PERAMALAN VOLATILITAS

RISIKO BERINVESTASI SAHAM MENGGUNAKAN

METODE *GARCH – M* DAN *ARIMAX – GARCH*

SKRIPSI

disusun sebagai salah satu syarat

untuk memperoleh gelar Sarjana Sains

Program Studi Matematika

oleh

Wella Cintya Pradewita

4111412068

JURUSAN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2017

PERAMALAN VOLATILITAS

RISIKO BERINVESTASI SAHAM MENGGUNAKAN

METODE *GARCH – M* DAN *ARIMAX – GARCH*

SKRIPSI

disusun sebagai salah satu syarat

untuk memperoleh gelar Sarjana Sains

Program Studi Matematika

oleh

Wella Cintya Pradewita

4111412068

JURUSAN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2017

PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi ini bebas plagiat, dan apabila di kemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam skripsi ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan peraturan peruandang – undangan.

Semarang, Oktober 2017

METERAI TEMPEL 6A3CAEF700349095 6000 ENAM RIBU RUPIAH

Wella Cintya Pradewita

4111412068

LEMBAR PENGESAHAN

Skripsi yang berjudul :

Peramalan Volatilitas Risiko Berinvestasi Saham Menggunakan Metode GARCH-M dan ARIMAX-GARCH.

disusun oleh

Wella Cintya Pradewita

4111412068

telah dipertahankan di hadapan sidang Panitia Ujian Skripsi FMIPA UNNES pada tanggal 13 Oktober 2017.

Panitia

Ketua

Prof. Dr. Zaenuri, S.E., M.Si., Akt
NIP. 196412231988031001

Sekretaris

Drs. Arief Agoestanto, M.Si.
NIP. 196807221993031005

Penguji Utama

Drs. Arief Agoestanto, M.Si.
NIP. 196807221993031005

Anggota Penguji/
Pembimbing I,

Dr. Nur Karomah Dwidayati, M.Si.,
NIP. 196605041990022001

Anggota Penguji/
Pembimbing II,

Drs. Sugiman, M.Si.,
NIP. 196401111989011001

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

MOTTO

"Selalu ada harapan bagi mereka yang selalu berdoa, dan selalu ada jalan bagi mereka yang selalu berusaha"

"If you fall a thousand times, stand up millions of times. Because you don't know, How close you are to SUCCESS."

"Sesungguhnya Allah tidak mengubah keadaan sesuatu kaumNya , sehingga mereka mengubah keadaan yang ada pada diri mereka sendiri."

(QS. Ar – Rad 13: 11)

PERSEMBAHAN

1. Papa Susilo Budi Pramono dan Mama Retna Gayatri Dewi, kedua orang tua tercinta yang tidak pernah lelah mendoakan anaknya agar selalu sukses dan selalu berada di jalan Nya.
2. Pakdheku Prof. Dr. Didit Welly Udjianto, MS., Eyangku, dan seluruh keluarga besarku yang telah banyak memberikan dukungan berupa moril maupun materiil.
3. Sahabat – sahabatku Kintan Khana, Lusy Rositawati, Nurul Indrianingsih, dan Gina Puspita yang turut membantu dan selalu memberikan semangat.
4. Teman – teman Prodi Matematika 2012 yang selalu memberikan semangat.

PRAKATA

Segala puji dan syukur Kehadirat Allah SWT atas segala rahmat dan hidayat Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi yang berjudul "Peramalan Volatilitas Risiko Berinvestasi Saham Menggunakan Metode GARCH-M dan ARIMAX-GARCH".

Peneliti menyadari bahwa penyusunan skripsi ini dapat terselesaikan atas bimbingan, motivasi dan arahan dari berbagai pihak, baik secara langsung maupun tidak langsung. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terimakasih kepada :

1. Prof. Dr. Fathur Rokhman M.Hum, Rektor Universitas Negeri Semarang,
2. Prof. Dr. Zaenuri, S.E., M.Si., Akt, Dekan FMIPA Universitas Negeri Semarang,
3. Drs. Arief Agoestanto, M.Si., Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Semarang,
4. Drs. Mashuri, M.Si., Ketua Prodi Matematika Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Semarang,
5. Dr. Nur Karomah Dwidayati, M.Si., selaku Dosen Pembimbing I yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi kepada penulis sehingga skripsi ini dapat terselesaikan,
6. Drs. Sugiman, M.Si., selaku Dosen Pembimbing II yang selalu memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi kepada penulis sehingga skripsi ini dapat terselesaikan,

7. Drs. Arief Agoestanto, M.Si., selaku Dosen Penguji yang telah memberikan masukan dan arahan kepada penulis dalam penyusunan skripsi ini,
8. Papa dan mama yang telah memberikan dukungan dan Doa untuk penulis, sehingga skripsi ini dapat terselesaikan,
9. Semua teman dan sahabat yang telah berkenan membantu penulis selama penelitian dan penyusunan skripsi ini, baik moril dan materiil yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa dengan keterbatasan pengetahuan dan kemampuan yang penulis miliki. Dalam penulisan ini masih terdapat banyak kekurangan. Oleh sebab itu, penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun dari pembaca. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi semua pihak yang terkait pada umumnya dan bagi penulis pada khususnya.

Semarang, Oktober 2017

Penulis

ABSTRAK

Pradewita, Wella Cintya. 2017. *Peramalan Volatilitas Risiko Berinvestasi Saham Menggunakan Metode GARCH – M dan ARIMAX – GARCH.* Skripsi. Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang. Pembimbing Utama Dr. Nur Karomah Dwidayati, M.Si dan Pembimbing Pendamping Drs. Sugiman, M.Si.

Kata Kunci : GARCH, GARCH – M, ARIMAX, *Return, VaR*

Pemodelan GARCH – M merupakan pengembangan model GARCH yang dimasukkan variansi bersyarat ke dalam persamaan *mean*. Sedangkan pemodelan ARIMAX – GARCH merupakan penggabungan model ARIMAX dan GARCH. Kedua model tersebut dapat digunakan untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas pada data. Penelitian ini bertujuan menemukan model terbaik untuk peramalan volatilitas risiko berinvestasi saham.

Penelitian ini diawali dengan analisis data awal menggunakan statistika deskriptif yang bertujuan untuk melihat karakteristik dari data saham IHSG. Selanjutnya dilakukan uji stasioneritas dan membentuk model ARIMA dan ARIMAX yang diperoleh dengan kriteria *p-value* < 5% dan SIC terkecil. Selanjutnya dilakukan uji ARCH – LM pada residual kuadrat model ARIMA dan ARIMAX terbaik. Apabila terdapat unsur heteroskedastisitas, maka ditambahkan GARCH – M pada model ARIMA dan GARCH pada model ARIMAX. Oleh sebab itu diperoleh model GARCH – M dan ARIMAX – GARCH yang digunakan untuk peramalan volatilitas risiko investasi saham.

Berdasarkan hasil penelitian diperoleh model terbaik untuk peramalan volatilitas risiko investasi saham yaitu GARCH (1,1) – M dengan nilai MAPE sebesar 118,0299 lebih kecil dibandingkan nilai MAPE (*Mean Average Percetage Error*) pada ARIMAX – GARCH sebesar 191,3115. Sehingga model GARCH (1,1) – M lebih baik digunakan dalam peramalan volatilitas risiko investasi saham dibandingkan model ARIMAX – GARCH.

Hasil peramalan volatilitas saham berdasarkan model GARCH (1,1) – M yaitu sebesar 0,07629 dan apabila dana yang dialokasikan oleh investor saham sebesar RP 200.000,00 maka nilai VaR (*Value at Risk*) yang diperoleh yaitu sebesar Rp 85.615.826,00 yang artinya kemungkinan kerugian maksimum yang dapat ditolerir oleh seorang investor dari dana yang telah diinvestasikan adalah sebesar Rp 85.615.826,00.

DAFTAR ISI

Halaman

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR TABEL

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran Halaman

BAB 1
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Statistika memegang peranan penting dalam memecahkan masalah pada berbagai macam bidang, seperti bidang ekonomi, kependudukan, kesehatan, dan kemiliteran. Dengan adanya permasalahan pada berbagai bidang tersebut, maka statistikawan memberikan solusi berupa hasil analisis yang pada akhirnya digunakan untuk pengambilan keputusan.

Pasar modal adalah sarana bertemunya permintaan dan penawaran atas instrument keuangan jangka panjang (lebih dari satu tahun) seperti saham, obligasi, reksadana, dan berbagai instrumen derivatif seperti opsi, kontrak berjangka, dan instrument lainnya. Adanya pasar modal memberikan sarana alternatif bagi masyarakat untuk menginvestasikan uangnya dengan harapan mampu menghasilkan keuntungan dengan risiko yang dapat diperhitungkan. Investasi yang dapat dilakukan di pasar modal salah satunya dalam bentuk saham. Saham dikenal memiliki karakteristik *high risk – high return*, artinya saham merupakan surat berharga yang memberikan peluang keuntungan yang tinggi namun juga berpotensi risiko tinggi.

Data runtun waktu pada analisis keuangan biasanya memiliki ragam pengembalian harga saham yang tidak konstan di setiap titik waktunya. Kondisi data seperti ini disebut heteroskedastisitas bersyarat *(conditional heteroskedastic)*. Pada keadaan asumsi untuk metode kuadrat terkecil sudah tidak terpenuhi. Salah satu cara untuk mengakomodasi heteroskedastisitas adalah dengan pemodelan ragam yang dilakukan dengan peramalan yang tepat. Artinya, penyimpangan antar ragam aktual dengan ragam ramalan tidak jauh berbeda.

Analisis runtun waktu dapat diklasifikasikan menjadi dua model, yaitu : univariat dan multivariat. Model univariat hanya mengamati satu variabel runtun waktu. Sedangkan model multivariat lebih dari satu variabel runtun waktu (Makridakis, 1999). Model runtun waktu yang paling populer dan banyak digunakan dalam peramalan data runtun waktu univariat adalah model *Autoregressive Integrated Moving Average* yang lebih dikenal dengan model ARIMA (Makridakis, 1998). Pada perkembangan data runtun waktu, muncul perluasan dari ARIMA yang dikenal dengan model ARIMAX, yakni model ARIMA dengan variabel eksogen. Dalam model ini faktor – faktor yang mempengaruhi variabel dependen Y pada waktu ke – t tidak hanya dipengaruhi fungsi variabel T dalam waktu, tetapi juga oleh variabel – variabel independen lainnya pada waktu ke – t. Sebagai salah satu metode analisis data runtun waktu, ARIMA dan ARIMAX menjadi metode yang dipakai secara luas dalam ekonometrika. Model ini harus memenuhi beberapa syarat, antara lain data bersifat stasioner, residual dari model tersebut harus bersifat *white noise* yaitu residual mempunyai mean nol dan mempunyai varians yang konstan (Box dan Jenkins, 1976).

Menurut Bollerslev, Engle dan Nelson (1994) mengemukakan sifat penting yang sering dimiliki oleh data runtun waktu di bidang keuangan khususnya data *return* yaitu distribusi probabilitas dari *return* bersifat *fat tails* (ekor gemuk) dan *volatility clustering* atau sering disebut kasus heteroskedastisitas. Model runtun waktu yang dapat digunakan untuk memodelkan kondisi ini di antaranya adalah *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH) yang dikemukakan oleh Engle (1982) dan *Generalized Autoregressive Condition Heteroskedasticity* (GARCH) yang dikemukakan oleh Bolerslev (1986), dan *Generalized Autoregressive Condition Heteroscedasticity in Mean* (GARCH – M) merupakan perkembangan model GARCH yang telah dikembangkan oleh Engle, Lilien, dan Robins (1987).

Model ARCH digunakan untuk meramalkan risiko return harian. Pada dasarnya model ARCH adalah terjadinya autoregresi antara data pengamatan ke *t* dengan periode sebelumnya, dan terjadinya perubahan varians dari waktu ke waktu. Secara sederhana dikatakan bahwa volatilitas berdasarkan model ARCH *(p)* diasumsikan bahwa variansi data fluktuasi dipengaruhi sejumlah *p* data fluktuasi sebelumnya.

Model GARCH diaplikasikan melalui 2 proses, yaitu proses *mean* dan *variance*. Proses *mean* dikemukakan oleh Box-Jenkins (1976) dengan melakukan analisa *time series* dengan kombinasi *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA), yang kemudian diintegrasikan menjadi ARMA untuk mendapatkan *time series* yang stasioner. Bollerslev (1986) menyempurnakan hasil kerja Engle dengan memasukkan proses AR dalam *heteroscedasticity* dari varians ke dalam GARCH.

Model GARCH – M menjelaskan bahwa return suatu saham tergantung pada risiko (*risk*). Volatilitas merupakan ukuran penyebaran besarnya perubahan harga suatu saham keuangan dan tidak menginformasikan tentang jumlah kerugian. Oleh karena itu, salah satu alat pengukur jumlah kerugian tersebut adalah dengan VaR.

Pada penelitian Rukini dan Suhartono (2013) mengenai model ARIMAX dan deteksi GARCH dalam peramalan inflasi di Kota Denpasar. Pemilihan model ARIMAX terbaik pada data *in-sample* didasarkan pada model intervensi dengan nilai AIC dan SBC terkecil. Sedangkan pada data *out – sample,* model terbaiknya didasarkan pada model fungsi transfer dengan nilai RSME terkecil. Berdasarkan model intervensi yang diperoleh, pengaruh terbesar yang mempengaruhi tingkat inflasi di Kota Denpasar adalah kenaikan BBM. Hasil identifikasi semua model ARIMAX tersebut menunjukkan bahwa tidak ada unsur Heteroskedastisitas.

Sedangkan pada penelitian Ratnasari (2014) mengenai peramalan volatilitas menggunakan model GARCH – M. Pada umumnya, data keuangan memiliki varian yang tidak konstan (heteroskedastisitas). Salah satu cara mengatasinya dengan memodelkan volatilitas. Model yang sering digunakan adalah model ARCH/ GARCH. Jika variansi bersyarat atau simpangan baku dimasukan ke dalam persamaan *mean*, maka akan didapatkan model GARCH – M.

Penelitian Nurul Indrianingsih (2016) menunjukkan bahwa model ARIMAX – GARCH dapat digunakan untuk meramalkan data dengan adanya variabel kurs sebagai variabel eksogen dan model GARCH yang dapat mengatasi data yang terindikasi adanya heteroskedastisitas.

Berdasarkan penelitian terdahulu, maka penulis akan membandingkan hasil analisis model *Generalized Autoregressive Condition Heteroskedasticity in Mean* (GARCH – M) dengan model ARIMAX - GARCH dalam meramalkan nilai volatilitas risiko berinvestasi saham dengan melihat nilai MAPE terkecil dari kedua model. Data yang digunakan adalah data *return* penutupan harga saham yang akan diolah dengan menggunakan program *Eviews* 8.0.

1.2 Rumusan Masalah

Permasalahan yang dikaji dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana pemodelan volatilitas saham menggunakan model GARCH – M (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity in Mean*)?
2. Bagaimana pemodelan volatilitas saham menggunakan model ARIMAX – GARCH ?
3. Model manakah yang terbaik dalam peramalan volatilitas resiko berinvestasi saham?
4. Bagaimanakah hasil peramalan volatilitas dan nilai risiko berinvestasi saham?

1.3 Batasan Masalah

Pada penelitian ini terdapat batasan masalah yang akan diteliti, yaitu

1. Peramalan volatilitas saham menggunakan 2 metode, yaitu GARCH – M (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity in Mean*) dan ARIMAX –GARCH.
2. Program yang digunakan dalam penelitian adalah *Eviews* 8.0.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan permasalahan yang timbul, penelitian ini mempunyai tujuan, antara lain:

1. Memperoleh bentuk pemodelan peramalan volatilitas saham menggunakan model GARCH – M (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity in Mean*).
2. Memperoleh bentuk pemodelan peramalan volatilitas saham menggunakan model ARIMAX - GARCH
3. Mengetahui model terbaik dalam peramalan volatilitas resiko berinvestasi saham.
4. Memperoleh hasil peramalan volatilitas dan nilai risiko berinvestasi saham.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diperoleh dalam penelitian ini diantaranya :

1.5.1 Bagi Mahasiswa

1. Mahasiswa mengetahui pengetahuan tentang peramalan menggunakan Metode GARCH – M.
2. Mahasiswa mengetahui pengetahuan tentang peramalan menggunakan Metode ARIMAX - GARCH
3. Mahasiswa dapat mengetahui model terbaik untuk digunakan dalam peramalan volatilitas risiko berinvestasi saham

1.5.2 Bagi Pembaca

1. Menambah atau memperkaya khasanah kepustakaan Jurusan Matematika
2. Menambah topik kajian tentang Metode GARCH – M (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity in Mean*) dan ARIMAX – GARCH.
3. Dapat meramalkan volatilitas risiko berinvestasi saham menggunakan model terbaik yang telah didapatkan.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Ada tiga sub bab yang akan dibahas pada landasan teori, yaitu tinjauan pustaka, penelitian terdahulu, serta kerangka berpikir. Tinjauan pustaka berisi tentang pengertian – pengertian yang bersangkutan dengan peramalan menggunakan metode GARCH – M (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity in Mean*) dan ARIMAX - GARCH (*Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous - Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*). Sedangkan kerangka berfikir menggambarkan tentang arah penulisan untuk mencapai tujuan penelitian.

2.1 Tinjauan Pustaka

2.1.1 Peramalan

Menurut Aritonang (2002: 11) peramalan adalah perkiraan mengenai sesuatu waktu yang akan datang, yang belum terjadi dan keberadaannya tidak dapat diketahui secara pasti. Penggunaan teknik peramalan diawali dengan pengeksplorasikan kondisi (pola data) pada waktu-waktu yang lalu guna mengembangkan model yang sesuai dengan pola data itu menggunakan asumsi bahwa pola data waktu yang lalu itu akan berulang lagi pada waktu yang akan datang, selanjutnya model itu digunakan untuk meramalkan kondisi pada waktu yang akan datang. Pada dasarnya terdapat dua pendekatan untuk melakukan peramalan yaitu dengan pendekatan kualitatif dan kuantitatif. Metode kualitatif lebih didasarkan pada intuisi dan penilaian orang yang melakukan peramalan daripada pemanipulasian data historis yang tersedia, ini dilakukan karena tidak ada atau tidak cukup tersedia data historis. Metode peramalan kuantitatif dapat dibagi menjadi dua tipe yaitu metode regresi dan metode deret berkala (*time series)*. Metode peramalan regresi meliputi faktor-faktor yang berhubungan dengan variabel yang diprediksi. Sebaliknya, peramalan *time series* merupakan metode kuantitatif untuk pendugaan berdasarkan data masa lalu dari suatu variabel yang telah dikumpulkan secara teratur. Data lampau tersebut dengan teknik yang tepat dapat dijadikan acuan untuk peramalan nilai dimasa yang akan datang. Tujuan metode peramalan *time series* adalah menentukan pola deret data historis, mengekstrapolasikan pola tersebut kemasa depan.

Untuk meramalkan data, ada banyak metode yang dapat dipakai. Dari metode-metode tersebut yang paling sering digunakan antara lain: Moving Average, Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing, Brown method, Holt method and Winter method, ARIMA, SARIMA dan lain- lain.

2.1.2 Pasar Modal dan Saham

Menurut Undang – Undang Pasar Modal No. 8 Tahun 1995, pasar modal merupakan kegiatan yang bersangkutan dengan penawaran umum dan perdagangan, efek perusahaan publik yang berkaitan dengan efek yang diterbitkan, serta lembaga dan profesi yang berkaitan dengan efek. Pasar modal sebagi pasar untuk berbagai instrumen keuangan jangka panjang yang bisa diperjual – belikan baik dalam bentuk hutang maupun modal sendiri, baik yang diterbitkan pemerintah maupun perusahaan swasta.

Pasar Modal memiliki peran penting bagi perekonomian suatu Negara karena menjalankan dua fungsi, yaitu sebagai sarana pendanaan usaha atau saraa bagi perusahaan untuk mendapatkan dana dari masyarakat pemodal atau investor (Husnan, 2004). Pasar Modal memperjual – belikan berbagai jenis surat berharga, salah satunya adalah saham.

Saham adalah rat berharga sebagai bukti pemilikan individu maupun institusi dalam suatu perusahaan (Ang, 1997). Sedangkan menurut Anoraga (2006), saham adalah tanda penyertaan modal pada suatu Perseroan Terbatas (PT) dengn manfaat memperoleh:

1. Dividen bagian dari keuntungan perusahaan yang dibagikan kepada pemilik saham.
2. *Capital Gain*, adalah keuntungan perusahaan yang diperoleh dari selisih jual dengan harga belinya.

Saham merupakan komoditi investasi yang tergolong berisiko tinggi. Hal tersebut dikarenakan sifat saham yang peka terhadap perubahan – perubahan yang terjadi, baik dari luar negeri maupun dalam negeri. Seperti perubahan dalam bidang politik, ekonomi, sosial, keamanan, dan moneter.

2.1.3 IHSG (Indeks Harga Saham Gabungan)

Indeks Harga Saham adalah suatu indikator yang menunjukkan pergerakkan harga saham (www.idx.co.id), dimana indeks berfungsi sebagai indikator *trend* pasar, artinya pergerakana indeks menggambarkan kondisi pasar pada suatu saat, apakah sedang aktif atau lesu. Melihat indeks harga saham dapat diketahui apakah *trend* harga saham mengalami kenaikan, penurunan, atau cenderung stabil. Pada umumnya pergerakan harga saham disajikan setiap hari, berdasarkan harga penutupan di bursa pada hari tersebut dan disajikan untuk periode tertentu. Pergerakan indeks menjadi indikator penting bagi para investor untuk menentuk apakah mereka akan menjuak, menahan, atau membeli suatu atau beberapa saham (Sunariyah, 2004).

2.1.4 Nilai Tukar Rupiah (Kurs)

Menurut Mankiw yang diterjemahkan oleh Liza dan Nurmawan (2006) menyebutkan bahwa kurs antar dua Negara adalah tingkat harga yang disepakati kedua Negara untuk saling melakukan perdagangan. Kurs dibedakan menjadi kurs nominal dan kurs riil. Kurs nominal yaitu harga relatif dari mata uang dua Negara. Sedangkan kurs riil adalah harga dari barang – barang di antara dua Negara. Kurs riil menyatakan tingkat di mana bisa memperdagangkan barang – barang dari suatu Negara untuk barang – barang dari Negara lain.

Menurut publikasi Bank Indonesia, nilai kurs dibedakan menjadi dua, yaitu Kurs Transaksi BI dan Kurs Uang Kertas Asing (UKA) BI. Kurs transaksi BI disajikan dalam bentuk kurs jual dan kurs beli valas terhadap rupiah, digunakan sebagai acuan transaksi BI dengan pihak ketiga seperti pemerintah. Sedangkan kurs UKA BI adalah kurs yang digunakan sebagai indikasi transaksi bank antara Bank Indonesia dengan pihak ketiga (www.bi.go.id/id/moneter/informasi-kurs/contens/default.aspx).

2.1.5 Volatilitas

Volatilitas adalah pengukuran statistik untuk fluktuasi harga selama periode tertentu (Firmansyah, 2006). Ukuran tersebut menunjukkan penurunan dan peningkatan harga dalam periode pendek dan tidak mengukur tingkat harga, namun derajat variansi dari satu periode ke periode berikutnya.

Menurut Schwert dan W. Smith, Jr. (1992) terdapat lima jenis volatilitas dalam pasar keuangan, yaitu *future volatility, historical volatility, forecast volatility, implied volatility,* dan *seasonal volatility.*

a. Future Volatility

Future Volatility adalah apa yang hendak diketahui para pemain dalam pasar keuangan (*trader*). Volatilitas yang baik adalah yang mampu menggambarkan penyebaran harga di masa yang akan datang.

Trader jarang membicarakan *future volatility* karena masa depan tidak mungkin diketahui.

b. Historical Volatility

Historical Volatility adalah dihitung berdasarkan pada harga – harga saham masa lalu, dengan anggapan bahwa perilaku harga saham di masa lalu dapat mencerminkan perilaku saham di masa mendatang. Terdapat bermacam – macam pilihan dalam menghitung *historical volatility*, namun sebagian besar metode bergantung pada pemilihan dua parameter, yaitu periode historis dimana volatilitas akan dihitung, dan interval waktu antara perubahan harga.

c. Forecast Volatility

Seperti halnya terdapat jasa yang berusaha meramalkan pergerakan arah masa depan harga suatu kontrak, demikian juga terdapat jasa yang berusaha meramalkan volatilitas masa depan suatu kontrak.

d. *Implied Volatility*

Implied Volatility adalah volatilitas pasar yang dipandang lebih realistis dibandingkan dengan *historical volatility.* Untuk mendapatkan nilai volatilitas ini, dapat digunakan metode coba – coba maupun metode – metode ilmiah seperti interpolasi.

Salah satu metode untuk estimasi *Implied Volatility* adalah *metode interpolasi linier* dengan menggunakan kesamaan segitiga sebangun.

e. *Seasonal Volatility*

Komoditas pertanian tertentu seperti jagung, kacang, dan kedelai sangat senitif terhadap faktor – faktor volatilitas yang muncul dari kondisi cuaca musim yang jelek. Oleh karena itu, berdasarkan faktor – faktor tersebut seseorang harus menetapkan volatilitas yang tinggi pada masa – masa tersebut.

Secara matematis, *Historical Volatility* untuk setiap saham dapat dihitung dengan rumus berikut (Parkinson, 1980) :

$$\sigma \mathrm{PV} = \sqrt{\frac{1}{\mathrm{n}} \sum \ln \left(\frac{\mathrm{Ht}}{\mathrm{Lt}}\right)^2} \qquad (2.1)$$

Keterangan :

σPV : *High – Low Volatility Estimator*

Ln : logaritma natural

n : jumlah observasi

Ht : *Intraday High Price*

Lt : *Intraday Low Price*

2.1.6 *VaR* (*Value at Risk*)

Menurut Ruppert (2004: 346), *VaR* didefinisikan sebagai batas risiko pasar (*risk market*) yang dapat diperkirakan sedemikian sehingga kerugian selama waktu tertentu lebih kecil dari batas kerugian tersebut, dengan peluang kejadian sebesar tingkat kepercayaan tertentu.

VaR menggunakan dua parameter, yaitu selang waktu pengamatan dan tingkat kepercayaan yang dinotasikan oleh T dan $\alpha - 1$. Misalkan *VaR* diperkirakan sebesar X dengan selang waktu 24 jam (T) dan tingkat kepercayaan adalah (100 - α) % , ini artinya terdapat peluang terjadinya kerugian yang melebihi X selama 24 jam ke depan.

2.1.7 *Return*

Return merupakan salah satu faktor yang memotivasi investor berinteraksi dan juga merupakan imbalan atas keberanian investor dalam menanggung risiko atas investasi yang dilakukan. Selain itu juga merupakan selisih antara tingkat keuntungan yang sebenarnya dengan tingkat keuntungan yang diharapkan.

Return dapat dihitung menggunakan logaritma natural atau *Continuous Compounding Return*. Pendekatan untuk fluktuasi harga yang menurut Jorion (2007) didefinisikan sebagai *Continuous Compounding Return* :

$$X_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) \tag{2.2}$$

Harga saham yang dilambangkan P_t, t = 1, 2, ….., dengan satuan *t* dapat menggunakan menit, jam, hari, maupun yang lainnya.

2.1.8 Data Runtun Waktu (*Time Series*)

Analisis runtun waktu merupakan salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilitas keadaan yang akan datang dalam rangka pengambilan keputusan. Dasar pemikiran runtun waktu adalah pengamatan sekarang (Z_t) dipengaruhi oleh satu atau beberapa pengamatan sebelumnya (Z_{t-k}). Dengan kata lain, model runtun waktu dibuat karena secara statistik ada korelasi antar deret pengamatan. Tujuan analisis runtun waktu antara lain memahami dan menjelaskan mekanisme tertentu, meramalkan suatu nilai di masa depan, dan mengoptimalkan sistem kendali (Makridakis, dkk, 1999).

Menurut Soejoeti (1987), runtun waktu adalah himpunan observasi terurut dalam waktu atau dalam dimensi lain. Runtun waktu dikatakan deterministik jika keadaan yang akan datang dapat diramalkan secara pasti berdasarkan data sebelumnya.

Ciri-ciri analisis runtun waktu yang utama adalah bahwa deretan observasi pada suatu variabel dipandang sebagai realisasi dari variabel random berdistribusi bersama. Yakni dianggap adanya fungsi probabilitas bersama pada variabel Random $Z_1, \dots, Z_n$ misalnya $f_{1, \dots, n}(Z_1, \dots, Z_n)$. Subskrip 1, …, N pada fungsi kepadatan itu menunjukkan kenyataan bahwa pada umumnya parameter atau bahkan bentuk fungsi kepadatan itu bergantung pada titik waktu tertentu yang diperhatikan.

Jika fungsi kepadatan $f_{1, \dots, n}(Z_1, \dots, Z_n)$ diketahui, maka dengan mudah dapat dibuat pernyataan tentang hasil yang mungkin dari observasi yang belum terealisasikan. Model seperti ini dinamakan Proses Stokastik, karena observasi berurutan yang tersusun melalui waktu mengikuti suatu hukum probabilitas.

Manfaat analisis runtun waktu diantaranya :

a. Dapat membantu mempelajari data masa lampau, sehingga dapat diketahui faktor-faktor penyebab perubahan di masa lampau yang selanjutnya dapat dimanfaatkan untuk perencanaan masa yang akan datang.

b. Dapat membantu menentukan prediksi untuk masa mendatang.

c. Dapat membantu mempermudah dalam membandingkan suatu rangkaian data dengan rangkaian data yang lain.

d. Dapat membantu memisahkan faktor-faktor yang dapat mempengaruhi suatu data. Khususnya pada gerakan musiman (*seasonal variation*) dapat diketahui faktor musim yang sangat mempengaruhi kegiatan, sehingga untuk keperluan masa mendatang dapat diadakan penyesuaian dengan faktor musim tersebut.

Langkah penting dalam suatu metode runtun waktu adalah dengan memperhatikan jenis data. Pola data dibedakan menjadi empat, yaitu :

1. Pola Horizontal (H) terjadi bila nilai data berfluktuasi disekitar nilai rata – rata yang konstan.

2. Pola Musiman (S) terjadi bila suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman.

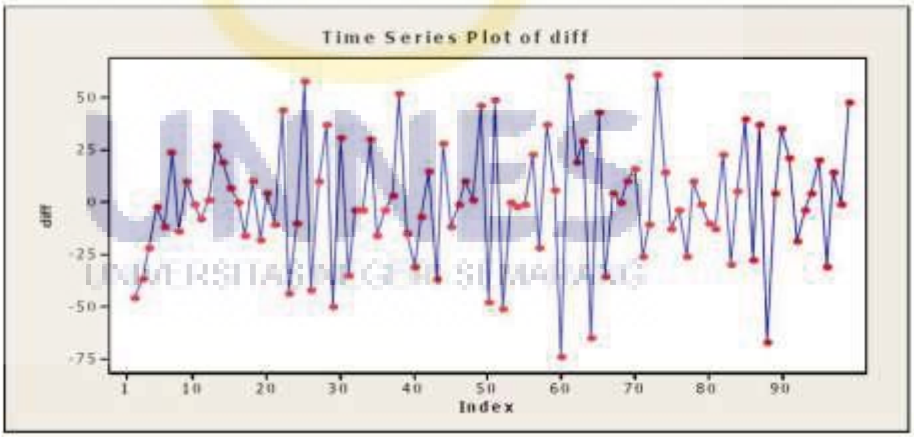
3. Pola Siklis (C) terjadi bila datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis.

4. Pola Trend (T) terjadi bila terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data (Makridakis, 1999).

2.1.9 Stasioneritas

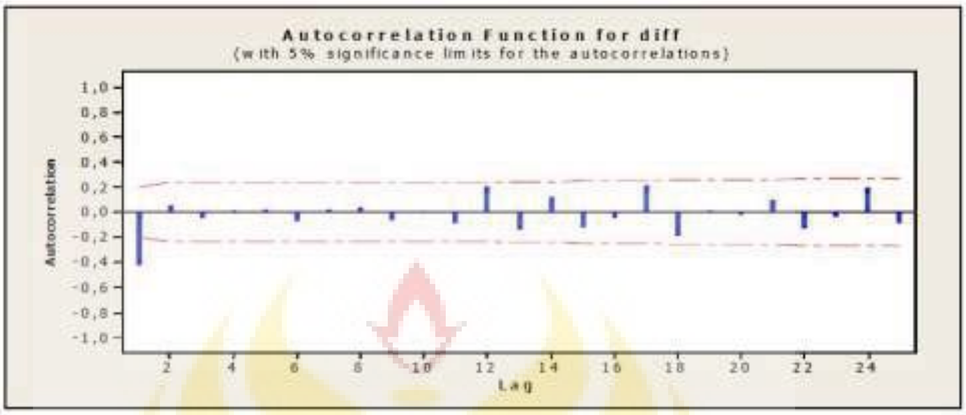
Menurut Widarjono (2009), data runtun waktu dikatakan stasioner jika memenuhi tiga kriteria yaitu jika rata – rata dan variannya konstan sepanjang waktu dan kovarian antara dua runtun waktu hanya tergantung dari kelambanan antara dua periode waktu tersebut. Varian merupakan parameter yang digunakan untuk mengetahui seberapa jauh selisih nilai data dan rata – rata, dan kovarian merupakan rata – rata dari perkalian dua akar kuadrat varian dari variabel acak yang menjelaskan tentang hubungan dua variabel acak.

Data *time series* dikatakan stasioner jika rata – rata dan variansinya konstan, tidak ada unsur *trend* dalam data, dan tidak ada unsur musiman, seperti pada Gambar 2.1



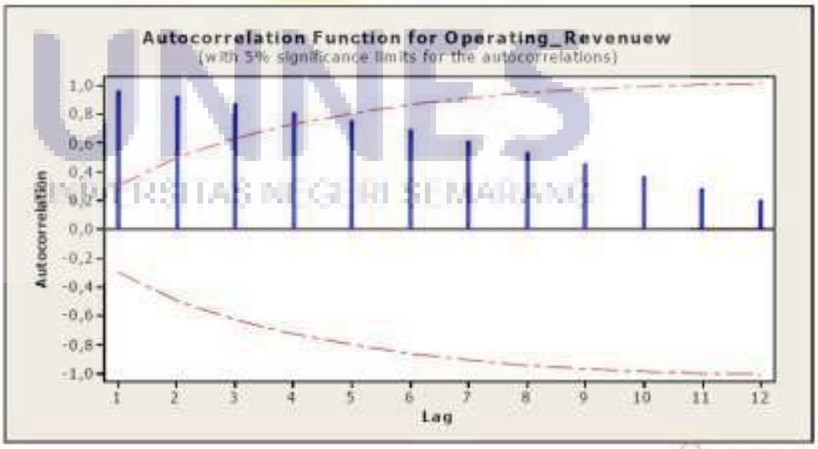
Gambar 2.1. Plot *time series* data Stasioner dalam rata – rata dan variansi (Hanke&Winchern, 2005: 71)

Selain dari plot *time series*, stasioner dapat dilihat dari plot *Autocorrelation Function* (ACF) data tersebut. Apabila plot data ACF turun mendekati nol secara cepat, pada umumnya setelah *lag* kedua atau ketiga maka dikatakan stasioner (Hanke&Winchern, 2005: 67).



Gambar 2.2. Plot *ACF* data stasioner (Hanke&Winchern, 2005: 71)

Data nonstasioner apabila terdapat unsur *trend* dalam data, yaitu mengalami kenaikan dan penurunan seiring bertambahnya periode waktu. Pada data nonstasioner yang memiliki *trend* akan memiliki nilai *Autocorrelation Function (ACF)* yang signifikan pada *lag* – *lag* awal kemudian mengecil secara bertahap, seperti Gambar 2.3.



Gambar 2.3. Plot *ACF* data tidak stasioner (Hanke&Winchern, 2005: 71)

Tidak stasionernya data akan mengakibatkan kurang baiknya model yang diestimasi. Selain itu apabila data yang digunakan dalam model ada yang tidak stasioner, maka data tersebut dipertimbangkan kembali validitas dan kestabilannya. Salah satu penyebab tidak stasionernya data adalah adanya autokorelasi.

Stasioneritas dibagi menjadi dua (Wei, 2006: 80) yaitu sebagai berikut:

a. Stasioner dalam *mean*

Stasioner dalam *mean* adalah fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata – rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut. Dari bentuk plot data seringkali diketahui bahwa data tersebut stasioner atau tidak stasioner. Apabila dilihat dari plot ACF, maka nilai – nilai autokorelasi dari data stasioner akan turun menjaadi nol sesudah *time* lag (selisih waktu) kedua atau ketiga. Apabila data tidak stasioner, maka perlu dilakukan transformasi untuk menghasilkan data yang stasioner.

b. Stasioner dalam varian

Suatu data *time series* dikatakan stasioner dalam varian apabila struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang tetap atau konstan dan tidak berubah – ubah. Secara visual untuk melihat hal tersebut dapat dibantu dengan menggunakan plot *time series*, yaitu dengan melihat fluktuasi data dari waktu ke waktu.

Uji yang sederhana untuk melihat kestasioneran data adalah analisis grafik, yang dilakukan dengan membuat plot korelogram. Korelogram memberikan nilai *Auto Correlation* (AC) dan *Partial Auto Correlation* (PAC).

Nilai AC mengukur koelasi antar pengamatan dengan beda kala (*lag*) ke – k sedangkan PAC mengukur korelasi antar pengamatan dengan *lag* ke – k dan mengontrol korelasi pengamatan antar dua pengamatan dengan *lag* kurang dari k. adapun nilai autokorelasi untuk *lag* 1, 2, 3, …, k dapat dicari dengan persamaan berikut:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Y_t-\bar{Y})(Y_{t+k}-\bar{Y})}{\sum_{t=1}^{n}(Y_t-\bar{Y})^2} \tag{2.3}$$

di mana:

r_k = autokorelasi pada *lag* ke – *k*

Y_t = data pengamatan ke – *t*

$\bar{Y}$ = rata – rata data

Y_{t+k} = data pengamatan ke – *t+k*

Suatu nilai koefisien autokorelasi dikatakan tidak berbeda secara signifikan, apabila nilainya berada pada suatu rentang nilai yang diperoleh dari nilai kesalahan standar dan sebuah nilai kepercayaan. Nilai kesalahan standar dari autokorelasi *lag* ke – *k* adalah:

$$(se)_k = \frac{1}{\sqrt{n}} \tag{2.4}$$

di mana:

$(se)_k$ = standar *error* atau kesalahan standar

N = banyaknya data, k < *n*

Nilai autokorelasi parsial *lag* ke – *k* digunakan persamaan berikut:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \tag{2.5}$$

di mana :

γ_k = autokoreasi populasi k

γ_0 = autokorelasi populasi 0

Akan tetapi analisis grafik mempunyai kelemahan, karena keputusan diambil secara subjektif. Sehingga memungkinkan terjadi perbedaan pengambilan keputusan. Untuk itu digunakan uji formal dalam menentukan kestasioneran data. Ada beberapa macam pengujian yang dapat dilakukan yaitu Uji Bartlett, Uji *Box – Pierce*, Uji *Ljung – Box*, dan *Unit Root Test.*

Uji stasioner data dapat dilakukan dengan menggunakan *Unit Root Test* (Uji akar unit). Apabila hasil uji menunjukkan data tidak stasioner, maka dilakukan metode pembedaan (*differencing*), yaitu mengurangi nilai pada suatu periode dengan nilai data periode sebelumnya. Apabila tetap belum stasioner, maka dilakukan *differencing* lagi.

2.1.10 *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*

Fungsi Autokerelasi adalah korelasi antar deret pegamatan suatu deret waktu itu sendiri dengan selisih waktu (lag). Suatu proses (Z_t) yang stasioner akan terdapat nilai *mean* $E(Z_t) = \mu$, varian $Var(Z_t) = E\,(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$ yang mempunyai nilai – nilai yang konstan dank ovarian $Cov\,(Z_t, Z_{t+k})$. Dari sini dapat ditulis kovarian antara X_t dan X_{t+k} menurut Wei (2006) adalah sebagai berikut:

$$\gamma_k = Cov\,(Z_t, Z_{t+k}) = E\,(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \qquad (2.6)$$

Fungsi autokorelasi antara X_t dan X_{t+k} adalah

$$\rho_k = \frac{Cov\ (Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{Var(Z_t)}\sqrt{Var(Z_{t+k})}} \tag{2.7}$$

dimana $Var(Z_t) = Var(Z_{t+k}) = \gamma_0, \gamma_k$ dinamakan fungsi autokovarian dan ρ_k dinamakan fungsi Autokorelasi. Sehingga dapat dituliskan:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \tag{2.8}$$

Untuk suatu proses yang stasioner, fungsi autokovarian γ_k dan fungsi autokorelasi ρ_k memnuhi sifat:

$\gamma_0 = var\ (X_t)$; $\rho_0 = 1$

$|\gamma_k| \leq \gamma_0$; $|\rho_k| \leq 1$

$\gamma_k = \gamma_{-k}$; $\rho_k = \rho_{-k}$, untuk semua nilai k

Seperti halnya fungsi autokorelasi, autokorelasi parsial adalah korelasi antar deret pengamatan suatu deret waktu. Autokorelasi parsial mengukur hubungan keeratan antar pengamatan suatu deret waktu.

Fungsi autokorelasi parsial antara Z_t dan Z_{t+k} Wei (2006) adalah :

$$\phi_{kk} = \frac{|P_k^*|}{|P_k|} \tag{2.9}$$

dengan :

P_k adalah matriks autokorelasi berukuran k x k

P_k^* adalah P_k dengan kolom terakhir dari matriks k x k diganti dengan

$$P_{k\ X\ 1} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \vdots \\ \rho_k \end{bmatrix} \tag{2.10}$$

Nilai PACF pada lag ke-k adalah :

$$\phi_{kk} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & \cdots & \rho_{k-4} & \rho_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_1 & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-2} \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & \cdots & \rho_{k-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & 1 \end{vmatrix}} \tag{2.11}$$

Jika ada lag yang keluar dari batas tersebut maka dinyatakan signifikan pada lag ke – k.

2.1.11 *White Noise*

White noise (Y_t) adalah barisan variabel random yang tidak berkorelasi dengan *mean* $\mu = 0$ dan variansi σ^2 yaitu :

$$cov(Y_{t+h}, Y_t) \begin{cases} \sigma^2, & h = 0 \\ 0, & h \neq 0 \end{cases}$$

$$cor(Y_{t+h}, Y_t) \begin{cases} \sigma^2, & h = 0 \\ 0, & h \neq 0 \end{cases}$$

Dapat ditunjukkn proses *white noise* bersifat stasioner. Sering ditulis $Y_t \sim WN(0, \sigma^2)$. Dari definisi di atas diperoleh bahwa $cov(Y_t, Y_s) = \sigma^2$ jika dan hanya jika *t = s,* sehingga bernilai 0 jika *t ≠ s* (Rosadi, 2006).

2.1.12 Uji *Augmented Dickey – fuller*

Dickey dan Fuller (1979) memandang tiga model persamaan regresi yang digunakan untuk menguji adanya akar unit, yaitu:

$$y_t = a_1 y_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.12}$$

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.13}$$

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 t + \varepsilon_t \tag{2.14}$$

dengan ε_t ~WN $(0, \sigma^2)$. Perbedaan antara ketiga regresi tersebut hanya terletak pada keberadaan elemen – elemen deterministik a_0 dan $a_2\mathrm{t}$. parameter yang menjadi perhatian dalam model tersebut adalah a_1. Jika $a_1 = 1$, maka y_t tidak mempunyai akar unit dengan kata lain y_t stasioner. Jadi hipotesis :

$H_0: a_1 = 1$

$H_1: |a_1| < 1$

dapat diuji menggunakan statistik-t untuk menentukan apakah y_t mempunyai akar unit atau tidak.model di atas dapat dilakukan reparameterisasi sebagai berikut:

$$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.15}$$

$$\Delta \mathrm{y}_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.16}$$

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + a_2 t + \varepsilon_t \tag{2.17}$$

dengan $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$ dan $\gamma = a_1 - 1$. Ketiga model regresi tersebut dikenal dengan Regresi Dickey – Fuller. Parameter yang menjadi perhatian pada ketiga model adalah γ. Jika $\gamma = 0$, yang berarti $a_1 = 1$, maka y_t mempunyai akar unit y_t tidak stasioner.

Tidak semua proses runtun waktu dapat direpresentasikan dengan baik dengan model AR(1). Jika y_t merupakan suatu autoregresif tingkat p, dengan p ≥1, Dickey dan Fuller menambahkan tiga statistik – F untuk uji hipotesis gabungan pada koefisien – koefisien model autoregresif yang terbentuk. Uji akar – akar unit metode Dickey – Fuller untuk model autoregresif tingkat p dengan p ≥ 1 dikenal sebagai *Augmented Dickey – Fuller Test*.

Misalkan runtun waktu $y_t$mengikuti model AR(p), p ≥ 1

$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \cdots + a_p y_{t-p} + \varepsilon_t, \varepsilon_t$ ~WN $(0, \sigma^2)$

Dengan mensubtitusikan $y_{t-p} = y_{t-p+1} - \Delta y_{t-p+1}$ pada model di atas secara rekursif, diperoleh :

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=2}^{p} \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (2.18)$$

dengan $\gamma = \sum_{i=1}^{p} a_i - 1$ dan $\beta_i = \sum_{j=1}^{p} a_j$, sehingga persamaannya adalah:

$$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \sum_{i=2}^{p} \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (2.19)$$

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=2}^{p} \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (2.20)$$

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + a_2 t + \sum_{i=2}^{p} \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (2.21)$$

Koefisien yang menjadi perhatian pada ketig model di atas adalah γ. Jika $\gamma = 0$, yang berarti $\sum_{i=1}^{p} a_i = 1$, maka persamaan dalam diferensi pertama mempunyai akar unit. Nilai kritis statistik – t tidak berubah apabila persamaan (2.15), (2.16), dan (2.17) diganti dengan persamaan (2.19), (2.20), dan (2.21). Statistik τ, τ_μ dan τ_τ semuanya dapat digunakan untuk uji hipotesis nol $\gamma = 0$ (Enders, 1995). Dickey – Fuller menambah tiga statistik – F, sebut $\phi_1, \phi_2,$ dan ϕ_3 untuk menguji hipotesis gabungan pada koefisien – koefisien model di atas.

Persamaan Statistik $\phi_1, \phi_2,$ dan ϕ_3 dikonstruksi secara sama seperti uji – F:

$$\phi_i = \frac{(RSS_R - RSS_R)/r}{RSS_U/(T-K)} \quad (2.22)$$

dengan:

RSS_R = jumlah kuadrat residual dari model yang dibatasi

RSS_U = jumlah kuadrat residual dari model yang tanpa dibatasi

r = banyaknya pembatasan

T = banyaknya pengamatan

K = banyaknya parameter yang diestimasi dalam model tanpa dibatasi

Hipotesis nol H_0dalam setiap kasus adalah data yang dibangun oleh model yang dibatasi dan hipotesis alternatif H_1adalah data yang dibangun oleh model tanpa dibatasi. Untuk lebih memperjelas uji hipotesis menggunakan ketiga statistik – F tersebut diringkas dalam tabel di bawah.

Selanjutnya hubungkan nilai ϕ_i dengan nilai kritis ADF untuk menentukan apakah menerima atau menolak H_0. Keputusan diambil berdasarkan aturan sebagai berikut:

1. Jika ϕ_i lebih besar dari nilai kritis ADF maka tolak hipotesis nol dan simpulkan bahwa pembatasan mengikat.
2. jika ϕ_i kurang dari nilai kritis ADF maka terima hipotesis nol dan simpulkan bahwa pembatasan tidak mengikat.

2.1.13 Transformasi

Transformasi yang biasa digunakan dalam analisis runtun waktu adalah transformasi diferensi dan transformasi log.

2.1.13.1 *Transformasi Diferensi*

Tujuan transformasi ini adalah membentuk barisan data runtun waktu yang bersifat stasioner, yakni untuk mencari komponen stasioner dari data yang memuat komponen *trend* dan komponen musiman. Didefinisikan diferensi orde 1 dari suatu data runtun waktu Y_t dengan persamaan :

$$\Delta Y_t = (1 - B)Y_t = Y_t - Y_{t-1} \tag{2.23}$$

dengan

$$\left(B^{j}Y\right)_{t} = Y_{t-j} \tag{2.24}$$

yakni operator *backward* orde ke – j. Sedangkan diferensi orde n didefinisikan sebagai :

$$\Delta^{n}Y_{t} = (1-B)^{n}Y_{t} = (1-B)^{n-1}(1-B)Y_{t} \tag{2.25}$$

2.1.13.2 *Transformasi Log*

Salah satu jenis transformasi lain yang sering digunakan dalam analisis data runtun waktu adalah transformasi logaritma yang sering juga digabungkan dengan melakukan diferensi terhadap data hasil logaritma.

Untuk melakukan diferensi orde n terhadap data log (Y_t), persamaannya adalah (Rosadi, 2012) :

$$\Delta^{n}\log(Y_{t}) = \Delta^{n-1}\left(log(Y_{t}) - log(Y_{t-1})\right) \tag{2.26}$$

2.1.14 Pembedaan *(Differencing)*

Data deret waktu yang tidak stasioner dalam rataan dapat distasionerkan dengan cara pembedaan (*differencing*) dengan derajat "d". Proses pembedaan dilakukan dengan cara mengurangkan suatu data dengan data sebelumnya. Notasi B (operator *backshift*) digunakan dalam proses pembedaan.

Secara umum, pembedaan dengan derajat "d" bisa dirumuskan sebagai berikut :

$$\Delta^{d}Z_{t} = (1-B)^{d}Z_{t} \tag{2.27}$$

2.1.15 Model Umum Runtun Waktu

2.1.15.1 Model *Autoregressive* (AR)

Model yang menggambarkan bahwa variabel tak bebas dipengaruhi oleh variabel tak bebas itu sendiri pada periode sebelumnya. Dengan kata lain data periode sekarang dipngaruhi oleh data pada periode sebelumnya.

Bentuk umum model AR(p) adalah

$$Y_t = \mu' + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \qquad (2.28)$$

dimana :

Y_t = pengamatan runtun waktu ke – t

μ' = nilai konstan

ϕ = parameter autoregresif

ε_t = nilai kesalahan (residual) pada saat t

2.1.15.2 Model *Moving Average* (MA)

Model yang menggambarkan bahwa variabel tak bebas dipengaruhi oleh residual pada periode sebelumnya. Dengan kata lain data pada periode sekarang dipengaruhi oleh nilai pada periode sebelumnya.

Bentuk umum dari model MA (q) adalah :

$$Y_t = \mu' + \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \qquad (2.29)$$

dimana :

Y_t = pengamatan runtun waktu ke – t

μ' = nilai konstan

θ = parameter *moving average*

ε_t = nilai kesalahan (residual) pada saat t

2.1.15.3 Model *Autoregressive Moving Average*(ARMA)

Model AR dan MA, dapat disatukan menjadi sebuah model. Model tersebut dikenal dengan nama *Autoregressive Moving Average* (ARMA). Model ARMA memiliki karakteristik yaitu data periode sekarang dipengaruhi oleh data periode sebelumnya dan juga oleh nilai residual data sebelumnya (Winarno, 2007).

Secara umum, proses ARMA (p,q) dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y_t = \mu' + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.30)$$

2.1.16 Identifikasi Model

Hal pertama yang dilakukan pada tahap ini adalah apakah *time series* bersifat stasioner atau nonstasioner dan bahwa aspek – aspek AR dan MA dari model ARIMA hanya berkenaan dengan time series yang stasioner (Makridakis, 1995). Kestasioneran suatu *time series* dilihat dari plot *ACF* yaitu koefisien autokorelasinya menurun menuju nol dengan cepat. Bila tidak stasioner maka dapat dilakukan pembedaan (*differencing*), orde pembedaan sampai deret menjadi stasioner dapat digunakan untuk menentukan nilai d pada (p,d,q) ARIMA. Model AR dan MA dari suatu *time series* dapat dilakukan dengan melihat grafik *ACF* dan *PACF*. Jika terdapat *lag* autokorelasi sebanyak q yang berbeda dari nol secara signifikan, maka prosesnya adalah MA (q). Kemudian apabila terdapat *lag* autokorelasi parsial sebanyak p yang berbeda dari nol secara signifikan maka prosesnya adalah AR (p). Secara umum jika terdapat *lag* autokorelasi parsial sebanyak p yang berbeda dari nol secara signifikan dan d pembedaan, maka prosesnya adalah ARIMA (p,d,q).

Tabel 2.1 Identifikasi order model AR dan MA dengan plot *ACF* dan *PACF*

Proses	*Autocorrelation Function* (ACF)	*Partial Autocerrelation Function* (PACF)
AR (p)	Meluruh menuju nol (secara eksponensial) atau mengikuti pola gelombang sinus (*Dies Down*)	Terputus seketika menuju nol setelah *lag p (cuts off after lag p)*
MA (q)	Terputus seketika menuju nol setelah *lag q (cuts off after lag q)*	Meluruh menuju nol secara eksponensial atau Mengikuti gelombang sinus *(Dies down)*
ARMA(p,q)	Meluruh menuju nol	Meluruh menuju nol

Pada Tabel 2.1 Karakteristik ACF dan PACF membedakan ketiga model *ARIMA,* adalah sebagai berikut (Hendikawati, 2014)

1. Proses *AR (p)*

Semua proses AR yang stasioner memiliki ACF teoritis yang meluruh menuju nol. Peluruhan ini dapat berbentuk eksponensial sederhana, koefisien autokorelasi sering pula berganti tanda menunjukkan pola gelombang sinus atau berbentuk peluruhan lain yang lebih kompleks, namun selalu bergerak menuju nol. Sementara, PACF teoritis dari proses AR memiliki *spike* sehingga terputus (*cuts off*) menuju nol setelah *lag* p yang merupakan ordo dari proses *AR* tersebut. Dalam praktik, untuk model *AR* non musiman, nilai *p* umumnya tidak lebih dari dua atau tiga.

2. Proses *MA (q)*

ACF teoritis proses MA terputus seketika *(cuts off)* menuju nol setelah terjadi *spike* sehingga *lag q* yang merupakan ordo dari proses MA. Namun, PACF teoritisnya meluruh menuju nol setelah *lag q*. Peluruhan ini dapat berbentuk eksponensial sederhana maupun menunjukkan pola gelombang sinus yang mengecil. Dalam praktik, untuk model MA non musiman, nilai q umumnya tidak lebih dari dua.

3. Proses *ARMA (p,q)*

Proses campuran ARMA memiliki sifat campuran antara AR dan MA. ACF teoritisnya meluruh menuju nol setelah *lag (q-p)* yang pertama, baik secara eksponensial ataupun berbentuk gelombang sinus. PACF teoritisnya meluruh menuju nol setelah *lag (p-q)* yang pertama. Dalam praktik, untuk model runtun waktu non musiman, nilai *p* dan *q* umumnya tidak lebih dari dua.

2.1.17 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Dalam praktiknya model runtun waktu yang stasioner sangat sukar sekali dijumpai, untuk itu perlu diperlukan proses *differencing* agar data menjadi stasioner. Model dengan data yang stasioner melalui proses *differencing* ini disebut model ARIMA. Dengan demikian, jika data stasioner pada proses *differencing* d kali dan mengaplikasikan ARMA (p,q), maka modelnya ARIMA (p,d,q) dimana p adalah tingkat AR, d tingkat proses membuat data menjadi stasioner dan q merupakan tingkat MA.

Secara umum, proses ARIMA (p,d,q) dapat ditulis sebagai berikut :

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B) + a_t \tag{2.31}$$

dimana $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p$ merupakan operator AR yang stasioner dan $\theta_q(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q$ merupakan operator MA yang *invertible* (Soejoeti, 1987).

dengan :

Y_t = nilai pengamatan ke – t,

p = order untuk proses *autoregressive (AR),*

d = banyaknya proses *differencing,*

q = order untuk proses *moving average (MA),*

$(1-B)^d$ = operator *differencing* orde *d,*

a_t = sesatan ke – t

Secara virtual model ARIMA dapat diidentifikasikan dengan melihat plot fungsi autokorelasi dan plot fungsi autokorelasi parsial data yang telah stasioner. Plot fungsi autokorelasi digunakan untuk menentukan order dari proses MA, yaitu q dan plot fungsi autokorelasi digunakan untuk menentukan order dari proses AR, yaitu p.

2.1.18 Model *Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous (ARIMAX)*

Salah satu model runtun waktu yang dapat dipandang sebagai perluasan model runtun waktu ARIMA adalah model ARIMAX, yakni model ARIMA dengan variabel exogen. Dalam model ini faktor – faktor yang mempengaruhi variabel dependen Y pada waktu ke – t tidak hanya oleh fungsi variabel Y dalam waktu, tetapi juga oleh variabel – variabel independen lainnya pada waktu ke – t. secara umum, bentuk model ARIMAX (p,d,q) dapat diberikan dengan persamaan berikut :

$$(1-a_iB)^d(1-B)^dY_t = c + \left(1-b_jB^j\right)\varepsilon_t + s_tX_t \qquad (2.32)$$

dengan :

B : operator balik yakni $(B^wY_t) = Y_{t-w}$

d : orde *differencing*

Y_t : pengamatan runtun waktu ke – t

a_i : parameter *autoregressive / AR,* dengan *i* = 1, 2, …, p

b_j : parameter *moving average / MA*, dengan *j* = 1, 2, …, q

s_t : parameter X (variabel eksogen) pada saat t

X_t : variabel eksogen pada saat t

C : nilai konstanta

ε_t : nilai kesalahan (residual) pada saat t

Jika diasumsikan Y_t stasioner atau d = 0, maka model di atas dapat ditulis sebagai berikut :

$$\left(1 - a_i B^i\right) Y_t = c + \left(1 - b_j B^j\right) \varepsilon_t + s_t X_t \tag{2.33}$$

Sehingga model ARIMAX Y_t dapat dimodelkan sebagai berikut :

$$Y_t = c + a_1 Y_{t-1} + \cdots + a_p Y_{t-p} + b_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + b_q \varepsilon_{t-q} + s_t X_t + \varepsilon_t \tag{2.34}$$

dengan :

Y_t : pengamatan runtun waktu ke – t

$a_1, a_2, \dots, a_p$: parameter *autoregressive / AR*

$b_1, b_2, \dots, b_q$: parameter *moving average / MA*

2.1.19 Heteroskedastisitas

Heteroskedastisitas merupakan situasi dimana variansi σ^2 dari faktor pengganggu X_t adalah tidak sama untuk semua observasi atas variabel bebas (X_t).

$$E(\varepsilon_t^2) = \sigma_t^2, t = 1, 2, \dots, n$$

Engle telah mengembangkan uji untuk mengetahui masalah heteroskedastisitas dalam data runtun waktu yaitu dengan uji *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Lagrange Multiplier* (ARCH – LM). Variansi residual σ_t^2 bukan hanya merupakan fungsi variabel independen, tetapi tergantung dari residual kuadrat pada periode sebelumnya σ_{t-1}^2 atau dapat ditulis :

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1\varepsilon_{t-1}^2 + a_2\varepsilon_{t-2}^2 + \cdots + a_p\varepsilon_{t-p}^2 \qquad (2.35)$$

Hipotesis untuk persamaan di atas adalah sebagai berikut :

$H_0 : a_k = 0, k = 1, 2, \dots, p$ (tidak ada efek ARCH/ Heteroskedastisitas)

H_1: minimal ada satu $a_{k\neq}0$ (terdapat efek ARCH/ Heteroskedastisitas)

Dari hipotesis nol tersebut, variansi residual σ_t^2 akan konstan sebesar a_0. Jika hipotesis nol diterima, maka data tersebut tidak mengandung masalah ARCH/ Heteroskedastisitas. Sedangkan jika hipotesis nol ditolak, maka data tersebut mengandung unsur ARCH / Heteroskedastisitas. Selanjutnya akan dilakukan pemodelan ARCH untuk data yang terbukti mengandung unsur ARCH / Heteroskedastisitas.

2.1.20 Model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH)

Model ARCH diperkenalkan pertama kali oleh Engle (1982) untuk memodelkan volatilitas residual yang sering terjadi pada data – data keuangan. Dalam model ARCH, varian residual data runtun waktu tidak hanya dipengaruhi variabel independen, tetapi juga dipengaruhi oleh nilai residual variabel yang diteliti.

Kondisi volatilitas data mengindikasikan bahwa perilaku data runtun waktu memiliki variansi residual tidak konstan dari waktu ke waktu atau mengandung heteroskedastisitas karena terdapat variansi residual yang besarnya tergantung dari volatilitas residual masa lalu. Akan tetapi, ada kalanya variansi residual tidak bergantung pada variabel bebasnya saja melainkan berubah – ubah seiring perubahan waktu. Karena itu, perlu dibuat suatu model pendekatan untuk memasukkan masalah volatilitas data dalam model penelitian.

Menurut Engle, variansi residual yang berubah – ubah ini terjadi karena variansi residual tidak hanya fungsi dari variabel independen tetapi tergantung dari seberapa besar residual di masa lalu.

Bentuk umum model ARCH(p) menurut Tsay (2002) :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-i}^2 + \cdots + \alpha_i \varepsilon_{t-j}^2 \quad (2.36)$$

dalam model ARCH parameter–parameternya harus memenuhi $\alpha_0 \geq 0, \alpha_i \geq 0, i > 1$

2.1.21 Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH)

Model ini dikemukakan oleh Bollerslev pada tahun 1986 yang merupakan generalisasi dari model ARCH. Model GARCH digunakan untuk mengatasi orde yang terlalu besar pada model ARCH. Bentuk umum model GARCH (p,q) menurut Tsay (2002).

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i a_{t-p}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-q}^2 \quad (2.37)$$

Koefisien – koefisien dari model GARCH (p,q) bersifat:

(1) $\omega > 0$

(2) $\alpha_i \geq 0$ untuk $i = 1, 2, \ldots,$ p

(3) $\beta_j \geq 0$ untuk $j = 1, 2, \ldots,$ q

(4) $\sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{q} (\alpha_i + \beta_j) < 1$

Kondisi (4) diperlukan agar model bersifat stasioner, sedangkan kondisi 1, 2, dan 3 yang diperlukan agar $\sigma_t^2 < 0$ (Rosadi, 2012).

2.1.22 Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity in mean* (GARCH - M)

Jika dimasukan variansi bersyarat atau deviasi standar ke dalam persamaan *mean*, maka akan didapatkan model GARCH-M (Engle, Liliens, dan Robins, 1987).

Model GARCH(*p, q*)-M dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$r_t = \mu + c\sigma_t^2 + a_t; \text{di mana } a_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i a_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2.39)$$

dengan,

r_t = *return*

μ = persamaan mean

c = *premium risk*

Dimana μ dan c adalah konstan. c bernilai positif menunjukkan bahwa *return* secara positif dipengaruhi oleh volatilitas sebelumnya. Spesifikasi lain *premium risk* juga digunakan dalam literature, meliputi $r_t = \mu + c\sigma_t + a_t$ dan $r_t = \mu + c\log(\sigma_t^2) + a_t$ (Tsay, 2002). Perumusan dari GARCH-M pada (2.39) menyatakan bahwa ada serial korelasi dalam deret return r_t. Serial korelasi ini ditunjukkan pada proses volatilitas (σ_t^2). Eksistensi dari *premium risk* adalah beberapa *historical* dari *return* suatu saham yang mempunyai serial korelasi.

2.1.23 Estimasi Model Terbaik

Harga estimasi dari koefisien, *standard error* dari koefisien dan harga – harga statistik untuk *diagnostic checking* (beserta harga p – *value* – nya uji yang bersesuaian) bagi model – model yang telah dilakukan *overfitting*.

Berdasarkan Wei (2006), pemilihan model terbaik dengan metode AIC didasarkan pada masing – masing model yang diverifikasi *Akaike Information Criteria* (AIC).

$$AIC\ (M) = -2\ln[maksimum_{likelihood}] + 2M$$

$$inL = \frac{-n}{2}\ln 2\pi\sigma_a^2 - \frac{1}{2\sigma_a^2}s(\phi,\mu,\theta)$$

$$inL = \frac{-n}{2}\ln\sigma_a^2 - (1+2M)\frac{n}{2}$$

$$AIC\ (M) = n\ln\sigma_a^2 + 2M \qquad (2.38)$$

Keterangan :

M : jumlah parameter dalam model

σ_a^2 : penduga maksimum likelihood dari σ_a^2

n : banyak pengalaman

Selanjutnya adalah uji signifikansi, dilakukan untuk mengetahui apakah model yang diestimasi dapat diterima atau tidak.

Hipotesis :

H_0: $\phi_i = 0\ dan\ \theta_i = 0$ (parameter tidak signifikan terhadap model)

H_1: $\phi_i \neq 0\ dan\ \theta_i \neq 0$ (parameter signifikan terhadap model)

Tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$

Statistik Uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}}{se(\hat{\phi})} \text{ atau } t = \frac{\hat{\theta}}{se(\hat{\theta})}$$

Kriteria Uji :

Tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{(^{a}/_{2},n-1)}$ atau $p - value$ < a = 5%.

Berikutnya dilakukan pemilihan model terbaik, yaitu harus memperhatikan beberapa hal berikut :

1. Prinsip *Parsimory* yaitu model harus bisa sesederhana mungkin. Dalam hal ini berarti memiliki sedikit mungkin parameternya, sehingga model lebih stabil.
2. Model memenuhi asumsi – asumsi yang melandasinya.
3. Dalam perbandingan model, dipilih model yang memiliki galat *(error)* terkecil

2.1.24 Uji Diagnostik

Untuk melakukan pengeceka diagnostik, selain dengan kriteria statistik uji t untuk koefisien hasil estimasi, juga dilakukan uji Q Ljung – Box dan plot ACF/ PACF residual data yang berguna untuk melihat apakah terdapat korelasi serial dalam residual dari model yang diamati. Berikut ini merupakan uji statistik untuk melihat apakah suatu model hasil estimasi telah cukup baik atau tidak.

2.1.24.1 *Uji ARCH – LM*

Selain uji unsur ARCH dalam residual kuadrat melalui *correlogram*, Engle telah mengembangkan uji untuk mengetahui masalah homoskedastik dalam data *time series*, dikenal dengan ARCH – LM. Ide dasar uji ini adalah bahwa varian variabel gangguan σ_a^2 bukan hanya merupakan fungsi variabel independen tetapi tergantung dari variabel kuadrat periode sebelumnya σ_{t-1}^2 atau dapat ditulis :

$$\sigma_a^2 = a_0 + a_1\sigma_{t-1}^2 + a_2\sigma_{t-2}^2 + \cdots + a_p\sigma_{t-p}^2 \qquad (2.39)$$

Hipotesis nol:

$H_0 : a_1 = a_2 = \cdots = a_p = 0$ (tidak ada efek ARCH)

$H_1 : a_i \neq 0,\ i = 1, 2, \ldots, p$ (ada efek ARCH)

Dengan hipotesis nol tersebut, maka varian variabel gangguan σ_t^2 akan konstan sebesar a_0 . Jika gagal menilak hipotesis nol, maka model tidak mengandung masalah ARCH dan sebaliknya jika menolak hipotesis nol, maka model mengandung unsur ARCH. Adapun prosedur uji ARCH sebagai berikut :

1. Estimasi persamaan (2.39) dengan metode OLS (*Ordinary Least Square*) atau metode kuadrat terkecil dan mendapatkan residual $\widehat{e_t}$serta residual kuadratnya $\widehat{e_t}^2$.
2. Melakukan regrei residual kuadrat dengan lag residual kuadrat sebagaimana persamaan (2.40)

$$e_t^2 = \hat{a}_0 + \hat{a}_1\hat{e}_{t-1}^2 + \hat{a}_2\hat{e}_{t-2}^2 + \cdots + \hat{a}_p\hat{e}_{t-p}^2 \qquad (2.40)$$

Persoalan dalam uji ini adalah sampai seberapa panjang lag yang digunakan. Oleh karena itu, bisa digunakan kriteria yang dikembangkan Akaike melaui *Akaike Information Criterion* (AIC) maupun dari *Scwarz Information Criterion* (SIC).

3. Jika sampel besar, menurut Robert Engel model persamaan (2.41) akan mengikuti distribusi *Chi – Square* dengan df sebanyak p.

$$nR^2 \sim x_p^2 \qquad (2.41)$$

Jika nR^2 yang merupakan *Chi – Square* (X) hitung lebih besar dari nilai kritis *Chi – Squares* (x^2) pada derajat kepercayaan (α=5%) maka hipotesis H_0 ditolak. Apabila *Chi – Square* (X) hitung lebih kecil dari nilai kritis *Chi – Squares* (x^2) pada derajat kepercayaan (α=5%) maka hipotesis H_0 diterima. Artinya varian residual adalah konstan sebesar a_0 sehingga model terbebas dari masalah ARCH.

2.1.22.2 ***Uji Korelasi Serial***

Menurut Rosadi (2012) uji lain yang dapat dilakukan adalah uji korelasi serial dari residual kuadrat sampai *lag* ke – m dengan statistic Q Ljung – Box yang dibandingkan dengan kuantil dari distribusi χ_m^2 atau dengan plot fungsi ACF/PACF dari residual kuadrat terstandarisasi. Uji Korelasi Serial salah satunya adalah uji Breusch – Godfrey. Hipotesis *null* berarti tidak adanya korelasi serial pada komponen galat

$$Z_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + \mu_t \qquad (2.42)$$

Berdasarkan model tersebut, Z_t mengikuti *autoregressive* ordo p, sehingga membentuk model

$$\widehat{\mu_t} = \rho_1 \widehat{\mu_{t-1}} + \rho_2 \widehat{\mu_{t-2}} + \cdots + \rho_p \widehat{\mu_{t-p}} + \varepsilon_t \qquad (2.43)$$

Hipotesis :

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_p = 0$ (tidak ada korelasi serial orde p)

$H_1 : \rho_i \neq \rho_2 = \cdots = \rho_p \neq 0$ (ada korelasi serial)

Statistik Uji :

$$(n-p)R^2 \sim \chi_p^2 \qquad (2.44)$$

Keputusan tolak H_0 jika $(n-p)R^2 > \chi_p^2$ atau $p - value$ < 5%

2.1.25 Pemilihan Model Terbaik

Nilai *MAPE (Mean Absolute Percentage Error)* dihitung dengan menggunakan kesalahan absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Kemudian, menghitung rata – rata kesalahan persentase absolut tersebut.

Pendekatan ini berguna ketika ukuran atau besar variabel ramalan itu penting dalam mengevaluasi ketepatan ramalan. MAPE mengindikasi seberapa besar kesalahan dalam meramal yang dibandingkan dengan nilai nyata.

Rumus untuk memperoleh nilai MAPE sebagai berikut (Aswi dan Sukarna, 2006)

$$MAPE = \frac{\sum \frac{|Z_t - \widehat{Z_t}|}{Z_t} \times 100\%}{n} \tag{2.48}$$

dengan ,

Z_t = Nilai deret waktu pada periode t

$\widehat{Z_t}$ = Nilai ramalan pada periode t

N = jumlah pengamatan

2.2 Penelitian Terdahulu

Pada penelitian Rukini dan Suhartono (2013) mengenai model ARIMAX dan deteksi GARCH dalam peramalan inflasi di Kota Denpasar. Pemilihan model ARIMAX terbaik pada data *in-sample* didasarkan pada model intervensi dengan nilai AIC dan SBC terkecil. Sedangkan pada data *out – sample,* model terbaiknya didasarkan pada model fungsi transfer dengan nilai RSME terkecil. Berdasarkan model intervensi yang diperoleh, pengaruh terbesar yang mempengaruhi tingkat inflasi di Kota Denpasar adalah kenaikan BBM. Hasil identifikasi semua model ARIMAX tersebut menunjukkan bahwa tidak ada unsur Heteroskedastisitas.

Berdasarkan penelitian Ratnasari (2014) mengenai peramalan volatilitas menggunakan model GARCH – M. Pada umumnya, data keuangan memiliki varian yang tidak konstan (heteroskedastisitas). Salah satu cara mengatasinya dengan memodelkan volatilitas. Model yang sering digunakan adalah model ARCH/ GARCH. Jika variansi bersyarat atau simpangan baku dimasukan ke dalam persamaan *mean*, maka akan didapatkan model GARCH – M.

Berdasarkan penelitian Nurul (2016) menunjukkan bahwa model ARIMAX – GARCH dapat digunakan untuk meramalkan data dengan adanya variabel kurs sebagai variabel eksogen dan model GARCH yang dapat mengatasi data yang terindikasi adanya heteroskedastisitas.

Hasil dari penelitian – penelitian terdahulu dapat dilihat dalam tabel 2.2 di bawah ini :

Tabel 2.2 Perbandingan Hasil Penelitian Terdahulu

Peneliti	Fokus Penelitian	Hasil Penelitian
Rukini dan Suhartono (2013)	Peramalan dengan metode ARIMAX. Selanjutnya dari model ARIMAX tersebut dicek terdapat unsur heteroskedastisitas atau tidak	Menunjukkan bahwa ada keterkaitan yang signifikansi antara jumlah wisatawan dengan tingkat inflasi Kota Denpasar. Pengaruh terbesar tingkat inflasi adalah kenaikan BBM. Hasil identifikasi semua model ARIMAX tersebut menunjukkan bahwa tidak ada unsur Heteroskedastisitas
Ratnasari (2014)	Peramalan volatilitas menggunakan model GARCH – M.	Model GARCH – M didapatkan, jika variansi bersyarat atau simpangan baku dimasukkan ke dalam persamaan mean.
Nurul Indrianingsih (2016)	Memprediksi harga emas di Indonesia dengan ARIMAX - GARCH	ARIMAX – GARCH dapat digunakan untuk meramalkan data dengan adanya variabel eksogen dan mengatasi data yang terindikasi heteroskedastisitas.

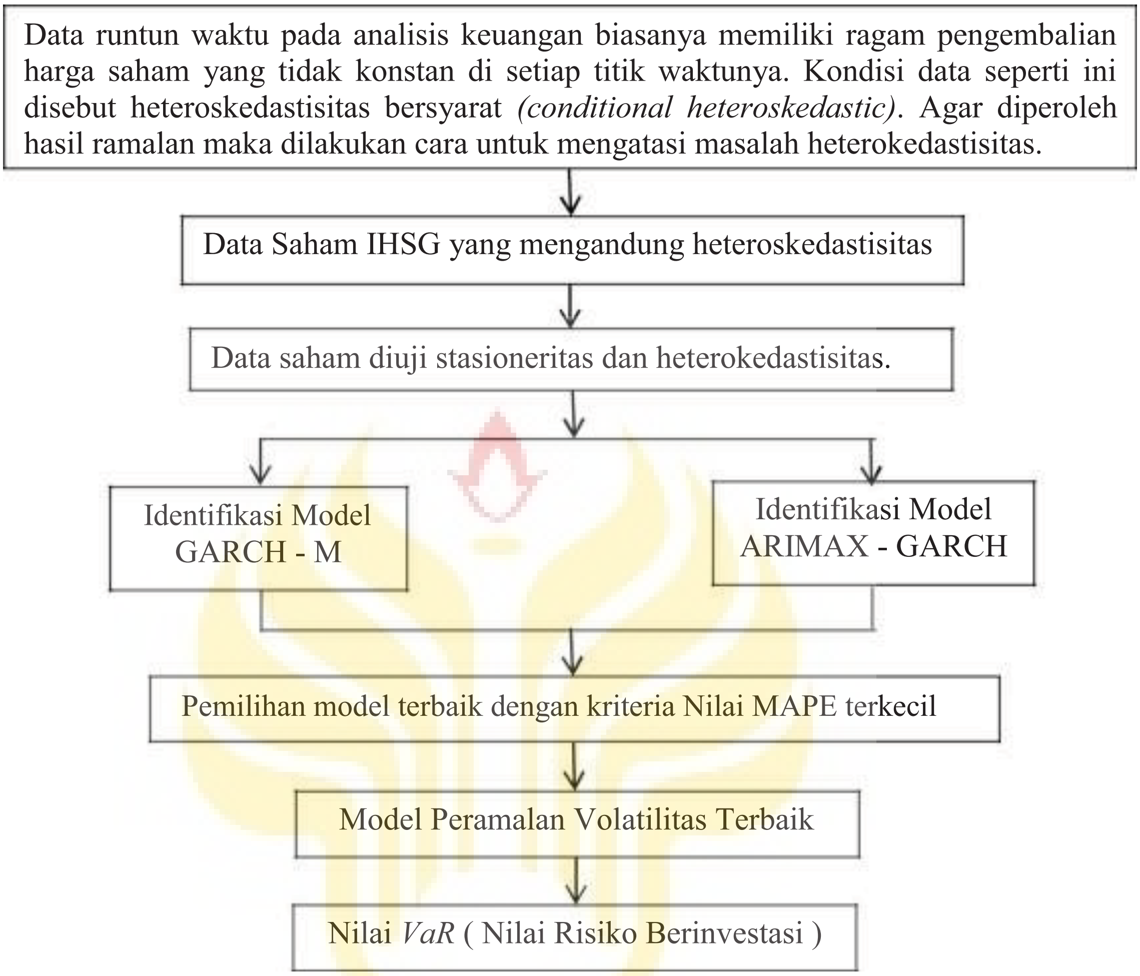
Berdasarkan penelitian – penelitian terdahulu, penulis ingin membandingkan model GARCH – M dan ARIMAX - GARCH dalam meramalkan volatilitas risiko berinvestasi saham. Membandingkan kedua model tersebut dengan cara melihat perhitungan nilai MAPE terkecil dari kedua model, semakin kecil nilai MAPE pada model semakin tepat perhitungan peramalan menggunakan model tersebut.

2.3 Kerangka Berpikir

Pada umumnya saham dikenal memiliki karakteristik *high risk – high return*, artinya memberikan peluang keuntungan yang tinggi namun juga berpotensi memiliki risiko tinggi. Saham memungkinkan investor mendapatkan keuntungan dalam jumlah besar dan dalam waktu singkat. Namun saham juga dapat membuat investor mengalami kerugian dalam waktu singkat. Jadi mengetahui tingkat risiko berinvestasi sangat dibutuhkan oleh investor.

Data analisis keuangan memiliki ragam pengembalian harga saham yang tidak konstan di setiap titik waktunya. Kondisi seperti ini disebut heteroskedastisitas bersyarat. Cara untuk mengakomodasinya adalah dengan pemodelan ragam yang dapat melakukan peramalan dengan tepat. Dalam penelitian ini difokuskan pada membandingkan hasil peramalan tingkat risiko berinvestasi menggunakan model GARCH – M dan ARIMAX – GARCH.

Penelitian bermula dengan pengumpulan data penutupan harian saham, yang kemudian mencari nilai *return* dari data saham tersebut. Dari data *return* diidentifikasi model GARCH-M dan ARIMAX – GARCH, kemudian dilakukan pendugaan parameter untuk masing – masing model, dilakukan verifikasi kedua model. Pemilihan model terbaik dari masing – masing model untuk dibandingkan dengan dilakukan perhitungan nilai MAPE terkecil. Konsep kerangka berfikir di atas, dapat dilihat pada gambar 2.4.



Gambar 2.4 Diagram Kerangka Berpikir

BAB 5

PENUTUP

5.1 Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian, didapatkan simpulan sebagai berikut:

1. Model terbaik GARCH – M untuk meramalkan volatilitas saham IHSG adalah GARCH (1,1) – M diperoleh persamaan varian $\sigma_t^2 = 0.00000805 + 0.154665a_{t-1}^2 + 0.748731\sigma_{t-1}^2$ dengan persamaan *mean* model ARIMA (2,1,2) $Z_t = 0.184736Z_{t-1} - 0.377275Z_{t-2} - 0.148225\varepsilon_{t-1} + 0.343926\varepsilon_{t-2} - \sigma_t^2$
2. Model terbaik ARIMAX - GARCH untuk meramalkan volatilitas saham IHSG adalah ARIMAX(2,1,2) – GARCH (1,1) diperoleh persamaan varian $\sigma_t^2 = 0.00000885 + 0.153889a_{t-1}^2 + 0.733160\sigma_{t-1}^2$ dengan persamaan *mean* model ARIMAX (2,1,2) $Z_t = -2.54E - 05 + 1.43Z_{t-1} - 0.75Z_{t-2} - 1.42\varepsilon_{t-1} + 0.7\varepsilon_{t-2} - \sigma_t^2$
3. Model terbaik di antara model GARCH–M dan model ARIMAX–GARCH dalam meramalkan volatilitas saham IHSG adalah ,model GARCH - M, dengan nilai MAPE lebih kecil yaitu 118.0299 dibandingkan nilai MAPE pada model ARIMAX – GARCH yaitu sebesar 191.3115.
4. Hasil peramalan volatilitas saham untuk 1 hari kedepan pada tanggal 1 Juni 2017 dengan menggunakan model GARCH (1,1) – M adalah sebesar Nilai *VaR* untuk saham sebesar Rp 85.615.826, 00 yang artinya kemungkinan kerugian maksimum yang dapat ditolerir oleh seorang investor dari dana yang telah diinvestasikan adalah sebesar Rp 85.615.826, 00. Ini

artinya 5% peluang terjadinya kerugian yang melebihi Rp 85.615.826, 00 dalam waktu 24 jam kedepan.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dan keterbatasan – keterbatasan yang diperoleh dalam penelitian ini, maka peneliti memberikan saran sebagai berikut :

1. Berdasarkan penelitian, model GARCH – M sangat baik digunakan untuk meramalkan volatilitas risiko berinvestasi saham dibandingkan model ARIMAX – GARCH.
2. Program yang digunakan dalam penelitian ini adalah E-views, karena program yang mudah digunakan untuk menganalisis kedua model yaitu menggunakan program E-views 8.0.
3. Untuk penelitian selanjutnya, akan lebih baik apabila hasil peramalan dibandingkan dengan nilai akurat pada data yang ada.

DAFTAR PUSTAKA

Ang, Robert. 1997. *Buku Pintar : Pasar Modal Indonesia.* Jakarta : Media Soft Indonesia.

Anoraga, Pandji, & Piji, P. 2006. *Pengantar Pasar Modal.* Jakarta : PT. Rineka Cipta.

Aswi dan Sukarna. 2006. Analisis Deret Waktu: Teori dan Aplikasi. Makassar : Andira Publisher.

Badriyah, R & Suharsono, A. 2014. *Peramalan Permintaan Penjualan Sepeda Motor di PT A dengan menggunakan ARIMAX dan VARX.* Jurnal Sains dan Seni Pomits Vol.3 No 2. Surabaya

Bolerslev, T. 1986. *Generalized Autoregressive conditional Heteroscedasticity.* Journal of Econometrics. 307-327.

Box, G.E.P. and J.M, Jengkins. 1976. *Time Series Analysis Forecasting and Control.* (Holdenday. SanFransisco. CA).

Brockwell, P.J. and Davis, R.A. 2002. *Introduction to Time Series and Forecasting*. Second Edition. Springer-verlag, Inc. New York.

Bucknall, Hugh & Zheng Wei. 2006. *Magic Numbers for Human Resource Management 2*. Singapore : Clementi Loop.

Christiawan, Alexander Hery. 2010. *Analisis Pengaruh Kondisi Makro Ekonomi Amerika Serikat dan Harga Minyak Dunia terhadap Dow Jones Industrial Average serta Pengaruh Kondisi Makro Ekonomi Indonesia, Harga Minyak Dunia dan Dow Jones Industrial Average terhadap Bursa Efek Indonesia (BEI) Periode 2002-2009*. Tesis Universitas Diponegoro.

Dickey, D., & Fuller, W. 1979. *Distribution of the Estimators for Autoregressive Series with a Unit Root*. Journal of The American Statistical Association.

Enders, Walter. 1995. *Applied Econometric Time Series.* USA : John Wiley & Sons, Inc.

Engle, R.F., D. Lilien and Robins. 1987. *Estimation of time varying risk premium in the term structure*. Discussion paper 85-17 (University of California. San diego. CA)

Hanke, J.E., & Winchern DW. 2005. *Business Forecasting.* 8^{th} Edition. Fngwood: Cliffs Prentice Hall.

Husnan, S & Enny, P. 2004. *Dasar – Dasar Teori Portofolio dan Analisis Sekuritas.* Edisi Keempat. Yogyakarta : BPFE.

Indrianingsih, Nurul. 2016. *Pemodelan ARIMAX – GARCH untuk Memprediksi Harga Emas Indonesia.* UNNES Journal of Mathematics.

Jorion, Philippe. 2007. *Value at Risk : The New Benchmark For Managing Financial Risk*. Third Edition. Singapore : McGraw – Hill, Singapore.

Lerbin R, Aritonang. 2002. *Peramalan Bisnis.* Jakarta : Ghalia Indonesia.

Makridakis, S. *et. al.* 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jilid 1 Edisi ke-2. Suminto, H., penerjemah. Bina Rupa Aksara. Jakarta.

Mankiw, N., Gregory. 2006. *Macroeconomics 6^{th} Edition.* Terjemahan : Liza, Fitria, dan Nurmawan. Jakarta : Penerbit Erlagga.

Nilai Penutupan Harga Saham IHSG, 6 Juni 2014, diakses tanggal 2 Juni 2017, (www.finance.yahoo.com)

Schwert, G.W., & Clifford W. Smith, Jr. 1992. *Empirial Research in Capital Market.* USA : McGraw – Hill.

Nilai Tukar Rupiah, 6 Juni 2014, diakses tanggal 1 Juni 2017, (www.bi.go.id/id/moneter/informasi-kurs/contens/default.aspx)

Ratnasari, Dwi Hastuti. 2014. *Peramalan Volatilitas Menggunakan Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity in Mean (GARCH – M).* Jurnal Gaussian Vol 3 No 4. Semarang.

Rosadi, D. 2011. *Analisis Ekonometrika dan Runtun Waktu Terapan dengan R*. Yogyakarta: Andi Offset.

Samsul, Mohamad. 2006. *Pasar Modal dan Manajemen Portofolio.* Jakarta : Penerbit Erlangga.

Soejoeti, Zanzawi. 1987. *Analisis Runtun Waktu*. Modul 1-9. Diktat Universitas Terbuka. Jakarta : Penerbit Karunia.

Sunariyah. 2004. *Pengantar Pengetahuan Pasar Modal.* Yogyakarta : UPP STIM YKPN.

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

Widarjono, Agus. 2009. *Ekonometrika Pengantar dan Aplikasinya.* Edisi Ketiga. Yogyakarta : EKONISIA.

Winarno, Wing W. 2007. *Analisis Ekonometrika dan Statistika dengan Eviews.* Yogyakarta : Sekolah Tinggi Ilmu Manajemen YKPN.

Winarno, Wing Wahyu. 2011. *Analisis Ekonometrika dan Statistika dengan EViews.* Edisi ke – 3. Yogyakarta : STIM YKPN