

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pada era globalisasi ini, pasar modal atau bursa merupakan salah satu sumber pendanaan yang banyak diminati. Seiring meningkatnya aktivitas perdagangan pada pasar modal maka kebutuhan untuk memberikan informasi yang lebih lengkap kepada masyarakat mengenai perkembangan bursa juga semakin meningkat, salah satunya informasi mengenai indeks harga saham. Hal tersebut akan sangat berguna bagi para investor, trader terutama untuk orang-orang baru yang mulai tertarik dengan saham. Parameter pergerakan harga saham dikenal dengan indeks harga saham yang menunjukkan kondisi pasar pada suatu saat serta sebagai indikator para investor untuk membeli dan menjual sahamnya. Pada saat indeks harga saham naik menunjukkan bahwa secara rata-rata harga saham mengalami peningkatan. Begitupun sebaliknya, pada saat indeks harga saham turun menunjukkan bahwa secara rata-rata harga saham mengalami penurunan. Perubahan yang terjadi pada indeks harga saham dapat terjadi karena beberapa faktor, karena perubahan harga saham pada bursa atau perubahan total nilai dasar saham.

Meskipun saham termasuk investasi yang dapat memberikan keuntungan tinggi namun juga memberikan resiko yang tinggi pula karena harga saham mengalami perubahan setiap harinya atau bersifat fluktuatif. Pergerakan harga saham setiap detik dan menitnya mengakibatkan nilai indeks saham juga bergerak naik serta turun dalam kurun waktu yang cepat, proses pergerakan ini dinamakan volatilitas. Volatilitas berkaitan dengan penggunaan informasi dalam mengukur resiko sehingga dapat dilakukan peramalan maupun evaluasi terhadap kinerja saham suatu perusahaan atau pasar modal secara keseluruhan [1]. Pembentukan portofolio, manajemen resiko, dan pembentukan harga biasanya terjadi *error* pada pengelompokan volatilitas dengan besar yang relatif sama dalam waktu yang berdekatan, keadaan ini dinamakan *volatility clustering* atau klaster volatilitas. Untuk

mengatasi keadaan ini, maka dibutuhkan metode untuk memodelkan volatilitas *return* saham guna meminimalkan perhitungan resiko yang tidak akurat pada data runtun waktu finansial.

Pemodelan volatilitas *return* yang sering digunakan dalam analisis runtun waktu finansial adalah model GARCH. Model ini pertama kali dikembangkan oleh Engle pada tahun 1982 dalam analisis runtun waktu [2], beliau menulis tentang teori ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) untuk mengukur *means* dan *variance* inflasi di United Kingdom karena munculnya *volatility clustering* dan heteroskedastisitas. Heteroskedastisitas terjadi apabila variabel data yang relatif rendah pada suatu periode maka akan terjadi kecenderungan yang sama pada kurun waktu selanjutnya. Model ARCH dalam memodelkan beberapa deret waktu diperlukan ordo q untuk memperkirakan heteroskedastisitas besyarat. Oleh karena itu, Bollerslev [3] memperkenalkan model umum ARCH untuk model heteroskedastisitas bersyarat yaitu GARCH (*Generalized Autoregressive Conditionally Heteroskedasticity*).

Menurut Bollerslev [3], dengan menggeneralisasi model ARCH ke model GARCH dapat memperluas kapasitas model ARCH untuk memperhitungkan aspek-aspek dari volatilitas *return*, mengingat model tersebut menghilangkan kelebihan kurtosis dalam *return series*. Namun, model GARCH merupakan model linier sehingga tidak dapat menagani distribusi *fat-tail* pada runtun waktu finansial [4]. Selain itu, *return* pasar saham secara langsung dipengaruhi oleh spekulasi dan keputusan investor selama jangka waktu yang berbeda yang berkisaran dari menit hingga tahun. Oleh karena itu, analisis runtun waktu yang tepat untuk mengatasi hal tersebut adalah analisis *wavelet*.

Wavelet memiliki arti gelombang kecil yang berasal dari bahasa Prancis "*ondelette*" kemudian kata "*onde*" diterjemahkan dalam bahasa Inggris menjadi "*wave*" dan digabungkan dengan kata aslinya sehingga terbentuk kata baru "*wavelet*" [5]. *Wavelet* merupakan gelombang kecil yang

dapat memisahkan sinyal menjadi dua komponen yaitu bagian detail dan skala dengan tujuan untuk melakukan transformasi sinyal agar dapat dipahami serta mampu merepresentasikan fungsi yang tidak mulus maupun memiliki volatilitas tinggi [6].

Menurut Nason [7], metode transformasi wavelet *merupakan* suatu teknik matematika yang bermanfaat untuk analisis numerik dan manipulasi sinyal dimana sinyal tersebut terbatas atau teralokasi pada suatu selang waktu atau fenomena berubah terhadap waktu. Transformasi *wavelet* membantu menguraikan sinyal menjadi komponen-komponen yang independen baik dalam domain waktu dan frekuensi yang memiliki rata-rata serta *autokorelasi* runtun waktu tidak konstan dari waktu ke waktu. Pada saat data runtun waktu didekomposisi akan menghasilkan koefisien *wavelet* (detail) dan koefisien *smooth* (skala) yang kemudian data tersebut dapat digunakan untuk memprediksi data runtun waktu pada periode selanjutnya. Kemampuan untuk menguraikan data runtun waktu menjadi komponen skala waktu bagiannya merupakan keuntungan utama dari metode transformasi *wavelet*.

Dalam metode transformasi *wavelet* dibagi menjadi dua bagian yaitu CWT (*Continuous Wavelet Transform*) dan DWT (*Discrete Wavelet Transform*). Transformasi *wavelet* yang sering diterapkan untuk mengangani data runtun waktu yang diamati dalam harian, migguan, bulanan serta tahunan adalah DWT. DWT banyak digunakan untuk transformasi data runtun waktu yang memiliki volatilitas tinggi seperti data saham, curah hujan, data inflasi serta data lainnya yang tidak stasioner serta sulit untuk dimodelkan jika hanya menggunakan model runtun waktu pada umumnya. Kelemahan DWT adalah metode ini hanya dapat digunakan untuk data yang berkelipatan dua atau tidak dapat digunakan untuk sembarang jumlah data. Pemodelan dengan metode DWT hanya mempresentasikan data terbatas pada ukuran sampel N yang dapat dibagi menjadi 2^J untuk suatu bilangan positif J dengan J adalah banyaknya level [8]. Hal tersebut mengakibatkan jika jumlah data tidak sesuai

dengan ketentuannya maka akan dipotong yang dapat menyebabkan banyaknya informasi yang hilang.

Oleh karena itu, maka dikembangkan konsep baru yaitu MODWT (*Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform*) untuk mengatasi keterbatasan tersebut. MODWT merupakan modifikasi dari metode DWT yang dapat mencakup seluruh data sehingga memiliki jumlah data sembarang. Keunggulan MODWT dibandingkan DWT yaitu dapat mengakomodasi ukuran sampel apa pun dan mereduksi data menjadi setengahnya (*down sampling*) sehingga setiap level dekomposisi terdapat koefisien *wavelet* dan koefisien *smooth* sepanjang data [9]. Pada domain transformasi MODWT masing-masing *wavelet* memiliki karakteristik stasioner dan linier. Seperti yang diketahui, model GARCH adalah model linier yang sangat populer dan lebih cocok untuk peramalan runtun waktu stasioner. Jika metode transformasi *wavelet* digunakan untuk menggabungkannya, maka diharapkan akan dapat memberikan hasil yang lebih akurat pada peramalan volatilitas *return* saham.

Berdasarkan penelitian terdahulu, Farima [6] telah menggunakan metode *wavelet* gabungan untuk meramalkan nilai tukar dolar Amerika terhadap rupiah yang menggunakan model gabungan MODWT-ARMA. Model ini menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil dari model MODWT dan model ARMA sendiri. Selain itu, penelitian oleh Kurnia [10] menerapkan model ARIMA dan *Wavelet* pada data runtun waktu harga penjualan emas mingguan di PT. ANTAM Tbk Indonesia dengan menggunakan analisis antara kedua model yang kemudian akan dipilih model paling baik digunakan untuk peramalan harga penjualan emas pada periode selanjutnya. Mereka mengamati bahwa, berdasarkan nilai MSE menunjukkan nilai kesalahan model *wevalet* jauh lebih kecil dari model ARIMA. Penelitian serupa oleh Tan [11] mengusulkan metode peramalan yang baru berdasarkan pendekatan transformasi *wavelet* yang dikombinasikan dengan model ARIMA dan GARCH kemudian dibandingkan dengan beberapa teknik peramalan lainnya

yang paling sering dipublikasikan. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa metode peramalan dengan menggunakan *wavelet* jauh lebih akurat daripada metode peramalan lainnya.

Sejalan dengan pembahasan latar belakang maka penelitian ini akan mengkaji peramalan volatilitas *return* saham dengan menggunakan kemampuan metode transformasi *wavelet* dengan MODWT yang digabungkan dengan model GARCH pada Indeks Harga Saham Gabungan periode Januari 2016 sampai Desember 2020. Selanjutnya, hasil *error* peramalan yang diperoleh akan dibandingkan antara model yang telah digabungkan yaitu model MODWT-GARCH(1,1) dan model GARCH(1,1) seperti yang diusulkan oleh [4]. Oleh karena itu, judul yang sesuai dalam penelitian ini adalah “Peramalan Volatilitas Harga Saham Menggunakan Algoritma Transformasi *Wavelet* Model GARCH”

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang maka perumusan masalah yang dibahas dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana menganalisis peramalan volatilitas harga saham menggunakan algoritma transformasi *wavelet* model GARCH?
2. Bagaimana penerapan peramalan volatilitas harga saham menggunakan algoritma transformasi *wavelet* yaitu transformasi MODWT dengan model GARCH yang kemudian dibandingkan dengan model GARCH guna melihat kemampuan MODWT-GARCH dalam meningkatkan keakuratan pada hasil peramalan volatilitas IHSG dengan data *actual*?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menganalisis hasil peramalan volatilitas harga saham menggunakan algoritma transformasi *wavelet* model GARCH.
2. Menerapkan peramalan volatilitas harga saham menggunakan algoritma transformasi *wavelet* yaitu transformasi MODWT dengan model GARCH yang kemudian dibandingkan dengan model GARCH guna

melihat kemampuan MODWT-GARCH dalam meningkatkan keakuratan pada hasil peramalan volatilitas IHSG dengan data *actual*.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat untuk banyak pihak berkepentingan, seperti:

1. Bagi Mahasiswa

Mahasiswa dapat memperluas wawasan dalam mengaplikasikan ilmu matematika dan dapat memberikan gambaran tentang penerapan dalam model *wavelet* dan model GARCH meramalkan Indeks Harga Saham Gabungan.

2. Bagi Prodi Matematika

Prodi matematika dapat menambahkan referensi dalam belajar mengajar terutama pada mata kuliah peramalan dengan menggunakan model *wavelet* dan model GARCH. Dosen juga dapat mengetahui kompetensi mahasiswa dalam mengaplikasikan ilmu matematika yang telah diperoleh.

3. Bagi Akademisi

Akademisi mendapatkan referensi untuk rujukan penelitian selanjutnya yang menggunakan metode *wavelet* dan model GARCH untuk dapat mengembangkannya sehingga mendapatkan hasil penelitian yang lebih baik lagi.

4. Bagi Investor

Investor mengetahui peramalan volatilitas Indeks Harga Saham Gabungan yang dapat menjadi pertimbangan melakukan investasi, dengan memperkirakan nilai IHSG berdasarkan peramalan menggunakan metode transformasi *wavelet* model GARCH.

1.5 Metode Penelitian

Penelitian ini merupakan studi literatur. Studi literatur terkait dengan analisis *wavelet* menggunakan metode transformasi MODWT (*Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform*) digabungkan dengan model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditionally Heteroskedasticity*) yang berasal dari beberapa jurnal internasional maupun nasional. Adapun data yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini adalah data harga penutupan Indeks Harga Saham Gabungan di Bursa Efek Indonesia pada periode Januari 2016 - Desember 2020. Data harga saham tersebut diakses melalui situs *id.investing.com* pada bulan Maret 2021.

Data yang diperoleh dari situs tersebut pada penelitian ini kemudian diolah menggunakan *software* Matlab R2013a yang akan digunakan untuk analisis *wavelet* dan *software* EViews 10 yang akan digunakan dalam analisis statistika serta ekonometri pada data runtun waktu atau *time series*. Adapun tahapan-tahapan dalam penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data penutupan Indeks Harga Saham Gabungan pada periode Januari 2016 - Desember 2020 dari situs *id.investing.com* [12].
2. Menghitung nilai tingkat volatilitas *return* pada data IHSG.
3. Menghitung *skewness* dan kurtosis dari *return* agar dapat mengetahui apakah data *return* IHSG berdistribusi normal atau tidak.
4. Membuat Model GARCH dan MODWT-GARCH dengan menggunakan *software* EViews 10.

A. Model MODWT-GARCH

1. Mendekomposisi MODWT merupakan sebuah proses sebelum data yang akan dimodelkan. Pada proses MODWT dilakukan terhadap data *return* dengan menggunakan filter db4 dan 4 level dekomposisi ($J = 4$). Proses MODWT dijalankan dengan *software* Matlab R2013a. Hasil dari proses ini berupa 4 barisan data koefisien *wavelet* dan 1 barisan data koefisien *smooth* sehingga diperoleh 4 barisan data, secara berurutan dinamakan D_1, D_2, D_3, D_4 dan S_4 .

2. Mengidentifikasi Model MODWT-ARIMA

Proses ini dilakukan terhadap koefisien *wavelet* dan *smooth* yaitu D_1, D_2, D_3, D_4 dan S_3 dengan melakukan uji stasioneritas dari data *return* IHSG dengan melihat *correlogram* dan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF).

$H_0: \gamma = 0$ (terdapat akar unit)

$H_1: \gamma < 0$ (tidak terdapat akar unit)

Hipotesis nol ditolak jika statistik uji ADF memiliki nilai kurang dari 0,05. Jika hipotesis nol ditolak, data bersifat stasioner jika sebaliknya apabila hipotesis nol diterima maka data bersifat tidak stasioner. Jika data tidak stasioner, maka akan dilakukan *differencing* atau transformasi sehingga dihasilkan suatu data yang stasioner.

3. Melakukan estimasi parameter pada model MODWT-ARIMA.
4. Memilih model MODWT-ARIMA terbaik dengan memilih nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) terkecil.
5. Verifikasi Model MODWT-ARIMA.
6. Identifikasi Model MODWT-GARCH dengan melakukan pemeriksaan pada residual kuadrat (uji heteroskedastisitas):

- a. Uji korelasi menggunakan uji Ljung-Box dan tampilan grafik *correlogram*. Dengan hipotesis:

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \dots = 0$ (Tidak terdapat korelasi pada residual)

H_1 : terdapat paling sedikit satu $\rho_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, l$ (terdapat korelasi pada residual)

- b. Uji efek ARCH menggunakan ARCH-LM dengan hipotesis:

$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_p = 0$ (Tidak terdapat efek ARCH)

$$H_1: \alpha_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, p \text{ (terdapat efek ARCH)}$$

Apabila tidak terdapat korelasi dan efek ARCH maka data tidak perlu dimodelkan dengan menggunakan model MODWT-GARCH dan proses dinyatakan telah berhenti. Namun, apabila terdapat korelasi dan efek ARCH, maka dilakukan estimasi parameter model MODWT-GARCH dengan menggunakan metode *maximum likelihood estimation*.

7. Menentukan estimasi parameter dan nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) model MODWT-GARCH(1,1).
8. Verifikasi Model MODWT-GARCH(1,1).
9. Peramalan.

B. Model GARCH

1. Mengidentifikasi Model ARIMA

Melakukan uji stasioneritas dari data *return* IHSG dengan melihat *correlogram* dan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF).

$$H_0: \gamma = 0 \text{ (terdapat akar unit)}$$

$$H_1: \gamma < 0 \text{ (tidak terdapat akar unit)}$$

Hipotesis nol ditolak jika statistik uji ADF memiliki nilai kurang dari 0,05. Jika hipotesis nol ditolak, data bersifat stasioner jika sebaliknya apabila hipotesis nol diterima maka data bersifat tidak stasioner. Jika data tidak stasioner, maka akan dilakukan *differencing* atau transformasi sehingga dihasilkan suatu data yang stasioner.

2. Melakukan estimasi parameter pada model ARIMA.
3. Memilih model ARIMA terbaik dengan memilih nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) terkecil.
4. Verifikasi Model ARIMA.
5. Mengidentifikasi Model GARCH dengan melakukan pemeriksaan pada residual kuadrat (uji heteroskedastisitas):

- a. Uji korelasi menggunakan uji Ljung-Box dan tampilan grafik *correlogram*. Dengan hipotesis:

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \dots = 0$ (Tidak terdapat korelasi pada residual)

H_1 : terdapat paling sedikit satu $\rho_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, l$ (terdapat korelasi pada residual)

- b. Uji efek ARCH menggunakan ARCH-LM dengan hipotesis:

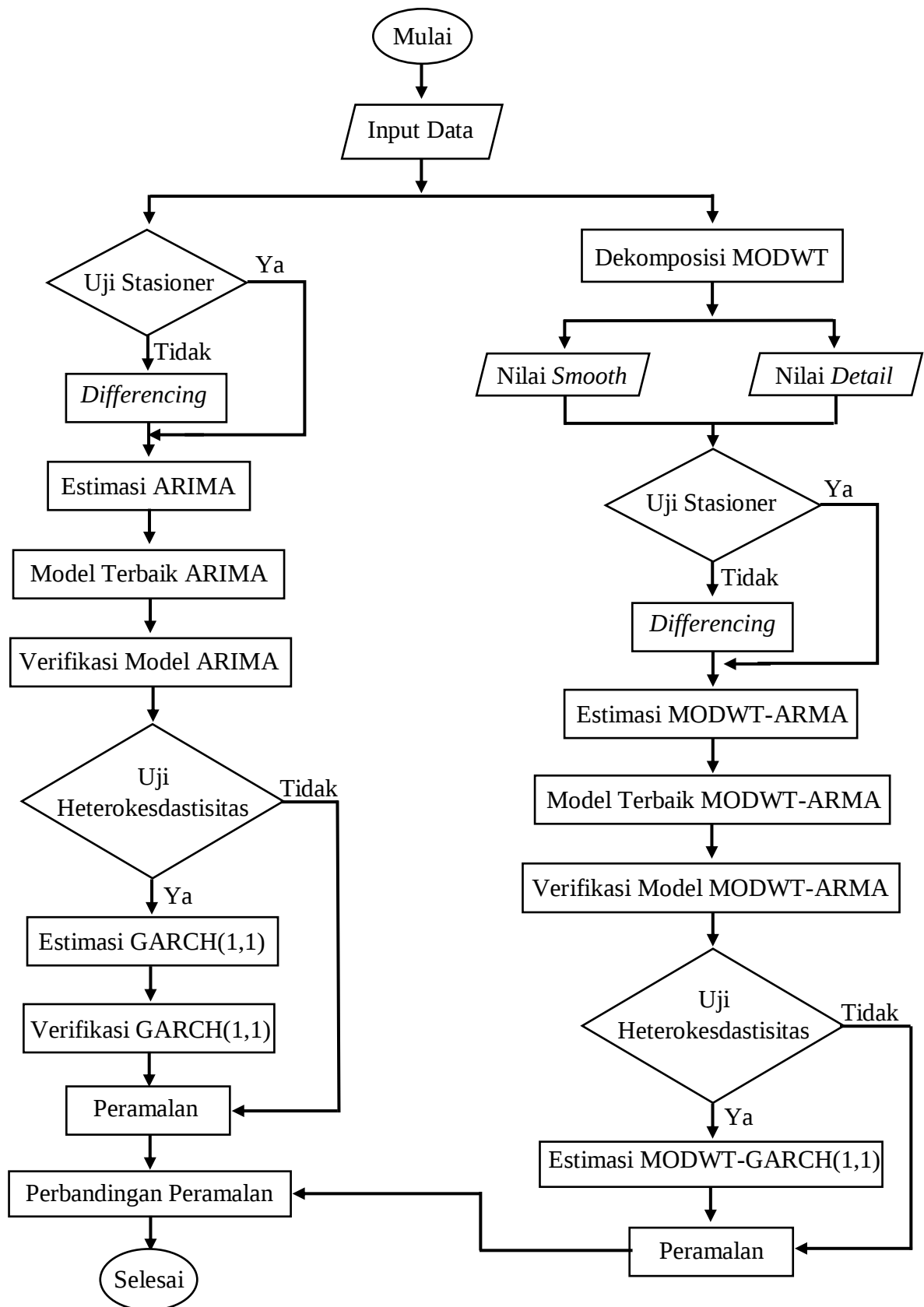
$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_p = 0$ (Tidak terdapat efek ARCH)

$H_1: \alpha_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, p$ (terdapat efek ARCH)

Apabila tidak terdapat korelasi dan efek ARCH maka data tidak perlu dimodelkan dengan menggunakan model GARCH dan proses dinyatakan telah berhenti. Namun, bila terdapat korelasi dan efek ARCH, maka dilakukan estimasi parameter model GARCH dengan menggunakan metode *maximum likelihood estimation*.

6. Menentukan estimasi parameter dan nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) dari model GARCH(1,1).
 7. Verifikasi Model GARCH(1,1).
 8. Peramalan.
5. Membandingkan hasil peramalan model GARCH dan model MODWT-GARCH dengan melihat nilai peramalan yang paling mendekati data aktual untuk menentukan model terbaik.
6. Proses selesai.

Gambaran prosedur penelitian dalam tugas akhir ini dapat dilihat pada gambar dibawah ini:



Gambar 1.1 Flowchart Tahapan Penelitian

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan yang akan digunakan dalam penelitian ini dibagi menjadi empat bab.

Bab 1 Pendahuluan

Bab ini menjelaskan mengenai latar belakang permasalahan, perumusan masalah, tujuan penelitian yang ingin dicapai, manfaat penelitian, metodologi penelitian yang dilakukan, serta sistematika penulisan.

Bab 2 Landasan Teori

Bab ini berisikan mengenai teori-teori yang berkaitan dengan metodologi yang dapat digunakan dalam membantu proses pengambilan keputusan.

Bab 3 Hasil dan Pembahasan

Bab ini menjelaskan analisis hasil dan pembahasan berdasarkan model yang digunakan untuk melakukan peramalan antara model gabungan *wavelet* dengan GARCH yaitu MODWT-GARCH dan model GARCH.

Bab 4 Penutup

Bab ini merupakan bab penutup yang berisikan kesimpulan hasil analisis keputusan berdasarkan peramalan yang telah dilakukan antara MODWT-GARCH dan GARCH, serta dilengkapi pula dengan saran-saran dari penulis untuk mengembangkan penelitian ini.