

PREDIKSI VALUE-AT-RISK MENGGUNAKAN MARKOV REGIME SWITCHING AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY (STUDI KASUS JAKARTA COMPOSITE INDEX)

Kautsar Abdillah¹, Deni Saepudin², Aniq Atiqi Rohmawati³

^{1,2,3}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹kautsar29@gmail.com, ²denisaepudin@telkomuniversity.ac.id, ³aniqatiqi@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Investasi adalah penanaman modal sumber daya yang dimiliki dan diharapkan dimasa akan datang dapat memberikan keuntungan. Dalam mencapai keuntungan, investor juga menghadapi risiko dari investasi. Keuntungan dari investasi membutuhkan priode jangka panjang. Harapan investor adalah memperoleh tingkat pengembalian (*return*) sebesar besarnya dengan risiko tertentu, dalam hal ini tingkat risiko berbanding lurus dengan nilai *return*. Pada tugas akhir ini, dalam memprediksi risiko investasi digunakan metode Value at Risk (VaR). *Value-at-Risk* (VaR) merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk membantu dalam prediksi risiko aset. Model yang dapat dilibatkan dalam prediksi risiko aset adalah *Markov Regime Switching Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (MS-ARCH). Pada penelitian ini menggunakan metode *correct* VaR untuk mencari akurasi nilai dari VaR. Berdasarkan simulasi dari VaR MS-ARCH diperoleh *correct* VaR pada tingkat signifikansi 5% untuk MS-ARCH (0,1) adalah 2,3% dan MS-ARCH (1,1) adalah 2,5%. Model VaR yang optimal berdasarkan tingkat signifikansi yang ditentukan adalah VaR MS-ARCH (0,1).

Kata kunci : *Investasi, Value-at-Risk, Markov Switching, ARCH, correct VaR.*

Abstract

Investment is planting of resources owned and expected in the future can provide benefits. In achieving profit investors are also at risk from investment. The advantages of investing require long-term period. The investor's expectation is to obtain a return rate of magnitude with a certain risk. Therefore, the risk level is directly proportional to the return value. Sometimes investors find it difficult to predict future stocks, for which it is used prediction using the Markov Chain algorithm and Autoregressive Conditional Heteroscedastic (ARCH). Value-at-Risk (VaR) is one method that can be used to assist in asset risk prediction. The model that can be involved in asset risk prediction is Markov Regime Switching Autoregressive Conditional Heteroscedastic (MS-ARCH). Based on simulation of VaR MS-ARCH obtained correct VaR at 5% significance level for MS-ARCH (0,1) is 2,3% and MS-ARCH (1,1) is 2,5%. The optimal VaR model based on the specified level of significance is VaR MS-ARCH (0,1).

Keywords: *Investment, Value-at-Risk, Markov Switching, ARCH, correct VaR.*

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Investasi adalah penanaman modal suatu sumber daya yang dimiliki dan diharapkan dimasa akan datang dapat memberikan keuntungan. Dalam mencapai keuntungan investor juga menghadapi risiko dari investasi. Tetapi keuntungan yang diharapkan harus membutuhkan waktu yang tidak sebentar. Harapan investor adalah memperoleh tingkat pengembalian (*return*) sebesar besarnya dengan risiko tertentu. Oleh karena itu, tingkat risiko berbanding lurus dengan nilai *return* [1].

Peningkatan harga terus menerus dalam suatu lingkup kegiatan pasar yang disebabkan beberapa faktor, diantaranya yaitu meningkatnya pembelian atau konsumsi masyarakat, likuiditas yang tinggi mempengaruhi jumlah konsumsi. Permodelan *return* indeks Jakarta Composite Index dilakukan dengan menggunakan metode time series yang melibatkan observasi sebelumnya. Oleh karena itu, penentuan nilai kerugian (risiko) pada Tugas Akhir ini melibatkan model time series ARCH (1).

Value-at-Risk (VaR) merupakan salah satu alat ukur risiko yang digunakan untuk memprediksi nilai kerugian dimasa yang akan datang [5]. Oleh karena itu VaR dapat digunakan untuk memprediksi risiko investasi pembelian saham. VaR dapat dihitung dengan tiga metode, yaitu *variancecovariance*, *monte calro simulation*, *historical simulation*. Nugroho(2013), menggunakan data minyak dunia menunjukkan bahwa model MS-ARCH memiliki kemampuan prediksi yang baik dalam peramalan *Value-at-Risk*.

Engle (1982) memperkenalkan model *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH) untuk memodelkan selisih antara nilai prediksi dari inflasi yang terjadi di Inggris[3]. Hamilton (1989) mendedikasikan model *Markov Switching* dalam proses Autoregressive untuk memperjelas data yang berubah. Setelah itu pada tahun 1994 Hamilton dan Susmel mengembangkan model *Markov Regime Switching Autoregressiv Conditional Heteroskedasticity* (SWARCH) yang menggabungkan model dari *Markov Switching* dan *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* [4]. Dalam Tugas Akhir ini akan dihitung prediksi *Value-at-Risk* dengan MS-ARCH.

Perumusan Masalah

Dari permasalahan latar belakang dapat diambil beberapa permasalahan pada Tugas Akhir.

1. Bagaimana mengimplementasikan model *Markov Regime Switching Autoregressiv Conditional Heteroscedasticity* (MS-ARCH) untuk memprediksi *Value-at-Risk* pada data return indeks harga saham Jakarta Composite Index?
2. Bagaimana menentukan nilai akurasi *Value-at-Risk* menggunakan metode *correct VaR*?

Tujuan

Berikut adalah tujuan yang ingin dicapai pada penulisan Tugas Akhir.

1. Mengimplementasikan model *Markov Regime Switching Autoregressiv Conditional Heteroscedasticity* (MS-ARCH) untuk memprediksi *Value-at-Risk*.
2. Menentukan nilai akurasi *Value-at-Risk* menggunakan metode *correct VaR*.

Batasan Masalah

Batasan masalah pada Tugas Akhir ini adalah tidak adanya pembagian state pada data, pembagian state hanya dilakukan pada model MS-ARCH.

2. Landasan Teori

2.1 Return Saham

Return saham merupakan pendapatan yang diperoleh oleh pemegang saham sebagai hasil dari investasinya di perusahaan tertentu [2]. *Return* saham dapat dibedakan menjadi dua jenis (Jogiyanto 2000), yaitu *return* realisasi (*realized return*) dan *return* ekspektasi (*expected return*). *Return* realisasi merupakan *return* yang sudah terjadi dan dihitung berdasarkan data historis. *Return* realisasi dapat digunakan sebagai salah satu pengukuran kinerja perusahaan dan dapat digunakan sebagai dasar penentu *return* ekspektasi dan risiko di masa yang akan datang, sedangkan *return* ekspektasi merupakan *return* yang diharapkan terjadi di masa mendatang dan masih bersifat tidak pasti [6]. Dalam penelitian ini dapat menggunakan perhitungan *return* majemuk, rumus sebagai berikut[1]:

$$X_t = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}} \quad (1)$$

Keterangan:

X_t : *Return* saham periode t
 P_t : Harga saham pada periode t
 P_{t-1} : Harga saham pada periode t-1

2.2 Model ARCH

Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH) model adalah salah satu model dari time series. Model ARCH dapat digunakan untuk menentukan suatu perubahan variansi. Meskipun model ARCH mungkin dapat digunakan untuk mengetahui variansi secara bertahap dari waktu ke waktu, tetapi yang paling sering digunakan untuk mengetahui perubahan yang cepat dalam mencari variansi. Model ARCH digunakan untuk masalah dalam ekonometrik dan keuangan yang berkaitan dengan jumlah investasi atau saham yang akan meningkat dan menurun dalam waktu tertentu. Model ARCH [7]:

$$X_t = \sigma_t \cdot \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1 X_{t-1}^2 \quad (3)$$

dengan (ε_t) merupakan barisan peubah acak yang saling bebas dan berdistribusi identik normal baku $\varepsilon_t \sim N(0,1)$ [4]. Selain itu, terdapat asumsi: σ_t dengan ε_t saling bebas, X_{t-1} dengan ε_t saling bebas, X_t dengan X_{t-1} tidak saling bebas, X_t dengan ε_t tidak saling bebas dan spesifikasi parameter untuk model ARCH adalah $a_0 > 0, a_1 \geq 0$.

Keterangan:

X_t : Nilai *return* pada waktu t

σ_t^2 : Variansi pada waktu t
 α_0 : Konstanta

2.3 Model Markov Regime Switching ARCH

Misalkan *return* X_t mengikuti model *Markov Regime Switching Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (MS-ARCH (S_t, m)), dengan S_t menyatakan banyaknya state yaitu 0 atau 1 dan m menyatakan banyaknya koefisien pada MS-ARCH. Model MS-ARCH ($S_t, 1$) [3] didefinisikan sebagai :

$$X_t = \sigma_t \cdot \varepsilon_t \quad (4)$$

$$\sigma_t^2 = a_{0_{s_t}} + a_1 X_{t-1}^2 \quad (5)$$

$$a_{0_{s_t}} = \gamma_0 + \gamma_1 \cdot S_t \quad (6)$$

dengan: $a_{0_{s_t}} = \gamma_0 + \gamma_1 \cdot S_t$

Untuk melihat pengaruh *Markov Regime Switching* pada model ARCH, dapat dikerjakan dalam dua varian (X_t dan S_t). Pada persamaan (2) dan (3), pada dasarnya model MS-ARCH tersebut mengikuti model ARCH, dimana pada keadaan ($S_t = 1$) terdapat penambahan parameter γ_1 hal ini menunjukkan *return* berada pada keadaan *high volatility*. Pemodelan volatilitas oleh MS-ARCH merepresentasikan volatilitas yang terus bergerak sekaligus mengetahui peluang keadaan akan stasioner untuk jangka waktu yang lama [7].

2.4 Fungsi Likelihood

2.4.1 Fungsi Likelihood MS-ARCH (0,1) untuk $s_t = 0$

Untuk menentukan estimasi nilai parameter menggunakan persamaan (5). Persamaan tersebut memerlukan nilai γ_0 , α_1 sebagai koefisien untuk $s_t = 0$. Untuk memperoleh parameter tersebut menggunakan fungsi maksimum likelihood sebagai penaksir parameter [7].

$$L(\gamma_0, \alpha_1 | (X_t | X_{t-1})) = \prod_{t=2}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot (\gamma_0 + \alpha_1 X_{t-1}^2)}} \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \frac{X_t^2}{(\gamma_0 + \alpha_1 X_{t-1}^2)}\right) \quad (7)$$

$$l(\theta) = \log(L(\gamma_0, \alpha_1 | (X_t | X_{t-1}))) = -\frac{1}{2} \sum_{t=2}^n \left(\log(2\pi) + \log(\gamma_0 + \alpha_1 X_{t-1}^2) + \frac{X_t^2}{(\gamma_0 + \alpha_1 X_{t-1}^2)} \right) \quad (8)$$

Dari persamaan diatas diaplikasikan ke dalam fungsi `fminsearch` pada Matlab untuk mendapatkan nilai parameter model MS-ARCH(0,1) untuk $s_t = 0$ dengan memaksimalkan fungsi likelihood.

2.4.2 Fungsi Likelihood MS-ARCH(1,1) untuk $s_t = 1$

Untuk menentukan estimasi nilai parameter menggunakan persamaan (5). Persamaan tersebut memerlukan nilai $\gamma_0, \gamma_1, \alpha_1$ sebagai koefisien untuk $s_t = 1$. Untuk memperoleh parameter tersebut menggunakan fungsi maksimum likelihood sebagai penaksir parameter [7].

$$L(\gamma_0, \gamma_1, \alpha_1 | (X_t | X_{t-1})) = \prod_{t=2}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot (\gamma_0 + \gamma_1 + \alpha_1 X_{t-1}^2)}} \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \frac{X_t^2}{(\gamma_0 + \gamma_1 + \alpha_1 X_{t-1}^2)}\right) \quad (9)$$

$$\log(L(\gamma_0, \gamma_1, \alpha_1 | (X_t | X_{t-1}))) = -\frac{1}{2} \sum_{t=2}^n \left(\log(2\pi) + \log(\gamma_0 + \gamma_1 + \alpha_1 X_{t-1}^2) + \frac{X_t^2}{(\gamma_0 + \gamma_1 + \alpha_1 X_{t-1}^2)} \right) \quad (10)$$

Dari persamaan diatas diaplikasikan ke dalam fungsi `fminsearch` pada Matlab untuk mendapatkan nilai parameter model MS-ARCH(1,1) untuk $s_t = 1$ dengan memaksimalkan fungsi likelihood.

2.5 Value-at-Risk

VaR dapat memperkirakan nilai kerugian maksimum pada waktu yang akan datang. Untuk suatu data risiko yang mengikuti model MS-ARCH, maka prediksi VaR memerlukan taksiran atau nilai estimasi dari parameter model MS-ARCH. Misalkan X_t adalah peubah acak *return* dengan fungsi distribusi $F(X_t)$. VaR pada tingkat signifikansi α didefinisikan sebagai [7]:

$$VaR_\alpha(X) = F_X^{-1}(\alpha) \quad (11)$$

VaR pada tingkat signifikansi α dan F_X^{-1} merupakan invers dari fungsi distribusi, F .

Keterangan:

VaR_α : VaR pada tingkat signifikansi α

F_X^{-1} : Merupakan invers dari fungsi distribusi F

2.6 Correct VaR

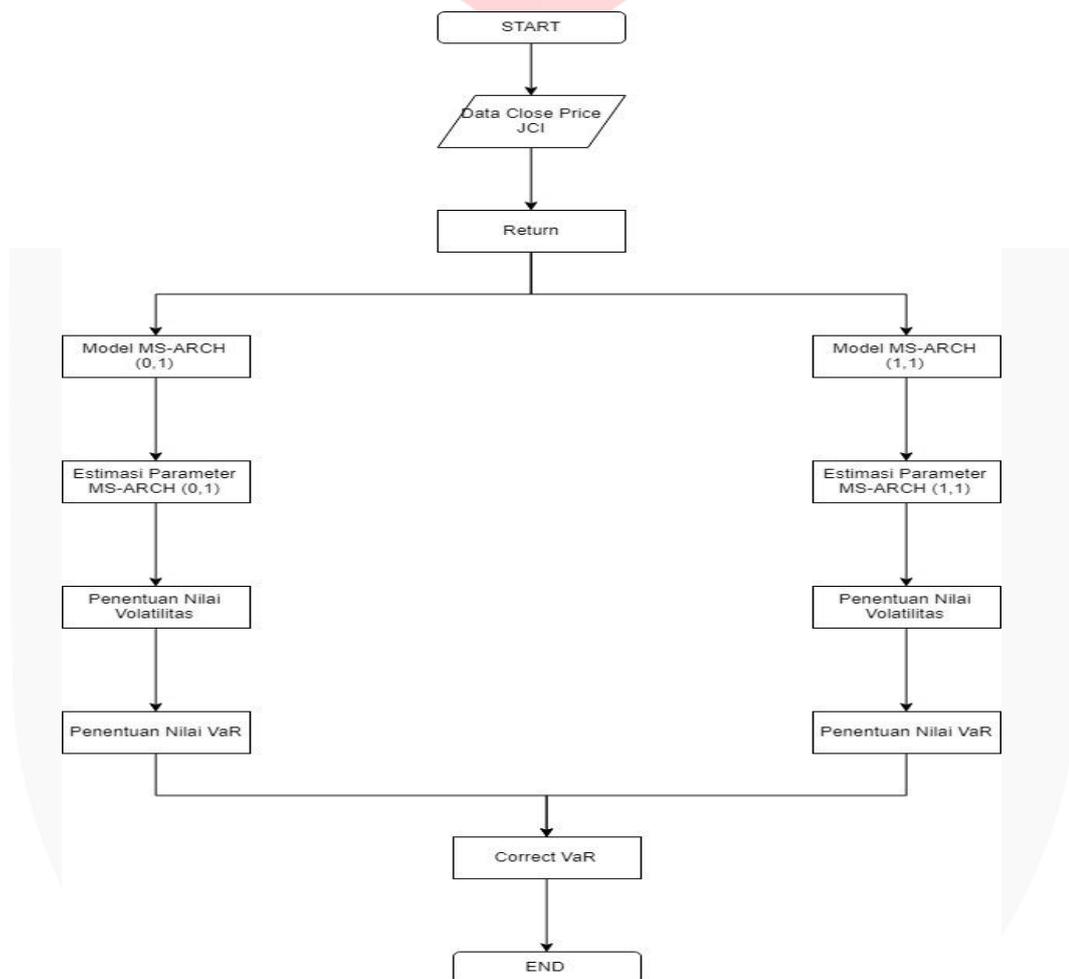
Correct VaR bertujuan membandingkan peluang pelanggaran $VaR(\alpha)$ dengan realisasi peluang pelanggaran. *Correct VaR* diperoleh dengan menghitung banyaknya pelanggaran dibagi dengan banyaknya data. Berikut rumusan untuk menentukan *correct VaR* [14]:

$$correct VaR = \frac{K}{N} \quad (12)$$

Keterangan:

K : Banyaknya nilai *return* lebih kecil dari VaR
 N : Banyaknya nilai VaR yang dihitung

3. Metodologi dan Desain Sistem



Gambar 1 Alur Perancangan Sistem prediksi *Value-at-Risk* menggunakan MS-ARCH

Gambar 1 merupakan alur sistem kerja prediksi *Value-at-Risk* menggunakan MS-ARCH yang dapat dijelaskan sebagai berikut :

1. Input data Close Price Jakarta Composite Index
2. Menentukan nilai *return* majemuk dari data Close Price menggunakan persamaan (1).
3. Menentukan nilai estimasi parameter dari model MS-ARCH (0,1) dan MS-ARCH (1,1) dengan menggunakan Maximum Likelihood Estimation.
4. Menentukan nilai volatilitas berdasarkan estimasi parameter model MS-ARCH (0,1) dan MS-ARCH (1,1).
5. Menentukan nilai VaR dari Close Price saham menggunakan persamaan (11).
6. Menentukan akurasi nilai VaR dengan metode *correct VaR*.
7. Menganalisa hasil yang telah diperoleh dari langkah-langkah sebelumnya.

Data ini didapatkan dari website Yahoo Finance. Data yang digunakan adalah Jakarta Composite Index (JKSE) dari tanggal 26 April 2012 sampai tanggal 6 Juni 2016.

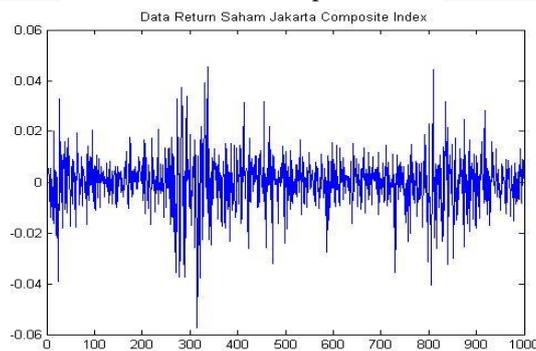


Gambar 2 Grafik Data Jakarta Composite Index

4. Analisis dan Hasil Pengujian

4.1. Analisis Data

Hasil dari data pada *Close Price* Jakarta Composite Index didapatkan nilai *return* majemuk menggunakan persamaan (1). Berikut grafik analisis data dari Jakarta Composite Index:



Gambar 3 Data Return Jakarta Composite Index

4.2. Markov Regime Switching ARCH(0,1) untuk $s_t = 0$

Berdasarkan persamaan (8) metode Maksimum Likelihood diperoleh nilai parameter γ_0 dan α_1 . Berikut parameter yang dihasilkan:

Tabel 1 Parameter MS-ARCH (0,1) $s_t = 0$

γ_0	α_1
0.00006385	0.5877

Pada Tabel 1 dengan parameter yang telah diperoleh. Berikut definisi modelnya:

$$\sigma_t^2 = 0.00006385 + 0.5877(X_{t-1}^2) \tag{12}$$

4.3. Markov Regime Switching ARCH(1,1) untuk $s_t = 1$

Berdasarkan persamaan (10) nilai parameter $\gamma_0, \gamma_1, \alpha_1$ yang diperoleh dengan menggunakan metode Maksimum Likelihood:

Tabel 2 Parameter MS-ARCH (1,1) $s_t = 1$

γ_0	γ_1	α_1
0.00005998	0.8001	0.9057

Pada Tabel 2 dengan parameter yang telah diperoleh. Berikut definisi modelnya :

$$\sigma_t^2 = 0.00005998 - 0.8001 + 0.9057(X_{t-1}^2) \quad (13)$$

4.4. Value-at-Risk

Value-at-Risk pada Tugas Akhir ini menggunakan formula (11) untuk mencari nilai *Value-at-Risk* dengan tingkat signifikansi 10%, 5%, dan 1%. Hasil dari model *Markov Regime Switching ARCH* dapat dilihat dari nilai VaR yang tidak melewati *return* close price Jakarta Composite Index dengan tingkat signifikansi (α) yang ditentukan. Berikut adalah hasil VaR-MS-ARCH dengan tiga jenis tingkat signifikansi, yaitu tingkat signifikansi 10%, tingkat signifikansi 5%, dan tingkat signifikansi 1%, dicontohkan nilai VaR pada saat hari ke 1000:

Tabel 3 VaR-MS-ARCH

VaR	Tingkat Signifikansi (α)		
	10%	5%	1%
MS-ARCH untuk $s_t = 0$	-0.0132	-0.0170	-0.0260
MS-ARCH untuk $s_t = 1$	-1.1019	-1.4610	-2.0056

Pada Tabel 3 terlihat bahwa nilai VaR pada tiga jenis tingkat signifikansi memiliki nilai yang berbeda. Analisis nilai VaR-MS-ARCH disetiap tingkat signifikansi dapat dilihat juga pada plot grafik.

Pada Gambar 4 (lampiran) terlihat nilai *return* (titik hitam) Jakarta Composite Index, VaR-MS-ARCH (0,1) untuk $s_t = 0$ (garis biru) pada tingkat signifikansi 10% bernilai -0.0132 hasil tersebut dinyatakan baik dikarenakan jumlah pelanggaran tidak melebihi dari batas pelanggaran (α) yaitu 10%. Pada Gambar 5 (lampiran) terlihat nilai *return* (titik hitam) Jakarta Composite Index, VaR-MS-ARCH (0,1) untuk $s_t = 0$ (garis biru) pada tingkat signifikansi 5% bernilai -0.0170 hasil tersebut dinyatakan baik dikarenakan jumlah pelanggaran tidak melebihi dari batas pelanggaran (α) yaitu 5%. Pada Gambar 6 (lampiran) terlihat nilai *return* (titik hitam) Jakarta Composite Index, VaR-MS-ARCH (0,1) untuk $s_t = 0$ (garis biru) pada tingkat signifikansi 1% bernilai -0.0260 hasil tersebut dinyatakan baik dikarenakan jumlah pelanggaran tidak melebihi dari batas pelanggaran (α) yaitu 1%. Pada Gambar 7 (lampiran) terlihat nilai *return* (titik hitam) Jakarta Composite Index, VaR-MS-ARCH (1,1) untuk $s_t = 1$ (garis merah) pada tingkat signifikansi 10% bernilai -1.1019 hasil tersebut dinyatakan baik dikarenakan jumlah pelanggaran tidak melebihi dari batas pelanggaran (α) yaitu 10%. Pada Gambar 8 (lampiran) terlihat nilai *return* (titik hitam) Jakarta Composite Index, VaR-MS-ARCH (1,1) untuk $s_t = 1$ (garis merah) pada tingkat signifikansi 5% bernilai -1.4610 hasil tersebut dinyatakan baik dikarenakan jumlah pelanggaran tidak melebihi dari batas pelanggaran (α) yaitu 5%. Pada Gambar 9 (lampiran) terlihat nilai *return* (titik hitam) Jakarta Composite Index, VaR-MS-ARCH (1,1) untuk $s_t = 1$ (garis merah) pada tingkat signifikansi 1% bernilai -2.0056 hasil tersebut dinyatakan baik dikarenakan jumlah pelanggaran tidak melebihi dari batas pelanggaran (α) yaitu 1%. Hal tersebut dapat dilihat dari nilai *correct* VaR.

4.5. Correct VaR

Tabel 4 Correct VaR-MS-ARCH

Banyaknya Periode	1000		
	10%	5%	1%
Expected Number of Correct VaR	100	50	10
MS-ARCH(0,1) untuk $s_t = 0$	46	23	8
MS-ARCH(1,1) untuk $s_t = 1$	57	25	9

Pada Tabel 4 terlihat bahwa MS-ARCH untuk $s_t = 0$ memiliki tingkat signifikansi $\alpha = 10\%$ adalah sebanyak 4,6%, pada tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$ adalah sebanyak 2,3% dan pada tingkat signifikansi $\alpha = 1\%$ adalah sebanyak 0,8%. MS-ARCH (1,1) untuk $s_t = 1$ memiliki tingkat signifikansi $\alpha = 10\%$ adalah sebanyak 5,7%, pada tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$ adalah sebanyak 2,5% , dan pada tingkat signifikansi $\alpha = 1\%$ adalah

sebanyak 0,9%. Berdasarkan hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa metode VaR-MS-ARCH (1,0) untuk $s_t = 0$ adalah metode VaR yang lebih baik dalam mengantisipasi risiko kerugian.

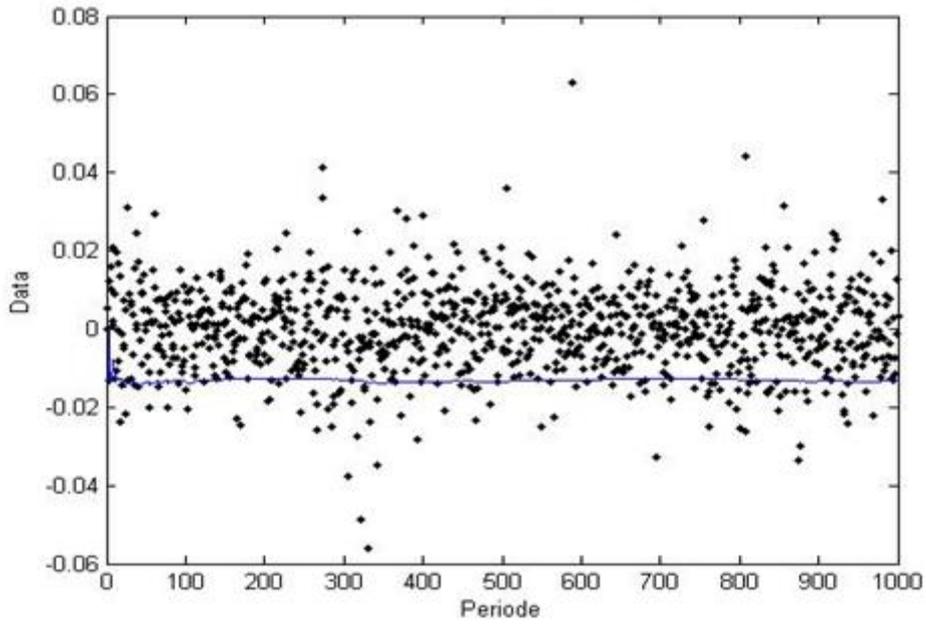
5. Kesimpulan

Pada Tugas Akhir ini *Value-at-Risk* pada indeks saham dapat diperoleh dari model MS-ARCH state 0 dan state 1 dengan melibatkan nilai volatilitas. Hasil signifikansi dari model MS-ARCH menggunakan metode *correct* VaR didapatkan tingkat signifikansi $\alpha = 10\%$ adalah sebanyak 4,6%, pada tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$ adalah sebanyak 2,3% dan $\alpha = 1\%$ adalah sebanyak 0,8%. MS-ARCH (1,1) untuk $s_t = 1$ didapatkan tingkat signifikansi $\alpha = 10\%$ adalah sebanyak 5,7%, pada tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$ adalah sebanyak 2,5% , dan pada tingkat signifikansi $\alpha = 1\%$ adalah sebanyak 0,9%. Dapat disimpulkan pada saat ($s_t = 0$) model MS-ARCH untuk data indeks saham Jakarta Composite Index lebih baik, dengan jumlah pelanggaran yang lebih sedikit.

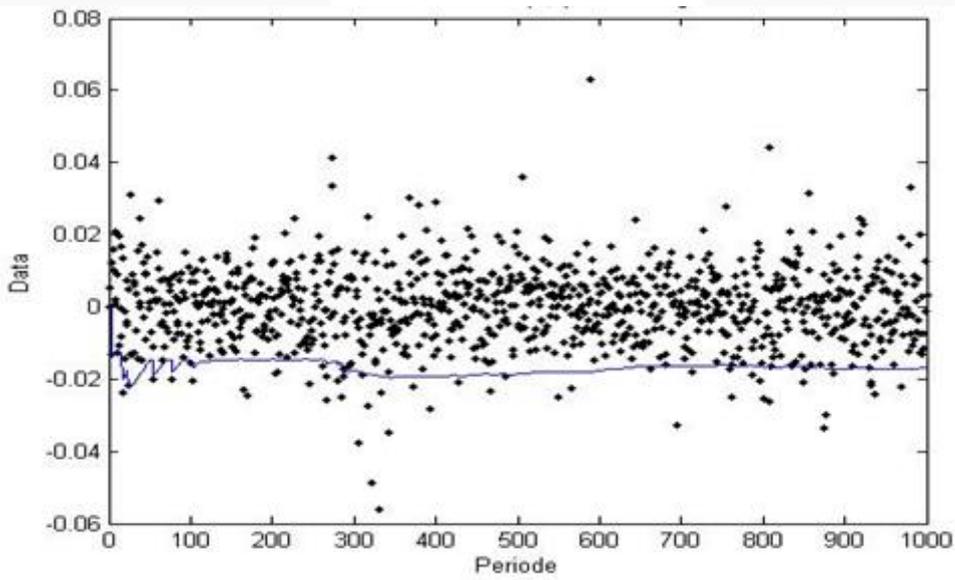
Daftar Pustaka

- [1] Engle, R. F., & Patton, A. J. (2001). What good is a volatility model. *Quantitative finance*, 1(2), 237-245.
- [2] Bollerslev, T., & Ghysels, E. (1996). Periodic autoregressive conditional heteroscedasticity. *Journal of Business & Economic Statistics*, 14(2), 139-151.
- [3] Jun Cai. A markov model of switching regime arch. *Journal of Business & Economic Statistics*, 12(3):309–316, 1994.
- [4] James D Hamilton and Raul Susmel. Autoregressive conditional heteroskedasticity and changes in regime. *Journal of Econometrics*, 64(1):307– 333, 1994.
- [5] Wang, Z. R., Chen, X. H., Jin, Y. B., & Zhou, Y. J. (2010). Estimating risk of foreign exchange portfolio: Using VaR and CVaR based on GARCH–EVT–Copula model. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 389(21), 4918-4928.
- [6] Rowland Bismark Pasaribu. Value at risk-portfolio: Dan likuiditas saham. *Jurnal Akuntansi dan Manajemen*, 21(2):105–127, 2010.
- [7] Setyo Nugroho. Model markov switching arch untuk prediksi value-at-risk, 2013.
- [8] Michell Suharli. Studi empiris terhadap dua faktor yang mempengaruhi return saham pada industri food & beverages di bursa efek jakarta. *Jurnal Akuntansi dan Keuangan*, 7(2):pp–99, 2006.
- [9] Malika, Rosna; Sutikno. Declustering Peaks Over Threshold Pada Data Curah Hujan Ekstrem Dependen di Sentra Produksi Padi Jawa Timur. FMIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Indonesia.
- [10] Pratama, I. G. A. D., Dharmawan, K., & Ida Harini, L. P. Penentuan Nilai Value at Risk Pada Saham IHSG Menggunakan Model Geometric Brownian Motion Dengan Lompatan. *E-Jurnal Matematika*, 4(2), 67-73.
- [11] Zuhara, U., Akbar, M. S., & Haryono, H. (2012). Penggunaan Metode VaR (Value at Risk) dalam Analisis Risiko Investasi Saham dengan Pendekatan Generalized Pareto Distribution (GPD). *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 1(1), D56-D61.
- [12] Dharmawan, K. (2011). Estimasi Nilai VaR Dinamis Indeks Saham Menggunakan Peak-Over Threshold dan Block Maxima. *Jurnal Matematika*, 2(2), 1-12.
- [13] Adiperdana, A., Suwignjo, P., & Rusdiansyah, A. (2010). Analisis Value at Risk Menggunakan Metode Extreme Value Theory-Generalized Pareto DIstribution dengan Kombinasi Algoritma Meboot dan Teori Samad-Khan (Studi Kasus PT. X). *Industrial Engineering Department ITS, Surabaya*.
- [14] Arifin, Yulianto Nur. (2014). Ukuran Risiko Pada Portofolio Aset. Tugas Akhir. Institut Teknologi Bandung, Indonesia.

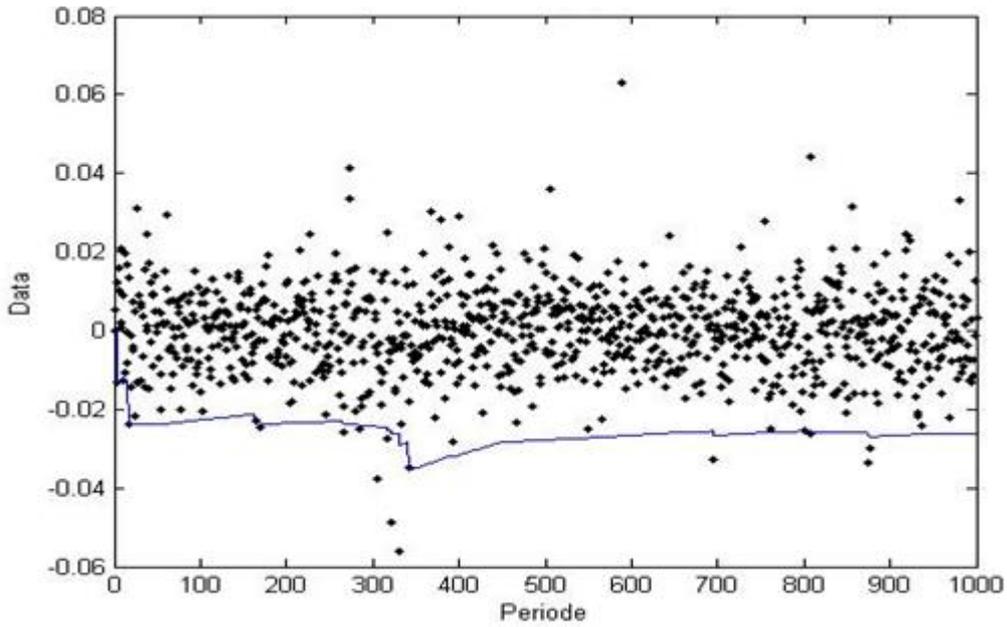
Lampiran



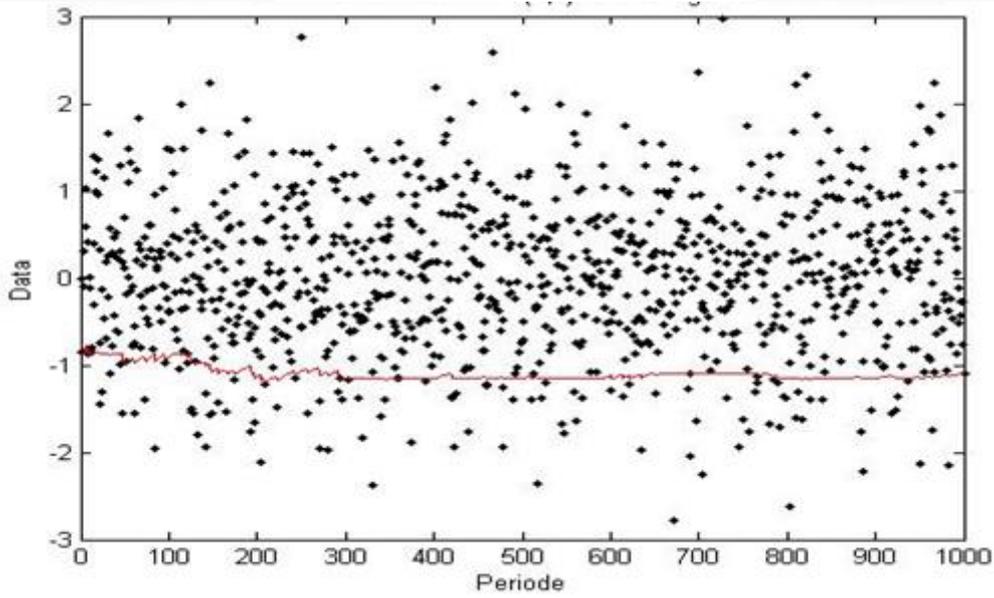
Gambar 4 Grafik *Return* dan VaR-MS-ARCH(0,1) Pada Tingkat Signifikansi 10%



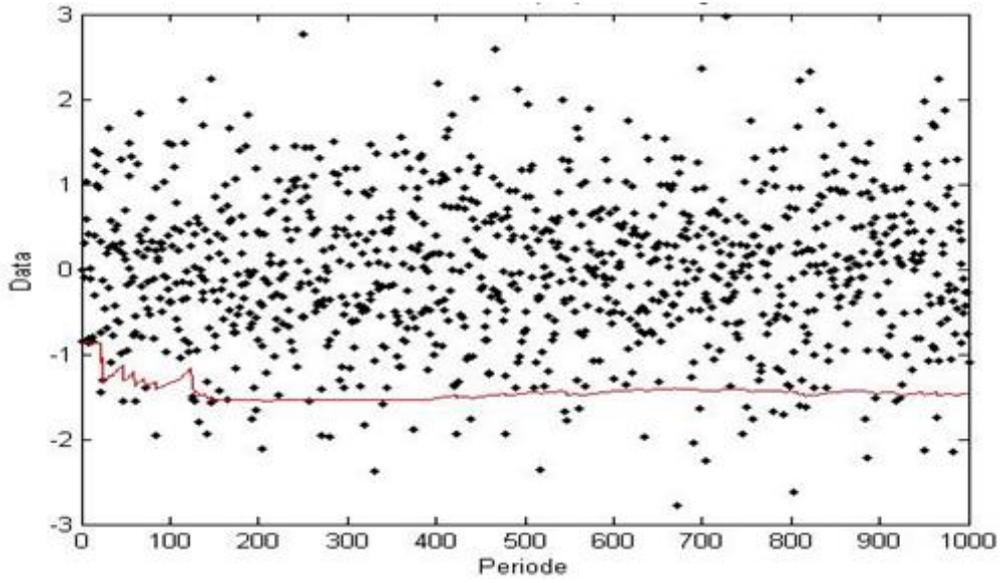
Gambar 1 Grafik *Return* dan VaR-MS-ARCH(0,1) Pada Tingkat Signifikansi 5%



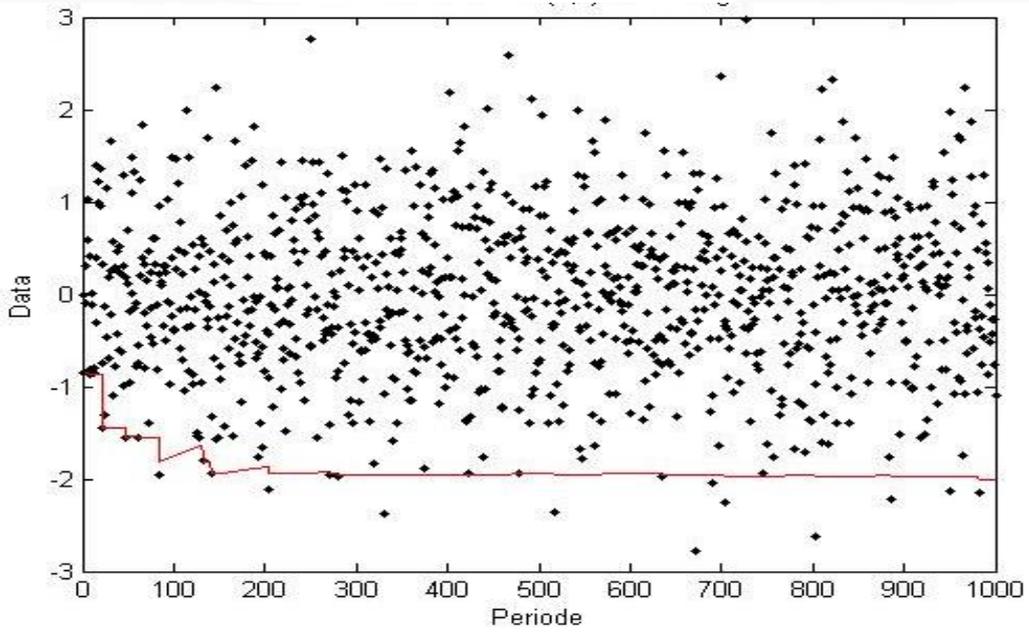
Gambar 2 Grafik *Return* dan VaR-MS-ARCH(0,1) Pada Tingkat Signifikansi 1%



Gambar 3 Grafik *Return* dan VaR-MS-ARCH(1,1) Pada Tingkat Signifikansi 10%



Gambar 8 Grafik *Return* dan VaR-MS-ARCH(1,1) Pada Tingkat Signifikansi 5%



Gambar 4 Grafik *Return* dan VaR-MS-ARCH(1,1) Pada Tingkat Signifikansi 1%