakan (estimasi) tentang hari kiamat yang tidak akan pernah terjadi. Hal ini karena mereka merasa belum menyaksikan kegiatan tersebut secara kasat mata. Pengetahuan dan ilmu manusia tidak dapat menentukan waktu terjadinya secara tepat. Hal ini sesuai dengan konsep estimasi yang merupakan suatu metode untuk mengetahui nilai-nilai suatu populasi dengan menggunakan nilai-nilai sampel. Dalam tafsir Fi Zhilalil-Qur'an VIII juga dijelaskan Manusia hanya bisa melakukan riset dan penelitian. Dalam perjalanannya manusia dapat menyingkap perkara-perkara yang tersembunyi dalam perut bumi, kedalamalan lautan, dan alam luar angkasa. Manusia hanya dapat mengestimasi, karena kebenaran hanya milik Allah SWT.

BAB III
METODE PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian

Pendekatan yang dilakukan pada penelitian ini yaitu pendekatan deskriptif kuantitatif dan studi literatur. Pendekatan deskriptif kuantitatif merupakan salah satu jenis penelitian yang menggunakan beberapa penjelasan spesifik berupa data numerik secara terencana, terstruktur, dan sistematis. Sedangkan studi literatur pada penelitian ini merupakan suatu metode kajian kepustakaan berbagai literatur ilmu pengetahuan.

3.2 Jenis dan Sumber Data

Jenis data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yaitu data yang peneliti peroleh dari data yang sudah ada dan bersumber dari akses internet pada *website* https://finance.yahoo.com yaitu data harga saham harian *Jakarta Islamic Index* (JII) periode Januari 2019-Februari 2020.

3.3 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan pada penelitian ini yaitu *log return* harga saham.

3.4 Deskripsi Data

Data yang digunakan yaitu harga saham harian Jakarta Islamic Index (JIII) dengan data sebanyak 284 pengamatan yang kemudian ditransformasi logaritma natural dan sekali *differencing* sehingga berbentuk *logreturn*.

3.5 Tahap Analisis Data

Langkah-angkah yang digunakan untuk implementasi yang digunakan untuk mengimplementasi model I-GARCH menggunakan metode *Maximum Likelihood* pada data harga saham Jakarta Islamic Index periode Januari 2019 hingga Februari 2020, yaitu sebagai berikut:

a. Melakukan uji stasioneritas dan uji normalitas data *log return.*

b. Pemodelan ARIMA

   1. Mengidentifikasi model ARIMA berdasarkan grafik ACF dan PACF
   2. Mengestimasi parameter model ARIMA sementara dengan metode *Maximum Likelihood*.
   3. Menguji signifikansi parameter pada hasil estimasi model ARIMA terbaik.
   4. Menguji normalitas, uji heteroskedastisitas, uji independensi residual pada hasil estimasi model ARIMA.

c. Pemodelan I-GARCH

   1. Mengidentifikasi model I-GARCH berdasarkan grafik ACF dan PACF
   2. Mengestimasi parameter model I-GARCH dengan metode *Maximum Likelihood*.
   3. Menguji Signifikansi parameter pada hasil estimasi model I-GARCH terbaik.
   4. Menguji normalitas, uji heteroskedastisitas, uji independensi residual pada hasil estimasi model I-GARCH.

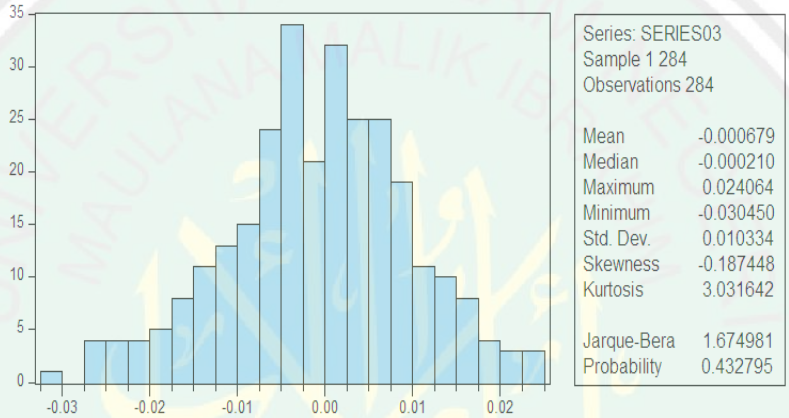
5. Mencari hasil peramalan dari model IGARCH yang telah didapatkan.

BAB IV
PEMBAHASAN

4.1 Analisis Deskriptif

Data penelitian yang digunakan merupakan data *return* harga saham harian *Jakarta Islamic Index* (JII) periode Januari 2019-Februari 2020 yang berjumlah 284 data. Data *return* tersebut ditransformasikan dalam bentuk *log return*.

Tabel 4.1 Statistik Deskriptif dan Histogram



Tabel 4.1 merupakan tabel analisis deskriptif untuk data *return* saham. Dari tabel tersebut dapat dilihat bahwa mean (rata rata) bernilai $-0{,}000679$; median -0.000210, standar deviasi $0{,}010334$, *skewness* (kemiringan distribusi data) yaitu $-0{,}187448$; kurtosis $3{,}031642$; Jarque-Bera $1{,}674981$; dan probabilitas $0{,}432795$.

4.2 Estimasi Parameter Model I-GARCH

4.2.1 Deskripsi Model I-GARCH

Model I-GARCH merupakan pengembangan dari model GARCH. Model IGARCH ketika $a_i + \vartheta_j = 1$, dimana a_i adalah koefisien kesalahan dan ϑ_j adalah koefisien variansi kesalahan yang bertindak seperti proses akar unit sehingga akan tetap menjaga keutuhan model variansi bersyarat tersebut. model I-GARCH tersusun atas kombinasi nonlinier dari kesalahan dan variansi kesalahan pada waktu sebelumnya hingga *lag* ke *m* dan kombinasi linier dari variansi kesalahan sebelumnya hingga *lag* ke *s*. Persamaan I-GARCH(m,s) disajikan sebagai berikut:

$$h_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{m} a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{J=1}^{s} \vartheta_j h_{t-j}^2$$

$$= \alpha_0 + a_1 h_{t-1}^2 + K + a_m h_{t-m}^2 + \vartheta_1 h_{t-1}^2 + K + \vartheta_s h_{t-s}^2$$

dimana

$$\sum_{i=1}^{m} a_i + \sum_{J=1}^{s} \vartheta_j = 1$$

dengan:

h_t^2 : variansi kesalahan untuk semua $t = \{0, \pm 1, \pm 2, \ldots\}$

ε_{t-i} : nilai kesalahan pada saat $t - i$, $t = \{0, \pm 1, \pm 2, \ldots\}$

$\alpha, \vartheta, \theta$: parameter I-GARCH

m : orde ARCH

s : orde GARCH

Misalkan $\beta_m = \alpha_m$, $\beta_m^* = \alpha_m \theta_m$, $\beta_m^{**} = \alpha_m \theta_m^2$, $\beta_s^{***} = \vartheta_s$,

$a_{t-m} = h_{t-m}^2 \varepsilon_{t-m}^2$, $b_{t-m} = -2h_{t-m}^2 \varepsilon_{t-m}$, $c_{t-m} = h_{t-m}^2$, $d_{t-s} = h_{t-s}^2$ maka diperoleh

$$h_t^2 = \beta_0 + a_{t-1}\beta_1 + \mathrm{K} + a_{t-m}\beta_m + b_{t-1}\beta_1^* + \mathrm{K} + b_{t-m}\beta_m^* + c_{t-1}\beta_1^{**} + \mathrm{K} + c_{t-m}\beta_m^{**}$$

$$+ d_{t-1}\beta_1^{***} + \mathrm{K} + d_{t-s}\beta_s^{***}$$

4.2.2 Transformasi Matriks Model I-GARCH

Model dari persamaan tersebut untuk $t=1,2,\ldots,n$ dimana n adalah data terakhir, sehingga model dapat diuraikan sebagai berikut:

$$h_1^2=\beta_0+a_{1-1}\beta_1+\ldots+a_{1-m}\beta_m+b_{1-1}\beta_1^*+\ldots+b_{1-m}\beta_m^*+c_{1-1}\beta_1^{**}+\ldots$$
$$+c_{1-m}\beta_m^{**}+d_{1-1}\beta_1^{***}+\ldots+d_{1-s}\beta_s^{***}$$

Sehingga transformasi model ke bentuk matriks dapat ditulis sebagai berikut:

$$y=\begin{bmatrix} h_1^2 \\ h_2^2 \\ \vdots \\ h_n^2 \end{bmatrix}$$
$$(n\times 1)$$

$$X=\begin{bmatrix} 1 & a_{1-1} & \ldots & a_{1-m} & b_{1-1} & \ldots & b_{1-m} & c_{1-1} & \ldots & c_{1-m} & d_{1-1} & \ldots & d_{1-s} \\ 1 & a_{2-1} & \ldots & a_{2-m} & b_{2-1} & \ldots & b_{2-m} & c_{2-1} & \ldots & c_{2-m} & d_{2-1} & \ldots & d_{2-s} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & a_{n-1} & \ldots & a_{n-m} & b_{n-1} & \ldots & b_{n-m} & c_{n-1} & \ldots & c_{n-m} & d_{n-1} & \ldots & d_{n-s} \end{bmatrix}$$
$$(n\times(1+3m+s))$$

$$\beta=\begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_m \\ \beta_1^* \\ \vdots \\ \beta_m^* \\ \beta_1^{**} \\ \vdots \\ \beta_m^{**} \\ \beta_1^{***} \\ \vdots \\ \beta_s^{***} \end{bmatrix}$$
$$((1+3m+s)\times 1)$$

Dari bentuk matriks diatas, dapat ditulis sebagai berikut:

$$y = X\beta$$

4.2.3 Estimasi Parameter Model I-GARCH

Fungsi peluang gabungan dengan fungsi *likelihood*:

$$
\begin{aligned}
l(\beta) &= \prod_{t=1}^{n}\left\{\frac{1}{\sqrt{2\pi h_t^2}}\exp\left[-\frac{1}{2h_t^2}(y_t - X_t\beta)^2\right]\right\} \\
&= \frac{n}{\sqrt{2\pi}}\frac{1}{\sqrt{h_1^2 h_2^2 \ldots h_n^2}}\exp\left[-\frac{1}{2}\sum_{t=1}^{n}\frac{1}{h_t^2}(y_t - X_t\beta)^2\right] \\
&= (2\pi)^{-\frac{n}{2}}\left(h_1^2 h_2^2 \ldots h_n^2\right)^{-\frac{1}{2}}\exp\left[-\frac{1}{2}(y - X\beta)'\psi^{-1}(y - X\beta)\right]
\end{aligned}
$$

dimana ψ^{-1} adalah matriks diagonal $\frac{1}{h_t^2}$ untuk $t = 1,\ldots,n.$

Sehingga fungsi *log-likelihood*-nya adalah

$$
\begin{aligned}
L(\beta) &= \frac{n}{2}\ln(2\pi) - \frac{1}{2}\sum_{t=1}^{n}\ln h_t^2 - \frac{1}{2}(y - X\beta)'\psi^{-1}(y - X\beta) \\
&= \frac{n}{2}\ln(2\pi) - \frac{1}{2}\left(\ln h_1^2 + \ldots + \ln h_n^2\right) - \frac{1}{2}(y - X\beta)'\psi^{-1}(y - X\beta) \\
&= \frac{n}{2}\ln(2\pi) - \frac{1}{2}\ln\left(h_1^2 \ldots h_n^2\right) - \frac{1}{2}(y - X\beta)'\psi^{-1}(y - X\beta) \\
&= \frac{n}{2}\ln(2\pi) - \frac{1}{2}\ln\left(h_1^2 \ldots h_n^2\right) - \frac{1}{2}\left[(y' - \beta' X')\psi^{-1}\right](y - X\beta) \\
&= \frac{n}{2}\ln(2\pi) - \frac{1}{2}\ln\left(h_1^2 \ldots h_n^2\right) - \frac{1}{2}\left(y'\psi^{-1} - \beta' X'\psi^{-1}\right)(y - X\beta) \\
&= \frac{n}{2}\ln(2\pi) - \frac{1}{2}\ln\left(h_1^2 \ldots h_n^2\right) \\
&\quad -\frac{1}{2}\left(y'\psi^{-1}y - y'\psi^{-1}X\beta - \beta' X'\psi^{-1}y + \beta' X'\psi^{-1}X\beta\right)
\end{aligned}
$$

Menurunkan pertama fungsi *log-likelihood*-nya sehingga diperoleh

$$
\begin{aligned}
\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta} &= -\frac{1}{2}\left[-y'\psi^{-1}X - X'\psi^{-1}y + X'\psi^{-1}X\beta + \beta' X'\psi^{-1}X\right] \\
&= -\frac{1}{2}\left[-\left(y'\psi^{-1}X\right)' - X'\psi^{-1}y + X'\psi^{-1}X\beta + \left(\beta' X'\psi^{-1}X\right)'\right] \\
&= -\frac{1}{2}\left[-X'\psi^{-1}y - X'\psi^{-1}y + X'\psi^{-1}X\beta + X'\psi^{-1}X\beta\right] \\
&= -\frac{1}{2}\left[-2X'\psi^{-1}y + 2X'\psi^{-1}X\beta\right] \\
&= X'\psi^{-1}y - X'\psi^{-1}X\beta
\end{aligned}
$$

dengan menyamakan hasil turunan pertama dengan nol diperoleh

$$
\begin{aligned}
\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta} &= 0 \\
X'\psi^{-1}y - X'\psi^{-1}X\beta &= 0 \\
X'\psi^{-1}X\beta &= X'\psi^{-1}y \\
\beta &= \left(X'\psi^{-1}X\right)^{-1} X'\psi^{-1}y
\end{aligned}
$$

Mensubstutusikan transformasi matriks pada bentuk parameter yang telah diestimasi.

$$
\underset{((1+3m+s)\times 1)}{\begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_m \\ \beta_1^{*} \\ \vdots \\ \beta_m^{*} \\ \beta_1^{**} \\ \vdots \\ \beta_m^{**} \\ \beta_1^{***} \\ \vdots \\ \beta_s^{***} \end{bmatrix}}
=
\left(
\underset{((1+3m+s)\times n)}{\begin{bmatrix}
1 & 1 & \cdots & 1 \\
a_{1-1} & a_{2-1} & \cdots & a_{n-1} \\
\vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
a_{1-m} & a_{2-m} & \cdots & a_{n-m} \\
b_{1-1} & b_{2-1} & \cdots & b_{n-1} \\
\vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
b_{1-m} & b_{2-m} & \cdots & b_{n-m} \\
c_{1-1} & c_{2-1} & \cdots & c_{n-1} \\
\vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
c_{1-m} & c_{2-m} & \cdots & c_{n-m} \\
d_{1-1} & d_{2-1} & \cdots & d_{n-1} \\
\vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
d_{1-s} & d_{2-s} & \cdots & d_{n-s}
\end{bmatrix}}
\underset{(n\times n)}{\begin{bmatrix}
\frac{1}{h_1^2} & 0 & \cdots & 0 \\
0 & \frac{1}{h_2^2} & 0 & \vdots \\
\vdots & 0 & \ddots & 0 \\
0 & \cdots & 0 & \frac{1}{h_n^2}
\end{bmatrix}}
\underset{(n\times(1+3m+s))}{\begin{bmatrix}
1 & a_{1-1} & \cdots & a_{1-m} & b_{1-1} & \cdots & b_{1-m} & c_{1-1} & \cdots & c_{1-m} & d_{1-1} & \cdots & d_{1-s} \\
1 & a_{2-1} & \cdots & a_{2-m} & b_{2-1} & \cdots & b_{2-m} & c_{2-1} & \cdots & c_{2-m} & d_{2-1} & \cdots & d_{2-s} \\
\vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
1 & a_{n-1} & \cdots & a_{n-m} & b_{n-1} & \cdots & b_{n-m} & c_{n-1} & \cdots & c_{n-m} & d_{n-1} & \cdots & d_{n-s}
\end{bmatrix}}
\right)^{-1}
$$

$$\underset{((1+3m+s)\times n)}{\begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ a_{1-1} & a_{2-1} & \cdots & a_{n-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1-m} & a_{2-m} & \cdots & a_{n-m} \\ b_{1-1} & b_{2-1} & \cdots & b_{n-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{1-m} & b_{2-m} & \cdots & b_{n-m} \\ c_{1-1} & c_{2-1} & \cdots & c_{n-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{1-m} & c_{2-m} & \cdots & c_{n-m} \\ d_{1-1} & d_{2-1} & \cdots & d_{n-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{1-s} & d_{2-s} & \cdots & d_{n-s} \end{bmatrix}} \underset{(n\times n)}{\begin{bmatrix} \frac{1}{h_1^2} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \frac{1}{h_2^2} & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \frac{1}{h_n^2} \end{bmatrix}} \underset{(n\times 1)}{\begin{bmatrix} h_1^2 \\ h_2^2 \\ \vdots \\ h_n^2 \end{bmatrix}}$$

dimana:

$$\begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_m \\ \beta_1^* \\ \vdots \\ \beta_m^* \\ \beta_1^{**} \\ \vdots \\ \beta_m^{**} \\ \beta_1^{***} \\ \vdots \\ \beta_s^{***} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_0 \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_m \\ \alpha_1\theta_1 \\ \vdots \\ \alpha_m\theta_m \\ \alpha_1\theta_1^2 \\ \vdots \\ \alpha_m\theta_m^2 \\ \vartheta_1 \\ \vdots \\ \vartheta_s \end{bmatrix}$$

Berdasarkan hasil substitusi transformasi matriks pada bentuk estimasi diatas, sehingga memperoleh hasil estimasi masing-masing parameter adalah sebagai berikut:

$$\alpha_0 = \beta_0$$

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= \beta_1 \\ \vdots \quad & \quad \vdots \\ \alpha_m &= \beta_m \end{aligned}$$

$$\alpha_1\theta_1 = \beta_1^*$$

$$\theta_1 = \frac{\beta_1^*}{\alpha_1}$$

$$\vdots \quad \vdots$$

$$\theta_m = \frac{\beta_m^*}{\alpha_m}$$

$$\vartheta_1 = \beta_1^{***}$$

$$\vdots \quad \vdots$$

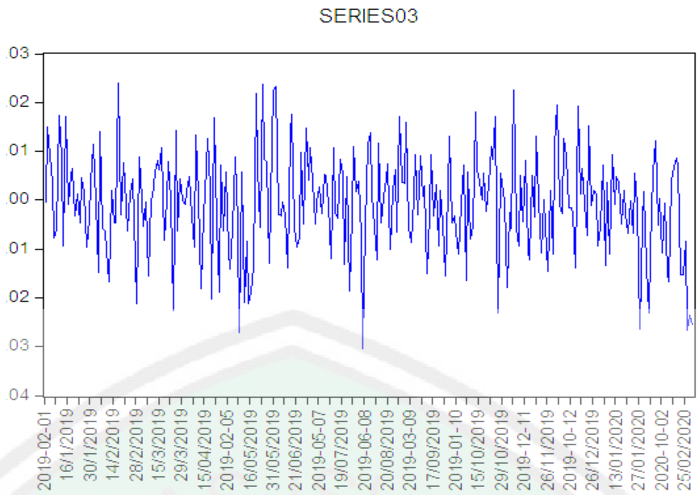
$$\vartheta_s = \beta_s^{***}$$

4.3 Implementasi Model I-GARCH

Sebelum dilakukan implementasi model I-GARCH menggunakan aplikasi eviews, dilakukan identifikasi model ARIMA terlebih dahulu. Berikut adalah hasil stasioneritas serta hasil analisis ARIMA:

4.3.1 Stasioneritas Data

Stasioneritas data adalah syarat bagi sdata deret waktu agar dapat diolah untuk mendapatkan hasil peramalan. Beberapa cara yang dapat digunakan untuk mengetahui stasioneritas data, yaitu dengan grafik dan *unit root test* (uji akar unit) yaitu uji *Augmented-Dickey Fuller* (ADF). Berikut adalah hasil uji stasioneritas dengan melihat pada grafik:



Gambar 4.1 Grafik Uji Stasioneritas

Data *time series* pada gambar 4.1 apabila ditarik garis tengah yaitu 0 yang menandakan perkiraan rata-rata menunjukkan nilai yang terlihat mendekati tetap atau konstan dari data ke-1 hingga ke-284 dan simpangan setiap data terhadap rata-ratanya menunjukkan nilai yang terlihat mendekati tetap atau konstan sehingga data tersebut dapat dikatakan stasioner dalam rata-rata dan variansi. Selanjutnya uji stasioneritas menggunakan uji akar unit. Berikut tabel hasil ujinya:

Tabel 4.2 Grafik Uji Stasioneritas

Null Hypothesis: SERIES03 has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-15.88868	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.453317	
	5% level	-2.871546	
	10% level	-2.572174	

Pada tabel 4.2, hipotesisnya adalah

H_0: data bersifat tidak stasioner

H_1: data bersifat stasioner

Nilai ADF yaitu $-15{,}88868$ lebih kecil dari nilai kritisnya yaitu $-2{,}871546$, ADF < *critical value*, nilai probabilitas 0,000 < 0,05.

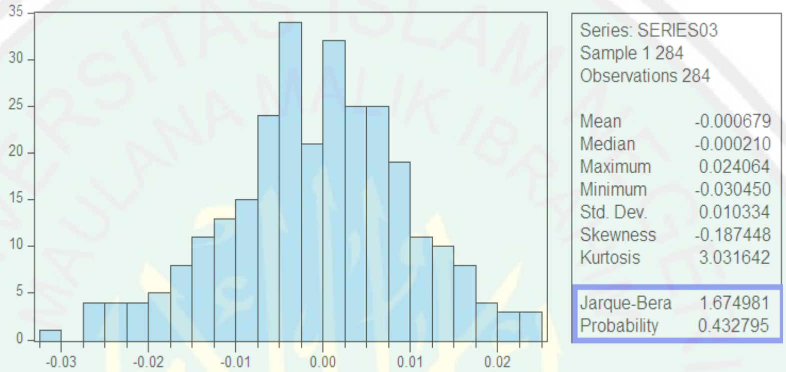
Artinya tolak H_0 dan terima H_1.

Kesimpulannya data bersifat stasioner.

4.3.2 Normalitas Data

Uji normalitas dilakukan untuk mengetahui apakah residual tersebar normal atau tidak. Uji normalitas data menggunakan uji Jarque Bera. Berikut hasil uji normalitas:

Tabel 4.3 Hasil Uji Normalitas Jarque-Bera



Hipotesis tabel 4.3 yaitu:

H_0: data berdistribusi normal

H_1: data tidak berdistribusi normal

Hasil uji normalitas residual pada tabel 4.3 yaitu nilai jarque bera sebesar 1,674981 dengan p *value* atau probabilitas sebesar 0,432795 dimana 0,432795 > 0,05

Artinya terima H_0 dan tolak H_1.

Kesimpulannya yaitu data berdistribusi normal.

4.3.3 Identifikasi model ARIMA

Identifikasi model ARIMA(p, d, q) menggunakan analisis dari plot fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF) untuk menentukan orde $p, d,$ dan q. Hal ini bertujuan mengidentifikasi model ARIMA sementara yang cocok untuk digunakan selanjutnya.

Tabel 4.4 Hasil Uji ACF dan PACF

Date: 06/08/20 Time: 23:26
Sample: 1 284
Included observations: 283

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.466	-0.466	62.181	0.000
2	-0.084	-0.385	64.214	0.000
3	0.082	-0.228	66.172	0.000
4	-0.082	-0.274	68.136	0.000
5	0.100	-0.126	71.031	0.000
6	-0.011	-0.062	71.065	0.000
7	-0.127	-0.201	75.774	0.000
8	0.106	-0.140	79.065	0.000
9	0.097	0.074	81.824	0.000
10	-0.139	0.006	87.572	0.000
11	-0.028	-0.106	87.807	0.000
12	0.071	-0.052	89.309	0.000
13	0.014	0.010	89.372	0.000
14	-0.065	-0.114	90.638	0.000
15	0.084	0.019	92.782	0.000
16	-0.064	0.023	94.012	0.000
17	-0.025	-0.099	94.196	0.000
18	0.108	-0.003	97.760	0.000
19	-0.155	-0.102	105.12	0.000
20	0.126	0.004	109.95	0.000

Tabel di atas menunjukkan *correlogram* plot data *return* ACF dan PACF hasil dari transformasi log dan *differencing* pertama. Karena telah dilakukan *differencing* satu kali, maka orde *d* bernilai 1. ACF di atas terlihat signifikan pada *lag* ke-1 dan ke-7. Dari plot PACF dapat dilihat bahwa nilai autokorelasi parsial signifikan pada lag ke-1 dan ke-7 karena melewati garis koefisien fungsi korelasi, sehingga model awal yang mungkin terbentuk yaitu ARIMA(7,1,7). Selain model awal ARIMA(7,1,7) juga terdapat model lain antara lain; ARIMA(0,1,1); ARIMA(1,1,0); ARIMA(0,1,7); ARIMA(7,1,0); ARIMA(1,1,1); ARIMA(1,1,7) dan ARIMA(7,1,1).

4.3.4 Estimasi Parameter model ARIMA

Setelah dilakukan identifikasi model selanjutnya estimasi parameter model ARIMA. Berikut adalah hasil estimasi parameter dari beberapa model ARIMA:

Tabel 4.5 Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA

Model	Parameter	Probabilitas	Keputusan
ARIMA(0,1,1)	ϕ_1	0,0000	Ho ditolak
ARIMA(1,1,0)	ω_1	0,0000	Ho ditolak
ARIMA(0,1,7)	ϕ_7	0,0089	Ho ditolak
ARIMA(1,1,1)	ω_1 ϕ_1	0,7608 0,0000	Ho diterima Ho ditolak
ARIMA(1,1,7)	ω_1 ϕ_7	0,0000 0,0070	Ho ditolak Ho ditolak
ARIMA(7,1,0)	ω_7	0,0259	Ho ditolak
ARIMA(7,1,1)	ω_7 ϕ_1	0,1721 0,0000	Ho diterima Ho ditolak
ARIMA(7,1,7)	ω_7 ϕ_7	0,5635 0,3153	Ho diterima Ho ditolak

Hipotesis tabel 4.5 yaitu:

H_O: model memiliki estimasi parameter yang signifikan

H_1: model memiliki estimasi parameter yang tidak signifikan

Berdasarkan hasil estimasi parameter pada beberapa model ARIMA tersebut didapatkan beberapa model yang memenuhi signifikansi parameter 5%, artinya probabilitasnya di bawah nilai signifikan yaitu 0,05. Model-model yang lulus uji signifikansi antara lain model ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0), ARIMA(1,1,1), ARIMA(0,1,7); ARIMA(7,1,0); ARIMA(1,1,7); ARIMA(7,1,7) dan ARIMA(7,1,1).

Artinya terima Ho dan tolak H_1.

Kesimpulannya beberapa model ARIMA tersebut memiiki parameter yang signifikan.

4.3.5 Diagnostic Checking

a. Uji Independensi Residual

Uji independensi residual digunakan untuk mendeteksi apakah ada korelasi antar *lag*. Berikut adalah hasil dari uji independensi residual:

Tabel 4.6 Hasil Uji Independensi Residual

Model	*Lag*	Q-Stat	Keputusan
ARIMA(0,1,1)	12	17,188	Ho diterima
	24	29,340	Ho diterima
	36	44,162	Ho diterima
ARIMA(1,1,0)	12	81,461	Ho diterima
	24	95,027	Ho diterima
	36	114,04	Ho diterima
ARIMA(0,1,7)	12	81,157	Ho diterima
	24	109,41	Ho diterima
	36	130,63	Ho diterima
ARIMA(1,1,1)	12	17,291	Ho diterima
	24	29,846	Ho diterima
	36	44,564	Ho diterima
ARIMA(1,1,7)	12	65,172	Ho diterima
	24	80,188	Ho diterima
	36	101,94	Ho diterima
ARIMA(7,1,0)	12	81,336	Ho diterima
	24	111,70	Ho diterima
	36	133,18	Ho diterima
ARIMA(7,1,1)	12	14,499	Ho diterima
	24	27,705	Ho diterima
	36	44,627	Ho diterima
ARIMA(7,1,7)	12	81,241	Ho diterima
	24	106,14	Ho diterima
	36	127,12	Ho diterima

Hipotesis tabel 4.6 yaitu:

H_O: tidak ada korelasi antar *lag*

H_1: ada korelasi antar *lag*

Berdasarkan tabel hasil uji inspendensi residual diperoleh bahwa model-model tersebut dengan signifikansi parameter 5% dan nilai q-stat lebih dari 0,05.

Artinya terima Ho dan tolak H_1.

Kesimpulannya model ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0), ARIMA(1,1,1), ARIMA(0,1,7); ARIMA(7,1,0); ARIMA(1,1,7); ARIMA(7,1,7) dan ARIMA(7,1,1) memenuhi asumsi independensi residual atau tidak ada korelasi antar *lag*. Model-model tersebut dapat digunakan untuk uji selanjutnya.

b. Uji Normalitas Residual

Uji normalitas residual digunakan untuk mengetahui apakah residual data berdistribusi normal atau tidak. Berikut adalah hasil dari uji normalitas residual:

Tabel 4.7 Hasil Uji Normalitas Residual

Model	Jarque Bera	Probabilitas	Keputusan
ARIMA(0,1,1)	0,040507	0,979950	Ho diterima
ARIMA(1,1,0)	0,884237	0,642673	Ho diterima
ARIMA(0,1,7)	0,039454	0,980466	Ho diterima
ARIMA(1,1,1)	0,039454	0,980466	Ho diterima
ARIMA(1,1,7)	0,849270	0,654008	Ho diterima
ARIMA(7,1,0)	4,651462	0,97712	Ho diterima
ARIMA(7,1,1)	0,045291	0,977609	Ho diterima
ARIMA(7,1,7)	4,303508	0,116280	Ho diterima

Tabel 4.7 merupakan tabel hasil uji normalitas residual. Dari tabel tersebut dapat dilihat *nilai jarque Bera* dan nilai probabilitas dari masing-masing model ARIMA dengan ketentuan apabila nilai probabilitas lebih kecil dari uji signifikansi 5% yaitu 0,05 maka tolak H_1. artinya residual tidak berdistribusi

normal. Apabila nilai probabilitas lebih dari uji signifikansi 5% maka terima H_1.

Hipotesis tabel 4.7 yaitu:

H_0: residual berdistribusi normal

H_1: residual tidak berdistribusi normal

Tabel 4.7 dapat ditarik kesimpulan bahwa beberapa model ARIMA memenuhi asumsi normalitas karena nilai probabilitas lebih dari 0,05, yaitu model ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0), ARIMA(1,1,1), ARIMA(0,1,7); ARIMA(7,1,0); ARIMA(1,1,7); ARIMA(7,1,7) dan ARIMA(7,1,1).

Artinya terima H_1 dan tolak H_0.

Kesimpulannya beberapa model ARIMA tersebut tidak berdistribusi normal.

4.3.6 Uji Heteroskedastisitas

Uji heteroskedastisitas dilakukan untuk mengetahui apakah suatu model terdapat gejala heteroskedastisitas. Berikut merupakan hasil uji heteroskedastisitas beberapa model ARIMA signifikan:

Tabel 4.8 Hasil Uji Heteroskedastisitas

Model	Probabilitas	Keputusan
ARIMA(0,1,1)	0,0000	Ho diterima
ARIMA(1,1,0)	0,0000	Ho diterima
ARIMA(0,1,7)	0,0431	Ho diterima
ARIMA(1,1,1)	0,0001	Ho diterima
ARIMA(1,1,7)	0,0004	Ho diterima
ARIMA(7,1,0)	0,0001	Ho diterima
ARIMA(7,1,1)	0,0001	Ho diterima
ARIMA(7,1,7)	0,0222	Ho diterima

Hipotesis Tabel 4.8 yaitu:

H_0: terdapat gejala heteroskedastisitas pada data

H_1: tidak terdapat gejala heteroskedastisitas pada data

Keputusannya yaitu apabila nilai probabilitas yang kurang dari signifikansi parameter yaitu 0,05 maka terima H_0, artinya terdapat gejala heteroskedastisitas pada data, apabila nilai probabilitas lebih dari signifikansi parameter yaitu 0,05 maka terima H_1, artinya tidak terdapat gejala heteroskedastisitas pada data. Tabel 4.9 menunjukkan nilai probabilitas beberapa model kurang dari 0,05.

Artinya terima H_0 dan tolak H_1.

Kesimpulannya terdapat gejala heteroskedastisitas pada data. Dengan demikian digunakan model asimetri dari GARCH yaitu I-GARCH untuk mengatasi heteroskedastisitas.

4.4 Pembahasan Model I-GARCH

Setelah didapatkan model ARIMA yang terbaik, selanjutnya mencari model I-GARCH terbaik untuk mengatasi heteroskedastisitas.

4.4.1 Identifikasi Model I-GARCH

Model I-GARCH merupakan salah satu jenis model pengembangan dari model GARCH digunakan untuk mengatasi heteroskedastisitas pada data *time series*. Model I-GARCH digunakan karena model GARCH tidak selalu dapat menangkap secara penuh *unit root test* dengan frekuensi tinggi. Karena itu pada penelitian ini digunakan model I-GARCH. Model I-GARCH yang terbentuk ditampilkan dalam tabel berikut:

Tabel 4.8 Hasil Uji Identifikasi Model I-GARCH

Model	AIC	SIC
IGARCH(1,1)	-6,3615	-6,3358
IGARCH(1,2)	-6,3510	-6,3124
IGARCH(1,3)	-6,3509	-6,2995
IGARCH(1,4)	-6,3077	-6,2435
IGARCH(1,5)	-6,2718	-6,1947
IGARCH(1,6)	-6,3175	-6,2275
IGARCH(2,1)	-6,3561	-6,3176
IGARCH(2,2)	-6,3451	-6,2937
IGARCH(2,3)	-6.3031	-6,2389
IGARCH(2,4)	-6,3305	-6,2534
IGARCH(3,1)	-6,35022	-6,2988

Tabel 4.8 merupakan beberapa model I-GARCH yang mungkin terbentuk. Dari beberapa model tersebut dilihat model yang yang memiliki nilai *akaike info criterion* (AIC) dan *Schwarz criterion* (SIC) terkecil, sehingga diperoleh model I-GARCH(1,1) dengan nilai AIC -6,3615 dan SIC -6,3358. Selanjutnya dilakukan estimasi model I-GARCH dengan model ARIMA yang telah diestimasi terlebih dahulu.

4.4.2 Estimasi Parameter Model I-GARCH

Tabel 4.9 Hasil Uji Signifikansi Model I-GARCH

Model	Parameter	Probabilitas	Keputusan
ARIMA(0,1,1)	ϕ_1	0,0000	Ho ditolak
IGARCH (1,1)	α_1	0,0000	Ho ditolak
	ϑ_1	0,0000	Ho ditolak
ARIMA(1,1,0)	ω_1	0,0000	Ho ditolak
IGARCH (1,1)	α_1	0,1133	Ho diterima
	ϑ_1	0,0000	Ho ditolak
ARIMA(0,1,7)	ϕ_7	0,0048	Ho ditolak
IGARCH (1,1)	α_1	0,0980	Ho diterima
	ϑ_1	0,0000	Ho ditolak
ARIMA(1,1,1)	ω_1	0,9159	Ho diterima
IGARCH (1,1)	ϕ_1	0,0000	Ho ditolak

	α_1	0,0712	Ho diterima
	ϑ_1	0,0000	Ho ditolak
ARIMA(1,1,7) IGARCH (1,1)	ω_1	0,0000	Ho ditolak
	ϕ_7	0,0052	Ho ditolak
	α_1	0,0761	Ho diterima
	ϑ_1	0,0000	Ho ditolak
ARIMA(7,1,0) IGARCH (1,1)	ω_7	0,0234	Ho ditolak
	α_1	0,1500	Ho diterima
	ϑ_1	0,0000	Ho ditolak
ARIMA(7,1,1) IGARCH (1,1)	ω_7	0,0062	Ho ditolak
	ϕ_1	0,0000	Ho ditolak
	α_1	0,0000	Ho ditolak
	ϑ_1	0,0000	Ho ditolak
ARIMA(7,1,7) IGARCH (1,1)	ω_7	0,0000	Ho ditolak
	ϕ_7	0,0000	Ho ditolak
	α_1	0,0000	Ho ditolak
	ϑ_1	0,0000	Ho ditolak

Pada tabel 4.10 tersebut diperoleh beberapa model yang signifikan dilihat dari nilai probabilitas kurang dari uji signifikansi 5% yaitu 0,05. Model-model tersebut antara lain ARIMA(0,1,1) IGARCH(1,1); ARIMA(7,1,1) IGARCH(1,1); dan ARIMA(7,1,7) IGARCH(1,1).

4.4.3 Pemilihan Model Terbaik

Model-model dengan nilai probabilitas kurang dari uji signifikansi 5% kemudian diuji untuk menemukan model terbaik. Pengujian ini menggunakan nilai AIC (*Aike's Information Criterion*). Model terbaik adalah model dengan nilai AIC terkecil. Berikut tabel nilai AIC.

Tabel 4.10 Hasil Uji nilai AIC

Model	AIC
ARIMA(0,1,1) IGARCH(1,1)	-5,664
ARIMA(7,1,1) IGARCH(1,1)	-6,3286
ARIMA(7,1,7) IGARCH(1,1)	-5,7049

Pada tabel ditunjukkan bahwa model dengan nilai AIC terkecil merupakan model ARIMA(7,1,1) IGARCH(1,1) dengan nilai AIC sebesar -6,3286.

4.4.4 Diagnostic Checking

a. Uji keacakan Residual

Uji keacakan residual dengan melihat pada *correlogram* ACF PACF apakah terdapat lag yang signifikan.

Tabel 4.11 Hasil Uji Keacakan Residual

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1	-0.040	-0.040	0.4538	
		2	-0.006	-0.008	0.4651	
		3	0.045	0.045	1.0393	0.308
		4	-0.018	-0.015	1.1332	0.567
		5	0.085	0.085	3.1970	0.362
		6	-0.020	-0.016	3.3127	0.507
		7	-0.013	-0.011	3.3586	0.645
		8	0.108	0.100	6.7290	0.347
		9	0.100	0.114	9.6283	0.211
		10	-0.112	-0.112	13.275	0.103
		11	-0.051	-0.068	14.029	0.121
		12	0.060	0.054	15.073	0.129
		13	0.028	0.029	15.295	0.169
		14	-0.054	-0.071	16.152	0.184
		15	0.039	0.055	16.609	0.218
		16	-0.047	-0.047	17.274	0.242
		17	-0.014	-0.053	17.329	0.300
		18	0.060	0.066	18.390	0.302
		19	-0.081	-0.020	20.333	0.258
		20	0.096	0.069	23.106	0.187
		21	0.007	-0.015	23.120	0.232
		22	0.009	0.039	23.146	0.282
		23	0.039	0.035	23.605	0.313
		24	-0.120	-0.126	28.015	0.175
		25	-0.015	-0.023	28.082	0.213
		26	-0.036	-0.042	28.483	0.240
		27	-0.040	-0.057	28.982	0.265
		28	0.088	0.089	31.396	0.214
		29	0.010	0.034	31.429	0.254
		30	0.012	0.008	31.472	0.297
		31	-0.091	-0.108	34.098	0.236
		32	-0.151	-0.140	41.332	0.082
		33	0.082	0.096	43.482	0.068
		34	0.019	0.045	43.601	0.083
		35	0.032	0.033	43.934	0.097
		36	0.006	0.012	43.946	0.118

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

Tabel 4.11 dapat diihat bahwa dari *lag* 1 sampai *lag* 36 tidak ada *lag* yang signifikan, residual tersebar secara acak, sehingga model ARIMA(7,1,1) memenuhi uji keacakan residual.

b. Uji Heteroskedastisitas

Uji heteroskedastisitas digunakan untuk menguji ada tidaknya efek heteroskedastisitas. Berikut hasil uji heteroskedastisitas:

Tabel 4.12 Hasil Uji Heteroskedastisitas

Model	Probabilitas	Keputusan
ARIMA(7,1,1) IGARCH(1,1)	0,6832	Ho diterima

Hipotesis tabel 4.13 yaitu:

H_0: tidak terdapat gejala heteroskedastisitas pada data

H_1: terdapat gejala heteroskedastisitas pada data

Keputusannnya yaitu apabila nilai probabilitas lebih besar dari nilai signifikansi 5% yaitu 0,05 maka terima H_0, apabila nilai probabilitas lebih kecil dari nilai signifikansi 5% yaitu 0,05 maka tolak H_0.

Nilai probabilitas menunjukkan 0,6832 sehingga lebih dari 0,05.

Artinya terima H_0 dan tolak H_1.

Kesimpulannya tidak terdapat gejala heteroskedastisitas pada data, sehingga model ARIMA (7,1,1) IGARCH(1,1) terbebas dari efek heteroskedastisitas sehingga merupakan model terbaik yang dapat digunakan untuk peramalan data *log return*.

4.4.5 Hasil Peramalan

Hasil peramalan data *return* untuk beberapa periode selanjutnya menggunakan model ARIMA(7,1,1) IGARCH(1,1) sebagai berikut:

Tabel 4.13 Hasil Peramalan *Return*

Tanggal	Peramalan	Return
02/03/2020	-0.000962	-0.00533
03/03/2020	-0.000274	0.0367
04/03/2020	0.000417	0.03623
05/03/2020	0.001736	-0.00186
06/03/2020	0.001537	-0.02678
09/03/2020	-0.001237	-0.08164
10/03/2020	-0.000214	0.014812
11/03/2020	0.000929	-0.01315

12/03/2020	0.000848	-0.05563
13/03/2020	0.000766	0.002327
16/03/2020	0.000611	-0.06237
17/03/2020	0.000634	-0.06619
18/03/2020	0.000962	-0.03978
19/03/2020	0.000841	-0.06657
20/03/2020	0.000706	0.05888
23/03/2020	0.000716	-0.06862
24/03/2020	0.000744	-0.02187
26/03/2020	0.000741	0.120537
27/03/2020	0.000702	0.050778
30/03/2020	0.000716	-0.03841
31/03/2020	0.000732	0.057323

Model ARIMA *return price* saham yang dihasilkan adalah:

$$Z_t = -0{,}118157Z_{t-7} - \varepsilon_t - 0{,}957028\varepsilon_{t-1}$$

Model I-GARCH *return price* saham yang dihasilkan adalah:

$$h_t^2 = -0{,}026345\varepsilon_{t-1}^2 + 1{,}026345\sigma_{t-1}^2$$

dimana

$$\sum_{i=1}^{m} a_i + \sum_{J=1}^{s} \vartheta_j = 1$$

$$-0{,}026345\varepsilon_{t-1}^2 + 1{,}026345\sigma_{t-1}^2 = 1$$

BAB V
PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah diuraikan, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Model I-GARCH yaitu:

$$h_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{m} a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{J=1}^{s} \vartheta_j h_{t-j}^2$$

   Memiliki hasil estimasi parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood* sebagai berikut:

$$\beta = \left(X'\psi^{-1}X \right)^{-1} X'\psi^{-1}y$$

   Dengan β adalah parameter *maximum likelihood* yang menghasilkan turunan pertama dari matriks diagonal $\frac{1}{h_t^2}$ untuk $t = 1, \dots, n$.

2. Model ARIMA(7,1,1) merupakan model terbaik yang digunakan. IGARCH(1,1) merupakan model I-GARCH terbaik karena dapat memenuhi efek heteroskedastisitas pada model ARIMA(7,1,1). Adapun model *return* saham ARIMA(7,1,1) dan IGARCH(1,1) yang dihasilkan adalah:

$$Z_t = -0{,}118157 Z_{t-7} - \varepsilon_t - 0{,}957028 \varepsilon_{t-1}$$

$$h_t^2 = -0{,}026345 \varepsilon_{t-1}^2 + 1{,}026345 \sigma_{t-1}^2$$

5.2 Saran

Skripsi ini terbatas hanya menggunakan satu model yaitu model I-GARCH, dan hanya menggunakan satu metode yaitu *maximum likelihood* dengan pengolah data eviews. Oleh karena itu penulis menyarankan untuk:

1. Menggunakan model pengembangan GARCH antara lain seperti E-GARCH, APARCH, GJR-GARCH sehingga didapatkan perbandingan model yang paing akurat.
2. Menggunakan metode lain seperti *ordinary least square*, *quasi maximum likelihood* untuk memperoleh perbandingan metode yang lebih akurat dan efektif.
3. Menggunakan aplikasi pengolah data lain seperti SPSS, Minitab, dan R untuk aplikasi yang lebih bervariasi.

DAFTAR RUJUKAN

Ali, Ghulam. 2013. EGARCH, GJR-GARCH, TGARCH, AVGARCH, NGARCH, I-GARCH and APARCH Models for Pathogens at Marine Recreational Sites. *Journal of Statistical and Econometric Methods*, 2(3): 57-73.

Alexander, Carol. 2008. *Market Risk Analysis II Practical Financial Econometrics*. Jersey: John Wiley & Sons, Ltd.

Arifin, Muhammad., Tarno., & Warsito, Budi. 2017. Pemodelan Return Portofolio Saham Menggunakan Metode GARCH Asimetris. *Jurnal Gaussian*, 6(1): 51-60.

Aziz, Abdul. 2010. *Ekonometrika Teori dan Praktik Eksperimen dengan MATLAB*. Malang: UIN Maliki Press.

Bisgaard, Soren & Kulahci Murat. 2011. *Time Series Analysis and Forecasting by Example*. New York: John Wiley & Sons, Inc.

Box, George E. P., Jenkins, Gwilym M., Reinsel, Gregory C. 2008. *Time Series Analysis Forecanting and Control Fourth Edition*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.

Brooks, C. 2014. *Introductory Econometrics for Finance (3rd ed.)*. New York: Cambridge University Press.

Dwipa, Nendra Mursetya Somasih. 2016. Identifikasi Model I-GARCH untuk Peramalan Value at Risk (VaR). *Jurnal Derivat*, 3(1): 25-38.

Ekananda, M. 2015. *Ekonometrika Dasar untuk Penelitian Ekonomi, Sosial, dan Bisnis*. Jakarta: Mitra Wacana Media.

Enders. 1995. *Applied Econometric Time Series 2nd Edition*. New York: John Wiley & Sons, Inc.

Gujarati, D. & Porter, D.N. 2003. *Basic Ekonometrics: Dasar-dasar Ekonometrika Edisi 5*. Terjemahan Raden Carlos M. Jakarta: Salemba Empat.

Hanke, J.E. & Wichern, D.W. 2005. *Business Forecasting*. New York: Prentice Hall.

Higham, D. J. 2004. *An Introduction to Financial Management & Analysis*. New York: Cambridge University Press.

Horne, Jamer C. Van dan Wachowicz, John M.. 2007. *Fundamental of Financial Management*, 12^{th}*ed*. Terjemahan Dewi Fitriasari & Deny Arnos Kwary. Jakarta: Salemba Empat.

Julia., Wahyuningsih, Sri., & Memi, Nor Hayati. 2018. Analisis Model Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (TGARCH) dan Model Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (EGARCH) (Studi Kasus: Indeks Harga Saham

Gabungan pada Januari 2011 sampai Juni 2017). *Jurnal Exponensial*, 9(2): 127-136.

Labuschange, Coenraad C. A., Pierre Venter, Sven T. von Boetticher. 2015. A Comparison of Risk Heural Historic Distribution-, E-GARCH- and GJR-GARCH Model Generated Volatility Skews for BRICS Securities Exchange Indexes. *Procedia Economics and Finance*, 24: 344-352.

Lo, M.S. 2003. *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Time Series Models*. Spanyol: Simon Fraser University.

Lumsdaine, Robin L. 2012. Finite-Sample Properties of the Maximum Likelihood Estimator in GARCH(1,1) and I-GARCH(1,1) Models: A Monte Carlo Investigation. *Journal of Business & Economic*, 13(1): 1-10.

Montgomery, D.C., Peck, E.A., & Vining, G.G. (1992). *Introduction to Linear Regression Analysis*. Toronto: John Wiley & Sons, Inc.

Mulyana. 2004. *Analisis Data Deret Waktu*. Bandung: Universitas Padjajaran.

Mooy, Mathin Nosry., Rusgiyono, Agus., & Rahmawati, Rita. 2017. Penentuan Harga Opsi Put dan Call Tipe Eropa terhadap Saham Menggunakan Model Black-Scholes. *Jurnal Gaussian*, 6(3): 407-417.

Nawari. 2010. *Analisis Regresi dengan MS Excel 2007 dan SPSS 17*. Jakarta: PT Elex Media Komputindo.

Sidik, Aninda Firdayati & Badriyah, Jamaliatul. 2017. Metode *Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (I-GARCH) untuk Memodelkan Harga Gabah Dunia. *Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, 2(2): 109-118.

Suwanda, Hary. 2009. *Rahasia Bebas Finansial dengan Berinvestasi di Pasar Modal*. Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama.

Tagliafchi, 2003. *The GARCH Model and Their Application to VaR*. Argentina: Buenos Aires.

Tsay, R. S. 2005. *Analysis of Financial Time Series*. New York: A John Wiley & Sonc, Inc.

Uminingsih, D. 2012, *Model Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (EGARCH) dan Penerapannya pada Data Indeks Harga Saham*. Skripsi tidak dipublikasikan. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.

Wei, W.W. 2006. *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods (2nd ed)*. New York: Pearson.

Widiyati, Nur. 2009. *Penerapan Model GARCH dan Model EGARCH pada Saham Sektor Properti Ketika Krisis Ekonomi Dunia*. Skripsi tidak dipublikasikan. Bogor: Institut Pertanian Bogor.

Widyawati, Satyahadewi, Neva., & Sulistianingsih, Evi. 2013. Penggunaan Model *Black Scholes* untuk Penentuan Harga Opsi Jual Tipe Eropa. *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya*, 2(1): 13-20.

Wilmortt, P., Howison, S., & Dewynne, J. 1995. *The Mathematics of Financial derivatives.* New York: Cambridge University Press.

RIWAYAT HIDUP

Eri Ulfah Sukmaniati Putri, lahir di Bima, 2 April 1998 biasa dipanggil Ulfah oleh teman-teman sekolah dan dipanggil Eri oleh teman-teman kuliahnya. Tinggal di Sarae Kota Bima. Putri pertama dari Bapak Sukardin (alm) dan Ibu Budiwaty.

Pendidikan dimulai dari R.A Perwanida 2 dan pendidikan dasar di SDN 02 Kota Bima lulus pada tahun 2010. Setelah itu melanjutkan ke sekolah menengah pertama di MTsN Bima 1 Kota Bima dan lulus pada tahun 2013. Sekolah menengah atas penulis tempuh di SMAN 1 Kota Bima dan lulus pada tahun 2016. Selanjutnya, pada tahun yang sama penulis melanjutkan ke tingkat perguruan tinggi yaitu Universitas Islam Negeri Maualana Malik Ibrahim Malang jurusan Matematika melalui jalur SBMPTN. Selama menjadi mahasiswa, penulis telah mengikuti organisasi UKM Lembaga Kajian Penelitian dan Pengembangan Mahasiswa (LKP2M) yaitu pada tahun 2017-2019. Penulis dapat dihubungi via *email*: eriulfah20@gmail.com

KEMENTERIAN AGAMA RI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI
MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Gajayana No. 50 Dinoyo Malang Telp./Fax.(0341)558933

BUKTI KONSUL SKRIPSI

Nama : Eri Ulfah Sukmaniati Putri
NIM : 16610073
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi/ Matematika
Judul Skripsi : Pemodelan Integrated GARCH Menggunakan Metode Maximum Likelihood (Studi Kasus: Harga Saham Jakarta Islamic Index)
Pembimbing I : Abdul Aziz, M.Si.
Pembimbing II : Muhammad Khudzaifah, M.Si

No.	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1.	25 Februari 2020	Konsultasi Bab I dan II	1.
2.	3 Maret 2020	Revisi Bab I	2.
3.	20 Maret 2020	Revisi Bab II	3.
4.	31 Maret 2020	Konsultasi bidang keagamaan	4.
5.	2 April 2020	ACC bidang keagamaan	5.
6.	10 April 2020	Konsultasi Bab III	6.
7.	30 April 2020	ACC Bab III	7.
8.	20 Mei 2020	Revisi setelah Seminar Proposal	8.
9.	7 Juni 2020	ACC revisi Seminar Proposal	9.
10.	22 Juni 2020	Konsultasi Bab IV dan V	10.
11.	17 Juni 2020	ACC Bab IV dan V	11.
12.	20 Juni 2020	Konsultasi kajian keagamaan secara keseluruhan	12.
13.	13 Juli 2020	ACC kajian keagamaan	13.
14.	28 Juli 2020	Revisi pasca sidang	14.
15.	29 Agustus 2020	ACC Skripsi Keseluruhan	15.

Malang, 17 September 2020
Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Usman Pagalay, M.Si
NIP. 19650414 2000312 1 001