

## BAB 4 ANALISIS DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Penentuan Horison, Tingkat Keyakinan, dan Periode Observasi

Perhitungan risiko pasar, khususnya bagi perbankan sebagai investor institusional, dapat dilakukan mengikuti standar yang telah ditetapkan oleh *Bank for International Settlement* (BIS) dalam *Basel II Accord*. Penelitian ini akan menggunakan aturan tersebut sebagai rujukan namun dengan modifikasi yang diperlukan. *Basel II Accord* mendasarkan perhitungan *value at risk* (VaR) harian pada serangkaian input kuantitatif yang seragam (Jorion, 2007b, p. 673-674):

1. Horison yang ditentukan adalah 10 hari perdagangan (*trading days*), atau dua pekan. Penelitian ini akan menyesuaikan VaR 1 hari yang nanti akan diperoleh menjadi VaR 10 hari menggunakan *square root of time*.
2. Tingkat keyakinan (*level of confidence*) yang akan digunakan adalah 99%.
3. Periode observasi minimal menggunakan satu tahun data historis (sekitar 250 data harian). Penelitian ini menggunakan 510 data historis harian (dua tahun) untuk setiap indeks bursa saham dimana tahun kedua (Juni 2008 – Juni 2009) merupakan tahun yang lebih bergejolak dari tahun pertama.
4. VaR harus diperbarui setidaknya setiap tiga bulan, atau ketika terjadi perubahan harga (*return*) yang material. Hal ini diterjemahkan dalam penelitian dengan melakukan uji validasi (*backtesting*).

### 4.2 Statistik Deskriptif Data

Statistik deskriptif dari hasil analisis data disajikan pada Tabel 4.1. Contoh rincian data indeks bursa saham beserta *return*-nya dapat dilihat pada Lampiran 1 sementara visualisasi data *return* dari indeks masing-masing bursa dapat dilihat pada Lampiran 2. Jika melihat Lampiran 2 maka akan tampak bahwa pada sekitar akhir 2008 dan awal 2009, pada saat krisis *subprime mortgage* di Amerika Serikat memuncak dan menjalar hampir ke seluruh dunia, seluruh indeks bursa saham yang menjadi objek penelitian ini relatif mengalami peningkatan gejolak kecuali indeks KLSE (Malaysia).

Tabel 4.1 Statistik Deskriptif *Return* Indeks Bursa Periode Juni 2007 – Juni 2009

No.	Indeks Bursa Saham	Mean	Standard Deviation	Skewness	Kurtosis	Maximum	Minimum
1	IBOVESPA	-0,01%	2,75%	0,09	3,54	13,68%	-12,10%
2	HANGSENG	-0,03%	2,74%	0,25	4,42	13,41%	-13,58%
3	NIKKEI-225	-0,11%	2,37%	0,17	4,46	13,23%	-12,11%
4	NASDAQ	-0,07%	2,24%	-0,02	3,23	11,16%	-9,59%
5	KOSPI	-0,04%	2,17%	0,04	3,89	11,28%	-11,17%
6	CAC-40	-0,13%	2,15%	0,35	5,34	10,59%	-9,47%
7	IHSG	0,00%	2,14%	0,17	3,48	7,62%	-10,95%
8	DAX	-0,09%	2,05%	-0,49	3,99	10,80%	-7,43%
9	DJIA	-0,09%	2,01%	-0,40	4,25	10,51%	-8,20%
10	STI	-0,08%	2,01%	-1,10	9,52	7,53%	-9,22%
11	FTSE-100	-0,09%	2,00%	-0,29	5,14	9,38%	-9,26%
12	PSEI	-0,07%	1,90%	-0,10	2,64	9,37%	-13,09%
13	PSI	-0,09%	1,71%	-0,67	6,40	10,06%	-7,52%
14	KLSE	-0,05%	1,21%	0,23	4,20	4,26%	-9,98%
15	NZX-50	-0,08%	1,11%	-0,11	2,54	5,81%	-4,94%

Keterangan: Jumlah data = 510

Sumber: Data *Yahoo Finance*, telah diolah kembali

Tabel 4.1 diurutkan berdasarkan *standard deviation*, sehingga dapat dilihat bahwa observasi awal atas volatilitas *return* dari indeks bursa saham menempatkan indeks IBOVESPA (Brazil) sebagai indeks dengan risiko terbesar. Dalam periode ini ternyata juga dapat dilihat bahwa peringkat risiko IHSG berada di tengah-tengah (urutan ketujuh) dibandingkan dengan indeks bursa saham lainnya. Indeks NZX-50 (Selandia Baru) menjadi indeks bursa saham yang risikonya relatif paling rendah dibandingkan dengan indeks lainnya dalam periode observasi ini.

Bila hasil analisis statistik deskriptif data *return* indeks bursa saham dibahas lebih lanjut, maka seluruh indeks bursa saham memiliki *mean* dari *return* yang bernilai mendekati nol, artinya persebaran data *return* dari seluruh indeks bursa saham mendekati distribusi normal karena distribusi normal memiliki  $\mu = 0$ . Namun nilai *skewness* ( $\gamma$ ) yang tidak sama dengan 0 (nol) dan nilai *kurtosis* ( $\delta$ ) yang lebih besar dari 3 (tiga) mengindikasikan bahwa distribusi data tidak sepenuhnya mengikuti distribusi normal (terdapat penyimpangan atau kemencengan dari distribusi normal) karena distribusi normal memiliki  $\gamma = 0$  dan  $\delta = 3$  (Spiegel, Schiller, & Srinivasan, 2000, p. 116), namun hal ini akan dipastikan kembali dengan melakukan uji normalitas.

Bila hasil uji normalitas ternyata menolak hipotesis bahwa persebaran data *return* dari indeks bursa saham mengikuti distribusi normal, maka nilai *skewness* menjadi perhatian berikutnya. *Skewness* yang bernilai negatif mengindikasikan terdapatnya kemungkinan observasi nilai negatif (kerugian) dikarenakan distribusi data memiliki ekor kiri yang lebih panjang (Jorion, 2007a, p. 35). Dampaknya, keberadaan *negative skewness* akan meningkatkan risiko sedangkan *positive skewness* dapat mengurangi risiko suatu bursa saham. Sementara nilai kurtosis yang lebih besar dari tiga, dapat mengindikasikan bahwa distribusi tersebut memiliki ekor yang gemuk (*fat tail*).

Pengukuran volatilitas dalam penelitian ini memang menggunakan metode *exponential-weighted moving average* (EWMA) maupun *auto-regressive conditional heteroscedasticity / generalized auto-regressive conditional heteroskedasticity* (ARCH/GARCH) yang memiliki asumsi dasar bahwa persebaran data *return* mengikuti distribusi normal. Namun, kemencengan dari distribusi normal tidak berarti metode tersebut tidak dapat digunakan. Dalam perhitungan VaR yang menjadi pembahasan utama tulisan ini, kemencengan dari distribusi normal tersebut dapat diakomodasi dengan menggunakan *Cornish-Fisher expansion* (Persamaan 3.3) untuk menyesuaikan tingkat keyakinan yang digunakan.

### 4.3 Pengujian Sifat Data

Pada bagian ini akan dianalisis dan dibahas tiga pengujian sifat data yang meliputi uji stasioneritas, uji normalitas, dan uji heteroskedastisitas. Ketiga uji tersebut dilakukan dengan bantuan *software* yaitu EViews 4.1.

#### 4.3.1 Uji Stasioneritas

Uji stasioneritas atas data *return* dari indeks bursa saham dilakukan menggunakan salah satu uji untuk mendeteksi adanya *unit root* yaitu Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hipotesis ( $H_0$ ) yang hendak ditolak dalam pengujian ini adalah bahwa dalam data terdapat *unit root* sehingga data bersifat tidak stasioner. Hipotesis ini dapat ditolak bila probabilita *t-statistic* bernilai kurang dari

probabilita nilai kritis ( $\alpha = 1\%$ ). Rincian atas Uji ADF ini dapat dilihat pada Lampiran 3. Hasil rangkumannya dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Rangkuman Hasil Uji *Augmented Dickey-Fuller* atas Data *Return*

No.	Indeks	Prob. <i>t-Statistic</i>
1	CAC-40	0,0000
2	DAX	0,0000
3	DJIA	0,0000
4	FTSE-100	0,0000
5	HANGSENG	0,0000
6	IBOVESPA	0,0000
7	IHSG	0,0000
8	KLSE	0,0000
9	KOSPI	0,0000
10	NASDAQ	0,0000
11	NIKKEI-225	0,0000
12	NZX-50	0,0000
13	PSEI	0,0000
14	PSI	0,0000
15	STI	0,0000

Sumber: Data *Yahoo Finance*, telah diolah kembali

Pembahasan lebih lanjut atas hasil analisis data *return* dari indeks bursa saham menggunakan Uji ADF menunjukkan bahwa nilai probabilita *t-statistic* seluruh indeks lebih kecil dari probabilita nilai kritis atau dengan kata lain nilai *t-statistic* lebih kecil dari nilai kritis sehingga *null hypothesis* ( $H_0$ ) dapat ditolak. Hal ini mengindikasikan bahwa dalam data tidak terdapat *unit root* dan dapat ditarik kesimpulan bahwa data sudah bersifat stasioner sehingga tidak memerlukan proses *differencing* atau pembedaan (*difference stationarity process*) dimana nilai observasi dikurangkan dengan nilai observasi sebelumnya.

#### 4.3.2 Uji Normalitas

Uji normalitas atas data dilakukan dengan melihat probabilita *Jarque-Bera*. Hipotesis ( $H_0$ ) yang hendak ditolak dalam pengujian ini adalah bahwa persebaran data *return* dari indeks bursa saham mengikuti distribusi normal. Rincian dari

histogram dan statistik *Jarque Bera* dapat dilihat pada Lampiran 4. Hasil rangkumannya dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Rangkuman Probabilita *Jarque-Bera* atas Data *Return* dari Indeks

No.	Indeks	Prob. <i>Jarque-Bera</i>	Tolak/Terima $H_0$
1	CAC-40	0,000000	Tolak
2	DAX	0,000000	Tolak
3	DJIA	0,000000	Tolak
4	FTSE-100	0,000000	Tolak
5	HANGSENG	0,000000	Tolak
6	IBOVESPA	0,000000	Tolak
7	IHSG	0,000000	Tolak
8	KLSE	0,000000	Tolak
9	KOSPI	0,000000	Tolak
10	NASDAQ	0,000000	Tolak
11	NIKKEI-225	0,000000	Tolak
12	NZX-50	0,000000	Tolak
13	PSEI	0,000000	Tolak
14	PSI	0,000000	Tolak
15	STI	0,000000	Tolak

Sumber: Data *Yahoo Finance*, telah diolah kembali

Pembahasan lebih lanjut atas hasil analisis data *return* dari indeks bursa saham menggunakan probabilita *Jarque-Bera* akan menghasilkan kesimpulan untuk menerima atau menolak  $H_0$ . Hipotesis ini dapat ditolak bila probabilita *Jarque Bera* bernilai kurang dari probabilita nilai kritis ( $\alpha = 1\%$ ) yang berarti persebaran data *return* dari indeks bursa saham tidak bersifat mengikuti distribusi normal. Pada Tabel 4.2 dapat dilihat bahwa persebaran data *return* dari seluruh indeks bursa saham menyimpang atau memiliki kemencengan dari distribusi normal (menolak  $H_0$ ).

Penyimpangan atau kemencengan dari distribusi normal ini membawa implikasi bahwa tingkat keyakinan yang akan digunakan dalam perhitungan VaR harus dihitung menggunakan *Cornish-Fisher expansion* ( $\alpha'$ ). Untuk tingkat keyakinan 99% ( $\alpha = 2,326348$ ) maka  $\alpha'$  yang akan digunakan dalam perhitungan

VaR dari indeks bursa saham yang data *return*-nya menyimpang atau memiliki kemencengan dari distribusi normal disajikan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil Perhitungan  $\alpha'$  dengan *Cornish-Fisher Expansion*

No.	Indeks	Skewness ( $\gamma$ )	$\alpha'$
1	CAC-40	0,346974673	2,071212
2	DAX	-0,493072087	2,688912
3	DJIA	-0,404457158	2,326348
4	FTSE-100	-0,293331488	2,542039
5	HANGSENG	0,247752602	2,144171
6	IBOVESPA	0,085377944	2,326348
7	IHSG	0,167105047	2,203473
8	KLSE	0,23366707	2,154529
9	KOSPI	0,03838804	2,298121
10	NASDAQ	-0,015983604	2,326348
11	NIKKEI-225	0,172868594	2,199235
12	NZX-50	-0,113412344	2,326348
13	PSEI	-0,096500708	2,397306
14	PSI	-0,67102596	2,819764
15	STI	-1,100529127	3,135584

Sumber: Data *Yahoo Finance*, telah diolah kembali

Nilai  $\alpha'$  yang dihitung dengan *Cornish-Fisher expansion* dapat menjadi lebih besar atau lebih kecil dari  $\alpha$  tergantung pada *skewness* ( $\gamma$ ). *Negative skewness* akan membuat nilai  $\alpha'$  menjadi lebih besar dari  $\alpha$ , sedangkan *positive skewness* akan membuat nilai  $\alpha'$  menjadi lebih kecil dari  $\alpha$ . *Skewness* mengukur kemencengan distribusi data terhadap *mean* ( $\mu$ ) dimana distribusi yang dijadikan acuan dalam kasus ini adalah distribusi normal yang memiliki  $\mu = 0$ .

Sebagaimana telah disinggung pada Sub-Bab 4.2, *negative skewness* mengindikasikan bobot data *return* dari indeks bursa saham yang bernilai negatif (kerugian) adalah lebih besar, sebaliknya *positive skewness* mengindikasikan bobot data *return* dari indeks bursa saham yang bernilai positif adalah lebih besar. Dampaknya, secara logis potensi risiko (kerugian) yang diukur dengan VaR nantinya akan lebih besar bila terdapat *negative skewness* ( $\alpha' > \alpha$ ), sedangkan

keberadaan *positive skewness* ( $\alpha' < \alpha$ ) malah dapat menurunkan potensi risiko yang diukur dengan VaR.

### 4.3.3 Uji Heteroskedastisitas

Uji heteroskedastisitas atas data *return* dari indeks bursa saham dilakukan menggunakan Uji *White Heteroskedasticity*. Eviews 4.1. memberikan dua pilihan untuk Uji *White Heteroskedasticity* yaitu *cross terms* dan *no cross terms*. Dalam hal ini yang dipilih adalah *cross terms* karena lebih sedikit menggunakan variabel bebas (Nachrowi & Usman, 2006, p. 247) dimana variabel bebas yang dimaksud adalah  $return_{t-1}$ . Rincian atas Uji *White Heteroskedasticity* ini dapat dilihat pada Lampiran 5. Hasil rangkumannya dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Rangkuman Hasil Uji *White Heteroskedasticity* atas Data *Return*

No.	Indeks	Prob. <i>F-Statistic</i>	Tolak/Terima $H_0$
1	CAC-40	0,000001	Tolak
2	DAX	0,000032	Tolak
3	DJIA	0,000580	Tolak
4	FTSE-100	0,000012	Tolak
5	HANGSENG	0,000000	Tolak
6	IBOVESPA	0,000109	Tolak
7	IHSG	0,000000	Tolak
8	KLSE	0,023947	Terima
9	KOSPI	0,000002	Tolak
11	NASDAQ	0,001715	Tolak
12	NIKKEI-225	0,000000	Tolak
13	NZX-50	0,003742	Tolak
14	PSEI	0,150972	Terima
15	PSI	0,000000	Tolak
16	STI	0,007363	Tolak

Sumber: Data *Yahoo Finance*, telah diolah kembali

Hipotesis ( $H_0$ ) yang hendak ditolak dalam pengujian ini adalah bahwa data bersifat homoskedastis. Hipotesis ini dapat ditolak bila probabilita *F-statistic* bernilai kurang dari probabilita nilai kritis ( $\alpha = 1\%$ ). Homoskedastis adalah istilah

untuk menyebut *error variance* yang bersifat konstan, asumsi ini harus dipenuhi dalam model regresi linear yang baik. Sedangkan heteroskedastis adalah istilah untuk menyebut *variance error* yang bersifat tidak konstan, heteroskedastisitas merupakan salah bentuk pelanggaran asumsi klasik dari model regresi linear (di samping *autocorrelation* dan *multicollinearity*).

Pembahasan lebih lanjut atas hasil analisis data *return* dari indeks bursa saham menggunakan Uji *White Heteroskedasticity* menunjukkan bahwa hanya indeks KLSE (Malaysia) dan PSEI (Filipina) yang data *return*-nya bersifat homoskedastis. Untuk data *return* dari indeks bursa saham yang bersifat homoskedastis, pengukuran volatilitasnya dapat menggunakan *simple standard deviation* seperti yang telah dihitung pada Sub-Bab 4.2. Sedangkan data *return* dari indeks bursa saham yang bersifat heteroskedastis, dalam penelitian ini pengukuran volatilitasnya akan menggunakan metode EWMA maupun ARCH/GARCH.

#### 4.4 Pengukuran Volatilitas dengan EWMA

Pengukuran volatilitas dengan EWMA bergantung pada penentuan nilai *decay factor* ( $\lambda$ ) yang akan digunakan. *Decay factor* merupakan *smoothing constant* yang nilainya berkisar antara 0 – 1, namun nilai *decay factor* harus kurang dari satu ( $\lambda < 1$ ) agar model penukaran menjadi stasioner dan tidak memiliki masalah *persistence* yaitu kecepatan *variance* untuk kembali ke nilai jangka panjangnya setelah terjadi guncangan atau *shocks* (Jorion, 2007b, p. 340). *RiskMetrics<sup>TM</sup> Technical Document* misalnya menunjukkan bahwa nilai *decay factor* yang optimal adalah  $\lambda = 0.94$  untuk volatilitas harian dan  $\lambda = 0.97$  untuk volatilitas bulanan (J. P. Morgan, 1996). Akan tetapi tidak ada aturan yang mengharuskan bahwa hanya  $\lambda = 0.94$  saja yang boleh dipakai untuk mengukur volatilitas harian dengan EWMA karena permasalahan memilih *decay factor* yang optimal ini adalah permasalahan empiris (Saita, 2007, p. 40), *decay factor* yang optimal adalah *decay factor* yang meminimalkan *root mean square error* (RMSE) antara proyeksi *variance* dari EWMA pada periode  $i + 1$  dengan *actual squared return* (*actual daily variance*) untuk periode  $i + 1$  (Clelow & Strickland, 2000). *Decay factor* yang dicoba dalam pengukuran ini adalah antara 0,90 – 0,98 dimana *decay*

*factor* yang dipilih untuk masing-masing indeks dapat saja berbeda tergantung pada hasil RMSE-nya yang minimal.

Berdasarkan hasil uji heteroskedastisitas sebelumnya, maka hampir seluruh indeks bersifat heteroskedastis sehingga volatilitasnya dapat diukur dengan EWMA maupun ARCH/GARCH. Hanya indeks KLSE (Malaysia) dan PSEI (Filipina) yang data *return*-nya bersifat homoskedastis sehingga volatilitasnya dapat diukur menggunakan *simple standard deviation*. Ringkasan perhitungan RMSE dari EWMA untuk *decay factor* yang berbeda dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Hasil Perhitungan RMSE dari EWMA

$\lambda$	RMSE						
	CAC-40	DAX	DJIA	FTSE-100	HANGSENG	IBOVESPA	IHSG
0,98	0,0012	0,0011	0,0010	0,0010	0,0018	0,0018	0,0011
0,97	0,0012	0,0012	0,0011	0,0010	0,0019	0,0019	0,0012
0,96	0,0012	0,0012	0,0011	0,0010	0,0019	0,0019	0,0012
0,95	0,0012	0,0012	0,0011	0,0010	0,0019	0,0019	0,0012
0,94	0,0012	0,0012	0,0011	0,0010	0,0019	0,0019	0,0012
0,93	0,0012	0,0012	0,0011	0,0010	0,0019	0,0019	0,0012
0,92	0,0012	0,0012	0,0011	0,0010	0,0019	0,0019	0,0012
0,91	0,0012	0,0012	0,0011	0,0010	0,0019	0,0019	0,0012
0,90	0,0012	0,0012	0,0011	0,0010	0,0019	0,0019	0,0012
$\lambda$	RMSE						
	KOSPI	NASDAQ	NIKKEI-225	NZX-50	PSI	STI	
0,98	0,0012	0,0012	0,0015	0,0003	0,0007	0,0009	
0,97	0,0012	0,0012	0,0016	0,0003	0,0008	0,0009	
0,96	0,0013	0,0012	0,0016	0,0003	0,0008	0,0009	
0,95	0,0013	0,0012	0,0016	0,0003	0,0008	0,0009	
0,94	0,0013	0,0012	0,0016	0,0003	0,0008	0,0009	
0,93	0,0013	0,0012	0,0016	0,0003	0,0008	0,0009	
0,92	0,0013	0,0012	0,0016	0,0003	0,0008	0,0009	
0,91	0,0013	0,0012	0,0016	0,0003	0,0008	0,0009	
0,90	0,0013	0,0012	0,0016	0,0003	0,0008	0,0009	

Sumber: Data *Yahoo Finance*, telah diolah kembali

RMSE memiliki kecenderungan semakin kecil bila  $\lambda$  mendekati satu namun dengan tingkat penurunan yang semakin tidak signifikan (*decreasing rate*), sehingga bila penurunan RMSE sudah tidak signifikan maka yang dipilih adalah *decay factor* yang lebih rendah, hal ini adalah untuk menghindari masalah yang

berhubungan dengan *persistence* dimana semakin tinggi nilai *decay factor* maka kecepatan *variance* untuk kembali ke nilai jangka panjangnya setelah terjadi *shocks* memiliki kecenderungan semakin lambat (Jorion, 2007b, p. 340). Masalah yang berhubungan dengan *persistence* ini tidak hanya dijumpai dalam EWMA namun juga dalam ARCH/GARCH, bahkan masalah *persistence* ini dapat menyebabkan harus digunakannya model ARCH/GARCH yang dimodifikasi seperti IGARCH atau *integrated* GARCH (Jorion, 2007a, p. 231), untuk EWMA maka modifikasi semacam ini tidak diperlukan.

Pada Tabel 4.6 dapat dilihat bahwa *decay factor* yang dipilih cukup seragam yaitu  $\lambda = 0,98$ , kecuali indeks KOSPI (Korea Selatan) yang menggunakan  $\lambda = 0,97$ . Dengan *decay factor* yang telah dipilih tersebut, contoh pengukuran volatilitas harian dengan EWMA dapat dilihat pada Lampiran 6 sedangkan hasil pengukuran nilai volatilitas-nya disajikan pada Tabel 4.7 yang diurutkan berdasarkan nilai *standard deviation* EWMA (volatilitas atau risiko hasil pengukuran dengan EWMA).

Tabel 4.7 Hasil Pengukuran Volatilitas dengan EWMA

No.	Indeks	$\lambda$	$\sigma$	$\sigma'$	%
1	IBOVESPA	0,98	0,027546701	0,02542856	-7,69
2	HANGSENG	0,98	0,027432134	0,024860613	-9,37
3	FTSE-100	0,98	0,020023893	0,024350542	21,61
4	IHSG	0,98	0,02135002	0,023201163	8,67
5	CAC-40	0,98	0,021469907	0,022085366	2,87
6	DAX	0,98	0,020458333	0,021533811	5,26
7	NASDAQ	0,98	0,022396352	0,021285897	-4,96
8	NIKKEI-225	0,98	0,023711967	0,020889868	-11,90
9	STI	0,98	0,020062129	0,020784043	3,60
10	DJIA	0,98	0,020100084	0,020730186	3,13
11	PSI	0,98	0,01708532	0,016341247	-4,36
12	KOSPI	0,97	0,02165408	0,015945651	-26,36
13	NZX-50	0,98	0,011131083	0,011083545	-0,43

Sumber: Data *Yahoo Finance*, telah diolah kembali

Tabel 4.7 juga membandingkan hasil pengukuran volatilitas menggunakan EWMA dengan *standard deviation* dari distribusi normal. Pembahasan lebih

lanjut atas analisis yang disajikan pada Tabel 4.7 menunjukkan bahwa perbandingan antara volatilitas yang diukur menggunakan EWMA ( $\sigma'$ ) dengan volatilitas yang diukur menggunakan *standard deviation* dari distribusi normal ( $\sigma$ ) hasilnya bervariasi antara lebih kecil 26% hingga lebih besar 22%. Dalam perhitungan ini, indeks IBOVESPA (Brazil) menjadi indeks bursa yang paling berisiko karena volatilitasnya ( $\sigma'$ ) paling tinggi, sementara IHSG menempati urutan keempat.

#### 4.5 Pengukuran Volatilitas dengan ARCH/GARCH

Berdasarkan hasil uji heteroskedastisitas sebelumnya dari 15 indeks yang digunakan dalam penelitian ini, hanya indeks KLSE (Malaysia) dan PSEI (Filipina) yang pengukuran volatilitasnya tidak diukur dengan ARCH/GARCH karena data *return*-nya bersifat homoskedastis (pengukuran volatilitas untuk data *return* yang bersifat homoskedastis dapat menggunakan *simple standard deviation*). Total jumlah indeks yang akan diukur volatilitasnya menggunakan ARCH/GARCH untuk periode dua tahun adalah 13 indeks (sama dengan EWMA).

Sebelum mengukur volatilitas dengan ARCH/GARCH, maka terlebih dahulu harus dicari model ARCH/GARCH yang dapat digunakan. Untuk indeks yang berbeda, maka model ARCH/GARCH yang nantinya akan dipakai juga mungkin berbeda.

Pada EViews 4.1, model ARCH/GARCH dapat diketahui dengan melihat *output* atas *variance equation*-nya. Dalam memilih model, pertama dilihat signifikansi dari koefisien ARCH atau koefisien *error* ( $\alpha$ ) dan koefisien GARCH atau koefisien *variance* ( $\beta$ ). Hipotesis ( $H_0$ ) yang hendak ditolak dalam uji signifikansi ini adalah bahwa koefisien tidak signifikan. Hipotesis ini akan ditolak atau koefisien dalam model dapat dianggap signifikan bila probabilitas nilai *z-statistic* lebih kecil dari probabilitas nilai kritis ( $\alpha = 1\%$ ). Rincian uji signifikansi atas koefisien model ARCH/GARCH periode satu tahun yang hendak digunakan disajikan pada Lampiran 7.

Selanjutnya, koefisien model ARCH/GARCH yang signifikan harus dijumlahkan untuk memeriksa apakah terdapat masalah yang berhubungan dengan

*persistence*. Agar dapat disimpulkan tidak terdapat masalah yang berhubungan dengan *persistence*, maka jumlah koefisien yang diinginkan nilainya harus kurang dari 0,98. Rincian penjumlahan koefisien model ARCH/GARCH yang signifikan terdapat pada Lampiran 8.

Penjumlahan koefisien penting untuk dilakukan guna memeriksa apakah model ARCH/GARCH memiliki masalah yang terkait dengan *persistence*. Jumlah koefisien yang mencapai 0,98 sudah dapat dianggap *persistence* (Jorion, 2007a, p. 224).

Dari penjumlahan koefisien model ARCH/GARCH yang signifikan pada Lampiran 8 ternyata terdapat 13 model dari delapan indeks bursa saham yang memiliki masalah yang berkaitan dengan *persistence* karena jumlah koefisiennya lebih dari 0,98. Hal ini menyebabkan *variance* dari model ARCH/GARCH menjadi tidak kembali (*reverting*) ke nilai jangka panjangnya. Oleh sebab itu, model ARCH/GARCH tersebut harus dimodifikasi menggunakan model *integrated* GARCH (IGARCH).

Dalam periode observasi yang relatif panjang, model ARCH/GARCH memang cenderung lebih lemah dibanding model IGARCH untuk meramalkan (*forecasting*) volatilitas (Starica, Herzel, & Nord, 2006). IGARCH merupakan bentuk khusus dari model ARCH/GARCH. IGARCH adalah model ARCH/GARCH dengan *intercept*  $\alpha_0 = 0$  (atau mendekati nol) dan jumlah seluruh koefisien *error* serta *variance*-nya sama dengan satu  $\left( \sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j = 1 \right)$  (SAS Institute Inc., 1999). Karena jumlah seluruh koefisien *error* dan *variance*-nya sama dengan satu maka model IGARCH memiliki nilai *persistence* juga sama dengan satu (Jorion, 2007a, p. 231). Ciri lain dari model IGARCH adalah tidak memiliki *unconditional variance* (karena  $\alpha_0 = 0$ ), namun hal tersebut tidak menjadi masalah dalam penelitian ini.

Untuk menghasilkan model IGARCH dalam penelitian ini maka digunakan bantuan *software* yaitu Metrixus 1.0.5 (EViews 4.1 tidak memungkinkan untuk menghasilkan model IGARCH). Rincian model IGARCH

periode dua tahun beserta uji signifikansi atas koefisiennya disajikan pada Lampiran 9.

Uji signifikansi dari koefisien IGARCH dilakukan dengan melihat probabilita  $\chi^2$  (*chi-square* atau kai-kuadrat). Hipotesis ( $H_0$ ) yang hendak ditolak dalam uji signifikansi ini adalah bahwa koefisien tidak signifikan. Hipotesis ini akan ditolak atau koefisien dalam model dapat dianggap signifikan bila probabilita  $\chi^2$  lebih kecil dari probabilita nilai kritis ( $\alpha = 1\%$ ). Koefisien yang tidak dapat dihitung probabilita  $\chi^2$ -nya juga dianggap tidak signifikan, kesimpulan ini diambil karena nilai koefisiennya sendiri terlampau kecil. Dari Lampiran 9 diperoleh hasil bahwa model IGARCH (1,1) untuk kesembilan indeks bursa saham yang diuji adalah signifikan. Model IGARCH yang lain pada indeks DJIA (Amerika Serikat) ternyata tidak signifikan pada tingkat keyakinan 99% ( $\alpha = 1\%$ ). Model IGARCH yang signifikan untuk periode dua tahun disajikan pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Model IGARCH yang Signifikan

No.	Indeks	Model	Koefisien	Nilai	Jumlah Koefisien
1	CAC-40	IGARCH (1,1)	$\alpha_1$	0,16087	1,000000
			$\beta_1$	0,83913	
2	DAX	IGARCH (1,1)	$\alpha_1$	0,24255	1,000000
			$\beta_1$	0,75745	
3	DJIA	IGARCH (1,1)	$\alpha_1$	0,16299	1,000000
			$\beta_1$	0,83701	
4	FTSE-100	IGARCH (1,1)	$\alpha_1$	0,16777	1,000000
			$\beta_1$	0,83223	
5	NASDAQ	IGARCH (1,1)	$\alpha_1$	0,20101	1,000000
			$\beta_1$	0,79899	
6	NIKKEI-225	IGARCH (1,1)	$\alpha_1$	0,18877	1,000000
			$\beta_1$	0,81123	
7	PSI	IGARCH (1,1)	$\alpha_1$	0,21334	1,000000
			$\beta_1$	0,78666	
8	STI	IGARCH (1,1)	$\alpha_1$	0,21427	1,000000
			$\beta_1$	0,78573	

Sumber: Data Yahoo Finance, telah diolah kembali

Jumlah koefisien model IGARCH yang sama dengan satu pada Tabel 4.8 menunjukkan kesesuaiannya dengan teori. Selanjutnya, evaluasi pemilihan lebih lanjut ini akan menggunakan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) maupun *Schwarz Information Criterion* (SIC) dimana model yang dipilih adalah model yang memiliki nilai AIC maupun SIC lebih kecil (Nachrowi & Usman, 2006, pp. 129-131). Nilai AIC dan SIC dari masing-masing model ARCH/GARCH dan IGARCH yang signifikan Lampiran 10.

Dengan melihat nilai AIC dan SIC pada Lampiran 10 maka terdapat tiga kelompok model yang dipilih. Kelompok pertama adalah model ARCH/GARCH (1,1) yang digunakan untuk lima indeks, kelompok kedua adalah ARCH/GARCH (2,1) yang digunakan untuk satu indeks yaitu DJIA (Amerika Serikat), sedangkan kelompok kedua adalah model IGARCH (1,1) yang digunakan untuk delapan indeks bursa saham.

Persamaan ARCH/GARCH (1,1) untuk mengukur volatilitas dari indeks HANGSENG (Hong Kong), IBOVESPA (Brazil), IHSG (Indonesia), KOSPI (Korea Selatan), dan NZX-50 (Selandia Baru) secara berturut-turut:

$$\sigma_t^2 = 0,0000178 + 0,129623e_{t-1}^2 + 0,849564\sigma_{t-1}^2 \quad (4.1)$$

$$\sigma_t^2 = 0,0000147 + 0,080347e_{t-1}^2 + 0,897387\sigma_{t-1}^2 \quad (4.2)$$

$$\sigma_t^2 = 0,000202 + 0,158622e_{t-1}^2 + 0,804103\sigma_{t-1}^2 \quad (4.3)$$

$$\sigma_t^2 = 0,0000093 + 0,093473e_{t-1}^2 + 0,886396\sigma_{t-1}^2 \quad (4.4)$$

$$\sigma_t^2 = 0,00000659 + 0,155345e_{t-1}^2 + 0,788692\sigma_{t-1}^2 \quad (4.5)$$

Persamaan ARCH/GARCH (2,1) untuk mengukur volatilitas dari indeks DJIA (Amerika Serikat):

$$\sigma_t^2 = 0,00000691 - 0,058070e_{t-1}^2 + 0,178208e_{t-2}^2 + 0,859282\sigma_{t-1}^2 \quad (4.6)$$

Sedangkan persamaan IGARCH (1,1) untuk mengukur volatilitas dari indeks CAC-40 (Perancis), DAX (Jerman), FTSE-100 (Inggris), NASDAQ (Amerika Serikat), NIKKEI-225 (Jepang), PSI (Swiss), dan STI (Singapura) secara berturut-turut:

$$\sigma_t^2 = 0,16087e_{t-1}^2 + 0,83913\sigma_{t-1}^2 \quad (4.7)$$

$$\sigma_t^2 = 0,24255e_{t-1}^2 + 0,75745\sigma_{t-1}^2 \quad (4.8)$$

$$\sigma_t^2 = 0,16777e_{t-1}^2 + 0,83223\sigma_{t-1}^2 \quad (4.9)$$

$$\sigma_t^2 = 0,20101e_{t-1}^2 + 0,79899\sigma_{t-1}^2 \quad (4.10)$$

$$\sigma_t^2 = 0,18877e_{t-1}^2 + 0,81123\sigma_{t-1}^2 \quad (4.11)$$

$$\sigma_t^2 = 0,21334e_{t-1}^2 + 0,78666\sigma_{t-1}^2 \quad (4.12)$$

$$\sigma_t^2 = 0,21427e_{t-1}^2 + 0,78573\sigma_{t-1}^2 \quad (4.13)$$

Nilai *error* dan *variance* dari keempat persamaan ini dapat dilihat dengan menggunakan fitur *residual series* dan *GARCH variance series* yang terdapat dalam EViews 4.1. Hasil pengukuran volatilitasnya disajikan pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Volatilitas dengan ARCH/GARCH

No.	Indeks	Volatilitas		%
		EWMA	ARCH/GARCH	
1	IHSG	0,023201163	0,020078957	-13,46
2	IBOVESPA	0,02542856	0,019886195	-21,80
3	HANGSENG	0,024860613	0,018845351	-24,20
4	DAX	0,021533811	0,017002509	-21,04
5	CAC-40	0,022085366	0,016383164	-25,82
6	NIKKEI-225	0,020889868	0,016193256	-22,48
7	KOSPI	0,015945651	0,014724873	-7,66
8	STI	0,020784043	0,014360297	-30,91
9	NASDAQ	0,021285897	0,014229973	-33,15
10	DJIA	0,020730186	0,013131	-36,66
11	PSI	0,016341247	0,013070601	-20,01
12	FTSE-100	0,024350542	0,012805964	-47,41
13	NZX-50	0,011083545	0,008405679	-24,16

Sumber: Data *Yahoo Finance*, telah diolah kembali

Pembahasan lebih lanjut atas hasil analisis yang disajikan pada Tabel 4.9 menunjukkan hasil bahwa bila dibandingkan dengan volatilitas atau *standard deviation* EWMA maka volatilitas atau *standard deviation* yang diukur dengan ARCH/GARCH maupun variannya (IGARCH) adalah cenderung lebih rendah. Berdasarkan urutan volatilitas yang diukur dengan ARCH/GARCH dan variannya maka IHSG (Indonesia) memiliki volatilitas (risiko) paling tinggi. Namun,

volatilitas IHSG yang diukur dengan ARCH/GARCH lebih rendah 13,46% dibandingkan volatilitas yang diukur dengan EWMA.

#### 4.6 Perhitungan *Value at Risk*

Perhitungan VaR merupakan perkalian antara *exposure*, dengan volatilitas, horison waktu, dan tingkat keyakinan (Jorion, 2007a, p. 107). Guna menghitung VaR pada bagian ini digunakan asumsi nilai *exposure* awal sebesar 100.000.000 (seratus juta) untuk setiap indeks bursa saham dan horison 10 hari perdagangan. Sedangkan tingkat keyakinan yang digunakan adalah 99% dengan nilai  $\alpha$  dihitung berdasarkan hasil uji normalitas pada sub-bab 4.3.2. Untuk distribusi normal digunakan nilai  $\alpha = 2,326348$  sedangkan jika terjadi penyimpangan (kemencengan) dari distribusi normal digunakan nilai  $\alpha'$  yang dihitung dengan *Cornish-Fisher expansion* (lihat Tabel 4.4). Hasil perhitungan VaR disajikan pada Tabel 4.10.

Indeks Bursa Saham	VaR 10 Hari			%
	$\sigma$ Distribusi Normal	$\sigma$ EWMA	$\sigma$ ARCH/GARCH	
KLSE	8.218.618			
PSEI	14.412.629			
CAC-40		14.465.357	10.730.559	-25,82
DAX		18.310.382	14.457.378	-21,04
DJIA		15.250.281	9.659.805	-36,66
FTSE-100		19.574.509	10.294.245	-47,41
HANGSENG		16.856.653	12.778.026	-24,20
IBOVESPA		18.706.668	14.629.395	-21,80
IHSG		16.166.555	13.991.003	-13,46
KOSPI		11.588.175	10.701.000	-7,66
NASDAQ		15.659.093	10.468.362	-33,15
NIKKEI-225		14.528.050	11.261.748	-22,48
NZX-50		8.153.674	6.183.686	-24,16
PSI		14.571.288	11.654.893	-20,01
STI		20.608.601	14.239.079	-30,91

Tabel 4.10 VaR 10 Hari

Sumber: Data *Yahoo Finance*, telah diolah kembali

Pada penelitian ini, volatilitas yang telah diukur baik dengan *standard deviation* dari distribusi normal, EWMA, maupun ARCH/GARCH dan variannya (IGARCH) adalah volatilitas harian. Untuk mengubahnya menjadi volatilitas 10 hari perdagangan (mencerminkan horison waktu yang digunakan) maka digunakan *square root of time* yaitu  $\sqrt{10}$  (Jorion, 2007b, p. 262).

Pembahasan lebih lanjut menggunakan analisis pada Tabel 4.9 menunjukkan bahwa nilai VaR 10 hari yang dihitung dengan menggunakan ARCH/GARCH maupun variannya adalah lebih kecil daripada yang dihitung dengan menggunakan EWMA. Nilai VaR 10 hari dari IHSG misalnya, ternyata lebih kecil 13,46% bila dibandingkan dengan perhitungan VaR 10 hari menggunakan EWMA. Persentase penurunannya sama dengan persentase penurunan yang telah dihitung pada Tabel 4.8.

#### 4.6 Uji Validitas (*Backtesting*) Value at Risk

Uji validitas VaR dalam penelitian ini akan dilakukan untuk VaR 1 hari dengan menggunakan Uji *Kupiec*. Jumlah data yang akan digunakan untuk uji validitas ini adalah 255 data antara periode Juni 2008 – Juni 2009 (periode yang lebih bergejolak) dengan tingkat keyakinan 99%. Uji *Kupiec* dilakukan dengan menghitung *likelihood ratio* (LR) dari sebuah model untuk kemudian dibandingkan dengan nilai kritis dari distribusi  $\chi^2$  dengan *degree of freedom*  $df = 1$ . Untuk tingkat keyakinan 99% maka nilai kritis dari distribusi  $\chi^2$  yang digunakan adalah 6,635. Bila nilai LR model lebih kecil dari 6,635 maka model dapat disimpulkan sebagai model yang valid (Muslich, 2007, p. 165). Secara matematis, untuk tingkat keyakinan 99%, dari 255 data observasi yang digunakan dalam *backtesting* maka jumlah kegagalan (*failure*) yang dapat ditoleransi agar model tetap dapat disimpulkan sebagai model yang valid adalah maksimal tujuh kesalahan. Uji *Kupiec* ini akan dilakukan untuk masing-masing indeks bursa saham.

*Backtesting* dalam penelitian ini dilakukan menggunakan data di dalam sampel (*in-the-sample*). Contoh pengujian dapat dilihat pada Lampiran 11 (untuk VaR menggunakan *standard deviation* dari distribusi normal), Lampiran 12

(untuk VaR menggunakan EWMA), dan Lampiran 13 (untuk VaR menggunakan ARCH/GARCH). Ringkasan hasil *backtesting* disajikan pada Tabel 4.11. VaR yang dihitung menggunakan *standard deviation* dari distribusi normal diterapkan pada dua indeks bursa saham, sedangkan VaR yang dihitung menggunakan EWMA maupun ARCH/GARCH dan variannya (IGARCH) diterapkan pada 13 indeks bursa saham (termasuk IHSG).

Tabel 4.11 Hasil *Backtesting* untuk VaR 1 Hari

Indeks Bursa Saham	Distribusi Normal		EWMA		ARCH/GARCH	
	<i>Failure</i>	LR	<i>Failure</i>	LR	<i>Failure</i>	LR
KLSE	5	1,8573				
PSEI	7	5,316341				
CAC-40			1	1,237311	7	5,316341
DAX			1	1,237311	4	0,709952
DJIA			4	0,709952	4	0,709952
FTSE-100			3	0,075916	4	0,709952
HANGSENG			3	0,075916	7	5,316341
IBOVESPA			3	0,075916	2	0,129413
IHSG			4	0,709952	1	1,237311
KOSPI			7	5,316341	1	1,237311
NASDAQ			3	0,075916	1	1,237311
NIKKEI-225			4	0,709952	1	1,237311
NZX-50			2	0,129413	6	3,415358
PSI			1	1,237311	1	1,237311
STI			1	1,237311	1	1,237311

Sumber: Data *Yahoo Finance*, telah diolah kembali

Pembahasan lebih lanjut atas hasil analisis pada Tabel 4.11 menunjukkan ketiga model yang digunakan dalam menghitung VaR 1 hari adalah valid untuk seluruh indeks bursa saham. Seluruh indeks bursa saham yang diuji memiliki nilai LR kurang dari nilai kritis 6,635.

#### 4.7 Pemilihan Model

Bila secara teoritis seluruh model yang digunakan sudah valid, maka secara praktis model yang dipilih adalah model yang memberikan nilai VaR terendah karena nilai VaR yang lebih rendah mencerminkan *capital charge* yang lebih

rendah pula. Dalam hal ini, model dengan nilai VaR yang lebih tinggi adalah model yang lebih konservatif, namun di sisi lain menyebabkan *capital charge* yang harus ditanggung juga menjadi lebih besar. Pada praktiknya, di Indonesia terdapat peraturan dari Bank Indonesia (BI) yang melarang bank secara langsung berinvestasi di bursa saham, namun bank di Indonesia dapat memiliki anak perusahaan yang berinvestasi di bursa saham untuk kemudian dilakukan konsolidasi dengan bank yang menjadi induk perusahaan. Oleh karena itu, logika pemilihan model yang menghasilkan nilai VaR lebih rendah sehingga menghasilkan *capital charge* lebih rendah juga dapat diterapkan untuk bank di Indonesia. Dengan menggunakan asumsi nilai *exposure* awal sebesar 100.000.000 (seratus juta) dan tingkat keyakinan 99% untuk setiap indeks bursa saham, VaR 1 hari yang dihitung untuk masing-masing indeks pada akhir Juni 2009 disajikan pada Tabel 4.12.

Indeks Bursa Saham	Distribusi Normal	EWMA	ARCH/GARCH
KLSE	1.839.096		
PSEI	2.887.112		
CAC-40		6.911.382	3.529.908
DAX		4.009.344	3.350.568
DJIA		6.486.762	1.264.068
FTSE-100		6.109.489	2.759.268
HANGSENG		8.807.276	4.142.682
IBOVESPA		8.410.568	4.284.066
IHSG		6.886.139	5.005.488
KOSPI		6.434.274	3.169.615
NASDAQ		7.425.942	3.066.569
NIKKEI-225		7.411.635	3.487.842
NZX-50		3.659.031	1.811.481
PSI		5.293.468	2.813.171
STI		6.615.640	2.844.880

Tabel 4.12 Perbandingan VaR 1 Hari

Sumber: Data *Yahoo Finance*, telah diolah kembali

Pembahasan lebih lanjut atas hasil analisis pada Tabel 4.12 menunjukkan model ARCH/GARCH dan variannya (IGARCH) secara praktis mengungguli model yang lain karena menghasilkan nilai VaR yang lebih kecil. Besar kecilnya nilai VaR dalam satu model pengukuran mencerminkan besar kecilnya risiko. Urutan tingkat risiko menggunakan VaR 1 hari yang dihitung dengan ARCH/GARCH dan variannya disajikan pada Tabel 4.13. Tabel ini diklasifikasikan berdasarkan kawasan regional dari indeks bursa.

Tabel 4.13 VaR 1 Hari Menurut Kawasan Regional

Indeks Bursa Saham	Var 1 Hari	Indeks Bursa Saham	Var 1 Hari
Asia Tenggara		Amerika	
IHSG	5.005.488	IBOVESPA	4.284.066
PSEI*	2.887.112	NASDAQ	3.066.569
STI	2.844.880	DJIA	1.264.068
KLSE*	1.839.096		
Asia & Pasifik		Eropa	
HANGSENG	4.142.682	CAC-40	3.529.908
NIKKEI-225	3.487.842	DAX	3.350.568
KOSPI	3.169.615	PSI	2.813.171
NZX-50	1.811.481	FTSE-100	2.759.268

Keterangan: \*Dihitung dengan distribusi normal

Sumber: Data *Yahoo Finance*, telah diolah kembali

Pada Tabel 4.13 dapat dilihat bahwa IHSG (Indonesia) merupakan indeks bursa saham yang paling berisiko di kawasan Asia Tenggara. IHSG juga merupakan indeks bursa saham yang paling berisiko di antara 15 indeks bursa saham lainnya bila VaR dihitung menggunakan model ARCH/GARCH dan variannya, hal ini konsisten dengan perhitungan Sub-Bab 4.5 dan Tabel 4.9.