BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Metode Pengumpulan Data

Data memiliki dua kegunaan utama data dalam peramalan, yang pertama adalah data digunakan untuk menentukan pola perilaku beberapa variabel yang didasarkan pada pengamatan historis dan yang kedua adalah data digunakan untuk menyediakan nilai yang akan datang dari variabel bebas yang termasuk dalam suatu model kasual. Sumber data sekunder merupakan sumber data yang paling mudah ditangani, namun kekurangan utama dari data sekunder adalah data tersebut telah disesuaikan dengan hukum dan persyaratan laporan finansial (Makridakis, 2000).

Dalam penelitian ini, akan digunakan data sekunder Indeks Harga Saham Gabungan bulanan nilai terakhir (harga penutupan) yang diakses melalui situs https://id.investing.com/indices/idx-composite-historical-data yang bersumber dari Bursa Efek Indonesia (BEI) dengan periode mulai dari bulan Januari tahun 2013 sampai dengan bulan Mei tahun 2024.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel adalah objek penelitian atau apa yang menjadi titik perhatian suatu penelitian. Dalam penelitian ini digunakan variabel penelitiannya merupakan Indeks Harga Saham Gabungan bulanan nilai terakhir (harga penutupan) dengan banyak data yang digunakan sebanyak 137 yang kemudian dibagi menjadi dua data, yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* yang akan digunakan untuk membentuk model peramalan sebanyak 120 data (01 Januari 2013- 01 Desember 2022), sedangkan data *testing* yang digunakan untuk memeriksa hasil peramalan dari data *training* sebanyak 17 data (01 Januari 2023 - 01 Mei 2024).

3.3 Metode *Exponential Generalized Autoregressive Conditional* Heteroscedastic (EGARCH)

Dalam membentuk model EGARCH, ada beberapa asumsi yang harus dipenuhi, salah satunya adalah residual harus memenuhi efek asimetris, sehingga pada subbab ini akan dijelaskan bagaimana tahapan untuk memperoleh model EGARCH.

3.3.1 Uji Heteroskedastisitas

Keberadaan efek ARCH dan heteroskedastisitas dapat dilihat dengan melakukan uji Lagrange Multiplier (Setiawan, Briliantya, & Nisa, 2022). Selanjutnya, bentuk hipotesis untuk menguji ada atau tidaknya unsur ARCH dalam residual mean model adalah (Ratnasari & Nitivijaya, 2018):

H_0: $\alpha_1 = \cdots = \alpha_k = 0$, atau model tidak mengandung heteroskedastik

H_1: minimal ada satu $\alpha_q \neq 0$, atau model mengandung heteroskedastik

Statistik uji Lagrange Multiplier (LM) adalah sebagai berikut:

$$LM = TR^2 \tag{3.1}$$

di mana T merupakan koefisien jumlah observasi dan R^2 adalah koefisien determinasi pada hasil regresi kuadrat residual ke-t (α_t^2) terhadap konstanta dan k lag nilai $a_{t-1}^2, a_{t-2}^2, \dots, a_{t-k}^2$. Model menolak H_0 atau dikatakan mengandung unsur hetersokedastik apabila $TR^2 > \chi^2_{\left(\frac{\alpha}{2},k\right)}$. Sehingga keputusan tolak H_0 dan mengindikasikan bahwa pemodelan ARCH dapat dilakukan.

3.3.2 Uji Efek Asimetris

Pada penelitian ini, akan diuji keberadaan efek asimetris menggunakan Uji *Sign Bias*. Pengujian ini dilakukan untuk pengidentifikasian terhadap model apakah pada residual terdapat efek asimteris pada volatilitas. Statistik uji efek asimetris dengan Uji *Sign Bias* dilakukan berdasarkan persamaan regresi pada persamaan (2.41)

$$\hat{\alpha}_t^2 = \varphi_0 + \varphi_1 S_{t-1}^- + \varphi_2 S_{t-1}^- \hat{\alpha}_{t-1} + \varphi_n S_{t-1}^+ \hat{\alpha}_{t-1} + e_t$$

di mana $S_{t-1}^{+} = 1 - S_{t-1}^{-}$

Dengan keterangan

$\hat{\alpha}_t^2$: Variabel dependen yang mewakili volatilitas pada waktu *t* yang diperoleh dari persamaan regresi

S_{t-1}^{-} : Variabel *dummy* yang bernilai satu jika $\hat{\alpha}_{t-1} < 0$ dan nol untuk yang lainnya

φ_1 : Parameter *sign bias* (efek positif atau negatif)

φ_2 : Parameter *size bias* (besar efek negatif)

φ_3 : Parameter *size bias* (besar efek positif)

Pengujian dilakukan berdasarkan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 \colon \varphi_0 = \varphi_1 = \varphi_2 = \varphi_3 = 0$, atau residual bersifat asimetris

H_1: Paling tidak ada satu $\varphi \neq 0$, atau residual bersifat tidak asimetris

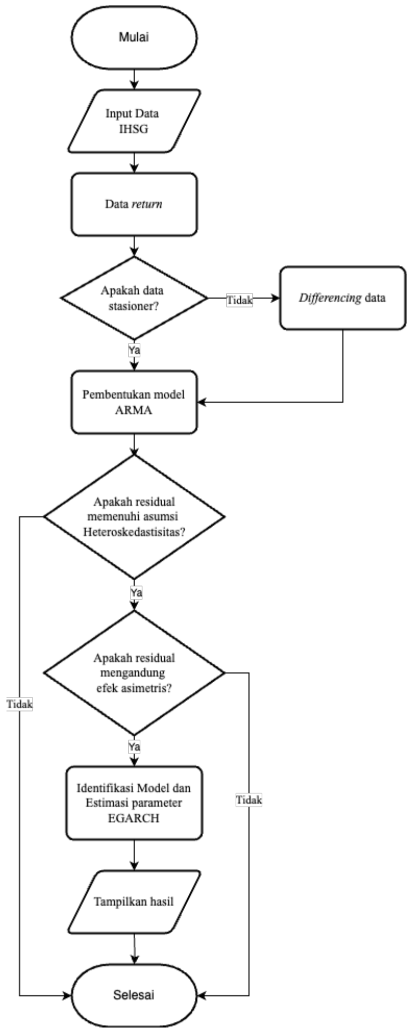
Statistik uji :

$$F_{hitung} = \frac{\frac{SSR_0}{k}}{\frac{SSR_1}{n-k-1}} \tag{3.2}$$

Di mana $SSR_0 = \sum_{t=1}^{n} (\hat{\alpha}_t^2 - \omega)^2$, $\omega = \frac{\sum_{t=1}^{n} \alpha_t^2}{n}$, $SSR_1 = \sum_{t=1}^{n} e_t^2$, e_t^2 adalah residual kuadrat, n adalah banyak pengamatan, dan k adalah banyak parameter yang diuji.

Kriteria pengujian : H_0 akan diterima, apabila $F_{hitung} < F_{tabel}$ atau $P - Value > \alpha$ dimana taraf signifikansi $\alpha = 5\%$.

3.3.3 Pembentukan Model



Gambar 3.1 Diagram Alir (*Flowchart*) Model EGARCH

3.3.4 Identifikasi Model

Untuk mengidentifikasi model dari data runtun waktu homoskedastisitas dapat dilakukan dengan melihat FAK dan FAKP, namun dalam model volatilitas EGARCH belum terdapat kriteria untuk mengidentifikasi model tersebut. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dilakukan identifikasi model dimulai dengan menggunakan model EGARCH yang paling sederhana, yaitu EGARCH(1,1) hingga memperoleh model EGARCH(p,q) yang memenuhi asumsi heteroskedastisitas dan mengandung efek asimetris.

3.3.5 Estimasi Parameter

Tahap selanjutnya setelah identifikasi model adalah mengestimasi parameter. Tujuannya adalah untuk memperoleh parameter populasi yang tidak diketahui dengan menggunakan data sampelnya (Purba, 2020). Parameter-parameter yang akan diestimasi adalah $\mu, \omega, \beta, \alpha,$ dan γ. Parameter tersebut akan diestimasi dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimator (*MLE) dan dilanjutkan dengan metode iteratif seperti algoritma Newton-Raphson, *Method of Scoring* atau Iterasi Berndt, Hall, Hall and Hausman (BHHH).

Diketahui proses EGARCH(p,q):

$$y_t = x_t'\mu + a_t$$
$$a_t = \sigma_t \epsilon_t$$
$$ln\sigma_t^2 = \omega + \sum\nolimits_{i=1}^{q} \beta \ln \sigma_{t-1}^2 + \sum\nolimits_{j=1}^{p} \alpha_j \frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}} + \sum\nolimits_{j=1}^{p} \gamma_j \left|\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}\right| \qquad (3.3)$$

Misalkan FKP dari observasi data z_t dinotasikan dengan $f(z_t)$ dan $\psi = (\mu, \delta')$ adalah salah satu vektor dari semua parameter yang tidak diketahui dengan:

$$\delta' = (\omega, \beta_1, \dots, \beta_i, \alpha_1, \dots, \alpha_j, \gamma_1, \dots, \gamma_j)$$
$$v_t' = \left(1, \ln \sigma_{t-1}^2, \dots, \ln \sigma_{t-i}^2, \frac{a_{t-1}}{\sigma_{t-1}}, \dots, \frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}, \left|\frac{a_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right|, \dots, \left|\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}\right|\right).$$

Sehingga model EGARCH(p,q) dapat ditulis kembali menjadi:

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t$$
$$\ln\sigma_t^2 = \omega + \sum\nolimits_{i=1}^{q} \beta \ln \sigma_{t-1}^2 + \sum\nolimits_{j=1}^{p} \alpha_j \frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}} + \sum\nolimits_{j=1}^{p} \gamma_j \left|\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}\right| \qquad (3.4)$$
$$\ln \sigma_t^2 = v_t'\delta$$

Dengan mengasumsikan a_t berdistribusi normal, maka fungsi *likelihood*-nya adalah:

$$L(\psi, \sigma^2 | y, x_t') = (2\pi\sigma_t^2)^{-\frac{N}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\sum\nolimits_{t=1}^{N}\left(\frac{y_t - x_t'\mu}{\sigma_t^2}\right)\right\} \qquad (3.5)$$

Kemudian fungsi *log likelihood*-nya adalah:

$$\ln L(\psi) = L = -\frac{1}{2}\sum\nolimits_{t=1}^{N}\left(\ln 2\pi + \ln \sigma_t^2 - \left(\frac{y_t - x_t'\mu}{\sigma_t}\right)^2\right) \tag{3.6}$$

Dengan $\ln L(\psi) = L$ dimaksudkan untuk penyederhanaan penulisan, kemudian dengan emnggunakan $a_t = y_t - x_t'\mu$, maka persamaan menjadi:

$$L = -\frac{1}{2}\sum\nolimits_{t=1}^{N}\left(\ln 2\pi + \ln \sigma_t^2 - \left(\frac{a_t}{\sigma_t}\right)^2\right)$$

Kemudian, turunkan fungsi *log likelihood* secara parsial terhadap ψ sehingga diperoleh:

$$\begin{aligned}
\frac{\partial L}{\partial \psi} &= -\frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial \psi}\sum_{t=1}^{N}\left(\ln 2\pi + \ln \sigma_t^2 - \left(\frac{a_t}{\sigma_t}\right)^2\right) \\
&= -\frac{1}{2}\left(\frac{1}{\sigma_t^2}\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \psi} + \left(\frac{2a_t\frac{\partial a_t}{\partial \psi} - a_t^2\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \psi}}{\sigma_t^2}\right)\right) \\
&= -\frac{1}{2\sigma_t^2}\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \psi} - \frac{a_t}{\sigma_t^2}\frac{\partial a_t}{\partial \psi} + \frac{a_t^2}{2\sigma_t^2}\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \psi} \\
&= -\frac{a_t}{\sigma_t^2}\frac{\partial a_t}{\partial \psi} - \frac{1}{2}\frac{1}{\sigma_t^4}(\sigma_t^2 - a_t^2)\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \psi}
\end{aligned}$$

Penurunan *likelihood* terhadap ψ berturut-turut adalah perhitungan dari $\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \psi}$, dimana spesifikasi model EGARCH adalah dalam kondisi variansi σ_t^2. Penyelesaian tahap akhir yang diinginkan adalah memperoleh $\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \psi}$. Untuk memperoleh $\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \psi}$, ada beberapa tahapan yang harus dilakukan, yaitu:

1) Tahap pertama, persamaan (3.3) diturunkan terhadap μ. Pandang persamaan rata-rata pada EGARCH yaitu:

$$\begin{aligned}
y_t &= x_t'\mu + a_t \\
y_t - x_t'\mu &= a_t \\
\frac{\partial}{\partial \mu}(y_t - x_t'\mu) &= \frac{\partial a_t}{\partial \mu} \\
-x_t' &= \frac{\partial a_t}{\partial \mu} \qquad (3.7)
\end{aligned}$$

Substitusikan $a_t = \sigma_t \epsilon_t$ kedalam persamaan rata-rata sehingga diperoleh:

$$y_t = x_t'\mu + \sigma_t \epsilon_t$$

$$y_t - x_t'\mu = \sigma_t \epsilon_t$$

$$\frac{y_t - x_t'\mu}{\epsilon_t} = \sigma_t$$

$$\frac{\partial}{\partial \mu}\left(\frac{y_t - x_t'\mu}{\epsilon_t}\right) = \frac{\partial \sigma_t}{\partial \mu}$$

$$-\frac{x_t'\mu}{\epsilon_t} = \frac{\partial \sigma_t}{\partial \mu} \tag{3.8}$$

Persamaan (3.7) dan (3.8) akan digunakan dalam penurunan model EGARCH terhadap μ, yaitu:

$$\frac{\partial \ln \sigma_t^2}{\partial \mu} = \frac{\partial}{\partial \mu}\left(\omega + \sum_{i=1}^{q} \beta \ln \sigma_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^{p} \alpha_j \frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}} + \sum_{j=1}^{p} \gamma_j \left|\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}\right|\right)$$

$$\frac{1}{\sigma_t^2}\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \mu} = \frac{\partial \omega}{\partial \mu} + \frac{\partial}{\partial \mu}\left(\sum_{i=1}^{q} \beta_i \ln \sigma_{t-1}^2\right) + \frac{\partial}{\partial \mu}\left(\sum_{j=1}^{p} \alpha_j \frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}\right) +$$
$$\frac{\partial}{\partial \mu}\left(\sum_{j=1}^{p} \gamma_j \left|\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}\right|\right)$$

$$\frac{1}{\sigma_t^2}\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \mu} = 0 + \sum_{i=1}^{q} \beta_i \frac{1}{\sigma_{t-i}^2}\frac{\partial \sigma_{t-i}^2}{\partial \mu} + \sum_{j=1}^{p} \alpha_j \left(\frac{\frac{\partial a_{t-j}}{\partial \mu}\sigma_{t-j} - a_{t-j}\frac{\partial \sigma_{t-j}}{\partial \mu}}{\sigma_{t-j}^2}\right) +$$
$$\sum_{j=1}^{p} \gamma_j \left(\frac{\frac{\partial |a_{t-j}|}{\partial \mu}|\sigma_{t-j}| - |a_{t-j}|\frac{\partial |\sigma_{t-j}|}{\partial \mu}}{\sigma_{t-j}^2}\right)$$

$$\frac{\partial \sigma_t^2}{\partial \mu} = 0 + \sigma_t^2 [\sum_{i=1}^{q} \beta_i \frac{1}{\sigma_{t-i}^2}\frac{-x_{t-i}'}{\epsilon_{t-i}} + \sum_{j=1}^{p} \alpha_j \left(\frac{-x_{t-j}'\sigma_{t-j} + a_{t-j}\frac{x_{t-j}'}{\epsilon_{t-j}}}{\sigma_{t-j}^2}\right) +$$
$$\sum_{j=1}^{p} \gamma_j \left(\frac{-x_{t-j}'|\sigma_{t-j}| + |a_{t-j}|\frac{x_{t-j}'}{\epsilon_{t-j}}}{\sigma_{t-j}^2}\right) = 0$$

2) Tahap kedua, persamaan (3.2) diturunkan terhadap ω

$$\frac{\partial \ln \sigma_t^2}{\partial \omega} = \frac{\partial}{\partial \omega}\left(\omega + \sum_{i=1}^{q} \beta \ln \sigma_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^{p} \alpha_j \frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}} + \sum_{j=1}^{p} \gamma_j \left|\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}\right|\right)$$

$$\frac{\partial\sigma_t^2}{\partial\omega} = \sigma_t^2\left[1 + \sum\nolimits_{i=1}^{q}\beta_i\frac{1}{\sigma_{t-i}^2}\frac{\partial\sigma_{t-i}^2}{\partial\omega} + \sum\nolimits_{j=1}^{p}\alpha_j\left(\frac{\frac{\partial a_{t-j}}{\partial\omega}\sigma_{t-j} - a_{t-j}\frac{\partial\sigma_{t-j}}{\partial\omega}}{\sigma_{t-j}^2}\right)\right.$$

$$\left. + \sum\nolimits_{j=1}^{p}\gamma_j\left(\frac{\frac{\partial|a_{t-j}|}{\partial\omega}\left|\sigma_{t-j}\right| - |a_{t-j}|\frac{\partial\left|\sigma_{t-j}\right|}{\partial\omega}}{\sigma_{t-j}^2}\right)\right] = \sigma_t^2$$

3) Tahap ketiga, persamaan (3.2) diturunkan terhadap β_i

$$\frac{\partial\ln\sigma_t^2}{\partial\beta_i} = \frac{\partial}{\partial\beta_i}\left(\omega + \sum_{i=1}^{q}\beta\ln\sigma_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^{p}\alpha_j\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}} + \sum_{j=1}^{p}\gamma_j\left|\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}\right|\right)$$

$$\frac{\partial\sigma_t^2}{\partial\beta_i} = \sigma_t^2\left[\sum\nolimits_{i=1}^{q}\ln\sigma_{t-i}^2 + \beta_i\frac{1}{\sigma_{t-i}^2}\frac{\partial\sigma_{t-i}^2}{\partial\beta_i} + \sum\nolimits_{j=1}^{p}\alpha_j\left(\frac{\frac{\partial a_{t-j}}{\partial\beta_i}\sigma_{t-j} - a_{t-j}\frac{\partial\sigma_{t-j}}{\partial\beta_i}}{\sigma_{t-j}^2}\right)\right.$$

$$\left. + \sum\nolimits_{j=1}^{p}\gamma_j\left(\frac{\frac{\partial|a_{t-j}|}{\partial\beta_i}\left|\sigma_{t-j}\right| - |a_{t-j}|\frac{\partial\left|\sigma_{t-j}\right|}{\partial\beta_i}}{\sigma_{t-j}^2}\right)\right] = 0$$

4) Tahap keempat, persamaan (3.2) diturunkan terhadap α_j

$$\frac{\partial\ln\sigma_t^2}{\partial\alpha_j} = \frac{\partial}{\partial\alpha_j}\left(\omega + \sum_{i=1}^{q}\beta\ln\sigma_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^{p}\alpha_j\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}} + \sum_{j=1}^{p}\gamma_j\left|\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}\right|\right)$$

$$\frac{\partial\sigma_t^2}{\partial\alpha_j} = \sigma_t^2\left[\sum_{i=1}^{q}\beta_i\frac{1}{\sigma_{t-i}^2}\frac{\partial\sigma_{t-i}^2}{\partial\alpha_j} + \sum_{j=1}^{p}\frac{\alpha_{t-j}}{\sigma_{t-j}} + \alpha_j\left(\frac{\frac{\partial a_{t-j}}{\partial\alpha_j}\sigma_{t-j} - a_{t-j}\frac{\partial\sigma_{t-j}}{\partial\alpha_j}}{\sigma_{t-j}^2}\right) + \right.$$

$$\left.\sum_{j=1}^{p}\gamma_j\left(\frac{\frac{\partial|a_{t-j}|}{\partial\alpha_j}\left|\sigma_{t-j}\right| - |a_{t-j}|\frac{\partial\left|\sigma_{t-j}\right|}{\partial\alpha_j}}{\sigma_{t-j}^2}\right)\right] = 0$$

5) Tahap kelima, persamaan (3.2) diturunkan terhadap γ_j

$$\frac{\partial\ln\sigma_t^2}{\partial\gamma_j} = \frac{\partial}{\partial\gamma_j}\left(\omega + \sum_{i=1}^{q}\beta\ln\sigma_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^{p}\alpha_j\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}} + \sum_{j=1}^{p}\gamma_j\left|\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}\right|\right)$$

$$\frac{\partial\sigma_t^2}{\partial\gamma_j} = \sigma_t^2\left[\sum_{i=1}^{q}\beta_i\frac{1}{\sigma_{t-i}^2}\frac{\partial\sigma_{t-i}^2}{\partial\gamma_j} + \sum_{j=1}^{p}\alpha_j\left(\frac{\frac{\partial a_{t-j}}{\partial\alpha_j}\sigma_{t-j} - a_{t-j}\frac{\partial\sigma_{t-j}}{\partial\alpha_j}}{\sigma_{t-j}^2}\right) + \sum_{j=1}^{p}\left|\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}\right| + \right.$$

$$\left.\gamma_j\left(\frac{\frac{\partial|a_{t-j}|}{\partial\gamma_j}\left|\sigma_{t-j}\right| - |a_{t-j}|\frac{\partial\left|\sigma_{t-j}\right|}{\partial\gamma_j}}{\sigma_{t-j}^2}\right)\right] = 0$$

Untuk menemukan pendekatan estimasi parameter, maka digunakan metode iteratif. Algoritma optimasi untuk iterasi dimulai dari suatu nilai awal, misalkan ψ_0. Kemudian ψ_0 digunakan untuk mencari ψ_1. Proses iteratif dilakukan hingga diperoleh $\psi_n \cong \psi_{n+1}$

Ada tiga metode iteratif yang dapat digunakan, yaitu metode Newton-Raphson, *method of scoring*, dan Berndt, Hall, Hall & Hausman (BHHH) (Sanjoyo, 2006):

1) Metode Newton-Raphson

Iterasi dengan Metode Newton-Raphson dilakukan untuk meminimalkan fungsi objektif yang berupa fungsi *log likelihood* dengan tujuan menemukan nilai parameter yang meminimalkan kesalahan antara nilai yang diprediksi oleh model dan data aktual. Pada iterasi ini, fungsi objektif L diaproksimasi dengan deret Taylor orde kedua di sekitar nilai awai ψ_0, yaitu:

$$L = L\left|\psi_0 + \frac{\partial L}{\partial \psi'}\right|_{\psi_0} (\psi - \psi_0) + \frac{1}{2}(\psi - \psi_0)' \left.\frac{\partial^2 L}{\partial \psi \partial \psi'}\right|_{\psi_0} (\psi - \psi_0) \quad (3.9)$$

Untuk memenuhi kondisi optimum, persamaan tersebut diturunkan terhadap parameter ψ dengan operasi sebagai berikut:

$$\frac{\partial L}{\partial \psi} = \left[\left.\frac{\partial L}{\partial \psi'}\right|_{\psi_0}\right] + \left.\frac{\partial^2 L}{\partial \psi \partial \psi'}\right|_{\psi_0} (\psi - \psi_0) = 0 \quad (3.10)$$

Berdasarkan persamaan (3.8) dan (3.9) secara implisit dapat ditaksir ψ_1

$$\frac{\partial L}{\partial \psi} = \left[\left.\frac{\partial L}{\partial \psi'}\right|_{\psi_0}\right] + \left.\frac{\partial^2 L}{\partial \psi \partial \psi'}\right|_{\psi_0} (\psi_1 - \psi_0) = 0$$

$$\psi_1 = \psi_0 - \left[\left.\frac{\partial^2 L}{\partial \psi \partial \psi'}\right|_{\psi_0}\right]^{-1} \left[\left.\frac{\partial L}{\partial \psi'}\right|_{\psi_0}\right]$$

Sehingga bentuk umumnya menjadi:

$$\psi_{n+1} = \psi_n - \left[\left.\frac{\partial^2 L}{\partial \psi \partial \psi'}\right|_{\psi_n}\right]^{-1} \left[\left.\frac{\partial L}{\partial \psi'}\right|_{n}\right] \quad (3.11)$$

atau

$$\psi_{n+1} = \psi_n - P_n \left[\left. \frac{\partial L}{\partial \psi'} \right|_n \right] \tag{3.12}$$

dengan

$$P_n = \left[\left. \frac{\partial^2 L}{\partial \psi \partial \psi'} \right|_{\psi_n} \right]^{-1}$$

Iterasi ini dikatakan konvergen jika $\psi_{n+1} = \psi_n$.

2) *Method of Scoring*

Pada iterasi Newton-Raphson, algoritma iterasi P_n dinyatakan dengan $\left. \frac{\partial^2 L}{\partial \psi \partial \psi'} \right|_{\psi_n}$ sedangkan pada metode ini, algoritma P_n menggunakan nilai ekspektasinya, sehingga algoritmanya dinyatakan sebagai berikut:

$$\psi_{n+1} = \psi_n - \left[E \left(\left. \frac{\partial^2 L}{\partial \psi \partial \psi'} \right|_{\psi_n} \right) \right]^{-1} \left[\left. \frac{\partial L}{\partial \psi'} \right|_n \right] \tag{3.13}$$

atau

$$\psi_{n+1} = \psi_n + P_n \left[\left. \frac{\partial L}{\partial \psi'} \right|_n \right] \tag{3.14}$$

dengan

$$P_n = - \left[E \left(\left. \frac{\partial^2 L}{\partial \psi \partial \psi'} \right|_{\psi_n} \right) \right]^{-1}$$

3) Iterasi Bernadt, Hall, Hall & Hausman (BHHH)

Metode ini mengeksploitasi algoritma iterasi *method of scoring*. Bagian yang dieksploitasi adlaah P_n dari *method of scoring*, menjadi bentuk:

$$P_n = - \left[E \left(\left. \frac{\partial^2 (L_1 + L_2 + \cdots + L_N)}{\partial \psi \partial \psi'} \right|_{\psi_n} \right) \right]^{-1}$$

$$= - \left[E \left(\left. \frac{\partial^2 \sum_{t=1}^{N} L_t}{\partial \psi \partial \psi'} \right|_{\psi_n} \right) \right]^{-1}$$

$$= -\left[E\left(\sum_{t=1}^{N} \frac{\partial^2 L_t}{\partial\psi\partial\psi'}\bigg|_{\psi_n}\right)\right]^{-1}$$

$$= -\left[\sum_{t=1}^{N} E\left(\frac{\partial^2 L_t}{\partial\psi\partial\psi'}\right)\bigg|_{\psi_n}\right]^{-1}$$

$$= -\left[NE\left(\frac{\partial^2 L_t}{\partial\psi\partial\psi'}\right)\bigg|_{\psi_n}\right]^{-1}$$

$$= \left[-N\frac{1}{N}\left(\sum_{t=1}^{N} \frac{\partial^2 L_t}{\partial\psi\partial\psi'}\bigg|_{\psi_n}\right)\right]^{-1}$$

akhirnya diperoleh

$$P_n = \left[-\left(\sum_{t=1}^{N} \frac{\partial^2 L_t}{\partial\psi\partial\psi'}\bigg|_{\psi_n}\right)\right]^{-1}$$

$$= \left[-\left(\sum_{t=1}^{N} \frac{\partial L_t}{\partial\psi}\frac{\partial L_t}{\partial\psi'}\bigg|_{\psi_n}\right)\right]^{-1}$$

Bentuk umum dari iterasi BHHH dinyatakan dengan menggunakan algoritma iterasi sebagai berikut:

$$\psi_{n+1} = \psi_n + \left[-\left(\sum_{t=1}^{N} \frac{\partial L_t}{\partial\psi}\frac{\partial L_t}{\partial\psi'}\bigg|_{\psi_n}\right)\right]^{-1}\left[\frac{\partial L}{\partial\psi'}\bigg|_{n}\right] \qquad (3.15)$$

3.4 Metode *Fuzzy* Gaussian EGARCH

Peningkatan dalam volatilitas di pasar valuta asing menyebabkan perkiraan variabel-variabel ini semakin rumit, sehingga dikembangkanlah model Fuzzy Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity atau Fuzzy EGARCH. Metode ini dapat dikategorikan berdasarkan model asimetris, karena metode ini mengenali besarnya dan tanda informasi yang menyebabkan volatilitas dalam deret waktu keuangan. Dari persamaan (2.36), diasumsikan bahwa parameternya memiliki fungsi keanggotaan Gaussian (Reyes, Llanos, & Ake, 2023).

1. **Asumsi 1**, fungsi keanggotaan parameter GARCH (ω, β_i, dan α_j) adalah tipe Gaussian, sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$\mu_{A_1}(\omega_k) = e^{-\left(\frac{\omega_k - \omega}{\delta_\omega}\right)^2} \tag{3.16}$$

$$d_1 = 3(\delta_\omega) - \omega \tag{3.17}$$

dimana $\mu_{A_1}(\omega_k)$ adalah fungsi keanggotaan himpunan parameter *fuzzy*, ω_k dan ω adalah pusat himpunan parameter *fuzzy,* δ_ω adalah varians himpunan parameter *fuzzy*, dan d_1 adalah jarak dimana kemungkinan semua parameter berada.

$$\mu_{A_{1+i}}(\beta_{ik}) = e^{-\left(\frac{\beta_{ik} - \beta_i}{\delta_{\beta_i}}\right)^2} \tag{3.18}$$

$$d_{1+i} = 3(\delta_{\beta_i}) - \beta_i \tag{3.19}$$

dimana $\mu_{A_{1+i}}(\beta_{ik})$ adalah fungsi keanggotaan himpunan parameter *fuzzy*, β_{ik} dan β_i adalah pusat himpunan parameter *fuzzy,* δ_{β_i} adalah varians himpunan parameter *fuzzy*, dan d_{1+i} adalah jarak dimana kemungkinan semua parameter berada.

$$\mu_{A_{1+i+j}}(\alpha_{jk}) = e^{-\left(\frac{\alpha_{jk} - \alpha_j}{\delta_{\alpha_j}}\right)^2} \tag{3.20}$$

$$d_{1+i+j} = 3\left(\delta_{\alpha_j}\right) - \alpha_j \tag{3.21}$$

dimana $\mu_{A_{1+i+j}}(\alpha_{jk})$ adalah fungsi keanggotaan himpunan parameter *fuzzy*, α_{jk} dan α_j adalah pusat himpunan parameter *fuzzy,* δ_{α_j} adalah varians himpunan parameter *fuzzy*, dan d_{1+i+j} adalah jarak dimana kemungkinan semua parameter berada.

Asumsi 2, fungsi keanggotaan parameter EGARCH $(\omega, \beta_i, \alpha_j, dan\ \gamma_j)$ adalah tipe Gaussian, sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$\mu_B(\gamma_{jk}) = e^{-\left(\frac{\gamma_{jk} - \gamma_j}{\delta_{\gamma_j}}\right)^2} \tag{3.22}$$

$$d_B = 3\left(\delta_{\gamma_j}\right) - \gamma_j \tag{3.23}$$

dimana $\mu_{B_1}\left(\gamma_{jk}\right)$ adalah fungsi keanggotaan himpunan parameter *fuzzy*, γ_{jk} dan γ_j adalah pusat himpunan parameter *fuzzy,* δ_{γ_j} adalah varians himpunan parameter *fuzzy*, dan d_{1B} adalah jarak dimana kemungkinan semua parameter berada.

Asumsi 3, jika σ_t^2 merupakan varians bersyarat dari proses EGARCH merupakan proses fuzzy, maka

$$\begin{aligned} \ln(\sigma_t^2) &= \mu_{A_1}(\omega_k) + \sum_{i=1}^{p} \mu_{A_{1+i}}(\beta_{ik}) \ln \sigma_{t-i}^2 \\ &+ \sum_{j=1}^{q} \mu_{A_{1+p+j}}\left(\alpha_{jk}\right) \frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}} + \sum_{j=1}^{q} \mu_B\left(\gamma_{jk}\right) \left|\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}\right| \end{aligned} \tag{3.24}$$

2. Menentukan parameter fuzzy EGARCH yang dapat digunakan untuk masalah program linear:

   Meminimumkan ϵ

   $$\text{Terhadap} \quad \begin{aligned} d_1 &> 0 \\ d_{1+i} &> 0 \\ d_{i+p+j} &> 0 \\ d_B &> 0 \end{aligned}$$

   Ketika menetapkan parameter yang menjamin ϵ minimum, perkiraan non-fuzzy dari varians bersyarat ditemukan. Kemudian model Fuzzy EGARCH dapat dinyatakan sebagai berikut:

   $$\ln(\sigma_t^2) = \omega_k + \sum_{i=1}^{p} \beta_{ik} \ln \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \alpha_{jk} \frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}} + \sum_{j=1}^{q} \gamma_{jk} \left|\frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}}\right| \tag{3.25}$$

   Dimana model tersebut harus memenuhi

   $$\begin{aligned} \omega_k &\geq 0 \\ \alpha_{jk} &\geq 0 \\ \beta_{ik} &\geq 0 \\ \gamma_k &\geq 0 \end{aligned}$$

$$i = 1, \dots, p; j = 1, \dots, q.$$

3.5 Teknik Analisis Data

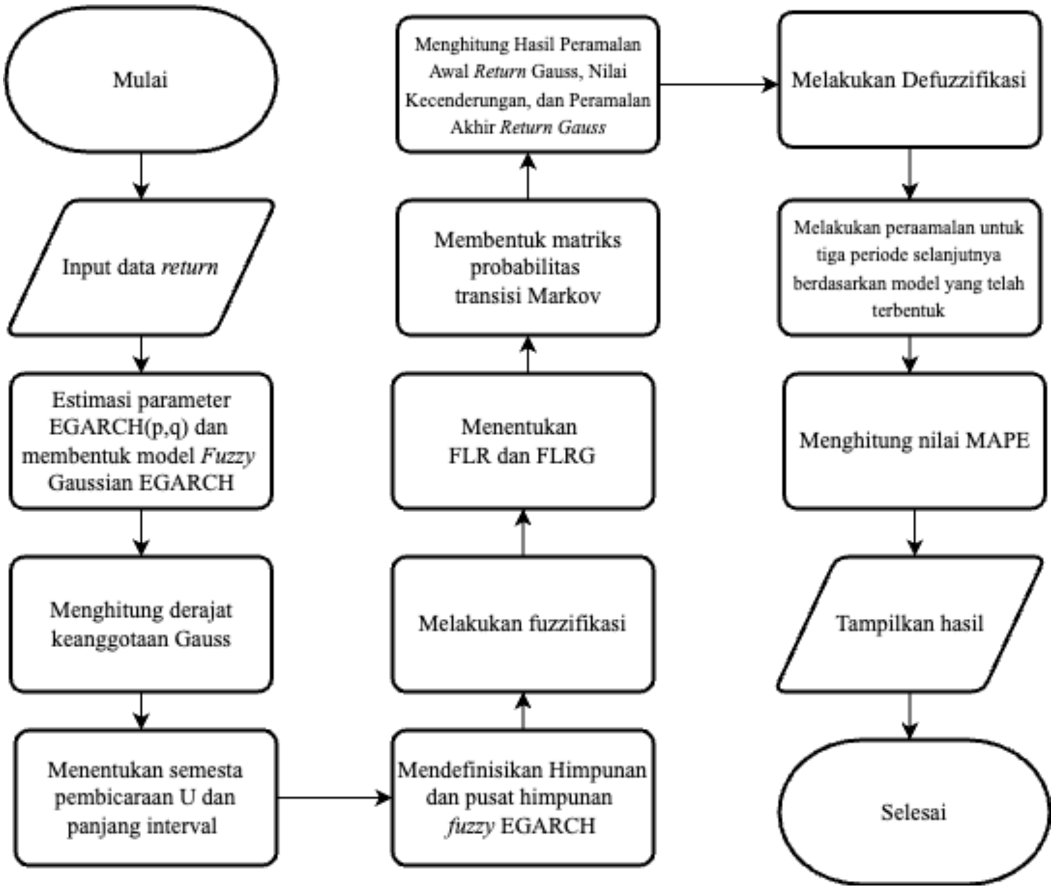
Langkah-langkah yang akan dilakukan dalam menganalisis data penelitian adalah sebagai berikut:

1. Melakukan studi literatur
2. Menyiapkan dan mengumpulkan data indeks harga saham gabungan (IHSG) yang akan diteliti
3. Mentransformasikan data menjadi data *return*
4. Memeriksa kestasioneritasan pada data menggunakan uji ADF
5. Pembentukan Model ARMA
6. Melakukan uji ARCH-LM untuk melihat efek ARCH atau mendeteksi keberadaan efek heteroskedastisitas
7. Melakukan pengujian asimetris (*leverage* effect) berdasarkan uji *sign bias*
8. Apabila residual bersifat asimetris, maka selanjutnya dilakukan identifikasi model dan estimasi parameter EGARCH berdasarkan metode *maximum likelihood* serta membentuk perumusan *Fuzzy* Gaussian EGARCH berdasarkan persamaan (3.24),
9. Menghitung derajat keanggotaan Gauss setiap parameter EGARCH berdasarkan pembahasan pada subbab 3.4.
10. Membentuk himpunan semesta (U) untuk data historis berdasarkan persamaan (2.54) dan panjang interval berdasarkan persamaan (2.55)
11. Mendefinisikan himpunan *fuzzy* dan menghitung pusat untuk setiap himpunan *fuzzy* berdasarkan data historis serta melakukan fuzzifikasi
12. Menentukan *fuzzy logic relationship* (FLR) dan *fuzzy logic relationship froup* (FLRG) berdasarkan hasil fuzzifikasi

13. Membentuk matriks probabilitas transisi Markov berdasarkan FLRG yang diperoleh pada langkah sebelumnya menggunakan persamaan (2.56)
14. Menentukan hasil peramalan awal $\hat{Y}(t)$ berdasarkan matriks probabilitas transisi Markov yang diperoleh dari langkah ke-15 dan berdasarkan aturan pada subbab 2.18
15. Menghitung kecenderungan nilai peramalan $D(t)$ berdasarkan aturan pada subbab 2.18
16. Menghitung hasil peramalan akhir atau peramalan yang disesuaikan $\hat{Y}_{adj}(t)$ berdasarkan aturan pada subbab 2.18
17. Melakukan Defuzzifikasi peramalan untuk mengembalikan nilai *Return* Gauss menjadi nilai Saham
18. Melakukan peramalan saham tiga periode ke depan berdasarkan model yang telah terbentuk
19. Menghitung akurasi peramalan berdasarkan nilai MAPE berdasarkan persamaan (2.61)

3.6 *Flow Chart* Penelitian

Berikut adalah diagram alir (*flowchart*) dalam penelitian yang dilakukan:



Gambar 3.2 Diagram Alir (*Flowchart*) Penelitian