BAB II

LANDASAN TEORI

II.1 Indeks Sektoral, LQ45, dan IHSG

II.1.1 Indeks Sektoral dan IHSG

Indeks sektoral merupakan bagian dari IHSG. Semua perusahaan yang tercatat di BEI diklasifikasikan ke dalam 9 sektor yang didasarkan pada klasifikasi industri yang ditetapkan oleh BEI yang disebut JASICA (*Jakarta Stock Exchange Industrial Classification*). Dalam Kattopo (1997) kesembilan industri dalam indeks sektoral tersebut adalah:

A. Sektor Utama (industri yang menghasilkan bahan-bahan baku)

1. Pertanian
2. Pertambangan

B. Sektor Kedua (Industri Pengolahan atau Manufaktur)

3. Industri Dasar dan Kimia
4. Aneka Industri
5. Industri Barang Konsumsi

C. Sektor Ketiga (Jasa)

6. Properti dan Real Estat
7. Transportasi dan Infrastruktur
8. Keuangan
9. Perdagangan, Jasa dan Investasi

Indeks sektoral diperkenalkan pada tanggal 2 Januari 1996 dengan nilai dasar 100 untuk setiap sektor dan menggunakan hari dasar 28 Desember 1995.

Selain kesembilan sektor tersebut, BEI menghitung indeks industri manufaktur atau pengolahan yang mewakili kumpulan saham yang diklasifikasikan kedalam sektor 3, sektor 4, dan sektor 5. Sedangkan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) yang dalam Bahasa Inggris disebut juga *Jakarta Composite Index*, JCI, atau *JSX Composite*) merupakan salah satu indeks pasar saham yang digunakan oleh Bursa Efek Indonesia (BEI).

Menurut Kattopo (1997) IHSG diperkenalkan pertama kali pada tanggal 1 April 1983, sebagai indikator pergerakan harga saham di BEI, indeks ini mencakup pergerakan harga seluruh saham biasa dan saham *preferen* yang tercatat di BEI. Hari dasar untuk perhitungan IHSG adalah tanggal 10 Agustus 1982. Pada tanggal tersebut, indeks ditetapkan dengan nilai dasar 100 dan saham tercatat pada saat itu berjumlah 13 saham.

Dasar perhitungan IHSG adalah jumlah nilai pasar dari total saham yang tercatat pada tanggal 10 Agustus 1982. Jumlah nilai pasar adalah total perkalian setiap saham tercatat (kecuali untuk perusahaan yang berada dalam program restrukturisasi) dengan harga di BEI pada hari tersebut. Formula perhitungannya adalah sebagai berikut:

$$\text{IHSG} = \frac{\sum_{i=1}^{N} P_i Q_i}{ND} \; x \; 100 \qquad (2.1)$$

dimana :

- *P* adalah harga saham di pasar reguler
- *Q* adalah jumlah saham tercatat
- ND adalah nilai dasar.
- N adalah jumlah emiten

Perhitungan indeks merepresentasikan pergerakan harga saham di pasar/bursa yang terjadi melalui sistem perdagangan lelang. Nilai dasar akan disesuaikan secara cepat bila terjadi perubahan modal emiten atau terdapat faktor lain yang tidak terkait dengan harga saham.

Penyesuaian akan dilakukan bila ada tambahan emiten baru, HMETD (*right issue*), *partial*/*company listing*, waran, dan obligasi konversi demikian juga *delisting*. Dalam hal terjadi *stock split*, *dividen* saham atau saham bonus, Nilai Dasar tidak disesuaikan karena Nilai Pasar tidak terpengaruh.

Harga saham yang digunakan dalam menghitung IHSG adalah harga saham di pasar reguler yang didasarkan pada harga yang terjadi berdasarkan sistem lelang.

Perhitungan IHSG dilakukan setiap hari, yaitu setelah penutupan perdagangan setiap harinya. Dalam waktu dekat, diharapkan perhitungan IHSG dapat dilakukan beberapa kali atau bahkan dalam beberapa menit, hal ini dapat dilakukan setelah sistem perdagangan otomatis diimplementasikan dengan baik.

II.1.2 Indeks LQ45

Sedangkan indeks LQ45 terdiri dari 45 saham yang telah terpilih yang memiliki likuiditas dan kapitalisasi pasar yang tinggi yang terus di*review* setiap 6 bulan. Menurut Kattopo (1997) saham-saham pada indeks LQ45 harus memenuhi kriteria dan melewati seleksi utama sebagai berikut :

1. Masuk dalam ranking 60 besar dari total transaksi saham di pasar reguler (rata-rata nilai transaksi selama 12 bulan terakhir).
2. Ranking berdasar kapitalisasi pasar (rata-rata kapitalisasi pasar selama 12 bulan terakhir)
3. Telah tercatat di BEJ minimum 3 bulan
4. Keadaan keuangan perusahaan dan prospek pertumbuhannya, frekuensi dan jumlah hari perdagangan transaksi pasar reguler.

Perhitungan Indeks LQ45 serupa dengan penghitungan pada Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dan indeks sektoral. Pergerakan dari indeks LQ45 dan indeks sektoral sangat penting bagi para investor untuk melakukan pemilihan pada portofolio mereka kedepannya.

II.2 Model Indeks Tunggal (*Single Index Model)*

Menurut Elton dan Gruber (1996) model indeks tunggal didasarkan pada pengamatan bahwa harga dari suatu sekuritas berfluktuasi searah dengan indeks harga pasar. Secara khusus dapat diamati bahwa kebanyakan saham cenderung mengalami kenaikan harga jika indeks harga saham naik.

Dan begitu juga sebaliknya yaitu jika indeks harga saham turun, kebanyakan saham mengalami penurunan harga. Hal ini menyarankan bahwa imbal hasil dari sekuritas mungkin berkorelasi karena adanya reaksi umum terhadap perubahan-perubahan nilai pasar.

Model indeks tunggal adalah model statistika untuk imbal hasil sekuritas. Model indeks tunggal juga dinamakan *market model*. Faktor makroekonomi yang mewakili indeks pasar saham secara luas adalah S&P 500, Wilshire 5000, dan CRSP *indexes*. Di Indonesia kita dapat menggunakan IHSG sebagai indeks pasar saham.

Dalam Elton dan Gruber (1996) model indeks tunggal ini digunakan karena memiliki keuntungan sebagai berikut :

1. Model indeks tunggal *(Single Index Model)* membandingkan semua sekuritas pada sebuah *benchmark.*
2. Merupakan alternatif untuk membandingkan sebuah sekuritas satu dengan yang lain.
3. Dengan mengamati bagaimana suatu sekuritas independen berperilaku independen pada nilai ketiga (*third value*), kita akan belajar sesuatu tentang bagaimana sekuritas berperilaku satu sama lain.
4. Model indeks tunggal mengurangi jumlah perhitungan yang diperlukan untuk menentukan varians portofolio.
5. Lebih mudah bagi analisis sekuritas dalam spesifikasinya.
6. Model indeks tunggal membantu dalam menurunkan portofolio optimal untuk alokasi aset (*tangen*) portofolio. Untuk menghitung bobot T, kita perlu menggambarkan semua aset berisiko dalam model pemilihan

portofolio. Ini membutuhkan banyak parameter. Biasanya parameter tidak diketahui, dan harus diperkirakan.

Dalam model indeks tunggal sumber risiko terbagi menjadi dua berdasarkan tingkat pengembalian sekuritas :

1. *Systematik risk* (yang diasumsikan diwakili oleh imbal hasil dari indeks pasar)
2. *Unique risk* (yang diwakili oleh komponen/variabel unik tertentu dalam sekuritas).

Ide dasar dalam model indeks tunggal ini adalah pengamatan terhadap saham atau sekuritas yang cenderung bergerak bersama oleh pergerakan indeks pasar. Hal ini menunjukkan salah satu alasan mengapa imbal hasil dari sekuritas berkorelasi dengan pergerakan dari indeks pasar, sehingga menurut Elton dan Gruber (1996) kita dapat memodelkan imbal hasil yang dihasilkan dengan persamaan sederhana sebagai berikut :

$$R_i = a_i + \beta_i R_m \tag{2.2}$$

Dimana :

- a_i = merupakan komponen dari imbal hasil pada sekuritas i yang independen terhadap pergerakan dari pasar.
- R_m = merupakan tingkat imbal hasil dari imbal hasil pasar.
- β_i = merupakan ukuran konstan dari pergerakan R_i yang dipengaruhi oleh perubahan dari imbal hasil pada indeks pasar R_m.

Perhitungan di atas membagi imbal hasil dari suatu sekuritas ke dalam dua komponen. β_i menunjukkan sensitivitas dari pergerakan imbal hasil dari suatu sekuritas terhadap pergerakan dari imbal hasil indeks pasar.

Jika β_i sebesar 2, itu berarti imbal hasil dari sekuritas diharapkan untuk naik (turun) sebesar 2% apabila indeks pasar naik (turun) sebesar 1%, dan jika β_i

sebesar 0,5 mengindikasikan bahwa imbal hasil dari sekuritas diharapkan akan naik (turun) jika imbal hasil dari pasar naik (turun) sebesar 1%.

Sedangkan a_i merupakan komponen dari insensitivitas imbal hasil dari suatu sekuritas terhadap pergerakan dari indeks pasar. Komponen a_i dalam perhitungan ini dapat dibagi menjadi dua komponen yakni α_i dan e_i, dimana α_i menunjukkan nilai yang diharapkan (*expected value)* dari a_i, sedangkan e_i menunjukkan elemen tidak pasti (*uncertain*) pada a_i. sehingga : $a_i = \alpha_i + e_i$

Sehingga perhitungan dalam model indeks tunggal dapat dituliskan sebagai berikut :

$$R_i = \alpha_i + \beta_i R_m + e_i \tag{2.3}$$

dimana e_i dalam perhitungan ini diharapkan untuk bernilai 0.

Sekali lagi dalam perhitungan ini e_i dan R_m merupakan variabel *random*. Dimana masing-masing memiliki probabilitas distribusi dan nilai rerata dan standard devasi. Standard deviasi pada kedua variabel tersebut dapat dilambangkan sebagai berikut σ_{ei} dan σ_m.

Dalam model indeks tunggal e_i diasumsikan tidak berhubungan dengan R_m, hal ini berarti :

$$\text{Cov}\ (e_i\ , R_m) = E\ [(e_i - 0)\ (\bar{R}_m - R_m)] = 0 \tag{2.4}$$

Jika e_i tidak berkorelasi terhadap R_m, perhitungan diatas sangat baik untuk menggambarkan imbal hasil dari suatu sekuritas yang independen terhadap imbal hasil dari pasar yang akan terjadi.

Asumsi yang paling penting dalam *single index model* yakni e_i independen terhadap e_j dari semua nilai dari i atau j, atau formalnya, $E\ (e_i e_j) = 0$. Hal ini berarti pergerakan pada suatu sekuritas atau aset hanya dapat dijelaskan oleh pergerakan pada pasar. Dan tidak ada efek lain selain pasar (misalkan efek dari dalam industri) yang dapat mempengaruhi pergerakan dari suatu sekuritas.

Berikut merupakan rangkuman dari model indeks tunggal:

- Rumus dasar :

  $R_i = \alpha_i + \beta_i R_m + e_i$ untuk semua saham i= 1,......,N

- Dengan kerangka :

1. Rerata (*mean*) dari ei = E(ei) = 0 untuk semua saham i= 1,......,N

- Dengan asumsi sebagai berikut :

1. Indeks tidak berhubungan dengan imbal hasil unik (*unique return*)

   $E[ei\ (Rm - \bar{R}m)\ ] = 0$ untuk semua saham i=1,........,N

2. Antar sekuritas hanya berhubungan berdasarkan respon terhadap pasar

   $E(e_i e_j) = 0$ untuk semua pasangan saham i = 1, .,N dan j = 1,........N tetapi i tidak sama dengan N

- Berdasarkan definisi

1. Varians dari $e_i = E(e_i)^2 = \sigma^2_{ei}$ untuk semua saham i = i,.....,N
2. Varians dari $R_m = E(\ R_m - \bar{R}_m\ )^2 = \sigma^2_m$

Setelah dijelaskan mengenai imbal hasil yang diharapkan, standard deviasi dan kovarians untuk menjelaskan bagaimana model indeks tunggal (*single index model)* merepresentasikan pergerakan dari sekuritas, hasilnya adalah :

1. Rerata dari imbal hasil adalah, $\bar{R}_i = \alpha_i + \beta_i \bar{R}_m$
2. Varians dari imbal hasil sekuritas adalah, $\sigma^2_i = \beta^2_i\, \sigma^2_m + \sigma^2_{ei}$

Imbal hasil yang diharapkan memiliki dua komponen, komponen unik α_i dan sensitivitas terhadap pasar $\beta_i \bar{R}_m$. Seperti rerata, varians dari sekuritas memiliki dua komponen, risiko unik σ^2_{ei}, dan risiko yang berhubungan dengan pergerakan pasar $\beta^2_i\, \sigma^2_m$.

Sebaliknya, kovarians hanya bergantung pada risiko pasar. Hal ini yang menunjukkan bahwa pada model indeks tunggal apabila beberapa sekuritas bergerak bersama. Hal tersebut dikarenakan pengaruh yang umum terhadap pasar.

a. Karakteristik *beta* dari model indeks tunggal

Menurut Elton dan Gruber (1996) beta dari suatu portofolio β_p, merupakan *weighted average* (rata-rata tertimbang) dari β_i dari kumpulan saham-saham yang ada dalam portofolio. Sehingga rumusnya adalah sebagai berikut :

$$\beta_p = \sum_{i=1}^{n} X_i \beta_i \tag{2.5}$$

serupa dengan *alpha* pada portofolio α_p didefinisikan sebagai :

$$\alpha_p = \sum_{i=1}^{n} X_i \alpha_i \tag{2.6}$$

imbal hasil yang diharapkan dari portofolio dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\overline{R}_p = \alpha_p + \beta_i \overline{R}_m \tag{2.7}$$

Jika portofolio P disusun menjadi serupa portofolio pasar (dimana semua saham memiliki proporsi yang sama seperti menyusun portofolio pasar), maka imbal hasil P yang diharapkan seharusnya sama dengan $\overline{R}_m$. Dari perhitungan diatas hanya nilai dari β_p dan α_p yang menjamin $\overline{R}_p = \overline{R}_m$ untuk setiap pilihan R_m, α_p akan sama dengan 0 dan β_p sama dengan 1.

Karena beta dari pasar adalah satu dan saham-saham diperkirakan menjadi lebih berisiko atau kurang berisiko dari pasar. Atau beta dari saham-saham bisa lebih kecil dari satu atau lebih besar dari satu.

Risiko yang tidak bisa dieliminasi dengan menambahkan jumlah aset pada portofolio adalah risiko yang berkaitan dengan β_p. Jika kita mengasumsikan risiko residual mendekati 0, maka risiko portofolio menjadi :

$$\sigma_p = \beta_n^2 \sigma_m = \beta_p \sigma_m = \sigma_m \left[\sum_{i=1}^{n} X_i \beta_i \right] \tag{2.8}$$

karena σ_m , terlepas dari apapun saham yang digunakan, pengukuran dari besarnya pengaruh dari risiko sekuritas dari portofolio yang besar adalah β_i.

Risiko dari masing-masing sekuritas adalah $\beta_i^2 \sigma_m{}^2 + \sigma_{ei}^2$ dikarenakan efek dari σ_{ei}^2 pada risiko portofolio dapat dibuat mendekati 0, dengan portofolio yang semakin besar, adalah hal yang umum untuk merujuk σ_{ei}^2 sebagai risiko yang dapat didiversifikasi.

Namun, efek dari $\beta_i^2 \sigma_m{}^2$ tidak hilang dengan semakin banyaknya aset dalam portofolio. Dengan $\sigma_m{}^2$ konstan terhadap semua sekuritas, β_i merupakan ukuran dari risiko sekuritas yang tidak bisa didiversifikasi (*undiversiable risk*). Dikarenakan risiko yang dapat didiversifikasi dapat dieliminasi dengan menyimpan portofolio yang besar, β_i sering digunakan untuk mengukur risiko dari suatu sekuritas.

Penggunaan model indeks tunggal (*single index model*) dalam portofolio menghasilkan beta yang harus diestimasi pada tiap-tiap saham dalam portofolio. Analis dapat diminta mengestimasi beta dengan subjektif untuk suatu portofolio.

Di lain pihak pengestimasian beta dapat dilakukan dengan mengestimasi beta yang berasal dari data masa lalu. Terdapat beberapa bukti bahwa beta dari masa lalu dapat menjelaskan beta saat ini.

Karena itu perusahaan yang berharap untuk menyewa analis untuk pengestimasian beta terlebih dahulu mencoba mengestimasi beta dengan data beta dari masa lampau. Lalu para analis dapat berkonsentrasi pada pengaruh-pengaruh lain yang dapat mempengaruhi beta dimasa depan.

b. Pengestimasian dengan Historis Beta :

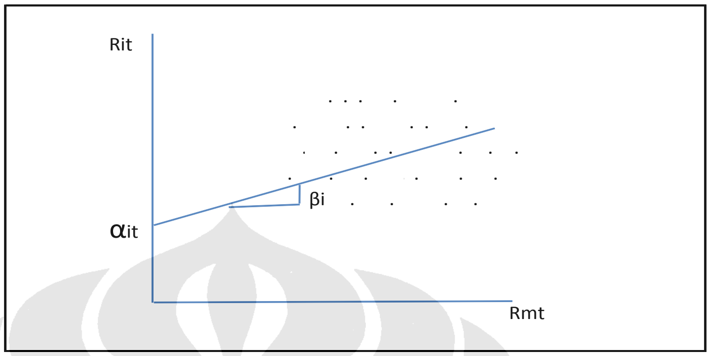
Rumus dibawah merepresentasikan imbal hasil dari suatu saham sebagai :

$$R_i = \alpha_i + \beta_i R_m + e_i$$

Menurut Elton dan Gruber (1996) rumus diatas diharapkan untuk tetap pada periode waktu tertentu, walaupun $R_i = \alpha_i$, β_i,dan σ^2_{ei} berbeda untuk periode waktu yang berbeda. Saat melihat beta masa lampau, beberapa variabel seperti σ^2_{ei} tidak dapat di observasi secara langsung. Jika α_i, β_i, dan σ^2_{ei} diestimasikan untuk selalu tetap pada periode tertentu, prosudur yang jelas harus ada dalam pengestimasian ketiga variabel tersebut. Dalam model imbal hasil diatas jika σ^2_{ei} sama dengan 0, maka kita dapat mengestimasi α_i dan β_i hanya dengan melakukan dua observasi pada dua variabel tersebut.

Namun kehadiran variabel acak e_i menyebabkan imbal hasil menjadi tersebar seperti yang ditunjukkan pada garis dalam diagram dibawah ini. Garis vertikal adalah imbal hasil dari sekuritas i, dan garis horisontal adalah imbal hasil dari pasar. Tiap titik dalam diagram adalah imbal hasil dari saham pada selama periode tertentu, misalkan pada bulan t adalah titik antara imbal hasil sekuritas pada bulan t dengan imbal hasil pasar pada bulan t. Semakin besar σ^2_{ei} maka akan semakin besar persebaran acak dari pola titik pada gambar diatas, dan semakin sulit untuk menebak dimana titik akan ditempatkan.

Grafik (2.1) Hubungan Imbal Hasil Suatu Sekuritas dan Imbal Hasil Pasar



Sumber : Elton dan Gruber (1996).

Menurut Elton dan Gruber (1996) ada beberapa cara untuk mengestimasinya, cara yang paling umum adalah dengan melakukan analisa regresi. Prosedur pertama adalah dengan memplot R_{it} terhadap R_{mt} untuk mendapatkan titik yang tersebar pada gambar di atas. Misalkan tiap titik di atas merepresentasikan imbal hasil dari saham tertentu dan imbal hasil pasar pada pasar dalam waktu satu bulan.

Tahap selanjutnya adalah dengan mencocokan data pada garis lurus dengan data yang meminimalisasi jumlah dari deviasi kuadrat dari garis vertikal (R_{it}). *Slope* pada garis diatas merupakan estimasi terbaik dari beta yang dengan titik yang cocok dengan garis dan juga akan menjadi estimasi yang terbaik untuk (α_i). Penghitungan lebih formal untuk mengestimasi beta dapat dilakukan dengan menggunakan rumus regresi seperti di bawah ini :

$$\beta_{\mathrm{i}} = \sigma_{im} = \frac{\sum_{t=1}^{60}[(R_{it} - \bar{R}_{it})(R_{mt} - \bar{R}_{mt})]}{\sum_{t=1}^{60}(R_{mt} - \bar{R}_{mt})} \tag{2.9}$$

Dan untuk mengestimasi *aplha* dengan :

$$\alpha_i = \bar{R}_{it} - \beta_i \bar{R}_{mt} \tag{2.10}$$

II.3 *Autoregresive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Menurut Nachrowi dan Usman (2006) metode ARIMA adalah suatu pengembangan dari metode ARMA dengan melakukan proses *differencing* yang umumnya pada tingkat satu untuk memperoleh runtun waktu yang stasioner.

Penekanan pada metode ini tidak hanya membangun model persamaan tunggal atau persamaan simultan saja tetapi juga menganalisa *probabilistic* atau *stochastic* dan model ARIMA biasanya disebut *stochastic* karena model ini tidak diturunkan dari beberapa teori ekonomi dan teori ekonomi seringkali merupakan basis dari model persamaan simultan.

Terdapat tiga perangkat yang digunakan dalam pemodelan ARIMA :

1. *Autoregresive* (AR). Biasanya menggunakan *first order term* AR (1) tetapi biasa juga menggunakan tingkat yang lebih tinggi. Tujuannya untuk mengetahui nilai residual dari variabel *lag* dalam peramalan.
2. *Integration Order Term*. Digunakan untuk men-*stasioner*-kan *series*, biasanya menggunakan *differencing* (turunan) tingkat satu dan dapat juga menggunakan tingkat yang lebih tinggi.
3. *Moving Average* (MA). Digunakan untuk meramalkan model di tingkat *error* menggunakan *lag values*. *Moving Average* orde pertama MA(1) berarti menggunakan satu periode sebelumnya untuk mem-*forecast error*, *Moving Average* orde kedua MA(2) berarti menggunakan dua periode sebelumnya dan seterusnya.

Apabila dalam tingkat ARIMA model yang dihasilkan bersifat stasioner pada tingkat varians, maka pemodelan dilanjutkan dengan pemodelan ARCH/GARCH untuk memperoleh persamaan estimasi model yang optimal. Series yang belum stasioner pada level varians menandakan bahwa varians tersebut memiliki varians yang tidak konstan pada *error*-nya (heteroskedastisitas).

Model ARIMA menggunakan informasi dari *series*nya sendiri untuk melakukan peramalan. Hal ini berbeda dengan model regresi biasa dalam hal melakukan peramalan dengan model regresi biasa dibutuhkan peramalan mengenai nilai independen variabel. Menurut Nachrowi dan Usman (2006) ada beberapa tahapan dalam model ARIMA :

1. Identifikasi dari model

   a.Identifikasi dari kestasioneran data

   b.Identifikasi ordo ARIMA

2. Estimasi parameter dari model yang telah dipilih sesuai hasil identifikasi.

3. *Diagnostic checking* dan pemilihan model yang terbaik, berdasarkan kriteria :

   a.memiliki koefisien yang signifikan secara statistik

   b memiliki *error* yang random

   c. memiliki *standard error* yang paling kecil

4. *Forecasting* / peramalan

Dan bentuk dasar model ARIMA :

Model ARIMA berdasarkan pada model AR dan model MA.

Model AR (p) :

$$Y_t = \gamma_0 + \gamma_1 Y_{t-1} + \gamma_2 Y_{t-2} + \gamma_3 Y_{t-3} + \dots + \gamma_p Y_{t-p} + e_t \qquad (2.11)$$

Model MA (q) :

$$Y_t = \rho_0 + \rho_1 e_{t-1} + \rho_2 e_{t-2} + \rho_3 e_{t-3} + \dots + \rho_q e_{t-q} + e_t \qquad (2.12)$$

Model ARIMA (p,q) :

$$Y_t = a_0 + \gamma_1 Y_{t-1} + \gamma_2 Y_{t-2} + \gamma_3 Y_{t-3} + \dots + \gamma_p Y_{t-p}$$

$$+ \rho_1 e_{t-1} + \rho_2 e_{t-2} + \rho_3 e_{t-3} + \ldots + \rho_q e_{t-q} + e_t \qquad (2.13)$$

Pemodelan *conditional mean* dengan metode ARIMA harus dilakukan terlebih dahulu sebelum melakukan pemodelan *conditional variance* GARCH.

Hal ini disebabkan karena spesifikasi model ARCH/GARCH terdiri dari *conditional mean* dan *conditional variance* sehingga perlu dilkukan pemodelan ARIMA terlebih dahulu agar diperoleh model GARCH yang tepat.

II.4 ARCH / GARCH

Model ARCH (*Auto Regresive Conditional Heteroscedasticity*) pertama kali dipopulerkan oleh Engle (1982) untuk memodelkan volatilitas residual yang sering terjadi pada data-data keuangan. Dengan menggunakan metode ini kasus heteroskedastisitas dan korelasi dapat dimodifikasi sekaligus.

Dalam metode *Ordinary Oeast Square* (OLS), *error* diasumsikan *homoskedastisitas* (kondisi dimana varians dari *error* konstan). Sedangkan dalam metode ARCH *varians* dari *error* diperbolehkan mengalami perubahan (heteroskedastisitas). Misalkan terdapat model seperti dibawah ini:

$$Y_t=\alpha+\beta_{xt}+\varepsilon_t \qquad (2.14)$$

Dalam OLS, ε_t diasumsikan terdistribusi normal dengan rata-rata nol dan varians konstan atau homoskedastisitas.

Tetapi pada kenyataannya data runtun waktu keuangan (*financial timeseries*) seringkali ditemukan adanya *volatility clustering*, yaitu suatu fenomena yang ditandai dengan kecenderungan ketika volatilitas yang tinggi pada suatu periode diikuti dengan volatilitas yang tinggi juga pada periode selanjutnya dan sebaliknya.

Engel (1982) menyatakan bahwa varians tergantung varians di masa lalu sehingga heteroskedastisitas dapat dimodelkan dan varians diperbolehkan untuk berubah antar waktu.

Dengan demikian volatilitas yang besar dimasa lalu dapat ditangkap dalam model. Proses ARCH (p) menangkap *conditional heteroscedasticity* dari imbal hasil keuangan dengan mengasumsikan bahwa *conditional variance* hari ini merupakan bobot rata-rata dari *past squared unexpected return*. Model tersebut adalah:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_t \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_t \varepsilon_{t-2}^2 + \ldots \alpha_t \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2.15)$$

Dimana :

- $\alpha_0 > 0, \alpha_1, \ldots \alpha_i \geq 0$
- α_1 = *slope*
- ε_i = *residual error term*

Kondisi yang seringkali terjadi adalah bahwa varians saat ini tergantung dari volatilitas beberapa periode di masa lalu (*conditional variance*). Hal ini akan menimbulkan banyaknya parameter dalam *conditional variance* yang harus diestimasi.

Pengestimasian parameter-parameter tersebut sulit dilakukan dengan presisi yang tepat. Oleh karena itu, Bollerslev pada tahun 1986 memperkenalkan metode GARCH (*Generalized Auto Regresive Conditional Heteroscedasticity*).

Dimana varians dari *error* saat ini terdiri dari 3 komponen : varians konstan (ω), berita tentang volatilitas pada periode sebelumnya yang diukur sebagai *lag* dari residual kuadrat persamaan *mean*, (ε_i^2 -1) ARCH-*term,* dan peramalan varians periode sebelumnya, (σ_t^2 -j) GARCH-term.

Model GARCH (p,q) didefinisikan sebagai :

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \qquad (2.16)$$

$\omega_0 > 0, \alpha_1, \ldots, \alpha_i : \beta_1, \ldots, \beta_j \geq 0$

α = koefisien ARCH

β = koefisien GARCH

Sedangkan model GARCH yang paling umum adalah GARCH (1,1) dengan bentuk:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \qquad (2.17)$$

Dimana ω, α, dan β diestimasi menggunakan *quasi maximum likelihood method*, dengan *quasi maximum likelihood* hasil parameter yang diestimasi tetap valid secara asimtotik walaupun tidak terdistribusi secara normal.

Syarat-syarat parameter yang harus dipenuhi:

1. Syarat varians positif : $\omega > 0; \alpha > 0 ; \beta > 0$

2. Syarat ke-stasioner-an : $\alpha + \beta < 1$

Besarnya nilai parameter α dan β menunjukkan *shortrun dynamics* dari hasil *time series volatility*. Jika $\alpha + \beta > 1$ maka akan menghasilkan proses yang tidak stasioner, sedangkan saat $\alpha + \beta = 1$ maka prosesnya akan mengikuti pemodelan *integrated* GARCH.

II.4.1 IGARCH (*Integrated GARCH*)

Dalam penelitian ini juga akan digunakan model IGARCH. Seperti yang kita ketahui jika jumlah koefisien antara ARCH dan GARCH mendekati satu maka pemodelan GARCH dapat dilanjutkan menjadi pemodelan IGARCH (*Integrated* GARCH). Berikut merupakan pemodelan IGARCH dalam Engle dan Bollerslev (1993) :

$$\sigma^2 = \sum_{j=1}^{q} \beta_J \sigma^2_{t-j} + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \varepsilon^2_{t-i} \qquad (2.18)$$

Dimana :

$$\sum_{j=1}^{q} \beta_J + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i = 1 \qquad (2.19)$$

Perbedaan utama antara IGARCH dan GARCH adalah dalam IGARCH konstanta ω dihilangkan dan restriksi yang paling penting dari IGARCH adalah jumlah koefisien antara ARCH dan GARCH sama dengan satu.

Dalam penelitian ini jika model indeks tunggal yang memiliki jumlah koefisien mendekati satu akan di uji dengan menggunakan uji *Wald*, dengan Ho: α+β=1, sehingga jika hasil uji *Wald* tidak signifikan, maka pemodelan dapat dilanjutkan dengan pemodelan IGARCH.

II.5 Aplikasi Model GARCH dan IGARCH

Model ARCH/GARCH banyak digunakan untuk menganalisis volatilitas saham, indeks, nilai tukar mata uang, dan melakukan peramalan.

Berikut merupakan contoh model dari berbagai aplikasi model GARCH dan IGARCH dibidang keuangan berdasarkan analisis para peneliti pada berbagai macam kasus yang diselsesaikan dengan kedua metode tersebut :

II.5.1 Melakukan Pengestimasian Varians

Pemodelan ARCH pertama kali digunakan dalam penelitian yang dilakukan oleh Engle (1982), yang melakukan pengestimasian rerata dan varians dari inflasi yang terjadi di Inggris. Data yang digunakan adalah data inflasi Inggris dari tahun 1958 hingga tahun 1977.

Dalam penelitian ini diasumsikan bahwa tingkat inflasi diikuti dengan kenaikan upah, p merupakan diferensiasi pada tingkat pertama *log* dari indeks harga konsumen, dan w merupakan *log* dari indeks tingkat upah, sehingga model yang digunakan dalam penelitian ini adalah :

$$p = \beta_{1p-1} + \beta_{2p-4} + \beta_{3p-5} + \beta_{4(p-w)-1} + \beta_5 \quad (2.20)$$

Model tersebut merupakan model yang memiliki *lag* pertama, keempat dan kelima dari diferensiasi yang pertama. *Lag* pada nilai upah yang sebenarnya merupakan mekanisme koreksi *error* dari Davidson dalam Engle (1982), yang membatasi bobot dari *lag* yang akan digunakan secara konstan pada tingkat upah sebenarnya dalam jangka panjang.

Sedangkan model ARCH yang digunakan oleh Engle sebagai berikut :

$$h_t = \alpha_0^2 + \alpha_1^2 \varepsilon_{t-1}^2 + ... + \alpha_p^2 \varepsilon_{t-p}^2 \quad (2.21)$$

Hasil dari penelitian yang dilakukan Engle menemukan bahwa ARCH signifikan dalam penelitian ini dan ia menemukan varians dari inflasi tersebut meningkat selama periode tahun 1970an.

II.5.2 Pemodelan Pada Harga Spekulatif Dan Tingkat Pengembalian

Penelitian yang dilakukan oleh Bollerslev (1987) merupakan perpanjangan dari metode *Autoregressive Conditional Heteroskedastic* (ARCH) yang dikembangkan oleh Engle pada tahun 1982, yakni *Generalized ARCH* (GARCH), dengan menggunakan *conditional t-distributed* digunakan dalam model. Model yang digunakan dapat dijelaskan sebagai *subordinate* dari proses acak dengan memasukan *error* yang tidak dapat diamati dalam *conditional variance equation*. Validitas pada model tersebut akan dites dengan menggunakan seperangkat tingkat kurs mata uang asing dan tingkat harga saham.

Model GARCH (p,q) yang digunakan adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned} E(\varepsilon_T^2 \mid \psi_{t-1}) &= \sigma^2{}_{t|t-1} \\ &= \omega + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \sigma^2{}_{t-j} \end{aligned} \tag{2.22}$$

dimana

$$\omega > 0, \alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0$$

Data yang digunakan adalah data harian pada tingkat kurs *Dollar* terhadap *British pound* dan *Deutschmark* dari tanggal satu Maret 1980 hingga 28 Januari 1985. Dengan total pengamatan sebanyak 1.245 termasuk hari libur dan akhir pekan. *Spot price* dalam model ini dikonversi menjadi data imbal hasil dengan menggunakan rumus dibawah :

$$y_t = \log_e(S_t / S_{t-1})$$

Dalam penelitian ini Bollerslev menggunakan GARCH (1,1) dengan model sebagai berikut :

$$\begin{aligned} y_t &= \mu + \varepsilon_t \\ \sigma^2 &= \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma^2{}_{t-1} \\ \varepsilon_t \mid \psi_{t-1} &\sim f_v(\varepsilon_t \mid \psi_{t-1}) \end{aligned} \tag{2.23}$$

Hasil penelitian yang dilakukan Bollerslev menunjukkan bahwa *Ljung-Box test* untuk GARCH (1,1) memiliki nilai Q(10) = 4,34 dan $Q^2(10)$ = 8,60, dan hal tesebut tidak mengindikasikan adanya *serial dependence*. Sedangkan nilai *conditional kurtosis* = 4,45, jauh dari *conditional kurtosis* yang normalnya sebesar 3. Sedangkan *conditionally normal errors* sebesar 41,26. Dilain pihak, distribusi t yang sudah distandardkan dengan *conditional variance*, menunjukkan tes statistik = 65,21, sangat signifikan pada semua level.

Sedangkan untuk *Deutschmark* hasilnya sangat mirip dengan *British Pound*, GARCH (1,1) juga sudah memberikan gambaran yang *parsimonous* dan sederhana. *Ljung-Box test* tidak mengindikasikan keterkaitan *residual time series*. Sedangkan *conditional kurtosis* sebesar = 3,61. Sedangkan tes pada *conditional heteroskedasticity* = 101,77 dan sangat signifikan pada semua level, sedangkan *conditional normal error* sebesar 13,92.

Dalam penelitian ini Bollerslev juga menggunakan data saham, data saham yang digunakan adalah S&P 500, indeks sektor *industrial*, *capital goods*, *consumer goods* dan *plublic utilities price*. Hasilnya data runtun waktu dalam bentuk imbal hasil cendrung untuk tidak berkorelasi selama periode penelitian.

Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa perubahan harga spekulatif dan tingkat pengembalian hasilnya tidak berkorelasi selama periode penelitian, namun memiliki *tranquile* dan volatilitas yang unik. Distribusi t yang telah distandardisasi gagal untuk masuk dalam model tersebut, model ARCH/GARCH juga tidak memiliki distribusi secara normal. GARCH (1,1) sangat baik untuk pemodelan penelitian ini.

II.5.3 Melakukan Pengestimasian Tingkat Volatilitas.

Dalam penelitian Engle dan Bollerslev (1993), pemodelan GARCH digunakan untuk mengestimasi tingkat volatilitas pada nilai tukar mata uang. Dalam penelitian ini data yang digunakan adalah data *daily* dari mata uang *Deutchmark* (DM) dan *British Pound* (BP) terhadap mata uang *Dollar*. Sedangkan periode data yang digunakan Januari 1980 hingga Februari 1985 dengan jumlah observasi sebanyak 1245.

Dalam penelitian ini model GARCH yang digunakan adalah GARCH (1,1) dengan rumus sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \tag{2.24}$$

GARCH (1,1) akan stasioner jika jumlah ARCH dan GARCH kurang dari satu :

$$\alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 < 1 \tag{2.25}$$

Pada kondisi ini akan menghasilkan rumus *unconditional variance* sebagai berikut :

$$\varepsilon_t = \frac{\omega}{1 - (\alpha + \beta)}$$

Sedangkan pada saat α + β > 1 maka pemodelan tersebut menghasilkan proses yang tidak stasioner, dikarenakan *unconditional variance* bernilai negatif. Sedangkan saat jumlah α + β =1, maka pemodelan akan dilanjutkan dengan pemodelan IGARCH (1,1) dengan rumus sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \tag{2.26}$$

dimana

$$\sum_{j=1}^{q} \beta_J + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i = 1$$

Dalam pemodelan IGARCH, konstanta pada model dihilangkan, dan jumlah α + β = 1 sehingga menghasilkan *shock* pada volatilitas yang bertahan. Dalam model IGARCH *unconditional variance* tidak terdapat dalam model.

Sebelum penelitian dimodelkan pertama-tama dilakukan diferensiasi dan pengecekan *unit root*, hasilnya *unit root* pada kedua data yang sudah didiferensiasi tidak terdapat *lag* yang signifikan. Begitu juga dengan pengecekan efek autokorelasi dimana Ho: tidak terdapat autokorelasi, gagal ditolak pada tingkat konvensional 5% untuk kedua data tersebut.

Namun dalam penelitian ini data BP dan DM masih terdapat *time variation* pada model *conditional variance*-nya, sehingga dapat dimodelkan dengan menggunakan GARCH (1,1).

Hasilnya dengan menggunakan GARCH (1,1) didapat jumlah koefisien ARCH dan GARCH pada keduanya adalah 0,966 dan 0,971, dimana hasil pengujian koefisien dengan Ho: $\alpha + \beta = 1$, tidak signifikan dengan *p-value* diatas tingkat konvensional, sehingga Ho gagal ditolak.

Hal ini menunjukkan jumlah kedua koefisien pada dua model tersebut sama dengan satu. Sehingga kedua tingkat *foreign exchange* tersebut memiliki memiliki *volatility shock* yang *persistence.* Pengecekan dengan menggunakan uji *LM* hingga ordo kedua, menghasikan *p-value* yang tidak signifikan pada tingkat 5% yakni sebesar 3.942, sehingga efek ARCH pada model ini sudah ditangkap.

Kesimpulan pada penelitian ini, volatilitas pada keduanya dapat menjelaskan bahwa nilai tukar *British Pound* dan *Deutchsmark* terhadap *Dollar* tidak memiliki sensitivitas yang tinggi terhadap informasi yang ada, hal ini dikarenakan hasil pemodelan GARCH (1,1) menghasilkan *conditional variance* yang sama dengan satu, sehingga volatilitas yang dihasilkan *persistence* (bertahan).

Penelitian lain yang meneruskan penelitian Bollerslev dilakukan oleh Tan, Hooy, dan Tham (2006) dalam jurnalnya yang berjudul "*Financial Risk And Shocks Persistence In Malaysia Technology Stock*" yang merupakan rujukan dari penelitian yang akan dilakukan, dalam penelitian ini mereka menginvestigasi efek risiko dan *shock* pada volatilitas dari pasar dan imbal hasil saham-saham teknologi di Malaysia (*KLSE* (*Kuala Lumpur Stock Exchange*) *Technology Index).*

Data yang mereka gunakan adalah *Kuala Lumpur Stock Exchange Composite Index* (KLSE CI) yang merupakan indeks saham gabungan di bursa Malaysia, *Kuala Lumpur Stock Exchange Technology Index* (KLSE TI) yang merupakan indeks saham-saham teknologi Malaysia, kurs Ringgit Malaysia per *Special Drawing Rights* (SDR) yang mewakili tingkat nilai tukar, *Kuala Lumpur Interbank Offered Rates* (KLIBOR) yang mewakili tingkat suku bunga di Malaysia, dan 3-*month treasury bill* Malaysia yang mewakili tingkat suku bunga bebas risiko.

Semua data yang digunakan merupakan data harian, hanya tingkat *3-month treasury bill* malaysia yang datanya bulanan. Periode data dari tanggal 1 Juni 2000 sampai 29 Mei 2002. Penelitian ini menggunakan model

ARCH/GARCH yang nantinya akan berkembang menjadi GARCH-M, dimana persamaan *mean* dimasukan kedalam pemodelan variansnya. Dan model APT yang mereka gunakan adalah sebagai berikut :

$$R_{pt} - R_{ft} = b_{p0} + \sum_{k=1}^{n} b_{pk} \sigma_{Xk,t} + \gamma h_{pt} + \varepsilon_{pt} \tag{2.27}$$

dimana

$$\begin{aligned} &\varepsilon_{pt} / \Omega_{t-1} \sim N(0, \sigma_{pt}^2) \\ &\sigma_{pt}^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \sigma_{p,t-i}^2 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{p,t-i}^2 \end{aligned} \tag{2.28}$$

Dalam penelitian ini nilai p dan q dalam GARCH model diseleksi berasarkan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Schwarz Criterion* (SC). Dan diestimasi menggunakan metode *maximum likelihood* dengan asumsi bahwa *error* didistribusikan secara normal.

Sedangkan untuk mengukur volatilitas yang bertahan pada saham teknologi tersebut dilakukan dengan menjumlahkan koefisian ARCH (p) dan GARCH (q), berikut bentuknya :

$$\sum_{i=1}^{q} \alpha_i + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \tag{2.29}$$

Dan proporsi dari *shock* yang terjadi setelah periode n diukur dengan menggunakan rumus sebagai berikut :

$$\left(\sum_{i=1}^{q} \alpha_i + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \right)^n X100\% \tag{2.30}$$

Hasil dari penelitian mereka menunjukkan volatilitas pada imbal hasil lebih (*excess return*), risiko tingkat suku bunga, dan risiko nilai tukar tidak signifikan berhubungan dengan pasar dan saham-saham teknologi. Namun mereka juga menemukan bahwa saham-saham teknologi di Malaysia memiliki volatilitas yang lebih besar ketimbang pasar.

Penelitian lain mengenai tingkat volatilitas dilakukan oleh Maekawa, Lee, dan Tokutsu (2003) yang meneliti tentang perubahan parameter yang dapat membuat volatilitas pada suatu data menjadi *persistence* adalah perubahan pada parameter GARCH itu sendiri.

Dalam penelitian ini ditunjukkan bahwa kebanyakan saham-saham dalam *Tokyo Stock Exchange* memiliki volatilitas yang *persistence* dan hal ini dikarenakan perubahan parameter dalam model GARCH.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah 1068 data saham *Tokyo Stock Exchange*. Sedangkan model GARCH yang digunakan adalah GARCH (1,1) sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \qquad (2.31)$$

Hasilnya dari penelitian ini menunjukkan kebanyakan data imbal hasil saham-saham tersebut memiliki volatilitas yang *persistence*, dimana 80% data menghasilkan jumlah α dan β yang berkisar $0,95 < \hat{\alpha} + \hat{\beta} < 1$.

Namun setelah parameter dalam GARCH diubah, jumlah koefisien ARCH dan GARCH yang memiliki jumlah parameter GARCH $(0,95 < \hat{\alpha} + \hat{\beta} < 1)$ menjadi lebih sedikit yakni hanya berkisar 50%. Sehingga hal ini membuktikan perubahan parameter dalam pemodelan GARCH dapat menyebabkan perubahan pada tingkat *volatilitas persistence*.

Selain ketiga penelitian tersebut, penelitian mengenai *volatility persistence* sebelumnya juga dilakukan oleh Poterba (1984) yang meneliti indeks harga saham gabungan yang dikeluarkan oleh *Standard and Poor* (S&P) sejak masa depresi di Amerika (*Great Depression*) pada tahun 1930an hingga pertengahan tahun 1980an.

Data yang digunakan merupakan data harian (*daily)*. Metode yang digunakan adalah pertama-tama dengan menghitung varians dari *imbal hasil* perbulan, perhitungan varians perbulan dilakukan dengan merata-ratakan imbal hasil kuadrat perhari selama setiap bulannya, dengan rumus sebagai berikut :

$$\hat{\sigma}_t^2 = \sum_{i=1}^{Kt} \tilde{s}_{t,i}^2 / k_t \tag{2.32}$$

Dimana $\hat{\sigma}_t^2$ merupakan varians bulan t, $\tilde{s}_{t,i}^2$ merupakan imbal hasil dari pasar pada hari ke i dan bulan ke t, dan k_t adalah banyaknya hari perdagangan dalam satu bulan t.

Hasilnya pada penelitian ini volatilitas pada data periode yang lebih panjang (1930-1984) menunjukkan besarnya proporsi *shock* pada volatilitas yang lebih besar. Perbedaan *persistence* dikarenakan terutama karena *great depression* yang terjadi pada sampel 1930-1984.

Dan untuk memeriksa apakah data tersebut stasioner Poterba menggunakan tes Dickey dan Fuller, hasilnya volatilitas pada data tidak stationer ditolak, data tersebut stasioner pada level yang sangat meyakinkan untuk kedua sample diatas.

Kesimpulan dalam penelitian ini *volatilitas shock persistence* yang terjadi pada masa depresi besar di Amerika tidak memiliki efek dalam jangka waktu yang panjang.

II.6 *Volatility Shock Persistence*

Semakin tinggi koefisien β (GARCH) menunjukkan bahwa "*shocks*" pada varians akan membutuhkan waktu lama untuk kembali (*persistence*). Sedangkan semakin tinggi nilai α (ARCH) menunjukkan bahwa reaksi dari volatilitas sangat intensif terhadap pergerakan pasar.

Volatilitas yang *persistence* terjadi apabila volatilitas yang terjadi sekarang masih dipengaruhi dan dapat dijelaskan dari volatilitas yang terjadi di masa lalu dan membutuhkan waktu yang lama untuk kembali ke keadaan normal. Tingkat dimana *persistence* pada varians pada data return dari saham merupakan masalah yang sangat penting.

Poterba dan Summers (1986) menunjukkan bahwa volatilitas dari imbal hasil saham yang mempengaruhi harga saham tersebut tergantung pada permanen tidaknya *shock* pada varians saham tersebut.

Model GARCH memungkinkan perhitungan volatilitas yang bervariasi terhadap waktu (*time-varying volatility*) dan *volatility clustering*, serta telah dibuktikan merupakan model yang sangat fleksibel dan bekerja dengan baik. *Volatility shock persistence* dapat diukur dengan menjumlahkan koefisien *alpha* (α) dan *beta* (β).

$$\sum_{i=1}^{q} \alpha_i + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \tag{2.33}$$

Sedangkan proporsi dari *shock* dalam penelitian ini dihitung dengan menggunakan rumus yang sama pada penelitian Tan, Hooy, dan Tham (2006) yakni:

$$\left(\sum_{i=1}^{q} \alpha_i + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \right)^n X100\% \tag{2.34}$$