Jurnal Matematika Vol. 2 No. 2, Desember 2012. ISSN : 1693-1394

Estimasi Nilai VaR Dinamis Indeks Saham Menggunakan *Peak-Over Threshold* dan *Block Maxima*

Komang Dharmawan

Jurusan Matematika FMIPA, Universitas Udayana
Kampus Bukit Jimbaran Badung, Bali
e-mail: dharmawan.komang@gmail.com

Abstract: Kejadian ekstrim pada bidang finasial pada periode 2008/2009 telah menyadarkan para praktisi maupun peneliti di bidang finansial untuk mengevaluasi kembali teknik-teknik pemodelan risiko finansial. Ini menegaskan bahwa diperlukan model-model matematika atau teknik pemodelan yang lebih baik di bidang manjemen risiko finansial yang dapat mengatisipasi adanya kejadian-kejadian yang jarang muncul seperti pada periode tahun tersebut di atas. Metode yang paling sesuai dalam menangani kejadian kejadian ekstrim seperti ini adalah *Extreme Value Theory* (EVT). Dalam pemodelan *Value at Risk* (VaR), tingkat pengembalian (return) suatu data finansial biasanya ditaksir menggunakan suatu pendekatan yang mengasumsikan bahwa data tersebut terdistrubusi secara normal. Namun asumsi ini tidak merefleksikan prilaku nilai *return* yang sesungguhnya, sebab distribusi data finansial menunjukan adanya ekor distribusi yang lebih gemuk (*heavy-tail*), yaitu ekor distribusi turun lebih pelan dibandingkan dengan ekor distribusi normal. Ini berarti peluang munculnya nilai ekstrim lebih besar. Sehingga pendekatan secara konvensional dianggap mengabaikan nilai-nilai ekstrim ini. Paper ini membahas penerapkan EVT pada data finansial. Kemudian menghitung nilai VaR dinamis dari nilai indeks IHSG (Jakarta Stock Exchange) periode 28 Desember 2007-28 Desembar 2012. EVT dipakai untuk memprediksi VaR statis dan EVT-GARCH(1,1) dipakai untuk memprediksi VaR dinamis.

Keywords: Value at Risk, Extreme Value Theory, Metode Blok-Maxima, Metode POT, VaR Dinamis

1. Pendahuluan

Studi tentang kejadian-kejadian ekstrim dalam sektor finansial telah menarik banyak perhatian terutama yang berkaitan dengan terjadinya krisis finansial global pada tahun 2008-2009. Krisis tersebut telah membuka mata para praktisi atau peneliti di bidang finansial bahwa kejadian-kejadian yang jarang terjadi tetapi mempunyai dampak yang sangat besar perlu mendapatkan perhatian yang lebih serius sehingga ke depan penanganan risiko dapat dilakukan lebih komprehensif. Salah satu kajian yang lebih mendalam dilakukan oleh para peneliti maupun praktisi di bidang finansial adalah penelitian dibidang penerapan model matematika dalam manajemen risiko.

Model matematika yang saat ini banyak diterapkan dalam bidang manajamen risiko, khususnya menyangkut kejadian-kejadian berisiko yang jarang terjadi adalah teori nilai ekstrim (EVT). Dengan tubuhnya berbagai produk finansial di berbagai negara, tentu akan meningkatkan volume perdagangan finansial yang pada akhirnya akan meningkatnya kejadian-kejadian yang bersifat ekstrim dalam sektor finansial. Perhitungan risiko kerugian maksimum dalam pasar finansial akan menjadi isu yang sangat penting dalam kondisi pasar saat ini. EVT memberikan model perhitungan secara statistika prilaku stokastik (tidak pasti) dari pasar finansial.

Seperti banyak diungkapkan dalam McNeil, Frey, dan Embrechts(2005,[12]) bahwa pasar finansial menghasilkan suatu data time series yang memiliki ekor distribusi lebih gemuk (heavy tail), yaitu ekor distribusi turun secara lambat bila dibandingkan dengan distribusi normal standar. Hal ini menunjukkan bahwa peluang terjadinya nilai ekstrim, risiko finansial, akan lebih besar dibandingkan dengan data berdistribusi normal. Pendekatan menggunakan metode konvensional, seperti asumsi normal pada data tidak lagi relevan pada analisis data. Salah satu cabang ilmu statistika Extreme Value Theory (EVT) dapat dipakai sebagai metode dalam menangani data finansial yang memiliki ekor distribusi gemuk (heavy tail).

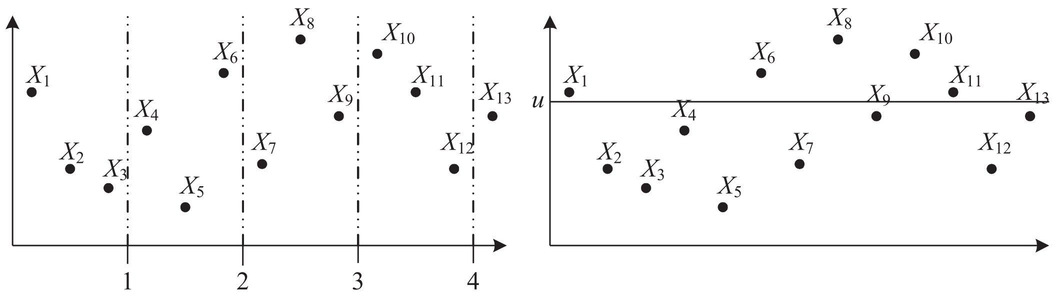
EVT telah banyak dipakai dalam menghitung risiko finansial khususnya dalam mengestimasi risiko yang bersifat ekstrim, seperti krisis finansial, lonjakan harga saham yang ekstrim, atau gagal bayar dalam risiko kredit, seperti oleh Mancini dan Trojani (2010,[10]), Onour (2010,[13]), Gilli and Kellezi (2006,[6]), Dacorogna dkk. (2001,[3]). Peneliti di Indonesia yang telah menerapkan EVT dalam analisis finasial untuk pasar model indonesia adalah Hastaryata dan Effendi (2006, [5]) dan Sodiq (2012,[15]).

Dalam makalah ini VaR statis dan VaR dinamis diestimasi menggunakan EVT yaitu metode Blok-Maxima (BM) metode Peak-Over Threshold (POT) untuk data *log-returns* indeks saham dari Jakarta Stock Exchange (JKSE) periode 28 Desember 2007 sampai 28 Desember 2012. Penerapan EVT mengacu pada Gilli and Kellezi (2006,[6]) dan Singh dkk (2012, [14] dan Gencay dkk (2002,[8]) dan Misra (2007,[11]) untuk MATLAB program dalam menghitung VaR statis dan VaR dinamis.

2. Teori Nilai Ekstrim

Extreme Value Theory (EVT) adalah cabang ilmu statistika yang membahas penyimpangan data dari nilai rataan dalam distribuasi peluang. EVT merupakan teori yang berfokus pada perilaku ekor (tail) dari suatu distribusi. EVT biasanya dipakai untuk memodelkan kejadian-kejadian yang bersifat ekstrim, seperti kurugian yang jarang terjadi tetapi memiliki dampak yang sangat besar (bernilai maksimum). Kerugian ini tidak dapat dimodelkan dengan pendekatan biasa, seperti distribusi normal, karena data finansial tidak bersifat normal, lebih bersifat *fat tail. Fat tail* secara umum berarti 'nilai ekstrim yang terjadi lebih sering jika dibandingkan dengan data normal'.

Secara umum ada dua cara dalam mengindentifikasi pergerakan data ekstrim, yaitu metode Block Maxima (BM) dan metode Peak-Over-Threshold (POT). Sebagai ilustrasi, misalkan diketahui data random yang dicatat dari data *return* suatu harga saham. Metode yang pertama, metode BM memilih data ekstrim dengan membagi data menjadi beberapa blok kemudian memilih yang terbesar, sedangkan metode POT menggunakan nilai ambang batas (*threshold*), kemudain nilai ekstrim yang dipilih adalah yang melewati nilai ambang batas seperti diilustrasikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode BM terdiri dari 4 blok (kiri) dan metode POT dengan ambang batas u (kanan)

Dari Gambar 1 terlihat bahwa X_1, X_6, X_8, dan X_{10} adalah nilai ekstrim yang didapat dalam 4 blok pengamatan. Sedangkan menggunakan metode POT dengan ambang batas u didapat nilai X_1, X_6, X_8, X_{10}, dan X_{11}. Dari ilustrasi ini tergambar bahwa metode BM memerlukan data yang banyak sehingga memungkinkan teridentifikasinya data ekstrim yang cukup untuk dianalisis.

2.1. Metode Block Maxima

Metode Block Maxima (BM) merupakan metode klasik yang dikembangkan oleh Fisher dan Tippett (1928) dan Gnedenko (1943), seperti dikutip pada Gilli dan Kellezi (2006, [6]). Hukum limit untuk metode BM yang nyatakan dengan M_n, dengan n adalah besar sampel pada masing-masing blok, diberikan oleh teorema berikut ini:

Teorema 2.1. *(Fisher dan Tippett (1928) dan Gnedenko (1943)). Misalkan (X_n), adalah barisan variabel acak bersifat i.i.d (identically independent distribution). Jika terdapat suatu konstanta $c_n > 0$, $d_n \in \mathbb{R}$ dan misalkan H adalah fungsi non-degenarasi, maka*

$$\frac{M_n - d_n}{c_n} \xrightarrow{\text{dist}} H \tag{1}$$

dengan H merupaka salah satu dari fungsi distribusi berikut ini

$$\text{Frechet}: \quad \Phi_\alpha(x) = \begin{cases} 0, & \textit{jika } x \le 0, \quad \alpha > 0; \\ \\ e^{-x^{-\alpha}}, & \textit{jika } x > 0; \end{cases} \tag{2}$$

$$\text{Weibull}: \quad \Psi_\alpha(x) = \begin{cases} e^{-(-x)^{\alpha}}, & \textit{jika } x \le 0, \quad \alpha > 0; \\ \\ 1, & \textit{jika } x > 0; \end{cases} \tag{3}$$

$$\text{Gumbel}: \quad \Lambda(x) = e^{-e^{-x}}, \quad x \in \mathbb{R} \tag{4}$$

Dengan mengambil $\xi = \alpha^{-1}$ untuk distribusi Frechet dan $\xi = -\alpha$ untuk distribusi Weilbull dan interpretasi distribusi Gumbel sebagai limit untuk $\xi = 0$, maka didapat bentuk representasi dari *Generalized Extreme Value* (GEV) sebagai berikut:

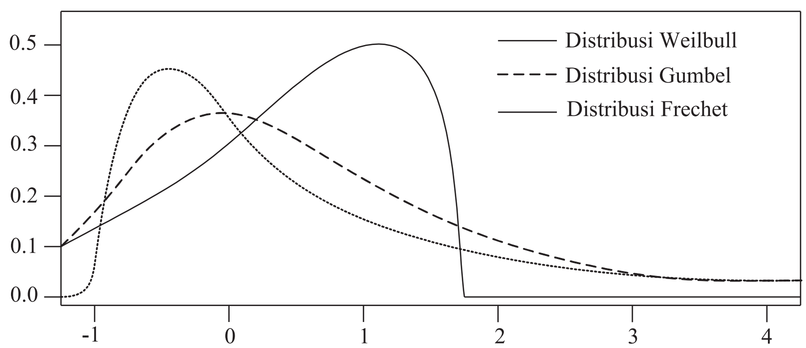
Definisi 2.1. Fungsi distribusi dari GEV adalah

$$H_\xi(x) = \begin{cases} e^{-(1+\xi x)^{-1/\xi}} & \text{jika } \xi \neq 0, \\ \\ e^{-e^{-x}}, & \text{jika } \xi = 0; \end{cases} \tag{5}$$

dengan x memenuhi $1 + \xi x > 0$. Persamaan (5) dikenal sebagai distribusi *Generalized Extreme Value*. Jika Persamaan (5) distandarkan, maka rumusan yang melibatkan parameter ξ, μ, dan σ ditulis dalam bentuk

$$H_{\xi,\mu,\sigma}(x) = H_\xi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right) \tag{6}$$

dengan ξ=parameter bayangan (*shape*), σ= parameter (*scale*), dan μ = parameter lokasi (location). GEV dapat dibedakan dalam tiga tipe, yaitu : Type I (Distribusi Gumbel) jika nilai $\xi = 0$, Type II (Distribusi Frechet) jika nilai $\xi > 0$, dan Type III (Distribusi Weibull) jika nilai $\xi < 0$. Semakin besar nilai ξ, maka semakin gemuk juga ekor distribusinya (heavy-tail). Dengan demikian, dari ketiga tipe distribusi di atas, yang memiliki ekor yang paling gemuk adalah distribusi Frechet. Bentuk fungsi densitas peluang ketiga distribusi tersebut disajikan dalam Gambar 2.



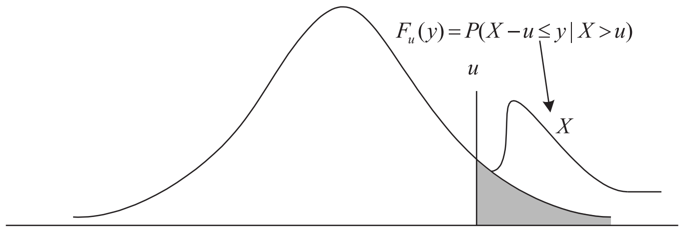
Gambar 2. Bentuk fungsi densitas peluang untuk ketiga tipe distribusi

Metode ini mengidentifikasi nilai ekstrem berdasarkan nilai tertinggi dari data observasi yang dikelompokkan berdasarkan suatu periode tertentu. Pada metode Block Maxima, data dibagi dalam blok-blok dalam periode waktu tertentu, misalnya bulan, triwulan, semester, atau tahun. Kemudian untuk tiap blok periode dipilih nilai terbesar dalam periode blok tersebut. Dalam metode BM, risiko yang dimasukkan dalam sampel adalah data yang paling tinggi nilainya (maksimum kerugiannya) dalam satu periode tertentu. Ilustrasi pada Gambar 1 menjelaskan peubah acak X_1, X_4, X_8, X_{10} merupakan nilai terbesar pada pada masing-masing blok(periode).

2.2. Peak-Over Threshold (POT)

Metode lain yang dapat dipakai untuk memodelkan nilai-nilai ekstrim suatu produk finansial adalah Metode Peaks-Over-Threshold (POT). Metode POT mempertimbangkan distribusi data ekstrim yang melebihi patokan yang telah ditetapkan yang disebut *threshold*. Semua nilai yang melampaui patokan atau di atas nilai *threshold* diidentifikasi sebagai nilai ekstrem lihat Gambar 1 (kanan).

Data pengamatan $X_2, X_6, X_8, X_{10}, X_{11}$ adalah data yang berada diatas ambang batas (threshold) u. Permasalahan sekarang adalah begaimana menaksir fungsi distribusi F_u dari peubah acak X yang bernilai y yang berada di atas ambang batas u (Lihat Gambar 3).



Gambar 3. Distribusi bersyarat untuk $X > u$ dengan y yang berada di atas ambang batas u

Fungsi distribusi F_u disebut dengan fungsi distribusi bersyarat untuk $X > u$ didefinisikan sebagai

$$F_u(y) = P(X - u \leq y | X > u), \quad 0 \leq y \leq x_F - u \tag{7}$$

dengan X adalah suatu peubah acak, u adalah ambang batas yang diberikan, dan $y = x - u$ adalah nilai berlebih. Persamaan (7) dapat ditulis dalam bentuk

$$F_u(y) = \frac{F(u+y) - F(u)}{1 - F(u)} = \frac{F(x) - F(u)}{1 - F(u)} \tag{8}$$

Karena sebagian besar observasi berada pada interval $(0, u)$, maka estimasi fungsi distribusi pada interval ini tidak terlalu sulit. Permasalah akan muncul ketika melakukan estimasi fungsi distribusi F_u. Hal ini disebabkan karena hanya sedikit data yang berada pada interval ini. Perlu dicatat bahwa nilai data ekstrim yang dianalisis di atas hanya yang berada di ekor kanan distribusi, analisis pada ekor kiri dapat dilakukan dengan cara yang sama dadahului dengan mengalikan -1.

Teorema berikut ini menjelaskan bagaimana fungsi distribusi F_u dapat dihampiri oleh suatu fungsi distribusi untuk $u \to \infty$. Teorema ini diusulkan oleh Pickands (1975), Balkema dan de Haan (1974), seperti dibahas dalam Gilli dan Kellezi (2006,[6]).

Teorema 2.2. *(***GDP***)Jika diberikan fungsi distribusi F dengan jumlah observasi yang cukup besar dan fungsi distribusi bersyarat $F_u(y)$ untuk u yang cukup besar, maka $F_u(y)$ dapat dihampiri dengan fungsi distribusi $G_{\xi,\sigma}(y)$, atau*

$$F_u(y) \approx G_{\xi,\sigma}(y), \qquad u \to \infty$$

$$G_{\xi,\sigma}(y) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \dfrac{\xi}{\sigma} y\right)^{-1/\sigma} & \text{apabila } \xi \neq 0 \\ \\ 1 - e^{-y/\sigma}, & \text{apabila } \xi = 0; \end{cases} \tag{9}$$

untuk $y \in [0, (x_f - u)]$ jika $\xi \geq 0$ dan $y \in [0, -\frac{\sigma}{\xi}]$ jika $\xi < 0$. $G_{\xi,\sigma}(y)$ dikenal dengan nama Generalized Pareto Distribution (GDP).

Jika x didefinisikan sebagai $x = u + y$, maka GPD dapat ditulis sebagai fungsi dari x, yaitu

$$G_{\xi,\sigma}(x) = 1 - \left(1 + \frac{\xi(x-u)}{\sigma}\right)^{-1/\xi} \tag{10}$$

3. *Value at Risk* (VaR)

Pada tahun 1994, J. P. Morgan mempopulerkan konsep Value at Risk (VaR) sebagai alat ukur risiko. Sekarang, VAR menjadi alat ukur risko baku, lihat Jorion (2001). Reglilator sektor finansial telah mengadopsi VaR sebagai alat ukur risiko. VaR adalah kerugian yang dapat ditoleransi dengan tingkat kepercayaan (keamanan) terlentu. Atau dengan kata lain, apabila nilai VaR suatu investasi adalah 100 dengan tingkat kepercayaan 95 persen, maka dapat diartikan bahwa potensi kerugian maksimum yang dapat ditoleransi (dengan tingkat kepercayaan 95 persen) adalah 100. Dalam kasus ini perusahaan harus menyediakan kapital (cadangan) sebesar 100. Nilai VaR sama dengan 100 ini adalah dana cadangan (risk capital) untuk menyerap risiko dengan tingkat kearnanan 95 persen. Kerugian di atas 100 disebut kerugian ekstrim yang mungkin dapat menyebabkan kebangkrutan. Jadi, peluang tidak bangkrut adalah sebesar 95 persen. Dalam hal ini VaR tidak mengukur kerugian (risiko) maksimum, VaR mengukur kerugian yang dapat ditoleransi.

Penurunan rumus VaR dalam kerangka kerja EVT dilakukan sebagai berikut: pertama misalkan $\bar{F}$ adalah ekor dari fungsi distribusi F, sehingga $\bar{F} = 1 - F$. Misalkan n adalah jumlah observasi dan N_u adalah jumlah observasi yang ada di atas ambang batas u, maka menurut Embrechts (1997,[**?**]) taksiran empiris dari $F(u)$ adalah $\frac{n-N_u}{n}$, sehingga $\bar{F} = \frac{N_u}{n}$. Dengan menggunakan Teorema (2.2) dan mengganti $F_u(y) = G_{\xi,\sigma}(y)$ maka

$$\begin{aligned}
\hat{F}(x) &= F(u) + F_u(y)\bar{F}(u) \\
&= 1 - \bar{F}(u) + F_u(y)\bar{F}(u) \\
&= 1 + \bar{F}(u)[F_u(y) - 1] \\
&= 1 + \frac{N_u}{n}\left[1 - \left(1 + \hat{\xi}\frac{x-u}{\hat{\sigma}}\right)^{\frac{-1}{\hat{\xi}}} - 1\right] \\
&= 1 + \frac{N_u}{n}\left[1 + \hat{\xi}\frac{x-u}{\hat{\sigma}}\right]^{\frac{-1}{\hat{\xi}}}
\end{aligned} \tag{11}$$

Sebelum menghitung VaR dalam kerangka kerja EVT, maka perlu diketahui definisi umum VaR berikut ini.

Definisi 3.1. Misalkan $0 < \alpha < 1$ and F adalah fungsi distribusi dari variabel random X yang merupakan tingkat kerugian dari suatu investasi dalam periode tertentu. Nilai khusus untuk α adalah $\alpha = 0.95$ dan $\alpha = 0.99$. Maka nilai VaR dari variabel random X pada kuantil-α adalah

$$\mathrm{VaR}_\alpha(X) = x_\alpha = F^{-1}(\alpha)$$

Selanjutnya menggunakan persamaan (11) dan definisi umum VaR, maka VaR untuk $\alpha \geq \frac{n-N_u}{n}$ dihitung sebagai berikut:

$$\alpha = 1 + \frac{N_u}{n}\left[1 + \hat{\xi}\ \frac{q_\alpha(F) - u}{\hat{\sigma}}\right]^{\frac{-1}{\hat{\xi}}} \tag{12}$$

Dengan menyusun kembali persamaan (12), maka didapat

$$VaR = q_\alpha(F) = u + \frac{\hat{\beta}}{\hat{\xi}}\left[\left[\frac{n}{N_u}(1-\alpha)\right]^{-\hat{\xi}} - 1\right] \tag{13}$$

Penurunan lengkap persamaan (13) dapat dilihat pada Avdulaj (2011).

4. VaR Dinamis

Pemodelan VaR menggunakan EVT yang mengasumsikan bahwa data return terdistribusi secara stasioner dan tidak bersyarat dikenal dengan istilah VaR statis. EVT dapat juga dipakai dalam memodelkan VaR secara dinamis, dimana distribusi bersyarat dari F dipakai dalam mengitung volatilitas. Model VaR dinamis memanfaatkan proses ARCH/GARCH dalam menghitung VaR dengan Block-Maxima dan POT. Model VaR dinamis bereaksi secara dinamis terhadap perubahan nilai indeks pasar dan selanjutnya melakukan perubahan nilai VaR.

Singh dkk (2012,[14]) mengusulkan metode peramalan VaR secara dinamis menggunakan EVT dan memanfaatkan model GARCH dalam memodelkan volatilitas indeks pasar. Pemanfaatan GARCH dalam menaksir volatilitas bersyarat akan menghasilkan suatu peramalan VaR satu hari ke depan terhadap data *return* indeks saham.

Misalkan R_t adalah tingkat pengembalian (return) indeks saham pada saat t yang didefiniskan sebagai fungsi dari model volatilits stokasitik sebagai beriktut:

$$R_t = \mu_t + \sigma_t Z_t \tag{14}$$

dimana μ_t nilai harapan tingkat pengembalian pada saat t dan σ_t adalah volatilitas indeks saham dan Z_t suatu variabel pengganggu yang bersifat acak tapi diasumsikan berdistribusi normal standar. Selain itu diasumsikan juga R_t bersifat stasioner. Model GARCH yang paling populer dan cocok diterapkan dalam data time series finansial adalah GARCH(1,1) yang diformulasikan dalam bentuk

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2 \tag{15}$$

dimana $\varepsilon = R_{t-1} - \mu_t,\ \mu_t = \lambda Rt - 1,\ \alpha_0, \alpha_1, \beta + \alpha_1 < 1$ dan $|\lambda| < 1$ Terlihat bahwa, dalam VaR statis, distribusi dari F adalah tak bersyarat, sedangkan dalam VaR dinamis distribusi F bersyarat terhadap data historis. Untuk peramalan VaR dinamis satu hari ke depan dapat menggunakan model GARCH(1,1), dihitung dengan formula

$$\mathrm{VaR}_q = \mu_t + \sigma_{t+1}\mathrm{VaR}(Z_q) \tag{16}$$

dengan asumsi bahwa$F_Z(z)$ diketahui dan berdistribusi normal standar. Penggunaan persamaan (16) mesti didahului dengan menyaring data historis menggunakan GARCH(1,1) setelah data tersaring dilanjutkan dengan penerapan Block-Maxima dan POT terhadap sisa (residual) yang dihasilkan dari proses penyaringan.

5. Studi Empiris menggunakan Data IHSG

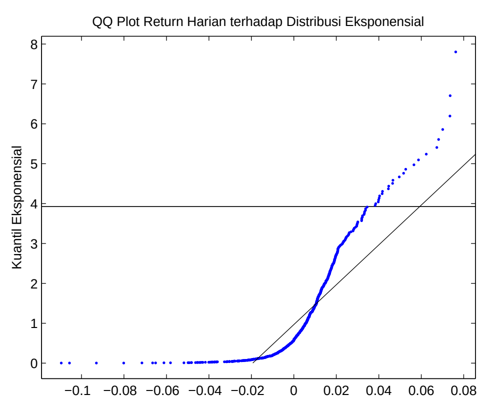
Studi empiris dilakukan menggunakan data Indeks Harga Saham Gabungan (JKSE). Data indeks diambil dari 28 Desember 2007 - 28 Desember 2012 yang terdiri dari 1225 data indeks penutupan harian (Closing Day Indeks). Tahapan yang dilakukan adalah sebagai berikut:

(1) Data tingkat pengembalian indeks saham (return) dianalisis menggunakan staistik deskriptif, seperti tersaji dalam Tabel 1. Nilai *Skewness* yang positif mengindikasikan bahwa distribusi nilai *return* mempunyai ekor kanan yang pangjang (*long right tail*), selain itu nilai Kurtosis yang relatif tinggi menunjukan bahwa nilai *return* memiliki titik puncak yang relatif mendekati distribusi normal. Sedangkan Uji Jarque-Bera mengindikasikan penolakan terhadap kenormalan data pada level 5%. Jadi dapat disimpulkan adanya sifat-sifat data finansial yaitu *volatility clustering* dan *leptokurtosis* yang umum muncul pada data finansial. Nilai *return* harian dari IHSG diplot pada Gambar 3. Return menunjukkan adanya suatu volatilitas yang tinggi.

Tabel 1. Statistik deskriptif nilai return indeks saham

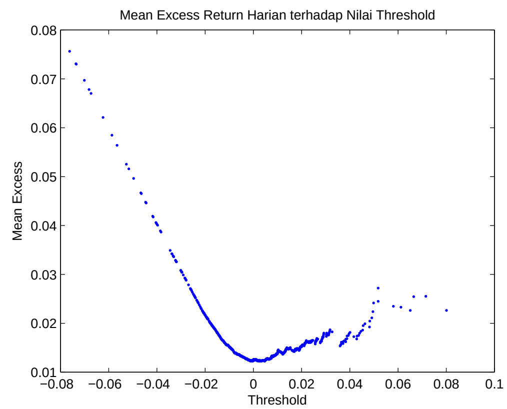
Karakteristik	Nilai
Mean	-0.00067
Median	-0.0015
Maximum	0.1095
Minimum	-0.0762
Std. Deviation	0.0170
Skewness	0.6448
Kurtosis	9.0478
Jarque-Bera	1
Probability	0.001

(2) Mengidentifikasi adanya ekor gemuk (*fat tail*) dan nilai ekstrim menggunakan QQ plot seperti tersaji pada Gambar 4. Data *return* diplot terhadap kuantil eksponensial. Terlihat bahwa data memiliki bentuk cekung terhadap garis lurus yang mengindikasikan adanya distribusi '*fat tail*'



Gambar 4. QQ-plot dari data *return* indeks saham terhadap kuantil eksponensial

(3) Pengambilan sampel data ekstrim dilakukan dengan metode Block Maxima dan POT dengan hasil seperti ditunjukkan dalam Tabel 2 dan Tabel 3. Sebelum menentukan jumlah blok, terlebih dahulu dilakukan penentuan threshol u dengan menggunakan fungsi findthresh() pada package EVIM. Dengan memilih besar tail 1%, didapat dilai threshold u sebesar 0.0467. Secara grafis threshold u dapat ditentukan dengan memplot fungsi mean excess dengan meplot() pada package EVIM, seperti disajikan dalam Gambar 5.



Gambar 5. Fungsi mean excess data return indeks saham terhadap nilai ambang batas (threshold)

Tabel 2. Nilai Parameter menggunakan Metode Block-Maxima

Parameter	Nilai
Banyaknya blok	20
Pengamatan tiap blok	61
Parameter lokasi (location), $\hat{\mu}$	1.7524
Parameter skala (scale), $\hat{\sigma}$	0.701452
Parameter bentuk (shape), $\hat{\xi}$	0.109918
VaR	2.8962

Tabel 2 menunjukkan bahwa blok yang dibentuk berjumlah 20 blok dimana setiap bloknya terdapat 61 pengamatan. Hasil estimasi untuk parameter lokasi adalah $\hat{\mu} = 1.75244$, letak titik pemusatan data. Parameter skala menyatakan keragaman data sebesar $\hat{\sigma} = 0.701452$, sedangkan parameter bentuk yang menyatakan prilaku ekor kanan data terbesar $\hat{\xi} = 0.109918$.

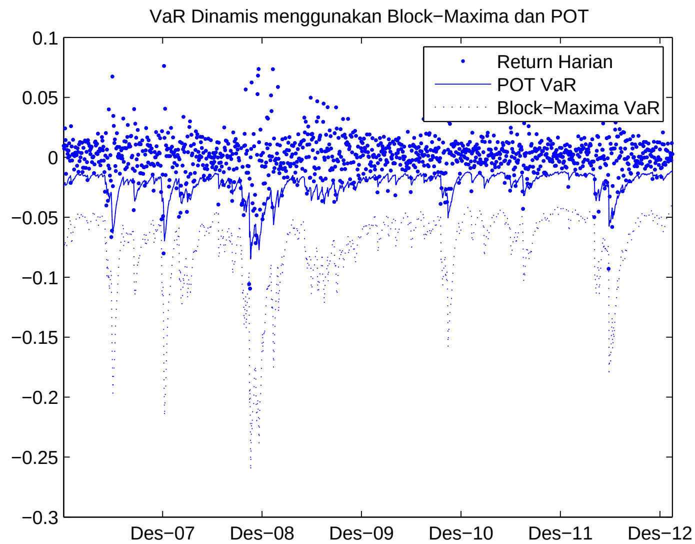
Tabel 3. Nilai Parameter menggunakan Metode OPT

Parameter	Nilai
Threshold (u)	0.0467
Jumlah Pengamatan (n)	1225
Jumlah Pengamatan di atas threshold N_u	171
Parameter skala (scale), $\hat{\sigma}$	0.713325
Parameter bentuk (shape), $\hat{\xi}$	0.056176
VaR	2.50733

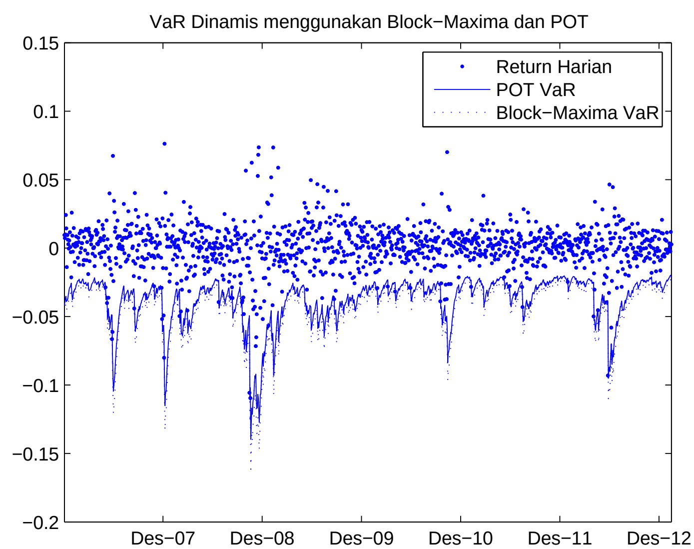
Tabel 3. menunjukkan bahwa banyaknya pengamatan di atas ambang batas $u =$

0.0467 adalah 171 dari total pengamatan sebesar 1225. Hasil estimasi parameter menunjukkan bahwa besarnya parameter skala (keragaman data) sebesar 0.713325 dan parameter bentuk ($\hat{\xi}$) sebesar 0.056176 menunjukan prilaku ekor kanan dari distribusi.

(4) VaR dinamis disajikan dalam Gambar 6 dan Gambar 7



Gambar 6. VaR dinamis untuk tingkat kepercayaan 95%



Gambar 7. VaR dinamis untuk tingkat kepercayaan 99%

6. Kesimpulan

Makalah ini berfokus pada penerapan EVT dalam pengukuran risiko pasar dan merancang suatu ilustrasi bagaimana EVT dapat dipakai dalam memodelkan kejadian-kejadian ekstrim. EVT dapat dipakai untuk menghitung besarnya kejadian-kejadian ekstrim dengan dua metode yaitu metode BM dan metode POT. Dalam penerapan kedua metode tersebut akan sangat bergantung dengan ketersediaan data, jangka waktu peramalan, dan jenis risiko yang ingin dietimasi. Untuk data yang jumlahnya banyak dan tidak ada tumpang tindih (overlapping) maka metode BM dapat dipakai karena sangan mudah mengimplementasikan. Metode POT memiliki kelebihan dalam hal efisiensi dibandingkan dengan metode BM. Selain itu, metode POT dapat dipakai untuk data yang terbatas jumlahnya, karena pemakaiannya hanya memerlukan ambang batas saja (threshold).

Dalam makalah ini telah didemonstrasikan pemanfaatan GARCH(1,1)-EVT untuk mensimulasikan VaR dinamis. VaR dinamis memberikan fasilitas kepada manajer investasi untuk bereaksi secara dinamis terhadap perubahan situasi pasar, sehingga didapat suatu peramalan VaR yang lebih baik.

Daftar Pustaka

[1] Avdulaj K. (2011). *The Extreme Value Theory as a Tool to Measure Market Risk.* Working Paper. Institute of Economic Studies, Faculty of Social Sciences, Charles University in Prague.

[2] Bali, T.G. (2007). *A Generalized Extreme Value Approach to Financial Risk Measurement.* Journal of Money, Credit and Banking 39, 7:1614-1649

[3] Dacorogna M.M, U.A. Mller, O.V. Pictet, C.G. de Vries. (2001). *Extremal Forex Returns in Extremely Large Data Sets*, Extremes 4:105-127.

[4] Gencay R., Selcuk F., and Ulugulyagci. (2002). EVIM: A Software Package fo Extreme Value Analysis in MATLAB. www.sfu.ca/ rgencay/evim.pdf

[5] Hastaryta, R dan Effendie, A.R. (2006). "*Estimasi Value-at-Risk dengan Pendekatan Extreme Value Theory-Generalized Pareto Distribution (Studi Kasus IHSG 1997-2004)*". Jurnal FMIPA. Yogyakarta : UGM.

[6] Gilli M., and Këllezi E. (2006). *An Application of Extreme Value Theory for Measuring Financial Risk.* Computational Economics 27(1), p. 1-23.

[7] Bekiros S.D. and D. A. Georgoutsos.(2005). *Estimation of Value-at-Risk by extreme value and conventional methods: a comparative evaluation of their predictive performance.* Journal of International Financial Markets, Institutions and Money 15, p.209228

[8] Gencay R., Selcuk F, and Ulugulyagci A. (2001). *EVIM: A software package for extreme value analysis in MATLAB.* Nonlinear Dynamics and Econometrics, 2001, 5, 213-239. Dapat didownload http://www.sfu.ca/r̃gencay.

[9] Longin F.M. (2000). *From value at risk to stress testing: The extreme value approach* . Journal of Banking & Finance 24 (2000) 1097-1130

[10] Mancini L., and F. Trojani. 2010. *Robust Value at Risk Prediction*: Appendix. SSRN e-Library.

[11] Misra N. (2007). *VaR Computation using Various Methods*. Indian Institute of Management Bangalore.

[12] McNeil, A., Frey, R. and Embrechts, P. (2005). *Quantitative Risk Management*. Princeton University Press, Princeton.

[13] Onour. (2010). *Extreme Risk and Fat-Tails Distribution Model: Empirical Analysis*, Journal of Money, Investment and Banking

[14] Singh, A., D. E. Allena, and R.J. Powella. (2012). *Extreme Market Risk-An Extreme Value Theory*. Mathematics and Computers in Simulation. In Press, Corrected Proof, Available online 7 June 2012

[15] Sodiq S., Setiawan, dan Sutikno. (2012). *Pengukuran Risiko pada Klaim Asuransi 'X' dengan menggunakan Metode Generalized Extrime Value dan Generalized Pareto Distribution*. Jurnal Sains dan Seni ITS. Vol 1, No. 1 (Sept 2012).