

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Pasar Modal

Secara formal pasar modal dapat didefinisikan sebagai pasar untuk berbagai instrumen keuangan atau sekuritas jangka panjang yang dapat diperjualbelikan, baik dalam bentuk hutang, maupun modal sendiri, baik yang diterbitkan pemerintah maupun perusahaan swasta.

Pasar modal banyak dijumpai di berbagai negara karena pasar modal menjalankan fungsi ekonomi dengan menyediakan fasilitas untuk memindahkan dana dari *lenders* ke *borrowers*. Fungsi ini sebenarnya juga dilakukan oleh lembaga intermediasi keuangan lainnya, seperti perbankan. Bedanya, dalam pasar modal yang diperdagangkan adalah surat berharga dalam jangka panjang.

Secara umum, motivasi utama dari perdagangan saham adalah adanya kebutuhan modal bagi perusahaan yang ingin memajukan kinerjanya dengan menjual saham kepada para pemilik modal atau investor.

Pengertian pasar modal yang disebutkan oleh Wai dan Patrick (2000) seperti yang dikutip oleh Setiawan (2002) adalah sebagai berikut:

- Definisi secara luas: bahwa pasar modal merupakan kebutuhan sistem yang terorganisir, termasuk bank-bank komersial dan semua perantara di bidang keuangan, serta surat-surat kertas berharga jangka panjang dan jangka pendek, primer dan tidak langsung.

- Definisi arti menengah: bahwa pasar modal adalah semua pasar yang terorganisir dan lembaga-lembaga yang memperdagangkan saham, obligasi, pinjaman berjangka, hipotek, dan tabungan serta deposito berjangka.
- Definisi secara sempit: bahwa pasar modal adalah pasar terorganisir yang memperdagangkan saham dan obligasi dengan memakai jasa pialang, komisioner, dan *underwriter*.

2.1.1. Indikator Pasar Modal

Menurut Fabozzi dan Modigliani (1996) dijelaskan bahwa indeks saham memiliki berbagai fungsi, dari mulai menyediakan data sampai dengan berbagai bahan pembanding dalam mengevaluasi kinerja pasar modal oleh para manajer keuangan dalam melaksanakan tugasnya sehari-hari. Indikator pasar modal dapat diklasifikasikan dalam 3 jenis:

1. Indeks yang dihasilkan atas dasar semua saham yang diperdagangkan, contoh : *NYSE Composite Index*, IHSG.
2. Indeks yang dihasilkan oleh organisasi atas dasar memilih saham-saham secara subyektif, contoh : *The Dow Jones Average Index (DJIA)*, JII.
3. Indeks yang dihasilkan oleh suatu organisasi atas dasar memilih saham-saham secara obyektif, contoh : *Wilshire Indexes* yang dibuat oleh Wilshire, dan *Russel Indexes* yang dibuat oleh Frank Russel. Kriteria indeks ini adalah perhitungan kapitalisasi pasar secara obyektif. Contoh lainnya adalah *MSCI* dan indeks *Kompas 100*.

Menurut Mobius (2007) pasar modal Indonesia termasuk dalam kategori *emerging market* (pasar yang sedang berkembang), dengan ciri-ciri umum:

1. Dominasi dana investor asing; investor global yang rasional tidak akan menanamkan investasinya hanya pada satu pasar saja, apalagi bila proporsi tingkat

returnnya kecil, dan risikonya minimal dengan pasar yang relatif stabil. *Fund Managers* berskala internasional tetap berusaha mengalokasikan dananya pada berbagai *emerging markets*, dengan harapan mendapatkan *capital gain* yang lebih tinggi, meskipun risikonya pun relatif tinggi pula.

2. Belum tergolong bursa yang efisien; secara formal, pasar modal yang efisien didefinisikan sebagai pasar yang harga sekuritasnya telah mencerminkan segala informasi yang relevan. Semakin cepat informasi baru tersebut tercermin pada harga sekuritas, maka semakin efisien pasar modal tersebut.
3. Return dan resiko yang relatif lebih tinggi; berinvestasi di saham Indonesia memberikan deviden yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan saham negara-negara maju tetapi juga memberikan risiko yang relatif tinggi

2.2 Pemodelan Volatilitas

Ketika para ahli ekonomi tertarik pada analisis tingkah laku pelaku pasar dalam menghadapi *uncertainty*, para ahli ekonometri memfokuskan pada kerangka analisis untuk menghadapi *uncertainty*, dengan fokus utamanya adalah memodelkan momen kedua (varians) dan bahkan jika mungkin momen yang lebih tinggi. Salah satu model yang banyak digunakan untuk memodelkan momen kedua adalah penelitian Engle (1982). Engle (1982) mengatakan bahwa momen kedua yang tidak dapat diobservasi (*unobservable second moments*) bisa dimodelkan dengan membuat spesifikasi untuk *conditional variance* dan memodelkan momen pertama dan momen kedua secara bersamaan, yang pada akhirnya menghasilkan model yang diberi nama *Auto Regressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)*. Model Engle yang menyarankan bahwa *conditional variance* bergantung pada set informasi pada sifat yang *autoregressive* telah menjadi salah satu model yang paling banyak dipakai.

Penelitian Engle (1982) ini sangat penting karena adakalanya dalam pemodelan ekonometrika, asumsi varians dari *error term* yang konstan atau homoskedastis menjadi tidak masuk akal. Kenyataannya sangat mungkin terjadi varians dari error tidak konstan terhadap waktu (heteroskedastis) seperti yang dikatakan oleh Pyndick (1981).

Selanjutnya pada tahun 1986, seorang murid Engle yang bernama Bollerslev memperkenalkan metode GARCH, (*Generalized Auto Regressive Conditional Heteroscedasticity*) yaitu metode yang menggeneralisasi proses ARCH, dimana varians dari *error* saat ini terdiri dari 3 komponen yaitu varians yang konstan, berita tentang volatilitas pada periode sebelumnya yang diukur sebagai *lag* dari residual kuadrat persamaan mean dan peramalan varians dari periode sebelumnya.

2.2.1 Pemodelan ARIMA

Pemodelan *mean* dengan metode ARIMA harus dilakukan lebih dahulu sebelum melakukan pemodelan *conditional variance* GARCH. Hal ini disebabkan syarat model *conditional variance* yang baik adalah data sudah *mean-stationary* (*error* sudah *well-behaved* dari pemodelan ARMA) (Carol Alexander, 2005).

2.2.2 Pemodelan Auto Regressive Conditional Heteroscedasticity

Metode yang pertama kali dikemukakan oleh Engle (1982) ini berbeda dengan metode OLS karena dalam metode OLS, error diasumsikan homoskedastis sedangkan Engle memperbolehkan varians dari error mengalami perubahan (heteroskedastis). Misalkan \mathfrak{F}_{t-1} adalah sigma field yang dihasilkan oleh nilai masa lalu ε_t dengan h_t^2 terukur terhadap \mathfrak{F}_{t-1} maka model univariate ARCH linear dapat ditulis sebagai berikut :

$$\varepsilon_t | \mathfrak{F}_{t-1} \sim N(0, h_t^2)$$

$$h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad (2.1)$$

model ini disebut ARCH dengan orde p atau ARCH (p). Model ini menyatakan bahwa varians dari error tergantung dari volatilitas masa lalu (*autoregressive*). Karena sifatnya yang menggabungkan *heteroscedasticity* dan *autoregressive* ini maka model ini disebut *Auto Regressive Conditional Heteroscedasticity*.

2.2.3 Generalized Auto Regressive Conditional Heteroscedasticity

2.2.3.1 Univariate GARCH

Model ARCH seringkali menyebabkan varians dari saat ini tergantung dari volatilitas beberapa periode di masa lalu (*conditional variance*). Hal ini menimbulkan banyaknya parameter dalam *conditional variance* yang harus diestimasi. Bollerslev (1986) menggeneralisasi proses ARCH dan memperkenalkan metode GARCH dimana varians dari *error* saat ini terdiri dari 3 komponen yaitu varians yang konstan (ω), berita tentang volatilitas pada periode sebelumnya yang diukur sebagai *lag* dari residual kuadrat persamaan mean ε_{t-q}^2 (*ARCH-term*) dan peramalan varians dari periode sebelumnya h_{t-p}^2 (*GARCH-term*). Model ini bisa ditulis sebagai berikut :

$$h_t^2 = \omega + \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \beta_1 h_{t-1}^2 + \dots + \beta_p h_{t-p}^2 \quad (2.2)$$

Proses ini disebut sebagai *generalized ARCH* dengan orde (p,q) atau GARCH (p,q), dimana α adalah koefisien ARCH dan β adalah koefisien GARCH. Menurut Bollerslev (1986), bentuk sederhana GARCH memberikan deskripsi parsimoni mengenai data dibandingkan model ARCH.

Besarnya nilai parameter α dan β menunjukkan *short-run dynamics* dari hasil volatilitas runtun waktu. Makin tinggi β menunjukkan bahwa "shocks" pada varians akan membutuhkan waktu lama untuk kembali (*persistence*), sedangkan makin tinggi nilai α menunjukkan bahwa reaksi dari volatilitas sangat intensif terhadap pergerakan pasar.

2.2.3.2 Multivariate GARCH

2.2.3.2.1 VEC

Model *multivariate* GARCH merupakan perluasan dari model *univariate* GARCH. Menurut Engle dan Kroner (1995), perluasan dari *univariate* GARCH menjadi *n*-variate GARCH mensyaratkan matriks *conditional variance-covariance* dari *zero mean random variables* (ε_t) berdimensi *n* bergantung pada elemen dari set informasi. Dengan membiarkan H_t terukur terhadap \mathfrak{I}_{t-1} maka model *multivariate* GARCH dapat ditulis :

$$\varepsilon_t | \mathfrak{I}_{t-1} \sim N(0, H_t^2)$$

Parameterisasi H_t sebagai fungsi dari sekumpulan informasi \mathfrak{I}_{t-1} membuat elemen H_t bergantung pada nilai-nilai lag sebanyak *q* dari kuadrat dan hasil perkalian silang vektor ε_t dan nilai-nilai lag sebanyak *p* dari elemen H_t , serta vektor peubah eksogen lemah x_t berukuran $J \times 1$. Elemen-elemen matriks kovarian mengikuti proses ARMAX (*ARMA models with exogenous inputs*) dalam kuadrat dan perkalian vektor dari residualnya. Bila x_t diasumsikan mengandung variabel eksogen sekarang dan lag-nya maka :

$$\begin{aligned} h_t &= \text{vec}(H_t) \\ \bar{x}_t &= \text{vec}(x_t x_t') \\ \eta_t &= \text{vec}(\varepsilon_t \varepsilon_t') \end{aligned} \quad (2.3)$$

dengan $\text{vec}(\cdot)$ adalah operator vektor yang menyusun matriks tersebut, parameterisasinya dapat ditulis

$$h_t = C_0 + C_1 \bar{x}_t + A_1 \eta_{t-1} + \dots + A_q \eta_{t-q} + G_1 h_{t-1} + \dots + G_p h_{t-p} \quad (2.4)$$

dengan C_0 adalah sebuah vektor parameter berdimensi $n^2 \times 1$, C_1 adalah sebuah matriks parameter berdimensi $n^2 \times J^2$, dan A_i dan G_i adalah matriks-matriks parameter berdimensi $n^2 \times n^2$. Persamaan di atas dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
h_t &= [C_0 : C_1 : A_1 : \dots : A_q : G_1 : \dots : G_p] \begin{bmatrix} 1 \\ \bar{x}_t \\ \eta_{t-1} \\ \vdots \\ h_{t-p} \end{bmatrix} \\
&= Fz_t \\
&= (z_t' \otimes I) \text{vec} F
\end{aligned} \tag{2.5}$$

$$h_t = Z_t \alpha$$

dengan

$$\begin{aligned}
z_t' &= (1, \bar{x}_t, \eta_{t-1}', \dots, \eta_{t-q}', h_{t-1}', \dots, h_{t-p}') \\
F &= [C_0 : C_1 : A_1 : \dots : A_q : G_1 : \dots : G_p] \\
\alpha &= \text{vec} F \\
Z_t &= (z_t' \otimes I)
\end{aligned}$$

Persamaan (2.5) disebut sebagai representasi *vec* (atau di beberapa literatur lain sering disebut *vech*)

Misalnya dalam kasus 2 variabel (N=2) dan p=q=1 maka persamaan sederhana model *vec* GARCH (1,1) dengan asumsi tidak ada pengaruh eksogen, akan mengubah persamaan (2.5) menjadi :

$$\begin{aligned}
h_t &= \begin{bmatrix} h_{11,t} \\ h_{12,t} \\ h_{13,t} \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} c_{01} \\ c_{02} \\ c_{03} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t-1}^2 \\ \varepsilon_{1,t-1} \varepsilon_{2,t-1} \\ \varepsilon_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} & g_{13} \\ g_{21} & g_{22} & g_{23} \\ g_{31} & g_{32} & g_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{11,t-1} \\ h_{12,t-1} \\ h_{22,t-1} \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{2.6}$$

Dari persamaan di atas, terlihat bahwa $h_{21,t}$ tidak didefinisikan, begitu pula tidak ada koefisien yang diberikan pada $\varepsilon_{2,t-1} \varepsilon_{1,t-1}$ atau $h_{21,t-1}$ karena jelas terlihat bahwa hal ini *redundant* sehingga tinggal tersisa 9 parameter dalam masing-masing matriks A_i dan G_i . *Redundancies* yang sama akan terjadi pada *general n-variate GARCH (1,1) vec model*.

Secara khusus, semua persamaan *covariance* akan muncul dua kali (contoh : jika ada persamaan untuk $h_{ij,t}$ maka akan ada persamaan juga untuk $h_{ji,t}$) dan semua *off-diagonal term* akan muncul dua kali didalam tiap persamaan (contoh : baik kedua term $\varepsilon_{i,t-1}\varepsilon_{j,t-1}$ dan $\varepsilon_{j,t-1}\varepsilon_{i,t-1}$ maupun kedua term $h_{ij,t-1}$ dan $h_{ji,t-1}$). Term yang *redundant* ini bisa dihilangkan tanpa mempengaruhi model, sehingga tinggal tersisa $((n(n+1))/2)^2$ parameter yang unik dalam tiap matriks A_i dan G_i .

Model ini menghasilkan cukup banyak parameter yang harus diestimasi; untuk kasus *bivariate* diatas menghasilkan 21 parameter, dengan rincian : 9 parameter di matriks A_i , 9 parameter di matriks B_i , dan 3 parameter di matriks C_0 . Selain itu, model *vec* ini juga harus ada restriksi tertentu untuk menjamin H_t (*covariance matrix*) agar pasti positif (*positive definite*).

Untuk implementasi empirik, parameterisasi seperti ini dapat diberikan restriksi lebih lanjut. Restriksi ilmiah yg dapat digunakan adalah representasi diagonal (*diagonal representation*). Restriksi ini digunakan oleh Bollerslev, Engle, dan Wooldridge (1988). Pada representasi diagonal, setiap elemen matriks kovarian, $h_{jk,t}$ bergantung hanya pada nilai masa lalu dirinya sendiri dan nilai masa lalu $\varepsilon_{jt}\varepsilon_{kt}$. Atau, varians hanya bergantung pada *squared residual* dirinya di waktu lalu, sedangkan kovariannya bergantung hanya pada nilai masa lalu dari *cross-product residual*. Secara intuitif, restriksi ini masuk akal karena informasi tentang varians biasanya didapatkan dari *squared residual* dan jika varians bergerak lambat maka nilai masa lalu dari *squared residual* mampu meramalkan varians di masa yang akan datang. Alasan yang sama juga bisa dikemukakan untuk kovarians.

Dalam model *vec*, sebuah representasi diagonal didapatkan bila matriks A_i dan G_i diasumsikan diagonal. Untuk lebih mudah, ilustrasi berikut ini menggambarkan model diagonal untuk dua variabel (*bivariate*),

$$\begin{aligned}
h_t &= \begin{bmatrix} h_{11,t} \\ h_{12,t} \\ h_{13,t} \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} c_{01} \\ c_{02} \\ c_{03} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & 0 \\ 0 & a_{22} & 0 \\ 0 & 0 & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t-1}^2 \\ \varepsilon_{1,t-1}\varepsilon_{2,t-1} \\ \varepsilon_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_{11} & 0 & 0 \\ 0 & g_{22} & 0 \\ 0 & 0 & g_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{11,t-1} \\ h_{12,t-1} \\ h_{22,t-1} \end{bmatrix} \quad (2.7)
\end{aligned}$$

atau

$$\begin{aligned}
h_{11,t} &= c_{01} + a_{11}\varepsilon_{1,t-1}^2 + g_{11}h_{11,t-1} \\
h_{12,t} &= c_{02} + a_{22}\varepsilon_{1,t-1}\varepsilon_{2,t-1} + g_{22}h_{12,t-1} \\
h_{13,t} &= c_{03} + a_{33}\varepsilon_{2,t-1}^2 + g_{33}h_{22,t-1}
\end{aligned} \quad (2.8)$$

Model *diagonal vec* di atas memang memiliki kelebihan dibanding model *vec* biasa karena parameter yang harus diestimasi dalam model *diagonal vec* lebih sedikit (9 parameter dalam kasus bivariate) daripada model *vec* biasa (21 parameter dalam kasus bivariate). Namun, karena *diagonal vec* mengasumsikan bahwa sebuah *conditional variance* dan *covariance* hanya bergantung pada *lag* diri mereka sendiri dan *lagged squared residual*, maka informasi penting seperti hubungan (*interrelation*) antara *variance* dan *covariance* menjadi hilang.

Dalam setiap orde untuk setiap parameterisasi agar tepat, disyaratkan H_t harus positif untuk seluruh nilai ε_t dan x_t dalam ruang sampel. Dalam representasi *vec* dan representasi *diagonal vec*, syarat *positive definite* ini restriksi tersebut sulit untuk diperiksa. Oleh karena itu, diperkenalkan metode lain yang juga mampu menjamin H_t bernilai positif namun tidak menghilangkan informasi penting seperti yang dialami model *diagonal vec*. Berikut ini akan dijelaskan metode yang dimaksud.

2.2.3.2.2 MGARCH BEKK

Model ini pertama kali dicetuskan oleh Baba, Engle, Kraft, dan Kroner (1990) lalu dikembangkan lebih lanjut oleh Engle dan Kroner (1995). Meskipun dua dari pencetus awal tidak lagi bergabung, namun parameterisasi yang baru ini tetap diberi akronim BEKK.

Engle dan Kroner (1995) mengajukan parameterisasi baru yang secara mudah diberikan restriksi yaitu syarat bahwa H_t harus positif untuk seluruh nilai ε_t dan x_t dalam ruang sampel. Parameterisasi ini melakukan eliminasi terhadap parameter dengan menggunakan representasi *vec*. Model ini dapat ditulis dalam persamaan berikut :

$$H_t = C_0^* C_0^* + \sum_{k=1}^K C_{1k}^* x_t x_t' C_{1k}^* + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^q A_{1k}^* \varepsilon_{t-i} \varepsilon_{t-i}' A_{1k}^* + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^p G_{1k}^* H_{t-i} G_{1k}^* \quad (2.9)$$

dimana C_0^* , A_{ik}^* dan G_{ik}^* matriks parameter berdimensi $n \times n$ dengan C_0^* triangular, C_{1k}^* adalah matriks parameter berdimensi $J \times n$, dan penjumlahan dengan batas K menentukan keadaan yang umum dari proses tersebut. Hal ini menjelaskan bahwa persamaan di atas akan bernilai positif secara pasti dalam kondisi lemah. Persamaan ini secara umum mencukupi karena representasi ini mencakup seluruh representasi diagonal yang *positive definite* dan representasi *vec* yang bernilai *positive definite*.

Representasi persamaan di atas disebut sebagai representasi BEKK. Untuk memeberikan penjelasan model BEKK, diberikan ilustrasi sebagai berikut. Misalkan model GARCH(1,1) sederhana, dengan $K=1$ dan tidak ada pengaruh eksogen maka model di atas menjadi seperti ini :

$$H_t = C_0^* C_0^* + A_{11}^* \varepsilon_{t-1} \varepsilon_{t-1}' A_{11}^* + G_{11}^* H_{t-1} G_{11}^* \quad (2.10)$$

Bila diterjemahkan ke dalam representasi *vec* seperti yang telah dijelaskan sebelumnya maka model ini menjadi :

$$H_t = \begin{bmatrix} h_{11,t} & h_{12,t} \\ \cdot & h_{22,t} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
H_t = & \begin{bmatrix} c_{11}^0 & c_{12}^0 \\ 0 & c_{22}^0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{11}^0 & c_{12}^0 \\ 0 & c_{22}^0 \end{bmatrix} \\
& + \begin{bmatrix} a_{11}^* & a_{12}^* \\ a_{21}^* & a_{22}^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t-1}^2 & \varepsilon_{1,t-1}\varepsilon_{2,t-1} \\ \varepsilon_{2,t-1}\varepsilon_{1,t-1} & \varepsilon_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11}^* & a_{12}^* \\ a_{21}^* & a_{22}^* \end{bmatrix} \\
& + \begin{bmatrix} g_{11}^* & g_{12}^* \\ g_{21}^* & g_{22}^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{11,t-1} & h_{12,t-1} \\ h_{21,t-1} & h_{22,t-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_{11}^* & g_{12}^* \\ g_{21}^* & g_{22}^* \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{2.11}$$

Bila model ini dibandingkan terhadap bentuk *vec*-nya, maka model ini cukup meringkas parameter yang ada dengan cara memberikan restriksi, baik lintas persamaan maupun di dalam persamaan itu sendiri. Dalam kasus bivariate seperti di atas, model ini hanya membutuhkan 11 parameter, sedangkan model *vec* biasa membutuhkan estimasi 21 parameter.

Model BEKK ini lebih general dibanding model *diagonal vec* karena memperbolehkan sebuah hubungan yang tidak didapatkan dari model *diagonal vec*, yaitu adanya *lagged variance* yang mempengaruhi *covariance*. Untuk lebih jelasnya, berikut akan diuraikan persamaan di atas lebih lanjut menjadi seperti ini,

$$\begin{aligned}
h_{11,t} = & c_{11}^{0^2} + a_{11}^{*2} \varepsilon_{1,t-1}^2 + 2a_{11}^* a_{21}^* \varepsilon_{1,t-1} \varepsilon_{2,t-1} + a_{21}^{*2} \varepsilon_{2,t-1}^2 + g_{11}^{*2} h_{11,t-1} + 2g_{11}^* g_{21}^* h_{12,t-1} + g_{21}^{*2} h_{22,t-1} \\
h_{12,t} = & c_{12}^0 c_{11}^0 + a_{11}^* a_{12}^* \varepsilon_{1,t-1}^2 + (a_{12}^* a_{21}^* + a_{11}^* a_{22}^*) \varepsilon_{1,t-1} \varepsilon_{2,t-1} + a_{21}^* a_{22}^* \varepsilon_{2,t-1}^2 + g_{11}^* g_{12}^* h_{11,t-1} \\
& + (g_{12}^* g_{21}^* + g_{11}^* g_{22}^*) h_{12,t-1} + g_{21}^* g_{22}^* h_{22,t-1}
\end{aligned} \tag{2.12}$$

$$h_{22,t} = c_{12}^{0^2} + c_{22}^{0^2} + a_{12}^{*2} \varepsilon_{2,t-1}^2 + 2a_{12}^* a_{22}^* \varepsilon_{1,t-1} \varepsilon_{2,t-1} + a_{22}^{*2} \varepsilon_{2,t-1}^2 + g_{12}^{*2} h_{11,t-1} + 2g_{12}^* g_{22}^* h_{12,t-1} + g_{22}^{*2} h_{22,t-1}$$

Dari persamaan di atas, terlihat bahwa jika sebelumnya dalam model *vec*, $h_{11,t}$ (variance) hanya dipengaruhi oleh lag dirinya sendiri dan lag dari *squared residual*-nya maka dengan model BEKK $h_{11,t}$ juga dipengaruhi oleh *lag squared residual* milik $h_{22,t}$ yaitu $\varepsilon_{2,t-1}^2$, *lag*

cross-product residual ($\varepsilon_{1,t-1}\varepsilon_{2,t-1}$), *lag covariance* ($h_{12,t-1}$), dan *lag dari variance* ($h_{22,t-1}$).

Hal ini jelas menggambarkan adanya interaksi antara *variance* dan *covariance*.

2.2.3.2.2.1 Penaksiran Sistem Dalam MGARCH-BEKK

Sistem pemodelan ini dapat ditaksir menggunakan metode Maximum Likelihood, dimana fungsi *log likelihood*-nya adalah sebagai berikut :

$$L = \sum_{t=1}^T L_t \quad (2.14)$$

$$L = \frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln(H_{rf,t}) - \frac{1}{2} v_t' H_{rf,t}^{-1} v_t$$

Dengan L_t adalah log likelihood pengamatan pada waktu ke-t, L adalah joint log likelihood, dan rf merujuk pada parameter bentuk reduksi. Sesuai dengan proposisi 8 pada model MGARCH BEKK bahwa struktural model juga mengikuti proses multivariate GARCH (Engle dan Kroner 1995 : 134), maka penerapan transformasi $\varepsilon_t = \Gamma v_t$ dapat mengubah persamaan (2.14) menjadi :

$$L = \frac{n}{2} \ln(2\pi) + \ln|\Gamma| - \frac{1}{2} \ln(H_t) - \frac{1}{2} \varepsilon_t' H_t^{-1} \varepsilon_t \quad (2.15)$$

Prosedur yang digunakan untuk model diagonal atau BEKK dengan $K=1$ adalah menggunakan uji Lagrange multiplier untuk menguji validitas dari restriksi. Misalkan Ξ adalah parameter-parameter yang tidak terulang (*non redundant*) dalam persamaan kovarian, sehingga

$$\Xi' = [C_0^*, A_{11}^*, \dots, A_{qK}^*, G_{11}^*, \dots, G_{pK}^*] \quad (2.16)$$

untuk representasi BEKK. Kemudian taksiran *maximum likelihood* untuk parameter-parameter dalam model struktural, Γ, B, A , dan Ξ dilakukan dengan cara mencari nilai parameter yang akan memaksimalkan probabilita mendapatkan sampel yang ada (persamaan (2.15)).

2.3 Indeks Harga Saham

2.3.1. Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)

Merupakan indikator yang secara umum mencerminkan kecenderungan pergerakan harga saham di bursa efek. IHSG pertama kali diperkenalkan pada 1 April 1983. Nilai dasar yang dipakai adalah nilai pada tanggal 10 Agustus 1982 dengan nilai indeks 100 dan jumlah emiten yang pada waktu itu baru 12 emiten (sekarang 388 emiten). Rumus perhitungan IHSG dapat ditulis sebagai berikut

$$\text{Indeks} = \frac{\sum_{i=1}^N P_i Q_i}{ND} \times 100 \quad (2.17)$$

Keterangan :

P : harga saham di pasar reguler

Q : jumlah saham tercatat

N : jumlah emiten yang digunakan untuk perhitungan indeks

ND : nilai dasar

Metode penghitungan seperti di atas sering disebut metode *Weighted Average*, dimana *weight* atau bobot yang digunakan adalah jumlah saham tercatat. Untuk mengeliminasi faktor-faktor yang bukan perubahan harga saham, *Nilai Dasar* selalu disesuaikan jika ada *corporate action* seperti *stock split*, deviden/bonus, *right issue*, atau ada penambahan pencatatan saham (Verdi Ikhwan, 2007, *unpublished slide*)

2.3.2. Indeks Harga Saham Sektoral (IHSS)

Merupakan sub indeks dari IHSG. Indeks sektoral ini mulai diperkenalkan pada 2 Januari 1996 dengan menggunakan harga dasar tanggal 28 Desember 1995. Semua saham yang tercatat di BEI diklasifikasikan kedalam sembilan sektor industri yang telah ditetapkan BEI, yang diberi nama *JASICA* (*Jakarta Stock Exchange Industrial Classification*) :

1. Pertanian : perkebunan, peternakan, perikanan.

2. Pertambangan : pertambangan minyak dan gas bumi; pertambangan logam dan mineral lainnya; pertambangan batu-batuan; lain-lain yang belum terklasifikasi.
3. Industri Dasar dan Kimia: semen; keramik, porselen dan kaca; logam dan sejenisnya; kimia; plastik dan kemasan; pakan ternak; kayu dan pengolahannya; pulp dan kertas.
4. Aneka Industri: mesin dan alat berat; otomotif dan komponennya; tekstil dan garmen; alas kaki; kabel; elektronika; lain-lain yang belum terklasifikasikan.
5. Industri Barang Konsumsi: makanan dan minuman; rokok; farmasi; kosmetik dan barang keperluan rumah tangga ; peralatan rumah tangga.
6. Properti dan Real Estate: properti dan real estate; konstruksi bangunan.
7. Infrastruktur, Utilitas, dan Transportasi : jalan tol, pelabuhan, bandara dan sejenisnya ; telekomunikasi ; transportasi ; konstruksi non-bangunan.
8. Keuangan: bank ; lembaga pembiayaan; perusahaan efek ; asuransi; reksadana.
9. Perdagangan, Jasa, dan Investasi : perdagangan besar barang produksi ; perdagangan besar barang konsumsi ; perdagangan eceran ; restoran ; hotel dan pariwisata ; jasa komputer dan perangkatnya ; perusahaan investasi; lain-lain yang belum terklasifikasi.

Kesembilan sektor tersebut bisa dikelompokkan menjadi 3 sektor utama:

- Primer (ekstraktif): pertanian dan pertambangan
- Sekunder (pengolahan/manufaktur): industri dasar dan kimia, aneka industri, industri barang konsumsi
- Tersier (jasa): properti dan real estate, infrastruktur, utilitas, dan transportasi, keuangan, perdagangan jasa dan investasi.

2.4 Statistik Deskriptif

Histogram dapat digunakan untuk mengetahui secara visual distribusi data empiris. Untuk mengetahui lebih lanjut distribusi sample, kita dapat menghitung statistik deskriptif.

Statistik deskriptif yang biasa digunakan adalah :

- Rata-rata (*mean*) : menggambarkan nilai rata-rata dari variabel yang digunakan yang dihitung dengan rumus;

$$\bar{X} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T X_i \quad (2.18)$$

- *Variance* : mengukur jarak dari setiap observasi dari nilai rata-ratanya yang dihitung dengan rumus;

$$\sigma^2 = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (X_i - \bar{X})^2 \quad (2.19)$$

- *Skewness* : menunjukkan indikasi apakah distribusi sample yang kita gunakan simetris atau tidak, yang dihitung dengan cara;

$$S = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma} \right)^3 \quad (2.20)$$

Skewness untuk distribusi yang simetris, seperti distribusi normal, bernilai nol. Sedangkan *skewness* positif (*positively skewed*) menunjukkan bahwa distribusi tersebut memiliki ekor kanan yang panjang (data kita lebih banyak memiliki nilai yang besar) dan *skewness* negatif menunjukkan sebaliknya.

- *Kurtosis* : menunjukkan apakah data terdistribusi secara normal pada *tail* maupun *mean* sehingga bentuknya menyerupai *Bell curve*, yang dihitung dengan cara;

$$K = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma} \right)^4 \quad (2.21)$$

Untuk menghitung distribusi data pada *tail* dan *mean* kita mengukur *excess kurtosis* relatif terhadap distribusi normal. Nilai kurtosis untuk distribusi normal adalah 3

(tiga) dan *excess kurtosis*-nya sama dengan nol. Apabila nilai kurtosis melebihi angka tiga maka distribusi tersebut disebut *leptokurtic*, dan jika kurang dari tiga maka distribusi itu disebut *platykurtic*.

- *Normality* : cara pertama untuk mengetahui apakah data yang kita gunakan terdistribusi secara normal adalah dengan cara menghitung koefisien *skewness* dan *kurtosis* dan membandingkannya dengan nilai teoretikal yang sesuai dengan distribusi normal (*skewness*=0 dan *kurtosis*=3).

$$\text{Uji Skewness : } Z_t = \frac{S}{\sqrt{6/T}}$$

$$\text{Uji Kurtosis : } Z_t = \frac{K-3}{\sqrt{24/T}}$$

Kedua uji di atas terdistribusi dengan hipotesis nol bahwa data terdistribusi normal. Jika *p-value* < 0,05 (kita menggunakan alfa 5%), maka hipotesa nol distribusi normal ditolak.

Cara lain untuk menguji distribusi sampel adalah dengan melakukan uji secara bersamaan yaitu dengan menggunakan uji Jarque Berra;

$$\text{Jarque - Berra} = \frac{T}{6} \left(S^2 + \frac{(K-3)^2}{4} \right) \quad (2.22)$$

Uji Jarque-Berra ini mengikuti distribusi chi-square dan hipotesis nol-nya adalah normality. Jika nilai uji statistik JB lebih besar dari nilai kritikal pada distribusi chi-square maka hipotesis nol ditolak, begitu pula jika *p-value* < 0,05 (kita menggunakan alfa 5%).

2.5 Stasioneritas

Suatu data runtun waktu dapat dianggap bersifat stasioner bila proses stokastik yang mendasari runtun waktu tersebut diasumsikan tidak bergantung pada waktunya. Enders (2004) menjelaskan kondisi stasioneritas kovarian atau disebut juga kondisi stasioner yang lemah (weakly stationary) sebagai berikut

$$E(y_t) = E(y_{t-s}) = \mu$$

$$E[(y_t - \mu)^2] = E[(y_{t-s} - \mu)^2] \sigma_y^2 \quad (2.23)$$

$$E[(y_t - \mu)(y_{t-s} - \mu)] = E[(y_{t-j} - \mu)(y_{t-j-s} - \mu)] = \gamma_s$$

dengan $\mu, \sigma_y^2, \gamma_s$ adalah konstan.

Jadi runtun waktu yang stasioner artinya nilai mean dan variansnya bersifat konstan sepanjang waktu dan kovarian antara nilai saat ini dan *lag*-nya (*autocovariances*) bergantung hanya pada jarak antara titik waktu.

Gujarati (2003) menjelaskan stasioneritas dapat dideteksi dengan menggunakan analisis grafis secara sederhana. Pada umumnya, data runtun waktu dengan trend ke atas atau ke bawah menunjukkan bahwa data tersebut belum stasioner. Selain itu dapat dilakukan dengan melihat pola Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF). Pada umumnya, apabila nilai berbagai lag data tersebut berada di sekitar nol baik ACF maupun PACF menunjukkan bahwa data tersebut sudah stasioner.

Cara lain untuk mendeteksi stasioneritas adalah dengan uji Augmented-Dickey-Fuller (ADF). Pengujian ini dikembangkan dari pengujian Dickey Fuller. Menurut E-Views 4.1 Help, pengujian Dickey Fuller dilakukan dengan mengasumsikan suatu series mengikuti pola AR (1) :

$$y_t = \rho y_{t-1} + x_t' \delta + \varepsilon_t \quad (2.24)$$

dimana x_t adalah regresor eksogen yang bisa terdiri dari konstanta atau sebuah konstanta dan trend, ρ dan δ adalah parameter yang diestimasi dan ε_t adalah error yang diasumsikan *white noise*. Jika $|\rho| \geq 1$, maka y adalah suatu series nonstationary dan variance dari y akan bertambah seiring waktu sehingga mendekati tak terhingga (*infinity*). Jika $|\rho| < 1$ maka y adalah suatu series yang stasioner. Oleh karena itu, hipotesa stationaritas ini bisa dievaluasi dengan menguji apakah nilai absolut dari ρ benar-benar kurang dari satu.

Uji DF-test dilakukan dengan mengestimasi persamaan di atas setelah mengurangi y_{t-1} di sisi kanan dan kiri persamaan sehingga didapat

$$\Delta y_t = \alpha y_{t-1} + x_t' \delta + \varepsilon_t \quad (2.25)$$

dimana $\alpha = \rho - 1$. Hipotesa nol-nya bisa ditulis sebagai $H_0 : \alpha = 0$ dan hipotesa alternatifnya ditulis sebagai $H_1 : \alpha < 0$. Hipotesa ini dievaluasi menggunakan t-hitung untuk α yaitu :

$$t_\alpha = \frac{\hat{\alpha}}{se(\hat{\alpha})} \quad (2.26)$$

dimana $\hat{\alpha}$ adalah estimasi dari α dan $se(\hat{\alpha})$ adalah standar error-nya. Dickey dan Fuller (1979) menemukan bahwa t-hitung ini tidak mengikuti distribusi student-t sehingga akhirnya mereka membuat distribusi sendiri. MacKinnon (1991) memperkenalkan distribusi yang lebih luas sehingga distribusi inilah yang kemudian digunakan oleh E-Views.

Uji unit root di atas valid hanya jika series mengikuti proses AR(1). Jika series ternyata berkorelasi pada orde yang lebih tinggi maka asumsi bahwa ε_t bersifat *white noise* akan dilanggar. ADF mengoreksi hal ini dengan mengasumsikan bahwa y

mengikuti proses AR(p) dan menambah lag sebesar p pada variabel dependen y ke sisi sebelah kanan persamaan yang akan dites sehingga menjadi berikut :

$$\Delta y_t = \alpha y_{t-1} + x_t' \delta + \beta_1 \Delta y_{t-1} + \beta_2 \Delta y_{t-2} + \dots + \beta_p \Delta y_{t-p} + v_t \quad (2.27)$$

Hipotesa nol yang digunakan tetap sama, begitu pula penghitungan t-stat. Series dikatakan stationary bila t-hitung (t_α) lebih besar dari t-critical MacKinnon.

Untuk mengatasi data runtun waktu yang tidak stasioner dapat dilakukan suatu prosedur yang disebut *differencing*. *Differencing* adalah prosedur yang dilakukan dengan cara melakukan regresi suatu peubah runtun waktu dan menyimpan residualnya. Selain itu, *differencing* juga dapat mengeluarkan trend dari suatu pemodelan. Differencing pada orde satu dapat dilakukan dengan cara membuat runtun waktu baru sebagai berikut :

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1} \quad (2.28)$$

Apabila runtun waktu belum stasioner pada orde pertama, maka dilakukan *differencing* sekali lagi, yang disebut *differencing* kedua sebagai berikut :

$$\Delta^2 y_t = \Delta(\Delta y_t) = \Delta(y_t - y_{t-1}) = (y_t - y_{t-1}) - (y_{t-1} - y_{t-2}) = y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2} \quad (2.29)$$

2.6 Heteroskedastisitas

Pemodelan ekonometri seringkali menggunakan asumsi varians error yang konstan atau disebut *homoscedasticity*. Namun asumsi ini tidak selalu benar, karena banyak pemodelan yang justru memiliki varians error yang tidak konstan atau berubah, yang disebut sebagai *heteroscedasticity*. Pemodelan dengan error yang bersifat heteroskedastik memiliki asumsi bahwa error ε_t terdistribusi normal dengan varians σ_t^2 dengan $\text{var}(\varepsilon_t) = E(\varepsilon_t^2) = \sigma_t^2$ tidak konstan selama observasi dilakukan.

Ada beberapa konsekuensi dari *heteroscedasticity*, yaitu :

- Estimator yang dihasilkan tetap konsisten, tetapi tidak lagi efisien. Ada estimator lain yang memiliki *variance* lebih kecil dari pada estimator yang memiliki error yang *heteroscedastic*.
- Standard error yang dihitung dari OLS yang memiliki error *heteroscedastic* tidak lagi akurat. Hal ini menyebabkan inferensi (uji hipotesis) yang menggunakan standard error ini tidak akurat.

Cara mendeteksi terjadinya *heteroscedasticity* bisa dilakukan dengan metode informal maupun uji formal. Pengamatan informal dilakukan dengan cara mem-plot residual kuadrat dengan salah satu variable independen. Sedangkan cara formal yaitu dapat dilakukan pengujian dengan menggunakan berbagai uji, salah satunya adalah uji White. Rumusan uji hipotesa pada uji White adalah H_0 ; no *heteroscedasticity*. Untuk menolak atau menerima hipotesa nol, kita harus membandingkan prob-chi square dengan p-value yang kita inginkan (misalnya 5%).

2.7 Penelitian-Penelitian Sebelumnya

Para ahli di bidang ekonometri telah cukup banyak membuat penelitian terkait transmisi informasi ataupun transmisi *shock* dan volatilitas. Ada yang melakukan penelitian ini dengan kasus antar pasar keuangan, ada pula yang melihatnya antara saham dengan obligasi, antara saham dengan nilai tukar, antar nilai tukar beberapa negara, antar sektor tertentu di dua atau lebih pasar uang, dan lain sebagainya. Berikut ini akan dijelaskan mengenai beberapa penelitian di atas yang terkait dengan penelitian ini.

2.7.1 Hubungan Kausalitas antara Volatilitas Saham dengan Volatilitas Nilai Tukar

Caporale, Pittis, dan Spagnolo (2002) melakukan penelitian untuk melihat apakah ada hubungan *causal* antara volatilitas saham dan volatilitas nilai tukar dalam satu negara. Objek penelitian mereka adalah 4 negara di Asia Timur, yaitu Jepang, Korea Selatan, Indonesia, dan Thailand. Mereka menggunakan data harian (5 hari dalam 1 minggu) yang didapat dari Datastream. Semua mata uang dibandingkan terhadap US Dollar. Karena mereka tertarik pada hubungan antara return saham dan nilai tukar maka semua harga saham dijadikan return dengan menggunakan *first difference* dari logaritma harga saham.

Metode yang digunakan adalah *bivariate BEKK* dengan memberikan restriksi pada matriks A dan matriks G untuk menjadi matriks *upper triangular* dan *lower triangular* sehingga memudahkan untuk menguji *causality* dalam variance (*causality in-variance*). Periode penelitian mereka bagi menjadi dua, yaitu sampel sebelum krisis (dari 1 Januari 1987 sampai 1 Juli 1997) dan sampel sesudah krisis (dari 2 Juli 1997 sampai 20 Januari 2000). Selain itu mereka juga meneliti sampel secara penuh (1 Januari 1987 sampai 20 Januari 2000).

Hasil yang mereka dapatkan yaitu : (1) pada sampel secara penuh terlihat bahwa volatilitas pasar saham mendahului (*lead*) volatilitas nilai tukar pada keempat negara, (2) dalam sampel sebelum krisis terlihat bahwa volatilitas dari nilai tukar mata uang Indonesia bergantung secara positif pada *shock* yang terjadi di pasar saham Indonesia, hal yang sama terjadi pada Thailand; namun *shock* pada pasar saham Korea memberi pengaruh negatif pada volatilitas nilai tukarnya, hal yang sama terjadi pada Jepang (3) dalam sampel sesudah krisis terlihat bahwa pada Indonesia dan Thailand terdapat *bidirectional causality-in-variance* antara pasar saham dan nilai tukar, sedangkan pada pasar Korea dan Jepang hasilnya sama dengan periode sebelum krisis.

2.7.2 *Volatility Transmission* antara Pasar Saham dan Pasar Obligasi

Fang, Lim, Lin (2006) melakukan penelitian untuk melihat apakah ada *volatility transmission* antara pasar saham dan pasar obligasi. Objek penelitian mereka adalah pasar saham Jepang yang diwakili oleh Nikkei 225 Stock Average, pasar saham AS yang diwakili Dow Jones Industrial, serta pasar obligasi Jepang dan pasar obligasi AS (government bond) yang datanya didapat dari JP Morgan.

Agar data tersebut lebih reliable digunakan dalam prosedur statistik, mereka menggunakan data harian dari 1 Januari 1988 sampai 13 Februari 2004. Mereka memulai periode sampel dari tahun 1988 untuk menghindari distorsi signifikan yang mungkin muncul akibat *crash* yang terjadi pada Oktober 1987 di pasar saham AS.

Metode yang digunakan adalah *VAR-Granger Causality* yang dimasukkan dalam *bivariate diagonal BEKK*. Pertanyaan penelitian ini yaitu : (1) apakah ada *volatility transmission* antara pasar saham dan pasar obligasi pada negara yang sama (antara pasar saham Jepang dengan pasar obligasi Jepang, antara pasar saham US dengan pasar obligasi AS), dan (2) apakah ada *volatility transmission* antara pasar saham dan pasar obligasi di negara yang berbeda (antara pasar saham Jepang dengan pasar obligasi AS, antara pasar obligasi Jepang dengan pasar saham AS).

Fang, Lim, Lin (2006) menemukan bahwa : (1) di kedua negara, *volatility* masa lalu dari pasar saham memiliki pengaruh pada *volatility* masa kini dari pasar obligasinya dan *volatility* masa lalu dari pasar obligasi tidak memiliki pengaruh pada *volatility* masa kini dari pasar sahamnya, (2) *shock* pada pasar saham AS memiliki pengaruh pada *conditional variance* pasar saham Jepang namun tidak memiliki pengaruh pada pasar obligasi Jepang, (3) *shock* pada pasar obligasi Jepang memiliki pengaruh pada *variance* pasar saham AS, (4) *volatility* pasar obligasi AS memiliki pengaruh signifikan pada *conditional variance* pasar

saham Jepang. Secara umum, pasar obligasi lebih dipengaruhi oleh faktor yang spesifik dari negaranya masing-masing.

2.7.3 Information Flow antar Indeks Sektoral

Wang, Kutang, dan Yang (2005) melakukan penelitiannya di pasar modal Cina. Cina memiliki dua pasar modal yaitu pasar modal Shanghai dan pasar modal Shenzhen. Pasar modal Shanghai membagi sahamnya ke dalam 4 sektor yaitu industri, perdagangan, realty, dan utilitas. Pasar modal Shenzhen membagi sahamnya ke dalam 5 sektor yaitu : industri, perdagangan, realty, utilitas, dan keuangan.

Mereka meneliti apakah ada *information flow* antar sektor dalam satu pasar, dan apakah ada *information flow* antara sektor yang sama namun berada di pasar yang berbeda (contoh : apakah ada *information flow* antara sektor A di pasar modal Shanghai dengan sektor A di pasar modal Shenzhen). Metode yang mereka gunakan adalah metode *generalized forecast error variance decomposition* dengan kerangka VAR. Data yang dipakai adalah data harian indeks sektoral kedua pasar dari tahun 1993-2001 yang didapat dari Taiwan Economic Journal Financial Database.

Hasil yang mereka dapatkan yaitu *shock* yang terjadi pada suatu sektor memiliki akibat yang signifikan pada sektor lain, dan hal ini berlaku untuk kedua pasar. *Shock* yang dialami suatu sektor di pasar modal Shanghai bisa menjelaskan lebih dari satu pertiga variasi dari sektor yang sama di pasar modal Shenzhen dan sebaliknya.

2.7.4 Shocks Transmission dan Volatility Transmission antar Indeks Sektoral

Hassan, Malik melakukan penelitian untuk melihat *shocks* dan *volatility transmission* antar indeks sektoral. Objek penelitian mereka adalah indeks Dow Jones yang membagi sahamnya ke dalam enam indeks sektoral yaitu sektor keuangan, sektor industri,

sektor jasa, sektor kesehatan, sektor energi (minyak dan gas), dan sektor teknologi. Indeks Dow Jones dipilih karena banyak pelaku pasar yang menggunakan indeks ini untuk mengikuti pergerakan grup industri dan indeks ini secara luas dipakai untuk mengukur performa sektoral.

Data yang digunakan adalah data harian dari 1 Januari 1992 sampai 6 Juni 2005. Sesuai dengan penelitian-penelitian terdahulu, data harga diubah ke dalam bentuk return karena data harga (*data level*) masih memiliki *unit root* atau belum *stasioner*. Setelah melihat statistic deskriptif, mereka menemukan bahwa semua return sektoral memiliki leptokurtosis dan oleh karena itu mereka menguji *mean equation* tiap sektor akan adanya efek GARCH. Semua sektor terbukti memiliki efek GARCH.

Shock dan *volatility transmission* dimodelkan dengan metode multivariate GARCH, dimana tiap 3 sektor di-run bersamaan sehingga menjadi trivariate GARCH. Pengelompokan yang mereka buat yaitu kelompok 1 (sektor konsumsi, keuangan, dan teknologi) dan kelompok 2 (sektor energi, kesehatan, dan industri). Dari 6 sektor sebenarnya ada 20 kemungkinan kombinasi, namun setelah di-run ke-20 kombinasi, hasil *shock* dan *volatility transmission* yang ditemukan serupa. Oleh karena itu, hasil tidak sensitif terhadap pengelompokan. Berikut ini hasil yang mereka dapatkan pada kelompok 1 yaitu :

- volatilitas sektor industri barang konsumsi secara signifikan dipengaruhi oleh *shock* yang berasal dari sektor keuangan, secara langsung dipengaruhi oleh volatilitas dari sektornya sendiri, dan secara tidak langsung dipengaruhi oleh volatilitas dari sektor keuangan
- volatilitas sektor keuangan secara tidak langsung dipengaruhi oleh *shock* dari sektor teknologi dan konsumsi, secara langsung dipengaruhi oleh *shock* dari sektornya sendiri, secara tidak langsung dipengaruhi oleh volatilitas dari sektor teknologi dan

konsumsi, dan secara langsung dipengaruhi oleh volatilitas dari dari sektor teknologi

- volatilitas sektor teknologi dipengaruhi secara tidak langsung dan langsung oleh *shock* dari sektor keuangan, dan volatilitas dari sektor teknologi dipengaruhi secara langsung dan tidak langsung oleh volatilitas kedua sektor lainnya termasuk dirinya sendiri.

Hasil kelompok 2 sedikit berbeda dengan hasil kelompok 1 di atas, yaitu ditemukan lebih sedikit *volatility transmission* antar sektor dan tiap sektor lebih banyak dipengaruhi oleh *shock* dan volatilitas dari dirinya sendiri. Menurut Hassan dan Malik, hasil penelitian ini memberi kontribusi penting pada keputusan alokasi portfolio.

