

BAB 2 TELAAH PUSTAKA

2.1 Dasar Teori

Dasar teori yang digunakan dalam penelitian ini berhubungan dengan pengukuran *returns*, distribusi normal, pengukuran volatilitas, dan perhitungan *value at risk* (VaR). Keempatnya akan dibahas dalam sub-bab berikut.

2.1.1 Pengukuran *Returns*

Landasan teori pertama yang akan dibahas dalam penelitian ini terkait dengan pengukuran *returns*. Penelitian ini mengobservasi pergerakan harian dari indeks bursa saham dan melihat karakteristik distribusi dari indeks bursa saham keesokan harinya. Aplikasinya dalam manajemen risiko adalah untuk menilai rentang potensi kerugian pada suatu posisi portofolio. Penelitian ini dilakukan dengan mengobservasi serangkaian nilai historis dari indeks bursa saham S_0, S_1, \dots, S_t , untuk menarik kesimpulan tentang distribusi nilai indeks bursa saham keesokan harinya, S_{t+1} .

Variabel acak (*random variable*) dalam indeks bursa saham bukanlah nilai indeksnya, melainkan perubahan relatifnya terhadap nilai indeks bursa saham hari ini. Tingkat perubahan relatif (*relative rate of change*) dari suatu indeks bursa saham atau suatu aset disebut *returns*. *Return* dari suatu indeks bursa saham dalam satu hari diukur (Jorion, 2007b, p. 66):

$$r_t = (S_t - S_{t-1})/S_{t-1} \quad (2.1)$$

Dengan:

r_t = *Return* dari indeks bursa saham pada hari ini (t)

S_t = Nilai indeks bursa saham pada hari ini (t)

S_{t-1} = Nilai indeks bursa saham pada hari kemarin (t – 1)

Return dari indeks bursa saham juga dapat dihitung menggunakan logaritma natural dari rasio nilai indeks (Jorion, 2007b, p. 66):

$$R_t = \ln(S_t/S_{t-1}) \quad (2.2)$$

Persamaan 2.2 ini merupakan persamaan *returns* yang dihitung menggunakan *continuous compounding* sebagai alternatif dari perhitungan *returns* menggunakan

discrete compounding. Perhitungan *return* dalam penelitian ini menggunakan Persamaan 2.2. Hubungan antara r_t dengan R_t dijabarkan pada Persamaan 2.3 (Jorion, 2007b, p. 66):

$$R_t = \ln[1 + (S_t - S_{t-1})/S_{t-1}] = \ln[1 + r_t] \quad (2.3)$$

Karena $\ln(1 + x)$ adalah mendekati x untuk nilai x yang kecil, R_t juga akan mendekati r_t , jika *returns* bernilai kecil. Untuk data harian, biasanya hanya terdapat perbedaan kecil antara R_t dengan r_t .

Sampai di sini, pembahasan *returns* baru sebatas *capital appreciation return*, yang mengabaikan pembayaran bunga atau dividen. Jika bunga atau dividen dinotasikan dengan D_t maka perhitungan *total return* (Jorion, 2007b, p. 66):

$$r_t^{TOT} = (S_t + D_t - S_{t-1})/S_{t-1} \quad (2.4)$$

Ketika horison waktu yang digunakan relatif pendek, nilai *income return* D_t biasanya sangat kecil dibandingkan dengan *capital appreciation return*. Penelitian ini mengakomodasi komponen D_t dengan menggunakan *adjusted closing value* dari indeks bursa saham yang telah disesuaikan dengan dividen dan *stock splits*.

Selanjutnya, urutan variabel R_t dapat dilihat sebagai observasi yang independen atau tidak. Jika memang merupakan observasi yang independen, maka variabel R_t dapat dihipotesiskan sebagai variabel acak yang mengikuti distribusi normal $N(\mu, \sigma^2)$. Berikutnya nilai μ dan σ^2 dapat diperkirakan dari data dan informasi ini dapat digunakan untuk menghasilkan distribusi dari perubahan nilai indeks bursa saham keesokan harinya.

Asumsi observasi independen memiliki properti yang dapat memudahkan analisis yaitu bahwa *joint distribution*-nya merupakan perkalian dari *marginal distribution*-nya. Masalahnya adalah apakah asumsi ini dapat digunakan sebagai pendekatan yang valid. Untungnya, fakta menunjukkan bahwa terdapat alasan ekonomis yang baik bahwa tingkat perubahan harga (*return*) dari instrumen finansial, termasuk indeks bursa saham, mendekati independen (Jorion, 2007b, p. 66).

Hipotesis pasar efisien (*efficient market hypothesis*) memiliki postulat bahwa harga atau nilai indeks mencerminkan seluruh informasi yang relevan

mengenai aset atau bursa saham tersebut. Dengan demikian, setiap perubahan dalam harga aset atau nilai indeks bursa saham disebabkan oleh suatu berita atau kejadian yang, secara definitif, tidak mungkin diramalkan atau diprediksi. Hal ini membawa implikasi bahwa perubahan harga atau nilai indeks bursa saham tidak dapat diperkirakan sebelumnya sehingga memenuhi asumsi dari variabel acak yang independen (*independent random variables*).

Hipotesis ini, yang juga dikenal sebagai *random walk theory*, membawa implikasi bahwa *conditional distribution* dari *returns* bergantung hanya pada harga atau nilai indeks bursa saham saat ini, dan bukan pada harga atau nilai historis sebelumnya. Jika demikian, analisis teknikal menjadi suatu hal yang tidak berguna, karena para analis teknikal mencoba untuk meramalkan atau memprediksi pergerakan harga dari pola harga masa lampau.

Sebagai tambahan, jika distribusi dari *returns* bersifat konstan sepanjang waktu, maka variabelnya disebut *independently and identically distributed* (i.i.d). Sehingga observasi suatu *returns* R_t dapat dianggap independen dan berasal dari distribusi normal $N(\mu, \sigma^2)$.

Namun, meskipun asumsi distribusi normal dapat digunakan untuk *returns* dari data keuangan, namun distribusi sebenarnya sering kali memiliki ekor yang gemuk (*fat tails*). Selain itu, *variances* dari data *returns* juga sering kali tidak konstan dan menunjukkan suatu *persistence*, di samping juga nilai rata-rata (*expected returns*) dapat sedikit bervariasi sepanjang waktu tertentu (Jorion, 2007b, p. 67).

2.1.2 Distribusi Normal

Landasan teori yang kedua berhubungan dengan distribusi normal. *Returns* dari indeks bursa saham dibentuk oleh *returns* dari saham-saham yang berada di dalamnya. Tingkat *returns* harian dari harga saham, memiliki distribusi yang mengikuti *probability density function* (p.d.f) dari distribusi normal (Jorion, 2007b, p. 47). Oleh karena itu, sebagaimana juga telah disinggung sebelumnya bahwa observasi suatu *returns* dapat dianggap independen dan berasal dari distribusi normal, maka distribusi normal dapat dianggap sebagai *continuous distribution* yang paling penting dan akan digunakan dalam penelitian ini.

Cukup banyak proses acak (*random process*) yang dapat dicerminkan oleh distribusi normal. Distribusi ini memiliki bentuk seperti bel (*bell shape*) dengan bobot yang lebih banyak berada di tengah serta ekor mendekati nol.

Karakteristik distribusi normal cukup dapat dilihat hanya dari dua momen pertamanya, rata-rata μ dan *variance* σ^2 . Parameter pertama mencerminkan lokasi, sementara yang kedua mencerminkan sebaran (*dispersion*). Distribusi normal memiliki fungsi densitas (Jorion, 2007b, p. 47):

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2\right] \quad (2.5)$$

Dengan:

μ = rata-rata atau *expected value* $E[X]$

σ^2 = *variance* $V[X]$

Distribusi normal dinotasikan dengan $N(\mu, \sigma^2)$. Karena fungsi distribusinya dapat diterangkan secara penuh oleh kedua parameter μ dan σ^2 maka fungsi distribusi normal disebut *parametric function*. Agar tidak rancu dengan parameter dari distribusi yang berbeda, dalam penggunaan distribusi normal sering kali digunakan variabel normal standar (*standard normal variable*) ε , yang merupakan istilah untuk parameter yang telah distandarisasi atau dinormalisasi, sehingga $E(\varepsilon) = 0$, $V(\varepsilon) = \sigma(\varepsilon) = 1$.

Perhatikan bahwa fungsi dari distribusi normal merupakan fungsi yang simetris di sekitar rata-ratanya. Rerata distribusi normal yang bernilai nol sama dengan nilai modus dan mediannya, sehingga nilai ini merupakan titik terbanyak atau tertinggi pada kurva dan area di sebelah kanan dan kiri dari kurva masing-masing mencerminkan nilai probabilita 50%. Kemencengan (*skewness*) dari distribusi normal adalah nol, hal ini berarti distribusi normal merupakan distribusi yang simetris di sekitar rata-ratanya. Ketinggian atau kurtosis dari distribusi normal sama dengan tiga. Distribusi dengan ekor yang lebih gemuk memiliki kurtosis yang lebih tinggi (Jorion, 2007b, p. 47).

Sekitar 95% nilai dalam distribusi normal terletak di antara rentang nilai $\varepsilon_1 = -2$ dan $\varepsilon_2 = +2$. Sementara 68% nilai dalam distribusi normal terletak di antara rentang nilai $\varepsilon_1 = -1$ dan $\varepsilon_2 = +1$. Sebagai contoh, nilai kuantil yang mencerminkan probabilita 95% adalah 1,645, sementara nilai kuantil yang

mencerminkan probabilitas 99% adalah 2,326. Suatu portofolio dengan *standard deviation* senilai 10.000.000 (sepuluh juta) akan memiliki VaR (*value at risk*) atau potensi kerugian penurunan nilai sebesar $10.000.000 \times 1,645 = 16.450.000$ pada tingkat keyakinan 95% atau sebesar $10.000.000 \times 2,326 = 23.260.000$ pada tingkat keyakinan 99%.

Distribusi normal memainkan peranan yang penting dalam penelitian keuangan karena cukup mencerminkan perilaku dari banyak variabel keuangan. Distribusi normal, sebagai contoh, digunakan dalam *Black-Scholes option pricing formula* dimana fungsi $N(\cdot)$ mencerminkan fungsi kumulatif dari distribusi normal standar.

Properti lain yang penting dari distribusi normal adalah bahwa distribusi normal merupakan salah satu dari sedikit distribusi yang stabil jika dilakukan penambahan (*addition*). Dengan kata lain, kombinasi linear dari beberapa variabel acak yang terdistribusi secara normal juga akan memiliki distribusi normal. Properti ini sangat berguna karena distribusi secara keseluruhan dapat dibuat cukup dengan mengetahui rata-rata dan *variance* dari portofolio.

Konsep penting dari distribusi normal yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah dengan distribusi normal, VaR dapat diperoleh dari perkalian antara *standard deviation* dari aset atau indeks bursa saham dengan faktor yang mencerminkan tingkat keyakinan dari distribusi normal standar. Faktor ini bernilai 1,645 untuk tingkat keyakinan 95% dan 2,326 untuk tingkat keyakinan 99%.

2.1.3 Pengukuran Volatilitas

Landasan teori yang ketiga berhubungan dengan pengukuran volatilitas karena sebelum menghitung VaR, maka volatilitas harus diukur terlebih dahulu. Pengukuran volatilitas yang digunakan dalam penelitian ini adalah *simple standard deviation*, *exponential-weighted moving average* (EWMA), dan *auto-regressive conditional heteroscedasticity / generalized auto-regressive conditional heteroscedasticity* (ARCH/GARCH). Ketiganya merupakan pengukuran volatilitas yang dapat digunakan untuk menghitung VaR dengan pendekatan *variance-covariance*.

2.1.3.1 Pengukuran Volatilitas dengan *Simple Standard Deviation*

Volatilitas dapat diestimasi dari data *returns* historis. Ketika mengestimasi volatilitas dari data historis, dapat digunakan formula klasik dari *simple standard deviation*:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (R_i - \bar{R})^2}{n-1}} \quad (2.6)$$

Dengan:

σ = volatilitas

R_i = *log return* harian pada hari i

\bar{R} = rata-rata *return* harian dalam periode yang dijadikan sampel

n = jumlah *return* harian dalam sampel

Namun demikian, penggunaan formula dari *simple standard deviation* memiliki dua kekurangan. Pertama, rata-rata *return* harian mungkin tidak mencerminkan rata-rata sebenarnya dari distribusi *return*. Kekurangan ini dapat diatasi dengan mengidentifikasi rata-rata *return* dalam kondisi ekuilibrium lalu menjadikannya sebagai substitusi dari rata-rata *return* historis. Solusi yang banyak dipakai dalam praktik adalah mengasumsikan bahwa nilai rata-rata *return* sama dengan nol, karena dianggap merupakan pendekatan yang masuk akal dari rata-rata *return* yang sebenarnya bila dihitung secara harian. Substitusi rata-rata sampel \bar{R} dengan nilai lain yang berbeda akan menghasilkan nilai σ yang lebih tinggi dan konservatif.

Dari sini dapat disimpulkan bahwa *simple standard deviation* hanya dapat digunakan bila asumsi distribusi normal (yang memiliki rata-rata sama dengan nol) terpenuhi. Di samping itu formula ini hanya dapat menjadi standar bila horison waktu yang digunakan adalah harian, formula ini tidak berlaku bila volatilitas diestimasi dari data non-harian. Mengasumsikan *return* bulanan dari indeks bursa saham memiliki rata-rata sama dengan nol dapat menjadi *overconservative*, dimana penggunaan *risk-free return* sebagai rata-rata mungkin lebih tepat (Saita, 2007, p. 39).

Permasalahan kedua terkait dengan formula klasik volatilitas menggunakan *simple standard deviation* berhubungan dengan pemilihan rentang

sampel historis, disebut “*echo effect*”. Fakta menunjukkan, dengan meningkatkan ukuran sampel (menggunakan 500 data *trading days* atau sekitar dua tahun, dibandingkan dengan 250 data), gambaran yang lebih lengkap tentang distribusi *return* dapat diperoleh sehingga menghindari risiko terlalu optimistis jika, misalnya, data terkini berasal dari periode dengan volatilitas lebih rendah dari biasanya. Pada saat yang sama, meningkatkan ukuran sampel terlalu banyak dapat menuju pada estimasi volatilitas yang sangat stabil sehingga gagal mengantisipasi kondisi pasar terkini dengan baik. Sebenarnya, formula klasik dari *simple standard deviation* memberikan bobot relevansi yang sama pada seluruh data dalam sampel, tidak bergantung pada urutan data. Oleh karena itu, jika menggunakan 250 data, penurunan *return* yang abnormal pada satu hari akan segera meningkatkan estimasi volatilitas untuk keesokan harinya (sebuah hal yang logis), namun pengaruh yang serupa juga akan diberikan dalam estimasi volatilitas 249 hari berikutnya, bahkan jika penurunan *return* yang abnormal tersebut tidak terjadi lagi. Yang lebih penting lagi, penghilangan data abnormal dari sampel (yang terjadi 250 hari kemudian) akan menyebabkan volatilitas akan turun, bahkan jika sebenarnya tidak ada perubahan riil dalam kondisi pasar. Hal ini disebut *echo effect*: Dengan memberikan bobot yang sama pada seluruh data dalam sampel, data abnormal akan berpengaruh besar pada estimasi volatilitas, yaitu pada saat data masuk ke dalam sampel dan pada saat data keluar dari sampel, menghasilkan gaung (*echo*) yang tidak diinginkan terlepas dari tingkat volatilitas sesungguhnya dalam pasar (Saita, 2007, p. 40). Hal ini menyebabkan berkembangnya metode lain dalam pengukuran volatilitas seperti EWMA dan ARCH/GARCH.

2.1.3.2 Pengukuran Volatilitas dengan EWMA

Salah satu cara yang relatif mudah untuk mengatasi kekurangan dari *simple standard deviation* adalah dengan memberikan bobot yang lebih besar pada data terbaru. Ide ini menjadi latar belakang dari EWMA. Rumusan EWMA untuk data *return* harian (J. P. Morgan, 1996):

$$\sigma^2 = (1 - \lambda) \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} (R_i - \bar{R})^2 \quad (2.7)$$

Dengan:

λ = *decay factor* atau *smoothing constant*

Nilai λ adalah kurang dari satu dan merupakan bobot untuk data sehingga semakin lama data maka bobotnya semakin rendah. Nilai λ yang lebih tinggi membawa implikasi bahwa estimasi volatilitas akan bereaksi lebih lambat terhadap informasi baru dan pengaruh dari kejutan (*shocks*) di masa lampau akan terus berlanjut, setidaknya selama rentang waktu yang digunakan. Sebaliknya, nilai λ yang lebih rendah membawa implikasi bahwa estimasi volatilitas lebih reaktif dan memiliki “memori” yang lebih singkat tentang terjadinya *shocks* yang signifikan di masa lampau, karena bobotnya turun dengan cepat ketika data baru masuk ke dalam sampel. Pemilihan *decay factor* yang optimal adalah permasalahan empiris. *RiskMetricsTM 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).

Dengan memberikan bobot yang menurun terhadap observasi yang lebih lampau, metode EWMA menghindarkan *echo effect* dari *simple standard deviation* dan juga membuat estimasi volatilitas menjadi kurang sensitif terhadap pemilihan ukuran sampel. Fakta menunjukkan bahwa dengan *decay factor* λ sama dengan 0,94 maka jika ukuran sampel digandakan dari 250 menjadi 500 hari perdagangan (*trading days*) atau dari satu menjadi dua tahun, rata-rata bobot untuk data yang lebih lama dari 250 hari adalah 0,00002% (Saita, 2007, pp. 40-41).

Kelebihan dari EWMA adalah lebih mudah dalam implementasinya karena hanya mendasarkan pada satu parameter saja (λ), sehingga membuat EWMA menjadi lebih tahan terhadap kesalahan estimasi (*estimation error*) dibandingkan dengan model lainnya. Parameter λ secara teoritis dapat ditemukan dengan memaksimalkan *likelihood function*. Secara operasional hal ini dapat menjadi pekerjaan yang melelahkan dengan digunakannya ratusan data harian. Pada praktiknya, *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).

Kelemahan dari EWMA adalah *decay factor* yang dapat bervariasi tergantung pada data yang digunakan (indeks bursa saham yang satu dapat memiliki λ berbeda dengan indeks bursa saham yang lain) dan dapat bervariasi tergantung pada periode observasi yang digunakan (untuk indeks bursa saham yang sama, λ yang digunakan dapat berbeda antara menggunakan periode observasi satu tahun dengan dua tahun). Hal ini akan mengurangi konsistensi dari EWMA. Sebagai contoh, J. P. Morgan menggunakan λ yang berbeda untuk mengukur volatilitas harian dan bulanan sehingga model harian dan bulanan menjadi tidak konsisten antara satu dengan yang lain. Bagaimanapun juga, EWMA relatif mudah digunakan, dapat mendekati perilaku aktual dari data secara cukup baik, dan tahan terhadap kesalahan spesifikasi (Jorion, 2007a, pp. 231-232).

2.1.3.3 Pengukuran Volatilitas dengan ARCH/GARCH

Model ARCH dikembangkan oleh Engle (1982) sedangkan model GARCH dikembangkan oleh Bollerslev (1986). Robert Engle memperoleh Hadiah Nobel pada tahun 2003 atas model yang dikembangkannya tersebut.

Model ARCH/GARCH mengasumsikan bahwa *variance* dari *returns* mengikuti suatu proses yang dapat diprediksi. *Conditional variance* tidak hanya bergantung pada informasi terakhir namun juga pada *conditional variance* sebelumnya. Model ARCH/GARCH (1,1) dirumuskan oleh Bollerslev (1986):

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} \quad (2.8)$$

Dengan:

h_t = *conditional variance* pada hari t

r_{t-1} = informasi (*error*) pada hari t - 1

h_{t-1} = *conditional variance* pada hari t - 1

Rerata atau *unconditional variance*-nya dapat dicari dengan merumuskan $E(r_{t-1}^2)$
 $= h_t = h_{t-1} = h$ sehingga diperoleh:

$$h = \frac{\alpha_0}{1 - \alpha_1 - \beta} \quad (2.9)$$

Dengan:

h = *unconditional variance*

Agar model ini menjadi stasioner, jumlah parameter $\alpha_1 + \beta$ harus kurang dari satu. Penjumlahan ini disebut *persistence* (Jorion, 2007a, pp. 223-224).

Jika penjumlahan $\alpha_1 + \beta$ mendekati satu (biasanya digunakan standar maksimal 0,98) maka model ARCH/GARCH biasa dikatakan memiliki masalah yang berhubungan dengan *persistence*. Untuk mengatasinya maka digunakan varian model ARCH/GARCH yang disebut *integrated GARCH* (IGARCH). Varian ini memiliki $\alpha_0 = 0$ dan $\alpha_1 + \beta = 1$. Berdasarkan Persamaan 2.9 maka dengan demikian IGARCH tidak memiliki *unconditional variance* (Jorion, 2007a, p. 231).

Keunggulan spesifikasi ARCH/GARCH adalah tingkat ketepatannya (*fit*) dengan data yang cukup tinggi. Model ARCH/GARCH telah menjadi model yang banyak digunakan untuk analisis *time-series* dalam pasar keuangan yang menunjukkan volatilitas secara sistematis. Sudah terdapat ribuan makalah yang menerapkan model ARCH/GARCH terhadap data keuangan. Model ARCH/GARCH juga telah dikembangkan menjadi beberapa varian, meskipun perbaikannya tidak terlampaui jauh dari model aslinya.

Kekurangan dari model ARCH/GARCH adalah sifatnya yang nonlinear. Parameternya harus disetimasi dengan memaksimalkan *likelihood function*, sehingga memerlukan banyak perhitungan (Jorion, 2007a, p. 224).

2.1.4 Perhitungan *Value at Risk*

Landasan teori yang keempat adalah tentang VaR itu sendiri. VaR adalah kerugian terburuk sepanjang target horison waktu tertentu sedemikian rupa sehingga dengan probabilitas tertentu maka kerugian aktual akan lebih besar nilainya. Dengan kata lain, VaR adalah tingkat kerugian maksimal dalam jangka waktu dan tingkat keyakinan tertentu. VaR dapat dihitung dengan langkah (Jorion, 2007a, pp. 106-107):

1. Hitung nilai *mark to market*, dalam penelitian ini yaitu nilai indeks bursa saham pada hari tertentu.
2. Ukur variabilitas atau volatilitas sebagai faktor risiko, dalam penelitian ini digunakan *simple standard deviation* atau EWMA maupun

ARCH/GARCH bergantung pada sifat data dari indeks bursa saham yang digunakan.

3. Tentukan jangka waktu yang akan digunakan atau disebut juga *holding period*, dalam penelitian ini terlebih dahulu akan dihitung volatilitas harian atas *returns* dari indeks bursa saham untuk kemudian disesuaikan dengan jangka waktu 10 hari perdagangan.
4. Tentukan tingkat keyakinan (*level of confidence*) yang akan digunakan, penelitian ini akan menggunakan tingkat keyakinan 99%.
5. Laporkan potensi kerugian terburuk dengan memproses seluruh informasi sebelumnya ke dalam distribusi probabilita pendapatan (*revenues*) yang dirangkum sebagai nilai VaR.

VaR untuk aset tunggal (*single asset*) dapat dihitung dengan rumus (Jorion, 2007a, p. 107):

$$VaR = E \times \sigma \times \sqrt{T} \times \alpha \quad (2.10)$$

Dengan:

- VaR = *value at risk*
 E = nilai aset (*exposure*)
 σ = volatilitas
 T = horison waktu
 α = tingkat keyakinan

Dari persamaan tersebut dapat dilihat bahwa perhitungan VaR melibatkan dua faktor kuantitatif yang penting yaitu horison waktu dan tingkat keyakinan.

Dengan *returns* yang bersifat *independently and identically distributed* (i.i.d), *variances* bersifat *additive* (penjumlahan) sepanjang waktu. Implikasinya volatilitas tumbuh sebesar *square root of time* (\sqrt{T}). Jangka waktu yang digunakan, pada praktiknya diukur dalam jumlah hari perdagangan, bukan jumlah hari kalender. Hal ini dilakukan karena, secara empiris, volatilitas meningkat secara lebih seragam sepanjang hari perdagangan. Hal ini menjelaskan kenapa penyesuaian terhadap waktu dinyatakan dalam akar kuadrat (*square root*) dari jumlah hari perdagangan (jangka waktu 10 hari perdagangan yang digunakan dalam penelitian ini setara dengan periode 2 minggu dalam kalender). Untuk

jangka waktu satu tahun, jumlah hari perdagangan yang digunakan dalam praktik biasanya berjumlah 252 hari.

Penelitian ini menggunakan data harian. Untuk menyesuaikan nilai VaR 1 hari menjadi 10 hari, maka nilai VaR dikalikan dengan $\sqrt{10}$. Sedangkan jika VaR dihitung dalam satu tahun maka untuk mengubahnya menjadi VaR 1 hari dikalikan dengan $\sqrt{1/252}$ atau dikalikan dengan $\sqrt{10/252}$ untuk mengubah VaR yang dihitung dalam satu tahun menjadi VaR 10 hari (Jorion, 2007b, p. 262).

Faktor kuantitatif yang kedua, yaitu tingkat keyakinan, mencerminkan probabilitas nilai kerugian di atas nilai VaR. Dengan tingkat keyakinan 99% misalnya, VaR mencerminkan probabilitas bahwa nilai kerugian aktual di atas nilai VaR tersebut hanya 1% (Jorion, 2007b, p. 262). Tingkat keyakinan yang digunakan dalam perhitungan VaR diambil dari distribusi normal. Bila terdapat penyimpangan (kemencengan) dari distribusi normal, maka tingkat keyakinan yang digunakan untuk perhitungan VaR akan disesuaikan menggunakan *Cornish-Fisher expansion*.

Dalam penelitian ini, pendekatan VaR yang akan digunakan adalah pendekatan yang paling banyak dikenal yaitu pendekatan *variance-covariance*. Dalam pendekatan ini, VaR baik untuk aset tunggal maupun portofolio dapat diturunkan dengan mudah serta diestimasi menggunakan *variance* dan *covariance* (*standard deviation* dan *correlation*) atas suatu faktor risiko dari *returns* serta sensitivitas portofolio terhadap faktor risiko tersebut (Saita, 2007, pp. 26-27).

Sebagai sebuah metode, VaR (dalam hal ini adalah *traditional VaR* atau VaR yang belum dimodifikasi) tentu saja memiliki kelemahan (Penza & Bansal, 2001, pp. 285-287):

1. VaR hanya dapat dipergunakan untuk aset atau kewajiban (*liabilities*) yang dapat diperdagangkan (memiliki nilai atau harga pasar) sehingga tidak dapat diterapkan pada aset atau kewajiban yang tidak diperdagangkan seperti tabungan, deposito, dan pinjaman (*loans*).
2. VaR tidak memperhitungkan risiko likuiditas.
3. VaR hanya mengukur risiko yang tidak biasa (*unusual*) tetapi normal.

2.2 Penelitian Sebelumnya

Pada bagian ini akan disinggung beberapa penelitian sebelumnya. Penelitian tersebut khususnya terkait dengan pengukuran volatilitas pada beberapa bursa saham dunia.

Blair, Poon, & Taylor (2000) melakukan pengukuran (*forecasting*) volatilitas pada indeks S&P 100 menggunakan model ARCH. Penelitian ini di samping menunjukkan kesimpulan bahwa ARCH merupakan model yang valid, juga menunjukkan bahwa penggunaan informasi *intraday* memberikan pengaruh yang tidak signifikan.

Christoffersen & Diebold (2000) melakukan penelitian tentang relevansi dari pengukuran volatilitas terhadap manajemen risiko keuangan. Hasilnya menunjukkan bahwa relevansi tersebut bergantung pada sifat dari volatilitasnya. Jika volatilitas berfluktuasi dengan cara yang dapat diukur (*forecastable*) maka volatilitas dapat berguna untuk manajemen risiko. Kemampuan volatilitas untuk dapat diukur ternyata bervariasi, tergantung pada horison waktu yang digunakan dimana aplikasi yang berbeda membutuhkan horison yang berbeda pula. Kesimpulan akhir dari penelitian ini adalah bahwa kemampuan volatilitas untuk dapat diukur akan menurun drastis dalam horison waktu yang lebih panjang. Dengan demikian, meskipun pengukuran volatilitas relevan untuk manajemen risiko dalam jangka pendek, namun menjadi kurang penting dalam jangka panjang.

Guemart & Harris (2000) mengembangkan model *robust* EWMA. Dengan menggunakan data dari bursa saham di Amerika Serikat, Inggris, dan Jepang, penelitian ini membuktikan bahwa *robust* EWMA merupakan model yang lebih baik dari EWMA standar.

Botha, van Vuuren, & Styger (2001) melakukan penelitian terhadap bursa saham di Afrika Selatan. Hasilnya menunjukkan bahwa modifikasi dari EWMA dengan menggunakan *exponential decay factor* yang dinamis merupakan model yang valid untuk pengukuran volatilitas.

De Jong & Lehnert (2001) melakukan pengukuran volatilitas pada indeks DAX (Jerman). Dengan menggunakan *implied volatility* dari *options* periode Januari 2000 – Agustus 2001, penelitian ini menghasilkan kesimpulan bahwa

model ARCH/GARCH dan variannya yaitu *exponential* GARCH (EGARCH) merupakan model yang valid untuk mengukur volatilitas. Penelitian ini juga menyarankan digunakannya data *local volatility* dibandingkan dengan data *time-series* konvensional.

Araujo, Moreira, & Clemente (2002) melakukan evaluasi terhadap risiko pasar dari bursa saham di Brazil (IBOVESPA). Dengan menggunakan data tahun 1994 – 2002, penelitian ini menyimpulkan bahwa EWMA dengan $\lambda = 0,94$ merupakan metode yang lebih baik untuk memodelkan volatilitas indeks IBOVESPA dibandingkan dengan metode standar dan simulasi historis (*historical simulation*).

Karya tulis ini sendiri mirip dengan penelitian yang pernah dilakukan oleh Balaban, Bayar, & Faff (2002) yang melakukan peramalan (*forecasting*) volatilitas pada bursa saham di 14 negara. Penelitian ini membandingkan beberapa model diantaranya model *random walk*, rerata historis (*historical mean*), rerata bergerak (*moving average*), rerata bergerak tertimbang (*weighted moving average*), EWMA, regresi, ARCH, GARCH, dan EGARCH. Dengan melakukan uji akurasi di luar sampel (*out of sample*) terhadap data volatilitas mingguan dan bulanan periode 1988 – 1997, dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa EWMA merupakan model yang terbaik sementara ARCH merupakan model yang terbaik bila dilakukan penalti terhadap *under-predictions*.

Franses & McAleer (2002) mengemukakan beberapa hal penting terkait dengan penggunaan ARCH/GARCH untuk mengukur volatilitas. Beberapa hal tersebut diantaranya pemilihan model baik untuk volatilitas yang dapat maupun tidak dapat diobservasi dan potensi dari properti memori jangka panjang yang dimiliki volatilitas.

Fleming & Kirby (2003) menyelidiki hubungan antara GARCH dengan *stochastic autoregressive volatility* (SARV). Hasilnya menunjukkan bahwa baik GARCH maupun SARV merupakan model yang valid dalam menghasilkan perhitungan VaR.

Ebeid & Bedeir (2004) melakukan pemodelan volatilitas pada indeks bursa saham di Mesir. Hasilnya menunjukkan bahwa model ARCH/GARCH dan variannya merupakan model yang valid untuk mengukur (*forecasting*) volatilitas.

Koopman, Jungbacker, & Hol (2004) menggunakan ARCH/GARCH untuk mengukur volatilitas indeks S&P 100 dimana penelitian ini membandingkan penggunaan volatilitas historis, *realised volatility*, *implied volatility* dalam melakukan *forecasting*. Hasilnya menunjukkan bahwa *realised volatility* memberikan peramalan (*forecasting*) volatilitas yang jauh lebih akurat.

Angelidis & Degiannakis (2005) melakukan penelitian pada tiga indeks bursa saham di Eropa. Dari hasil penelitian ini dapat disimpulkan bahwa tidak ada satu model yang dapat mengukur volatilitas secara tepat dalam semua kasus. Bahkan dalam satu model (ARCH misalnya), untuk kasus yang berbeda harus digunakan varian yang berbeda. Penelitian ini juga menganjurkan digunakannya data *inter-day* yang mengakomodasi *volatility clustering* dan efek *leverage*.

Poon & Granger (2005) melakukan survei terhadap 93 penelitian tentang volatilitas. Hasilnya menunjukkan bahwa meskipun tidak ada model pengukuran volatilitas yang menang secara mutlak namun urutannya adalah pengukuran volatilitas menggunakan simulasi historis, ARCH/GARCH, dan model volatilitas stokastik.

Pan & Zhang (2006) melakukan perhitungan VaR terhadap bursa saham di Cina. Hasilnya menunjukkan bahwa model ARCH/GARCH merupakan model yang valid digunakan dalam pengukuran volatilitas untuk perhitungan VaR.

Zikovic (2007) melakukan penelitian pada bursa saham di Bulgaria, Romania, Kroasia, dan Turki. Hasilnya menunjukkan bahwa model VaR tidak tepat digunakan pada bursa saham yang bersifat tidak likuid (*illiquid*).

Cifter & Ozun (2007) melakukan penelitian pada bursa saham di Turki. Hasilnya menunjukkan bahwa ARCH/GARCH dan salah satu variannya yaitu *asymmetric normal mixture GARCH* (NMGARCH) merupakan model yang valid dalam pengukuran volatilitas.

Maheu & McCurdy (2008) melakukan penelitian menggunakan data indeks S&P 500 (Amerika Serikat). Hasilnya menunjukkan bahwa volatilitas yang diukur menggunakan data berfrekuensi tinggi (berjumlah banyak) ternyata mampu meningkatkan peramalan (*forecasting*) atas distribusi *return*. Penelitian ini menggunakan salah satu varian dari model ARCH/GARCH yaitu EGARCH (*exponential GARCH*) sebagai pembanding.

Angelidis & Degiannakis (2008) menggunakan model ARCH/GARCH dan salah satu variannya yaitu *asymmetric* GARCH untuk mengukur volatilitas indeks bursa saham Yunani. Hasil menunjukkan bahwa metode ARCH/GARCH merupakan metode yang lebih sesuai untuk mengukur volatilitas dan VaR.

Penelitian tentang pengukuran volatilitas juga dilakukan terhadap bursa saham di Indonesia (IHSG). Manurung & Nugroho (2005) melakukan penelitian *conditional variance* untuk periode Desember 1996 – Desember 2004. Metode yang dipergunakan yaitu metode *Vector Autoregressive* (VAR). Hasilnya menyatakan bahwa volatilitas sebelumnya signifikan mempengaruhi volatilitas sekarang.

Manurung (2005) melakukan penelitian mengenai peramalan volatilitas pasar BEI selama periode 1988 – 2005. Hasil yang diperoleh bahwa volatilitas pasar tidak homogen sehingga investor mempunyai kemungkinan untuk mendapatkan *return* tetapi berisiko yang tinggi.

Salah satu manfaat yang ingin diperoleh dari karya tulis ini adalah sebagai pelengkap penelitian-penelitian yang lain. Di samping itu, karya tulis ini juga diharapkan dapat memberikan sumbangan bagi pengembangan penelitian-penelitian berikutnya.