

JURNAL EKONOMI KUANTITATIF TERAPAN

Pengeluaran Pemerintah Sektor Pertanian, Produksi dan Kemiskinan Pedesaan di Indonesia
Bayu Kharisma, Adhitya Wardhana, Aldo Febrari Hutabara

Mother's Status and The Prevalence of Smoking Habits Among Adolescent
A Survey in Pontianak City, Indonesia
Restiatun Massardi

Profitability, Company Sizes, Numer of Audit Committee, and Size of KAP on Audit Delay
Audina Ria Mawardani, David Adechandra Pesudo

Volatilitas Kurs dan Saham Mengikuti Model EGARCH(1,1)
Berdistribusi Versi Skew Normal dan Student-*t*
Anggita M. Kusumawati, Didit B. Nugroho, Leopoldus R. Sasongko

Benarkan Perempuan Bekerja dan Berpendidikan Mempengaruhi Tingkat Perceraian Kasus Jawa Barat
Nenny Hendajany, Ae Suaesih

Analisis Pengaruh Substitusi Tenaga Kerja Asing Terhadap Tenaga Kerja Domestik
Pada Masa Sebelum dan Sesudah Kebijakan Bebas Visa Kunjungan Di Indonesia
Firda Zahrani Hidayat, Palupi Lindiasari Samputra, dan Heru Subiyantoro

Apakah Indeks Pembangunan Manusia dan Hotel Mempengaruhi Disparitas Pendapatan
Muhammad Amrullah, Setyo Tri Wahyudi, Marlina Ekawaty

Eksistensi Industri Kecil Kerajinan Kuningan di Kabupaten Klungkung
Ni Nyoman Yuliarmi, Anak Agung Istri Ngurah Marheni

Analisis Pengeluaran Rumah Tangga Dalam Bidang Pendidikan, Kesehatan dan, Biaya Adat
di Kecamatan Tembuku Kabupaten Bangli
I Wayan Wenagama

Integrasi Perdagangan dan Keselarasan Siklus Bisnis di ASEAN
Aloysius Deno Hervino

JURNAL
EKONOMI
KUANTITATIF
TERAPAN

VOLUME 13 NO.2 AGUSTUS 2020

SUSUNAN REDAKSI

EDITOR

I Made Endra Kartika Yudha
Anak Agung Ketut Ayuningsasi
Anak Agung Bagus Putu Widanta

DEWAN EDITOR

I Wayan Sukadana
Ni Putu Wiwin Setyari
I Komang Gde Bendesa
Anak Agung Istri Ngurah Marhaeni
Luh Gede Meydianawathi
Ni Made Tisnawati

MITRA BESTARI

Adrianus Amheka, Politeknik Negeri Kupang
Made Antara, Universitas Udayana
Mohammad Arsyad, Universitas Hasanudin
Kadek Dian Sutrisna Artha, Universitas Indonesia
Djoni Hartono, Universitas Indonesia
Palupi Lindiasari, Universitas Indonesia
Devanto Shasta Pratomo, Universitas Brawijaya
Deniey Adi Purwanto, Institut Pertanian Bogor
Ni Made Sukartini, Universitas Airlangga
Setyo Tri Wahyudi, Universitas Brawijaya
Muhammad Halley Yudhistira, Universitas Indonesia

ADMINISTRASI DAN DISTRIBUSI

I Ketut Suadnyana
Ida Ayu Made Widnyani

Jurnal Ekonomi Kuantitatif Terapan diterbitkan oleh
Program Studi Ekonomi Pembangunan
Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Udayana
dua kali dalam setahun bulan Februari Dan Agustus

ALAMAT

Ruang Jurnal, Gedung BJ lantai 3
Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Udayana
Jalan PB Sudirman Denpasar
Phone: +62-361-255511/ Fax: +62-361-223344
E-mail: jekt@unud.ac.id
<http://ojs.unud.ac.id/index.php/jekt>

ISSN :
2301-8968

Jurnal Ekonomi Kuantitatif Terapan (JEKT) adalah jurnal yang menerapkan double blind review pada setiap artikel yang diterbitkan. JEKT diterbitkan oleh Program Studi Ekonomi Pembangunan Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Udayana dua kali dalam setahun yaitu bulan Februari dan Agustus. JEKT diterbitkan sebagai kelanjutan dari Jurnal Input, Jurnal Sosial dan Ekonomi. Input terbit berkala sebanyak dua kali dalam setahun, dengan Nomor ISSN 1978-7871, dan di tahun kelima, INPUT telah terbit sebanyak sembilan edisi, dengan terbitan terakhirnya adalah Volume V, Nomor 1 Februari 2012. Pembaharuan INPUT menjadi JEKT tercetus pada pertemuan antara tim redaksi jurnal jurusan bersama pimpinan kampus, awal Maret 2012. Setelah melakukan beberapa evaluasi dan dengan merujuk kepada Peraturan Direktur Jenderal Pendidikan Tinggi Kementerian Pendidikan Nasional Republik Indonesia Nomor 49/dikti/kep/2011 tentang Pedoman Akreditasi Terbitan Berkala Ilmiah, maka terbitlah jurnal jurusan : Jurnal Ekonomi Kuantitatif Terapan dimulai dari Volume V, Nomor 2 Agustus 2012.

Jurnal Ekonomi Kuantitatif Terapan (JEKT) beralamat di Ruang Jurnal, Gedung Program Ekstensi Lantai 1, Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Udayana. Jalan PB Sudirman Denpasar, Phone: +62-361-255511/Fax: +62-361-223344. Proses registrasi dan submit artikel dapat dilakukan melalui <http://ojs.unud.ac.id/index.php/jekt>. Untuk bantuan teknis, penulis dapat menghubungi, email: jekt@unud.ac.id, SMS dan WA : +6281338449077.

Berdasarkan Surat Keputusan Direktur Jenderal Penguatan Riset dan Pengembangan Kementerian Riset, Teknologi, dan Pendidikan Tinggi Nomor 36a/E/KPT/2016 tanggal 23 Mei 2016, JEKT dinyatakan telah terakreditasi B oleh Dikti. Selain terakreditasi oleh Dikti, JEKT juga telah terindeks pada Google Scholar, IPI, dan DOAJ.

JURNAL EKONOMI KUANTITATIF TERAPAN

VOLUME 13 NO.2 AGUSTUS 2020

PENGANTAR REDAKSI

Pembaca yang terhormat,

Sampai dengan edisi ini terbit, jika pembaca menelusuri deretan jurnal-jurnal yang terdaftar di Sinta dengan kata kunci penelusuran “kuantitatif”, maka yang akan muncul adalah Jurnal Ekonomi Kuantitatif (JEKT). Dengan menjadi satu-satunya jurnal dengan fokus kuantitatif, maka JEKT dituntut untuk menampilkan terbitan dengan menggunakan pendekatan kuantitatif. Kalangan peneliti ekonomi, pembangunan dan ilmu sosial lainnya di Indonesia tentunya sudah tidak asing lagi dengan penerapan metode kuantitatif dalam melakukan analisis, khususnya analisis empiris. Terlepas dari semua itu, diatas segala kemutakhiran metode kuantitatif yang digunakan, “ceritera” yang mampu menarik pembaca dan tentunya para pembuat kebijakan untuk berpartisipasi aktif dalam membaca dan menulis di JEKT adalah yang utama. Rangkaian “ceritera” yang baik dan metode kuantitatif yang sesuai tidak akan bermakna jika data yang digunakan tidak transparan dan tidak valid.

Slogan menarik mengenai data digunakan oleh BPS, “Data Mencerdaskan Bangsa”, JEKT berkomitmen untuk berperan aktif dalam mewujudkan slogan tersebut menjadi kenyataan. Meskipun tidak selalu data yang digunakan artikel yang dipublikasi oleh JEKT menggunakan data BPS sebagai “menu” utama dalam analisisnya, data BPS pasti hampir selalu menjadi rujukan dalam setiap artikel dalam terbitan JEKT. Pentingnya satu pemahaman dan satu sumber dalam data memegang peran penting dalam analisis dan diskusi yang akan melahirkan implikasi kebijakan yang lebih tepat sasaran. Dalam edisi kali ini, JEKT kembali menerbitkan 10 artikel dengan sumber dan jenis data serta metodologi yang beragam.

Sumber data yang digunakan oleh penulis dalam edisi ini cukup bervariasi mulai sumber data sekunder sampai data primer. Artikel dengan sumber data sekunder sendiri juga memiliki variasi jenis data yang beragam mulai dari data mikro antara lain dari sumber BPS.

Akhir kata, redaksi menyimpulkan bahwa artikel-artikel yang diterbitkan oleh JEKT mulai mengalami pergeseran sejak kemunculannya pertama kali lebih dari 10 tahun silam, utamanya dari sisi data yang digunakan. Semakin banyak artikel-artikel yang menampilkan analisis dengan menggunakan data mikro baik dari sumber sekunder maupun primer. Meskipun demikian JEKT tetap membuka diri untuk artikel-artikel dengan penggunaan data agregate. Kembali ke Alenia pembuka di atas, yang terpenting bagi JEKT dalam terbitannya adalah “ceritera” yang menarik, metode kuantitatif yang sesuai dan data yang valid.

Volatilitas Kurs dan Saham Mengikuti Model EGARCH(1,1) Berdistribusi Versi Skew Normal dan Student-*t*

Anggita M. Kusumawati, Didit B. Nugroho, Leopoldus R. Sasongko
Universitas Kristen Satya Wacana

Abstrak

Studi ini membandingkan kinerja pencocokan model volatilitas GARCH(1,1) dan EGARCH(1,1) pada *return* kurs dan saham. Model mengasumsikan empat distribusi berbeda untuk *error* dari *return*: Normal, Skew-Normal (SN), Alpha-Skew Normal (ASN), dan Student-*t*. Data aset keuangan yang digunakan sebagai analisis perbandingan yaitu data kurs beli US Dollar (USD) dalam periode harian dari Januari 2010 sampai Desember 2017 dan data indeks saham FTSE100 dalam periode harian dari Januari 2000 sampai Desember 2013. Studi ini membandingkan metode Generalized Reduced Gradient (GRG) Non-Linier di Solver Excel dan metode Adaptive Random Walk Metropolis (ARWM) untuk mengestimasi model. Hasil menunjukkan bahwa metode GRG Non Linear Solver Excel memberikan estimasi yang serupa dengan metode ARWM dan tidak melanggar kendala model. Lebih lanjut, berdasarkan nilai Akaike Information Criterion (AIC), kedua data pengamatan menyediakan bukti bahwa model dengan distribusi Student-*t* adalah yang terbaik, diikuti oleh distribusi SN yang lebih baik daripada model dengan distribusi ASN dan Normal. Nilai AIC telah menyarankan model EGARCH(1,1) berdistribusi Student-*t* sebagai model pencocokan terbaik untuk kedua data pengamatan.

Kata kunci: EGARCH(1,1), Kurs, Solver Excel, Student-*t*

Klasifikasi JEL: C13, C12, C22

Exchange and Stock Volatility with the EGARCH Model (1,1) Distributed Normal and Student-*t* Skew Versions

ABSTRAK

This study compares the performance of the volatility models GARCH (1,1) and EGARCH (1,1) on the exchange rate and stock returns. The model assumes four different distributions for the error of return: Normal, Skew-Normal (SN), Alpha-Skew Normal (ASN), and Student-*t*. Financial asset data used as a comparative analysis is data on the purchase rate of US Dollar (USD) in the daily period from January 2010 to December 2017 and the FTSE100 stock index data in the daily period from January 2000 to December 2013. This study compares the Generalized Reduced Gradient (GRG) method.) Non-Linear in Excel Solver and Adaptive Random Walk Metropolis (ARWM) method to estimate the model. The results show that the GRG Non-Linear Solver Excel method provides a similar estimate to the ARWM method and does not violate the model constraints. Furthermore, based on the Akaike Information Criterion (AIC) value, the two observational data provide evidence that the model with the Student-*t* distribution is the best, followed by the SN distribution that is better than the model with the ASN and

Normal distribution. The AIC value has suggested the EGARCH model (1,1) with the Student-t distribution as the best matching model for the two observational data.

Keywords: EGARCH (1,1), Exchange Rate, Excel Solver, Student-t

PENDAHULUAN

Volatilitas (*volatility*) mempunyai peranan penting dalam pengukuran risiko aset keuangan seperti kurs dan saham. Hal ini dikarenakan volatilitas dapat diartikan sebagai simpangan baku dari perubahan nilai (dikenal sebagai *return*) aset dalam periode waktu yang spesifik (Abdalla & Winker, 2012).

Volatilitas runtun waktu *return* bersifat heteroskedastik, artinya volatilitas berubah terhadap waktu. Suatu model volatilitas heteroskedastik yang populer yaitu GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) yang diusulkan oleh Bollerslev (1986). Secara umum, model bertipe GARCH dibagi menjadi dua kelompok, yaitu GARCH simetrik dan asimetrik. Model baku yang diusulkan oleh Bollerslev (1986) dapat diperhatikan sebagai model simetrik, artinya bahwa *return* negatif dan positif yang nilai mutlaknya sama mempunyai efek yang sama pada volatilitas. Sementara itu, model GARCH asimetrik membolehkan efek pada volatilitas tergantung pada tanda *return*, sehingga ini menjadi salah satu sifat penting dalam pengestimasi dan peramalan volatilitas.

Salah satu model GARCH asimetrik yang populer yaitu model EGARCH (*Exponential GARCH*) dari Nelson (1991) yang telah ditunjukkan lebih baik daripada model GARCH.

Lebih lanjut, beberapa literatur telah mengusulkan distribusi Student-*t* yang mampu mengakomodasi sifat ekor tebal (*heavy tails*) yang biasanya dimiliki oleh distribusi dari *return*. Dalam konteks model GARCH, Safrudin *et al.* (2015), Salim *et al.* (2016), Nugroho & Susanto (2017), Nugroho, Susanto *et al.* (2019) telah menunjukkan secara empiris bahwa model dengan distribusi Student-*t* mencocokkan data lebih baik daripada model dengan distribusi normal.

Suatu distribusi yang merupakan perumusan dari distribusi Normal dan mampu mengakomodasi sifat kemencengan (*skewness*) untuk distribusi dari *return* yaitu Alpha-Skew Normal (ASN) yang diusulkan oleh Elal-olivero (2010). Distribusi tersebut merupakan modifikasi dari distribusi Skew Normal (SN) yang diusulkan oleh (Azzalini, 1985, 2011). Sejauh pengetahuan penulis, belum ada studi yang mempelajari

penggunaan distribusi ASN dalam konteks model GARCH dan EGARCH serta perbandingan dengan distribusi SN dan Student-*t*. Karena itu, kontribusi pertama dari studi ini yaitu menyediakan perbandingan kinerja pencocokan model GARCH dan EGARCH dimana *return* berdistribusi normal, SN, ASN, dan Student-*t*. Analisis perbandingan didasarkan pada aplikasi model untuk data kurs beli mata uang USD (US Dollar) terhadap IDR (Indonesian Rupiah) dan indeks saham FTSE100.

Kontribusi kedua dari studi ini yaitu perbandingan penggunaan dua metode estimasi model, yaitu metode GRG (*Generalized Reduced Gradient*) Non-linear di SolverExcel dan metode Adaptive Random Walk Metropolis (ARWM) dalam skema Markov Chain Monte Carlo (MCMC) yang

diimplementasikan dalam program Scilab (*free source*). Kedua metode tersebut telah sukses diaplikasikan oleh Nugroho *et al.* (2018), Nugroho, Susanto, *et al.* (2019), dan Nugroho, Kurniawati, *et al.* (2019) untuk model GARCH bertipe lain.

DATA PENGAMATAN

Data yang akan didasarkan untuk analisis studi yaitu data kurs mata uang dan indeks saham. Data kurs yang digunakan yaitu kurs beli USD terhadap IDR periode harian dari Januari 2000 sampai Desember 2017 yang diolah dari laman Bank Indonesia (www.bi.go.id). Sementara itu, data indeks saham yang digunakan yaitu indeks saham FTSE100 periode harian dari Januari 2000

Tabel 1. Ringkasan statistik untuk return USD/IDR dan FTSE100.

Data	Rerata	Simpan- ngan Baku	Kemen- cengan	Kur- tosis	Min.	Maks.	Stat. JB	Banyak Penga- matan
USD/IDR	0,0197	0,4377	-0,3504	6,19	-2,858	2,713	839,47	1962
FTSE100	-0,0004	0.0100	-0,1400	3,98	-5,760	7,044	152,52	3509

sampai Desember 2013 yang diperoleh dari Oxford-Man Institute's "realized library" di laman

<https://realized.oxford-man.ox.ac.uk/data/download>.

Nilai *return* untuk suatu aset pada waktu t dihitung dalam persen menggunakan rumus:

$$R_t = 100 \times (\log S_t - \log S_{t-1}), \quad (1)$$

dimana S_t menyatakan nilai aset pada waktu t . Deskripsi statistik untuk kedua data pengamatan disajikan dalam Tabel 1.

Tabel 1 menunjukkan bahwa nilai kurtosis untuk kedua data adalah lebih besar dari 3, yang berarti bahwa ekor dari distribusi *return* lebih tebal daripada ekor distribusi Normal. Sementara itu, nilai kemencengannya tidak terlalu mendekati 0, artinya distribusi dari *return* tidak simetris. Jadi ini dapat dikatakan bahwa *return* untuk kedua data keuangan tersebut tidak berdistribusi Normal. Ini dikonfirmasi oleh uji normalitas Jarque-Bera (lihat Jarque (2011)) yang menolak distribusi Normal untuk kedua data, dimana nilai statistiknya lebih besar dari 5,99 (berdasarkan tabel χ^2 dengan derajat kebebasan 2). Karena itu, pengasumsian distribusi versi SN dan Student- t untuk kedua data pengamatan dianggap sesuai.

METODOLOGI

Model Statistik

Model GARCH diusulkan oleh Bollerslev (1986) untuk memperluas model ARCH dari Engle (1982) dengan cara menambahkan fungsi yang tidak hanya tergantung pada *return* masa lalu tetapi juga tergantung pada variansi masa lalu. Hansen & Lunde (2005) telah membandingkan model GARCH(1,1) dengan 330 model bertipe ARCH dan menyatakan bahwa GARCH(1,1) lebih baik. Karena itu, model bertipe GARCH(1,1) banyak digunakan dalam studi empiris. Model GARCH(1,1) dinyatakan sebagai: $R_t = \varepsilon_t$, dimana

$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha R_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (3)$$

dimana $\omega > 0$ dan $\alpha, \beta \geq 0$ untuk syarat positivitas variansi dan $0 \leq \alpha + \beta < 1$ untuk syarat stasioneritas variansi. Dicatat bahwa simbol \sim mengartikan "mempunyai distribusi"

Model EGARCH yang diperkenalkan oleh Nelson (1991) merupakan salah satu model GARCH yang populer dan mampu menangkap sifat asimetris antara *return* dan variansi. Model EGARCH(1,1) dinyatakan sebagai berikut:

$$R_t = \varepsilon_t, \text{ dimana } \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$h_t = \omega + \alpha \left| \frac{R_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \beta h_{t-1} + \gamma \frac{R_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$$

dimana $h_t = \ln(\sigma_t^2)$. Dalam kasus ini, tidak ada syarat apapun untuk parameter-parameter model dan dicatat bahwa transformasi logaritma menjamin bahwa variansi tidak akan pernah bernilai negatif. Secara khusus, parameter γ menyatakan tingkah laku asimetrik. Jika $\gamma = 0$, maka model bersifat simetris. Jika $\gamma < 0$, maka *return* negatif (dibandingkan *return* positif) mengakibatkan variansi akan menjadi lebih besar dan fenomena ini dinamakan efek *leverage*. Sebaliknya, jika $\gamma > 0$, maka *return* positif (dibandingkan *return* negatif) menyebabkan variansi yang lebih besar (penjelasan dan interpretasi lebih lengkap bisa dilihat di Kronman (2015) dan Sarkar & Roy (2019)).

Distribusi Statistik

Karena data keuangan seringkali menampilkan karakteristik kemencengan, suatu distribusi SN yang diperkenalkan oleh Azzalini (1985) dapat diaplikasikan. Untuk suatu variabel acak X yang mempunyai fungsi densitas probabilitas $\varphi(x)$ dan fungsi densitas kumulatif $\Phi(x)$, fungsi distribusi SN untuk X dinyatakan sebagai berikut:

$$g(x) = 2\varphi(x)\Phi(\lambda x), \quad (5)$$

dimana $\lambda \in \mathbb{R}$ menyatakan parameter kemencengan. Jika X berdistribusi normal dengan rerata nol dan variansi σ^2 , maka fungsi

distribusi SN untuk X dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)} \left(1 + \text{Erf} \left(\frac{\lambda x}{\sqrt{2\sigma^2}}\right)\right). \quad (6)$$

Distribusi tersebut akan menceng ke kiri jika $\lambda < 0$ dan akan menceng ke kanan jika $\lambda > 0$. Ketika $\lambda = 0$, maka distribusi SN menjadi Normal.

Elal-olivero (2010) memperkenalkan ASN yang merupakan suatu modifikasi dari distribusi Normal. Fungsi distribusi probabilitas untuk suatu variabel acak X berdistribusi ASN dinyatakan oleh:

$$f(x) = \frac{(1-Ax)^2+1}{2+A^2} \varphi(x), \quad (7)$$

dimana parameter kemencengan dinyatakan oleh $A \in \mathbb{R}$ dimana $-1,34 \leq A \leq 1,34$. Jika $A = 0$, maka X berdistribusi Normal.

Selain kemencengan, data *return* keuangan juga menampilkan sifat ekor tebal (*heavy tails*). Suatu distribusi yang bisa mengakomodasi ketebalan ekor distribusi yaitu Student- t yang diperkenalkan oleh William Sealy Gosset (1876–1937) pada tahun 1908. Fungsi distribusi untuk variabel acak X dengan rerata nol, variansi σ^2 , dan derajat kebebasan $\nu > 2$ dinyatakan sebagai berikut:

$$f_t(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\sqrt{\pi(\nu-2)\sigma^2}\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \left(\frac{1}{1+\frac{x^2}{(\nu-2)\sigma^2}}\right)^{\frac{\nu+1}{2}}. \quad (8)$$

Dicatat bahwa derajat kebebasan ν mengendalikan ketebalan ekor distribusi. Semakin kecil derajat kebebasan, maka ekornya semakin tebal pada kedua sisi. Sementara itu, semakin besar derajat kebebasan (untuk $\nu > 30$), distribusi semakin mendekati Normal (Blangiardo & Cameletti, 2015).

Fungsi Log-Likelihood

Dalam pengestimasiian model statistik, tujuannya adalah memaksimum *likelihood* (dinotasikan \mathcal{L}) atau logaritma naturalnya ($\log \mathcal{L}$). Berdasarkan persamaan (6), ketika ε_t mengikuti distribusi SN dengan rerata nol dan variansi σ_t^2 mengikuti proses GARCH(1,1) atau EGARCH(1,1), maka fungsi *log-likelihood* pada waktu t untuk kedua model bisa dinyatakan sebagai:

$$\log \mathcal{L}_t = -\frac{1}{2} \ln(2\pi\sigma_t^2) - \frac{R_t^2}{2\sigma_t^2} + \ln \left(1 + \operatorname{Erf} \left(\frac{R_t \lambda}{\sqrt{2\sigma_t^2}} \right) \right).$$

Ketika ε_t mengikuti distribusi ASN, fungsi *log-likelihood* untuk model dapat diperoleh dari persamaan (7) dan dinyatakan sebagai:

$$\log \mathcal{L}_t = \ln((1 - A \cdot R_t)^2 + 1)$$

$$- \ln(2 + A^2) - \frac{1}{2} \left[\ln(2\pi\sigma_t^2) + \frac{R_t^2}{\sigma_t^2} \right]. \quad (10)$$

Sementara itu, jika ε_t berdistribusi Student- t yang mempunyai rerata nol, variansi σ_t^2 , dan derajat kebebasan $\nu > 2$, maka fungsi *log-likelihood* untuk model diperoleh dari persamaan (8) dan dinyatakan oleh:

$$\log \mathcal{L}_t = \ln \Gamma \left(\frac{\nu + 1}{2} \right) - \ln \Gamma \left(\frac{\nu}{2} \right) - \frac{1}{2} \left[\pi \sigma_t^2 \ln(\nu - 2) + (\nu + 1) \ln \left(1 + \frac{R_t^2}{\sigma_t^2(\nu - 2)} \right) \right]$$

Metode Estimasi

Studi ini secara khusus menggunakan metode *Generalized Raduced Gradient*(GRG) Non-linear di Solver Excel untuk mencari nilai-nilai parameter model yang memaksimumkan *log-likelihood*. Alat bantu ini tersedia di Microsoft Excel yang merupakan piranti lunak yang banyak digunakan oleh publik dan praktisi keuangan. Langkah-langkah pengestimasiian mengikuti Nugroho *et al.* (2018).

Sebagai pembanding terhadap hasil estimasi dari Solver Excel, studi ini juga mengerjakan metode ARWM yang diimplementasikan Scilab dengan membuat kode sendiri. Metode tersebut untuk membangkitkan rantai Markov dari setiap parameter sebagai tahap pertama dari

algoritma Markov Chain Monte Carlo (MCMC). Menggunakan rantai Markov, tahap kedua MCMC yaitu menghitung nilai-nilai statistik seperti rata-rata, simpangan baku, dan interval Bayesian berdasarkan pendekatan Monte Carlo. Langkah-langkah dari metode ARWM dapat dilihat secara rinci di Salim *et al.* (2016).

Pemilihan Model

Ketika model-modelnya tidak bersarang (artinya bahwa satu model bukan merupakan kejadian khusus dari model lainnya), maka kecocokan model pada data dapat diselidiki berdasarkan pada nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) yang diusulkan oleh Akaike (1974). Nilai statistik AIC dinyatakan dengan rumus sebagai berikut:

$$AIC = 2(k - \log \hat{L}), \quad (9)$$

dimana menyatakan banyaknya parameter yang diestimasi dari model dan \hat{L} menyatakan nilai maksimum dari fungsi *log-likelihood* model. Kriterianya yaitu model dengan nilai AIC terkecil menjadi model terbaik.

APLIKASI PADA DATA REAL

Bagian ini menggambarkan dan menganalisis model yang diaplikasikan pada data kurs dan indeks saham

Implementasi Metode Estimasi

Pertama kali ini diperhatikan implementasi metode GRG Non Linear Solver Excel. Dalam lembar kerja Ms. Excel, nilai *return*, variansi, dan *log-likelihood* didaftar dalam kolom dan dihitung sesuai dengan rumus yang berasosiasi. Metode diaplikasikan dengan mengambil nilai awal untuk parameter-parameter model EGARCH(1,1) yaitu

$$\omega = -0,01, \alpha = 0,3, \beta = 0,8, \gamma = 0,9, \nu = 10, \lambda = 0, \text{ dan } A = 0.$$

Ketika Solver Excel dijalankan, nilai-nilai tersebut diharapkan akan berubah secara bertahap dalam ukuran kecil untuk memperbaiki nilai dari fungsi tujuan (dalam studi ini adalah memaksimalkan *log-likelihood*) sehingga mencapai solusi optimal. Metode kedua, yaitu ARWM, diaplikasikan dalam algoritma MCMC dan diimplementasikan di program Scilab dengan membuat kode pemrograman sendiri. MCMC dijalankan untuk membangkitkan rantai Markov yang terdiri 6000 bilangan acak (nilai-nilai estimasi) untuk setiap parameter dari model. Dari rantai Markov tersebut, 1000 bilangan acak pertama dihapus untuk menghilangkan ketidakstasioneran dari rantai Markov yang diakibatkan oleh pengambilan sembarang nilai awal parameter. Selanjutnya, 5000 bilangan acak tersisa digunakan untuk

menghitung rata-rata dan interval Bayesian dari setiap parameter. Studi ini secara khusus mengaplikasikan interval HPD (Highest Posterior Density) dari Chen & Shao (1999) untuk mengestimasi interval Bayesian.

MCMC dimulai dengan nilai awal untuk parameter-parameter model EGARCH(1,1) seperti di Solver Excel. Untuk melengkapi pendekatan Bayesian:

$$\text{Posterior} \propto \text{Likelihood} \times \text{Prior},$$

dimana simbol \propto menyatakan “proporsional terhadap”, distribusi prior untuk parameter-parameter $\omega, \alpha, \beta, \gamma, \lambda, A$ yaitu $N(0,1000)$ seperti di Ardia & Hoogerheide (2010) dan untuk parameter ν yaitu $\text{Exp}(0,01)$ seperti di Deschamps (2006).

Hasil Estimasi

Hasil estimasi dari model-model yang dipelajari disajikan dalam Tabel 2 untuk data USD/IDR dan Tabel 3 untuk data FTSE100. Terlebih dulu ini dicatat dari Choi & Lam (2017) bahwa dua metode estimasi memberikan hasil sangat serupa jika bias—

selisih (secara relatif untuk studi ini) antara nilai-nilai estimasi dari kedua metode—sangat mendekati nol. Tabel 2 dan 3 menunjukkan bahwa hasil estimasi parameter dengan menggunakan metode GRG Non-linear Solver Excel serupa dengan hasil estimasi menggunakan metode ARWM MCMC Scilab. Dalam kasus ini, pelanggaran kendala model GARCH(1,1) seperti yang ditemukan oleh Nugroho, Susanto *et al.* (2019) dan Nugroho, Kurniawati *et al.* (2019) tidak terjadi. Terlebih lagi, keserupaan hasil dari kedua metode pada model-model EGARCH(1,1) mengindikasikan bahwa model yang lebih rumit dari GARCH(1,1) masih dapat diestimasi dengan mudah oleh metode GRG Non-linear Solver Excel. Oleh karena itu, ini dapat dikatakan bahwa Solver Excel mempunyai kemampuan yang baik dalam mengestimasi model-model yang dipelajari. Jadi, hasil tersebut menyimpulkan bahwa metode GRG Non-linear Solver Excel

Tabel 2. Hasil estimasi parameter model yang dicocokkan pada data USD/IDR.

Model	Distribusi	ω	α	β	A	γ	λ	ν
Solver Excel								
GARCH	Normal	0,0063	0,2122	0,7807	-	-	-	-
	SN	0,0063	0,2122	0,7811	-	-	0,0760	-
	ASN	0,0063	0,2122	0,7807	-0,0197	-	-	-
	Student-t	0,0030	0,2037	0,7963	-	-	-	4,13

EGARCH	Normal	-0,3474	0,3371	0,9487	-	0,0775	-	-
	SN	-0,3473	0,3372	0,9448	-	0,0765	0,0716	-
	ASN	-0,3474	0,3371	0,9487	-0,0197	0,0775	-	-
	Student- <i>t</i>	-0,3422	0,3923	0,9672	-	0,0262	-	3,66
MCMC								
GARCH	Normal	0,0068	0,2110	0,7758	-	-	-	-
	SN	0,0067	0,2096	0,7778	-	-	0,0770	-
	ASN	0,0070	0,2138	0,7731	-0,0201	-	-	-
	Student- <i>t</i>	0,0038	0,2221	0,7729	-	-	-	4,23
EGARCH	Normal	-0,3624	0,3493	0,9452	-	0,0767	-	-
	SN	-0,3667	0,3513	0,9439	-	0,0759	0,0685	-
	ASN	-0,3554	0,3414	0,9461	-0,0214	0,0761	-	-
	Student- <i>t</i>	-0,3810	0,4282	0,9592	-	0,0230	-	3,69

dapat direkomendasikan kepada praktisi keuangan yang tidak mempunyai pengetahuan yang cukup dalam bahasa pemrograman komputer.

Selanjutnya, kepentingan untuk mengasumsikan adanya efek asimetris *return*-variansi dan penggunaan distribusi SN dan ASN untuk *error* dari *return* dapat dilihat berdasarkan signifikansi parameter terkait berdasarkan interval HPD. Karena metode GRG Non-linear Solver Excel tidak menampilkan interval kepercayaan, maka ini difokuskan pada hasil dari MCMC.

Pertama kali ini dilihat signifikansi parameter γ sebagai indikator kehadiran dari efek asimetris. Tabel 3 melaporkan 95% interval HPD untuk parameter asimetrisy sebagai pembentuk model EGARCH(1,1). Hasil menunjukkan bahwa parameter γ adalah signifikan untuk setiap kasus distribusi dan data pengamatan, kecuali untuk distribusi Student-*t* pada data USD/IDR. Ini diindikasikan oleh 95% interval HPD yang tidak memuat nol. Meskipun tidak dilaporkan di sini, studi bahkan menemukan bahwa parameter γ adalah signifikan pada tingkat 1%. Penemuan

Tabel 3. Hasil estimasi parameter model yang dicocokkan pada data FTSE100.

Model	Distribusi	ω	α	β	A	γ	λ	ν
Solver Excel								
GARCH	Normal	0,0053	0,0900	0,9064	-	-	-	-
	SN	0,0053	0,0905	0,9060	-	-	-0,0613	-
	ASN	0,0054	0,0906	0,9056	0,0385	-	-	-
	Student- <i>t</i>	0,0046	0,0839	0,9131	-	-	-	11,33
EGARC	Normal	-0,1149	0,1356	0,9886	-	-0,0796	-	-

H	SN	-0,1161	0,1370	0,9885	-	-0,0804	-0,0646	-
	ASN	-0,1149	0,1357	0,9886	0,0385	-0,0796	-	-
	Student- <i>t</i>	-0,1324	0,1580	0,9880	-	-0,0780	-	12,25
MCMC								
GARCH	Normal	0,0058	0,0901	0,9053	-	-	-	-
	SN	0,0060	0,0923	0,9029	-	-	-0,0600	-
	ASN	0,0060	0,0925	0,9028	0,0393	-	-	-
	Student- <i>t</i>	0,0057	0,0890	0,9064	-	-	-	12,42
EGARCH H	Normal	-0,1197	0,1414	0,9878	-	-0,0804	-	-
	SN	-0,1186	0,1402	0,9881	-	-0,0805	-0,0664	-
	ASN	-0,1188	0,1405	0,9882	0,0403	-0,0795	-	-
	Student- <i>t</i>	-0,1138	0,1346	0,9896	-	-0,0858	-	13,10

ini menyediakan bukti adanya efek asimetris antara *return* dan variansi pada kedua data pengamatan. Secara khusus, data USD/IDR menghasilkan $\gamma > 0$. Ini berarti bahwa *return* positif di hari kemarin menghasilkan variansi hari ini yang lebih besar daripada yang diakibatkan oleh *return* negatif (dengan nilai mutlak sama). Sementara itu, data FTSE100 menghasilkan $\gamma < 0$. Ini tidak lain menyatakan efek *leverage* dan membuat aset menjadi lebih berisiko karena variansi hari ini lebih besarketika *return* hari kemarin adalah negatif.

Pengamatan kedua untuk signifikansi parameter yaitu pada sifat kemencengan pada distribusi versi skew normal. Dalam hal ini yaitu parameter λ dan A yang berturut-turut sebagai pembentuk distribusi SN dan ASN. Tabel 4 melaporkan 95% interval HPD untuk kedua parameter. Hasil menunjukkan bahwa parameter λ adalah signifikan untuk setiap model dan data pengamatan, sedangkan parameter A hanya signifikan untuk kasus data FTSE100. Ini diindikasikan oleh 95% interval HPD yang tidak memuat nol. Terlebih lagi, meskipun tidak dilaporkan di sini, parameter λ adalah signifikan pada

Tabel 3. Interval HPD untuk parameter γ dalam model EGARCH(1,1) pada tingkat signifikansi 5%.

Distribusi	USD/IDR	FTSE100
Normal	(0,0474, 0,1083)	(-0,0982, -0,0634)
SN	(0,0462, 0,1041)	(-0,0985, -0,0625)
ASN	(0,0477, 0,1063)	(-0,0969, -0,0614)
Student <i>t</i>	(-0,0219,	(-0,1056, -

0,0691) 0,0669)

Tabel 4. Interval HPD untuk parameter λ dalam distribusi SN dan parameter A dalam distribusi ASN pada tingkat signifikansi 5%.

Model	λ		A	
	USD/IDR	FTSE100	USD/IDR	FTSE100
GARCH	(0,0201, 0,1352)	(-0,1004, -0,0200)	(-0,0671, 0,0256)	(0,0089, 0,0734)
EGARCH	(0,0068, 0,1248)	(-0,1075, -0,0245)	(-0,0703, 0,0199)	(0,0062, 0,0711)

tingkat 1% untuk setiap model dan data pengamatan. Penemuan ini mengindikasikan bahwa distribusi SN perlu untuk diasumsikan sebagai distribusi *error* dari *return* USD/IDR dan FTSE100 daripada distribusi Normal, sedangkan distribusi ASN hanya untuk *error* dari *return* FTSE100.

Evaluasi Model

Dari model dan distribusi yang diperhatikan, studi ini hanya mempunyai dua kasus model bersarang, yaitu distribusi Normal melawan SN dan juga distribusi Normal melawan ASN. Karena itu, secara keseluruhan model-model yang bersaing adalah tidak bersarang, sehingga pemilihan model terbaik dilakukan berdasarkan AIC. Di sini bisa dibandingkan kebaikan pencocokan antara kedua model dengan distribusi yang sama dan juga kebaikan pencocokan antara keempat distribusi untuk setiap kasus model. Untuk itu, Tabel 5 menyajikan nilai-nilai AIC dan pemeringkatan keunggulan pencocokan

berdasarkan distribusi ataupun secara keseluruhan.

Dengan memperhatikan distribusi yang sama, hasil menunjukkan bahwa model EGARCH(1,1) menyediakan pencocokan yang lebih baik daripada GARCH(1,1), yang diindikasikan oleh nilai AIC yang lebih kecil. Hasil tersebut mengkonfirmasi hasil sebelumnya yang menyatakan kehadiran sifat asimetris *return*-variansi. Ini berarti bahwa kedua data menyediakan bukti keunggulan model EGARCH(1,1) terhadap GARCH(1,1), yang serupa dengan hasil studi sebelumnya seperti di Wennstrom (2014) dan Lamaet al.(2015).

Tabel 5. Nilai AIC dan peringkat untuk model-model yang berkompetisi.

Model	Distribusi	Solver Excel		MCMC	
		AIC	Peringkat	AIC	Peringkat
USD/IDR					
GARCH	Normal	1567,71	(3; 7)	1570,38	(3; 7)
	SN	1562,83	(2; 6)	1566,47	(2; 6)
	ASN	1568,97	(4; 8)	1572,76	(4; 8)
	Student- <i>t</i>	1175,30	(1; 2)	1180,45	(1; 2)
EGARCH	Normal	1531,06	(3; 4)	1536,99	(3; 4)
	SN	1524,90	(2; 3)	1534,06	(2; 3)
	ASN	1532,33	(4; 5)	1539,25	(4; 5)
	Student- <i>t</i>	1167,51	(1; 1)	1174,22	(1; 1)
FTSE100					
GARCH	Normal	8526,92	(4; 8)	8529,76	(4; 8)
	SN	8520,56	(2; 6)	8524,29	(2; 6)
	ASN	8523,74	(3; 7)	8527,25	(3; 7)
	Student- <i>t</i>	8485,90	(1; 5)	8490,11	(1; 5)
EGARCH	Normal	8464,42	(4; 4)	8469,89	(4; 4)
	SN	8442,00	(2; 2)	8463,62	(2; 2)
	ASN	8461,22	(3; 3)	8467,91	(3; 3)
	Student- <i>t</i>	8421,98	(1; 1)	8433,10	(1; 1)

Catatan: Peringkat (x; y) menyatakan bahwa x dan y berturut-turut adalah peringkat untuk distribusi dan keseluruhan.

Selanjutnya, ketikakeempat distribusi yang adalah lebih baik daripada model dengan dibandingkan, nilai AIC mengindikasikan distribusi normal. Sementara itu, distribusi bahwa distribusi terbaik pertama dan kedua Normal dan ASN adalah kompetitif, artinya untuk setiap model berturut-turut adalah distribusi Normal mengungguli ASN pada data distribusi Student-*t* dan SN. Hasil ini serupa USD/IDR tetapi diungguli pada FTSE100. Penemuan tersebut mengkonfirmasi hasil menunjukkan bahwa model GARCH dengan sebelumnya bahwa parameter kemencengan distribusi Student-*t* mencocokkan data lebih dari distribusi ASN tidak signifikan ketika baik daripada model dengan distribusi SN, model dicocokkan pada data USD/IDR.

Jadi secara keseluruhan, AIC telah memilih model EGARCH berdistribusi Student-*t* sebagai model terbaik untuk data USD/IDR dan FTSE100, yang diindikasikan oleh nilai AIC yang paling kecil. Hasil ini serupa dengan hasil dari Bucevska (2013) yang menunjukkan bahwa model EGARCH berdistribusi Student-*t* lebih cocok untuk pasar saham Macedonia.

SIMPULAN

Studi ini telah mengevaluasi kinerja pencocokan model EGARCH(1,1) pada data kurs USD/IDR periode harian dari Januari 2010 sampai Desember 2017 dan data indeks saham FTSE100 periode harian dari Januari 2000 sampai Desember 2013. Model diestimasi menggunakan metode GRG Non-Linear Solver Excel dan ARWM MCMC di Scilab. Studi ini menyimpulkan bahwa metode GRG Non-linear Solver Excel mampu mengestimasi parameter-parameter model dengan handal karena hasil estimasinya tidak melanggar kendala dan memberikan hasil serupa dengan hasil estimasi menggunakan metode ARWM MCMC di Scilab. Berdasarkan nilai AIC, model yang paling cocok untuk kurs beli USD/IDR dan indeks saham FTSE100 adalah model EGARCH(1,1) berdistribusi Student-*t*.

DAFTAR PUSTAKA

Abdalla, S. Z. S., & Winker, P. (2012). Modelling stock market volatility using univariate GARCH models: Evidence from Sudan and Egypt. *International Journal of Economics and Finance*, 4(8), 161–176.

Akaike, H. (1974). A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716–723.

Altun, E. (2019). The generalized Gudermannian distribution: inference and volatility modelling. *Statistics*, 53(2), 364–386.

Ardia, D., & Hoogerheide, L. F. (2010). Bayesian estimation of the GARCH(1,1) model with Student-*t* innovations. *The R Journal*, 2(2), 41–47.

Azzalini, A. (1985). A class of distributions which includes the normal ones. *Scandinavian Journal of Statistics*, 12(2), 171–178.

Azzalini, A. (2011). Skew-normal distribution. In M. Lovric (Ed.), *International encyclopedia of statistical science*. Springer Berlin Heidelberg.

Blangiardo, M., & Cameletti, M. (2015). *Spatial and Spatio-temporal Bayesian Models with R - INLA*. Chichester: John Wiley & Sons.

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327.

Bucevska, V. (2013). An empirical evaluation of GARCH models in Value-at-Risk estimation: Evidence from the Macedonian Stock Exchange. *Business Systems Research*, 4(1), 49–64.

Chen, M.-H., & Shao, Q.-M. (1999). Monte Carlo estimation of Bayesian credible and HPD intervals. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 8(1), 69–92.

Choi, S. W., & Lam, D. M. H. (2017). Comparing two methods-agreeing to disagree. *Anaesthesia*, 72(5), 651–653.

Deschamps, P. J. (2006). A flexible prior

- distribution for Markov switching autoregressions with Student-t errors. *Journal of Econometrics*, 133(1), 153–190.
- Elal-olivero, D. (2010). Alpha skew normal distribution, 29(December), 224–240.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987–1007.
- Hansen, P. R., & Lunde, A. (2005). A forecast comparison of volatility models: Does anything beat a GARCH(1,1)? *Journal of Applied Econometrics*, 20(7), 873–889.
- Jarque, C. M. (2011). Jarque-Bera test. In M. Lovric (Ed.), *International Encyclopedia of Statistical Science* (pp. 701–702). Berlin, Heidelberg: Springer.
- Kronman, S. (2015). *The volatility of tomorrow - Comparison of GARCH and EGARCH models applied to Texas Instruments stock returns*. Stockholms Universitet.
- Lama, A., Jha, G. K., Paul, R. K., & Gurung, B. (2015). Modelling and forecasting of price volatility: An application of GARCH and EGARCH models. *Agricultural Economics Research Review*, 28(1), 73–82.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, 59(2), 347–370.
- Nugroho, D. B., Kurniawati, D., Panjaitan, L. P., Kholil, Z., Susanto, B., & Sasongko, L. R. (2019). Empirical performance of GARCH, GARCH-M, GJR-GARCH and log-GARCH models for returns volatility. *Journal of Physics: Conference Series*, 1307(1), 012003.
- Nugroho, D. B., & Susanto, B. (2017). Volatility modeling for IDR exchange rate through APARCH model with student-t distribution. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 1868, p. 040005). AIP Publishing LLC.
- Nugroho, D. B., Susanto, B., Prasetia, K. N. P., & Rorimpandey, R. (2019). Modeling of returns volatility using GARCH(1,1) model under Tukey transformations. *Jurnal Akuntansi Dan Keuangan*, 21(1), 12–20.
- Nugroho, D. B., Susanto, B., & Rosely, M. M. (2018). Penggunaan MS Excel untuk estimasi model GARCH(1,1). *Jurnal Matematika Integratif*, 14(2), 71–81.
- Safrudin, I. M., Nugroho, D. B., & Setiawan, A. (2015). Estimasi berbasis MCMC untuk returns volatility di pasar valas Indonesia melalui model ARCH berdistribusi normal dan Student-t. In *Prosiding Sendika UMP* (pp. 34–39).
- Salim, F. C., Nugroho, D. B., & Susanto, B. (2016). Model volatilitas GARCH(1,1) dengan error Student-t untuk kurs beli EUR dan JPY terhadap IDR. *Jurnal MIPA*, 39(1), 63–69.
- Sarkar, A., & Roy, M. (2019). A study of volatility of five major stock indices of Indian stock market. In S. Bandyopadhyay & M. Dutta (Eds.), *Opportunities and Challenges in Development*. Springer Nature Singapore.
- Wennstrom, A. (2014). *Volatility forecasting performance: Evaluation of GARCH type volatility models on Nordic equity indices*. Royal Institute of Technology, Stockholm, Sweden.