

Analisis Risiko Operasional Bank XXX dengan Metode Teori Nilai Ekstrim

ANIK DJURAI DAH¹⁾, PIKA SILVIANTI¹⁾, DAN ARIS YAMAN²⁾

¹⁾Departemen Statistika FMIPA IPB

²⁾Mahasiswa Departemen Statistika FMIPA IPB

ABSTRACT

Bank in its operations are always exposed to risks that are closely related, because of its position as a financial intermediary institutions. One of the risks which arise when this is operational risk. Operational risk to be one additional factor that must be measured and taken into account in the minimum capital adequacy, in addition to credit and market risk. There are three approaches for setting capital charges for operational risk, are Basic Indicator Approach, Standardized Approach and Advanced Measurement Approach. This research used the Advanced Measurement Approach in particular the use of Extreme Value Theory (EVT) to measure the bank XXX operational risk, this is because the distribution of operational risk data have a tendency panhandle. Extreme value identification method used is the Peaks over Threshold (POT) method. The results showed that the amount of funds bank XXX must reserve to cover the possibility of operational risk in the period of 2010 amounted to Rp 737,210,874, - at 99.9% confidence level. Backtesting results demonstrate that viable models to be used as a means of measuring operational risk by 99.9% confidence level, for all types of operational risk events.

Keywords: advanced Measurement Approach, backtesting, operational risk, POT

1. PENDAHULUAN

Sektor jasa keuangan merupakan salah satu sektor dari sedikit sektor industri yang menghadapi hambatan strategis (*strategic turbulence*) terutama pada dekade terakhir abad XX. Industri keuangan menghadapi perubahan peraturan seiring dengan perkembangan teknologi. Bank sebagai institusi keuangan yang memiliki izin untuk melakukan banyak aktivitas, memiliki peluang yang sangat luas dalam memperoleh pendapatan (*income/return*). Dalam menjalankan aktivitas, untuk memperoleh pendapatan, perbankan selalu dihadapkan pada risiko. Pada dasarnya risiko melekat pada seluruh aktivitas bank.

Lembaga keuangan, khususnya bank diharapkan dapat mengerti dan mengenal risiko – risiko yang mungkin timbul dalam melaksanakan kegiatan usahanya. Besarnya risiko yang terkandung dalam suatu bank pada hakikatnya menunjukkan besarnya potensi masalah yang dihadapi oleh bank tersebut. Agar risiko tidak berkembang secara nyata menjadi masalah maka dibutuhkan sumber daya di dalam bank untuk menopangnya.

Salah satu risiko yang paling lama tetapi belum banyak diketahui karakteristiknya dibandingkan beberapa risiko lainnya adalah risiko operasional. Risiko operasional adalah risiko yang antara lain disebabkan oleh adanya ketidakcukupan dan atau tidak berfungsinya proses internal, kesalahan manusia, kegagalan sistem, atau adanya masalah eksternal yang mempengaruhi operasional bank. Meskipun terlihat sederhana dan mudah, akan tetapi risiko ini jika tidak dikelola dengan baik akan menimbulkan dampak yang besar bahkan kebangkrutan bank.

BASEL II (peraturan perbankan internasional) memberikan beberapa metode pengukuran risiko operasional, diantaranya *Basic Indicator Approach*, *Standardized Approach*, dan *Advanced Measurement Approach*. Pada dua metode pertama mensyaratkan sebaran normal, padahal dalam kenyataannya kejadian seringkali menyebar tidak normal (Situngkir dan Surya 2006). Oleh karena itu, dalam peraturan BASEL II ini diperbolehkan menggunakan metode alternatif (*Advanced Measurement Approach*). Salah satu teknik untuk mengatasi sebaran dengan kecondongan positif yaitu dengan pendekatan teori nilai ekstrim.

Pencatatan dalam kerugian risiko operasional, khususnya diperbankan Indonesia baru diterapkan beberapa tahun terakhir sehingga berdampak pada terbatasnya data untuk

kerugian dalam risiko operasional. Pada penelitian ini metode perbanyak data risiko operasional yang bersifat deret waktu digunakan algoritma MEBoot. Tujuan dari makalah ini adalah: (1) Perbanyak data deret waktu dengan algoritma MEBoot, (2) Menentukan nilai risiko operasional (*Operational Value at Risk*, OpVaR) dengan pendekatan teori nilai ekstrim.

2. PENGUKURAN RISIKO OPERASIONAL

Terdapat beberapa metode untuk mengukur risiko operasional sebagaimana yang di sarankan oleh lembaga keuangan internasional (*Bank for International Settlement*, BIS) yaitu:

- a. *Basic Indicator Approach* (BIA)
- b. *Standardized Approach* (SA)
- c. *Advanced Measurement Approach* (AMA)

Dua metode pertama (BIA dan SA), BIS telah menetapkan standar baku perhitungan risiko operasionalnya, sementara untuk metode AMA, BIS menyerahkan pada internal bank untuk perhitungannya, dengan syarat metode ini memenuhi kriteria kelayakan perhitungan.

3. TEORI NILAI EKSTRIM

3.1 Sebaran Pareto Terampat (GPD)

Metode AMA yang digunakan dalam penelitian ini ialah penggunaan teorema nilai ekstrim, sebaran Pareto terampat (*Generalized Pareto Distribution*, GPD) untuk mengukur risiko operasional bank. Terdapat dua metode untuk mengidentifikasi nilai ekstrim, yaitu metode *Block Maxima* dan metode melebihi nilai ambang (*Peaks Over Threshold*, POT). Dalam penelitian ini, memilih metode POT dalam menentukan nilai ekstrim.

Metode POT mengidentifikasi nilai ekstrim dengan cara menetapkan nilai ambang tertentu dan mengabaikan waktu terjadinya kejadian. Nilai ekstrim adalah data yang berada di atas nilai ambang tersebut. Metode ini mengaplikasikan teorema *Pickand-Dalkema-de Hann* yang menyatakan bahwa semakin tinggi nilai ambang (u), maka distribusi untuk data di atas nilai ambang u tersebut akan mengikuti distribusi GPD (Gilli dan K llezi 2003) dengan rumus fungsi sebaran sebagai berikut :

$$G_{\xi, \beta(u)}(y) = \begin{cases} 1 - \left[1 + \frac{\xi y}{\beta} \right]^{-\frac{1}{\xi}} & \text{untuk } \xi \neq 0 \\ 1 - \exp\left(\frac{y}{\beta}\right) & \text{untuk } \xi = 0 \end{cases}$$

dengan $\beta > 0$ dan $y \geq 0$ jika $\xi \geq 0$, $0 \leq y \leq -\beta/\xi$ jika $\xi < 0$, dan β adalah parameter skala ξ adalah parameter bentuk.

3.2 Pemilihan Nilai Ambang

Nilai ambang adalah nilai awal pada ekor sebaran yang memenuhi sebaran nilai ekstrim. Pemilihan nilai ambang pada dasarnya mencari keseimbangan yang optimal agar didapat galat model dan galat parameter seminimal mungkin. Nilai ambang yang terlalu rendah akan mengakibatkan kemungkinan timbulnya galat model yang relatif tinggi. Di lain pihak, karena nilai ambang yang terlalu rendah menghasilkan lebih banyak data di atas nilai ambang (M) maka galat parameter menjadi relatif kecil. Sebaliknya, apabila nilai ambang ditetapkan terlalu tinggi galat model akan relatif rendah, akan tetapi galat parameter menjadi relatif tinggi.

Salah satu metode untuk menentukan nilai ambang adalah metode persentase. Penentuan nilai ambang dengan metode persentase lebih praktis dan lebih mudah di terapkan.

Dalam penelitian ini, metode pemilihan nilai ambang yang digunakan adalah metode persentase, karena alasan kepraktisan yang disebutkan di atas. Berdasarkan studi simulasi yang ekstensif, Chavez-Demoulin (1999) merekomendasikan untuk memilih nilai ambang sedemikian sehingga data yang berada di atas nilai ambang kurang lebih sekitar 10% dari keseluruhan data. Hal ini didasarkan pada analisis sensitivitas yang dilakukann Demoulin,

diketahui bahwa apabila nilai ambang tersebut digeser sedikit, maka estimasi yang dihasilkan tidak akan terpengaruh oleh pergeseran tersebut (Demoulin, *et al.* 2004)

3.3 Penduga Kemungkinan Maksimum

Pendugaan parameter-parameter GPD dapat menggunakan metode penduga kemungkinan maksimum. Penduga kemungkinan maksimum ini merupakan salah satu metode penduga parameter yang umum digunakan dalam statistika, karena kemudahan dan fleksibilitasnya dalam menduga parameter. Untuk menduga parameter dalam GPD ini terlebih dahulu harus dicari fungsi kemungkinan dari contoh pengamatan-pengamatan $\{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}$. Fungsi ini merupakan fungsi kepekatkan bersama dari nilai-nilai tersebut (Nasoetion dan Rambe 1984) dan sama dengan,

$$L = \left[\frac{1}{\beta}\right]^n \prod_{i=1}^n \left[1 - \frac{\xi}{\beta}(y_i)\right]^{-\frac{1}{\xi}-1} \quad (1)$$

dalam formulasi logaritma,

$$\ln L = -n \ln(\beta) + \left(\frac{1-\xi}{\xi}\right) \sum_{i=1}^n \left[1 - \frac{\xi}{\beta}(y_i)\right] \quad (2)$$

Prosedur pendugaan parameter dalam penelitian ini menggunakan metode Newton-Raphson (Rheinbolt 1998) dengan memaksimumkan turunan pertama parsial fungsi (2) terhadap parameter yang ingin dicari (ξ, β). Sehingga didapat persamaan :

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \xi} = \frac{\sum_{i=1}^n \ln\left(1 - \frac{\xi}{\beta}(y_i)\right)}{a^2} + \frac{(1-\xi) \sum_{i=1}^n \frac{(y_i)}{\beta\left(1 - \frac{\xi}{\beta}(y_i)\right)}}{\xi} = 0$$

$$\sum_{i=1}^n \frac{(y_i)/\beta}{\left(1 - \frac{\xi}{\beta}(y_i)\right)} = \frac{n}{(1-\xi)} \quad (3)$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta} = \frac{n}{\beta} - \frac{(1-\xi) \sum_{i=1}^n \frac{(y_i)}{\beta^2\left(1 - \frac{\xi}{\beta}(y_i)\right)}}{a} = 0$$

$$\sum_{i=1}^n \ln\left(1 + \frac{\xi}{\beta}(y_i)\right) = n\xi \quad (4)$$

Dengan persamaan (4) parameter ξ dan β bisa dihitung secara numerik. Pertama, dicoba suatu nilai awal dari kedua parameter. Kemudian, nilai ruas kiri pada persamaan (4) dihitung. Jika pada persamaan tersebut, nilai ruas kiri dikurangi ruas kanan bernilai mendekati nol, maka nilai kedua parameter ξ dan β sudah didapatkan. Selain itu untuk mendapatkan nilai dugaan parameter yang maksimum disyaratkan turunan parsial terhadap masing-masing parameter bernilai kurang dari nol dan memiliki nilai Jacobian yang lebih dari nol.

4. MEBOOT (MAXIMUM ENTROPY BOOTSTRAPING)

Pencatatan dalam kerugian risiko operasional, khususnya diperbankan Indonesia mulai diterapkan beberapa tahun terakhir. Hal ini berdampak pada terbatasnya data untuk kerugian dalam risiko operasional.

Efron (1982) memperkenalkan metode perbanyak data dengan prinsip *resampling* yang dikenal dengan Bootstrap. Metode ini dikembangkan oleh Vinod (2009) untuk data deret waktu. Metode Bootstrap yang dikembangkan oleh Vinod didasarkan pada prinsip maksimum entropi sehingga dinamakan maksimum bootstrap entropi (*Maximum Entropy Bootstrapping*, MEBoot).

Algoritma MEBoot bisa diuraikan dengan langkah-langkah berikut.

1. Urutkan T data contoh x_t (berindeks t) sehingga tersusun dari kecil ke besar dan lambangkan dengan $x_{(t)}$, dan catat vektor indeks urutan aslinya.
2. Hitung nilai tengah pada data yang sudah terurut pada langkah pertama dengan cara :

$$z_t = \frac{x_{(t)} + x_{(t+1)}}{2}$$

3. Hitung rata-ran terpotong (*trimmed mean*), m_{trm} , dari deviasi $x_t - x_{t-1}$ untuk setiap dua data yang berurutan. Hitung batas bawah untuk ekor kiri sebagai $z_0 = x_{(1)} + m_{trm}$ dan batas atas untuk ekor kanan sebagai $z_T = x_{(t-1)} + m_{trm}$

4. Bangkitkan sejumlah T bilangan acak seragam U(0,1), urutkan dan hitung kuantil data contoh pada masing-masing U(0,1) itu.
5. Urutkan kembali kuantil yang diperoleh sesuai dengan vektor indeks urutan yang tercatat pada langkah-1 untuk mengatasi hubungan ketergantungan pada data pengamatan aslinya.
6. Ulangi langkah-1 hingga langkah-5 sampai ukuran peengulangan yang diinginkan.

5. PENERAPAN TEORI NILAI EKSTRIM PADA RISIKO OPERASIONAL

5.1 OpVaR (Operational Value at Risk)

OpVaR adalah pengukuran berapa besar bank dapat menyerap kerugian akibat suatu risiko operasional dengan tingkat kepercayaan tertentu. Besaran yang ingin dicari dalam analisis risiko ialah *value at risk* (VaR) yang merupakan p% kuantil dari distribusi nilai total kerugian.

$$\text{OpVaR}_{p\%} = G^{-1}(p\%)$$

atau

$$\text{OpVaR} = u + \frac{\hat{\beta}}{\xi} \left\{ \left[\frac{n}{M} (1-p) \right]^{-\xi} - 1 \right\} \quad (5)$$

dengan:

OpVaR_p = Operational Value at Risk dengan p kuantil.

u = nilai ambang

$\hat{\beta}$ = parameter skala

ξ = parameter bentuk

n = total jumlah data observasi

M = jumlah data di atas nilai ambang

5.2 Prediksi (*Backtesting*)

Prediksi merupakan suatu proses yang digunakan untuk menguji validitas model dalam pengukuran potensi kerugian operasional. Pengujian validitas model ini dimaksudkan untuk mengetahui akurasi model risiko operasional yang digunakan dalam memproyeksi potensi kerugiannya. Cara pengujian validitas model dengan prediksi (*backtesting*) adalah dengan membandingkan nilai *value at risk* risiko operasional dengan realisasi kerugian operasional dalam suatu periode waktu tertentu. Validasi dapat dilakukan dengan prediksi (*backtesting*), uji kondisi krisis (*stress testing*), dan ataupun pemeriksaan oleh pihak *independent* (Alrianto 2009).

Prediksi ini merupakan perhatian utama komite BASEL dalam mengizinkan suatu bank menggunakan model internal untuk menghitung pencadangan modal. Bank pengguna internal model yang tidak tertib menjalankan prosedur prediksi dapat mengakibatkan keakuratan model diragukan sehingga model yang dicadangkan dapat terlalu kecil atau tidak mencukupi untuk menutupi risiko.

Menurut Cruz (2003), proses analisa operasional prediksi dilakukan melalui 2 (dua) tahapan, tahap pertama disebut dengan analisa dasar (*Basic Analysis*) yaitu membandingkan prediksi OpVaR berdasarkan data historis dengan kerugian aktual yang terjadi. Model dapat diterima apabila jumlah penyimpangan dari nilai OpVaR dengan kerugian aktual tidak melebihi batas yang disyaratkan.

Tahap kedua disebut dengan analisa statistika yaitu antara lain dengan uji Kupiec yang merupakan analisa prediksi dengan cara memperhitungkan jumlah kesalahan

yang terjadi dibandingkan dengan jumlah data. Pada dasarnya uji Kupiec ini adalah uji proporsi jumlah kesalahan pendugaan, yang menyebar binomial. Rumus yang digunakan adalah (Cruz 2003) :

$$H_0 : p = \hat{p} \quad \text{dengan} \quad \hat{p} = \frac{V}{T}$$

dengan statistik uji :

$$\chi^2(\text{hitung}) = -2 \ln LR$$

$$= -2\ln \left(\frac{[(1-\alpha)^{T-V}(\alpha)^V]}{\left\{ \left[1-\left(\frac{V}{T}\right)\right]^{T-V} \left(\frac{V}{T}\right)^V \right\}} \right) \quad (6)$$

6. METODOLOGI

6.1 Data

Data yang digunakan adalah data bulanan kerugian aktual bank XXX untuk kejadian operasional, sesuai dengan pengelompokan data kerugian oleh BIS, yaitu :

1. Kejahatan internal (*Internal fraud*, IF)
2. Kejahatan eksternal (*External fraud*, EF)
3. *Employment Practices and Workplace Safety* (EPWS)
4. *Client/Products and Business Practices* (CBP)
5. *Damage to Physical Assets* (DPA)
6. *Business disruption and system failures* (BDSF)
7. *Execution/Delivery and Process Management* (EPM)

Kejadian yang dimodelkan dalam penelitian ini hanya enam jenis kejadian risiko operasional pertama, hal ini dikarenakan keterbatasan data untuk tipe kejadian EPM Data direkap dari tahun 2009 hingga tahun 2010. Data dibagi menjadi dua yaitu tahun 2009 digunakan untuk keperluan perhitungan OpVar dengan GPD, dan data tahun 2010 digunakan untuk melakukan prediksi

6.2 Metode

Adapun tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu:

1. Penentuan Data
Database kejadian kerugian operasional Bank XXX yang digunakan dalam laporan ini bersumber dari hasil temuan satuan kerja audit internal dan kertas kerja laporan profil risiko dalam periode Januari 2009 sampai dengan Desember 2010. Data kerugian tersebut merupakan kerugian aktual yang telah dipetakan berdasarkan tujuh tipe kejadian. Selanjutnya melakukan perhitungan statistik deskriptif terhadap data kejadian kerugian aktual Bank XXX tersebut.
2. Melakukan MEBot terhadap data kerugian tahun 2008, untuk masing-masing tipe kejadian.
3. Penentuan Nilai Ambang
Langkah-langkah penentuan nilai ambang adalah sebagai berikut :
 - a. Urutkan seluruh data kerugian aktual untuk setiap tipe kejadian dari yang terbesar hingga terkecil.
 - b. Hitung jumlah data dari setiap tipe kejadian dan masing-masing dikalikan dengan 10%. Hasilnya adalah jumlah data teratas dari setiap tipe kejadian.
 - c. Selanjutnya, dengan mengurutkan data teratas kebawah sampai dengan jumlah data dari perhitungan di atas, akan diperoleh 10% data teratas yang masuk dalam nilai ekstrim.
 - d. Batas bawah dari 10% data teratas tersebut akan menjadi nilai ambang dari masing-masing tipe kejadian.
4. Melakukan pendugaan Parameter
Metode pendugaan parameter yang digunakan adalah metode POT, maka penduga dilakukan atas dua parameter yaitu parameter bentuk dan parameter skala, dengan menerapkan metode analisis numerik pada persamaan (4) maka akan didapat penduga parameter $\hat{\xi}$ dan $\hat{\beta}$. Dalam menentukan dugaan parameter GPD dalam penelitian ini menggunakan Toolkit R2.10, package ExtRemes.
5. Melakukan plot kuantil-kuantil untuk melihat kesesuaian distribusi.
Plot kuantil-kuantil digunakan untuk melihat kesesuaian pola sebaran data sampel terhadap pola sebaran teoritik, dalam kasus ini GPD (Aunudin 1989).
Prosedur pemeriksaan kesesuaian sebaran terhadap sebaran teoritisnya (GPD) dengan menggunakan plot kuantil-kuantil adalah sebagai berikut,
 - a. Urutkan data menjadi $y_{(1)} \leq \dots \leq y_{(i)} \dots \leq y_{(n)}$

- b. Untuk setiap $y(i)$ tetapkan nilai $p_i = (n - i + 0.5)/n$, dimana p_i adalah plot kuantil empirik, dan n adalah banyaknya data di atas nilai ambang.
- c. Untuk setiap p_i , plotkan antara $y(i)$ dengan $G^{-1}(p_i)$, yang merupakan plot kuantil-kuantil, dengan G^{-1} merupakan fungsi invers dari sebaran kumulatif GPD, sehingga di dapat

$$G^{-1}(p) = \frac{\hat{\beta}}{\hat{\xi}} ((1-p)^{-\hat{\xi}} - 1) \text{ untuk } \hat{\xi} \neq 0$$

6. Plot kuantil-kuantil, data memiliki kecendrungan menyebar sesuai sebaran teoritis jika plot berbentuk lurus
7. Uji Kolmogorov-Smirnov (KS)
Pengujian sebaran data menyebar GPD dapat dipergunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Pada dasarnya uji ini memverifikasi perbedaan antara sebaran empirik dan sebaran data sampel.
Hipotesis:
 $H_0 : F(x) = F_0(x)$ untuk semua nilai x
 $H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ paling sedikit satu nilai x_i
dengan KS Statistik:

$$D_n = \max[|F_0(x) - F(x)|]$$

sedangkan,

D_n adalah jarak Kolmogorov-Smirnov, n adalah banyak data sampel, $F_0(x) = \frac{n-k+0.5}{n}$, k adalah urutan data dari besar ke kecil, dimana $k=1, \dots, n$ (Cruz 2003).

8. Perhitungan OpVaR
OpVaR dapat langsung dihitung dengan memasukan nilai penduga parameter yang telah diperoleh sebelumnya dengan menggunakan rumus OpVaR pada persamaan (5). Sebagai keperluan perbandingan, dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan beberapa tingkat kepercayaan, yaitu 95%, 99%, dan 99,9%.
9. Validasi
Prosedur untuk melakukan prediksi adalah sebagai berikut (Cruz 2003):
- Menentukan besarnya OpVaR dari waktu ke waktu sesuai dengan periode proyeksinya. Dalam penelitian proyeksi didasarkan pada perubahan nilai inflasi pada tahun 2010.
 - Menentukan besarnya kerugian operasional dalam periode selanjutnya
 - Menentukan indikator biner (BI) dengan ketentuan

$$BI = \begin{cases} 0 & \text{jika OpVaR} < \text{kerugian aktual} \\ 1 & \text{jika OpVaR} > \text{kerugian aktual} \end{cases}$$
 - Menghitung jumlah nilai BI sebagai jumlah dari kesalahan pendugaan.
 - Menghitung nilai LR sesuai dengan persamaan (6).
 - Menentukan nilai tingkat kepercayaan, yaitu $1-\alpha$, dan juga α .
 - Membandingkan nilai LR dengan $\chi^2_{(1,\alpha)}$ untuk masing-masing OpVaR. Apabila nilai LR lebih kecil dari $\chi^2_{(1,\alpha)}$ maka model adalah valid, dan sebaliknya.

7. HASIL DAN PEMBAHASAN

7.1 Deskripsi Kerugian Aktual

Data yang digunakan dalam laporan ini adalah data mengenai kerugian aktual (*Actual Los*) dari risiko operasional, untuk keenam jenis kejadian risiko. Data kerugian aktual ini didapat dari audit internal bank XXX, dengan rumusan nilai kerugian aktual merupakan selisih antara besarnya kerugian yang diderita (*severity*) dengan dana pengganti (*recovery*) yang dimiliki bank untuk mengatasi adanya kerugian untuk tiap jenis kejadian. Dalam hal ini Bank XXX memberikan dana pengganti sama untuk setiap jenis kejadian risiko, yaitu sebesar Rp1.000.000,- untuk setiap waktunya.

Pada Tabel 1 disajikan statistika deskriptif data kerugian aktual risiko operasional. Hasil statistika deskriptif di atas secara eksploratif dapat dikatakan bahwa kecenderungan data menyebar tidak normal, hal ini bisa dilihat dari nilai rata-rata dan median yang tidak saling berimpit. Sebagai contoh dapat dilihat untuk kejadian IF, memiliki nilai rata-rata 56942977 dan

nilai median 57618561 hal ini mengindikasikan adanya selisih antara median dan rata-rata, salah satu karakteristik data yang tidak menyebar normal

Hal ini didukung dengan memiliki nilai kemenceng (skewness) yang tidak sama dengan nol. Akan tetapi pernyataan ini kurang kuat karena bila dilihat nilai simpangan baku sebesar 19614370, berarti perbedaan antara nilai rata-rata dan nilai tengah masih bisa ditoleransi.

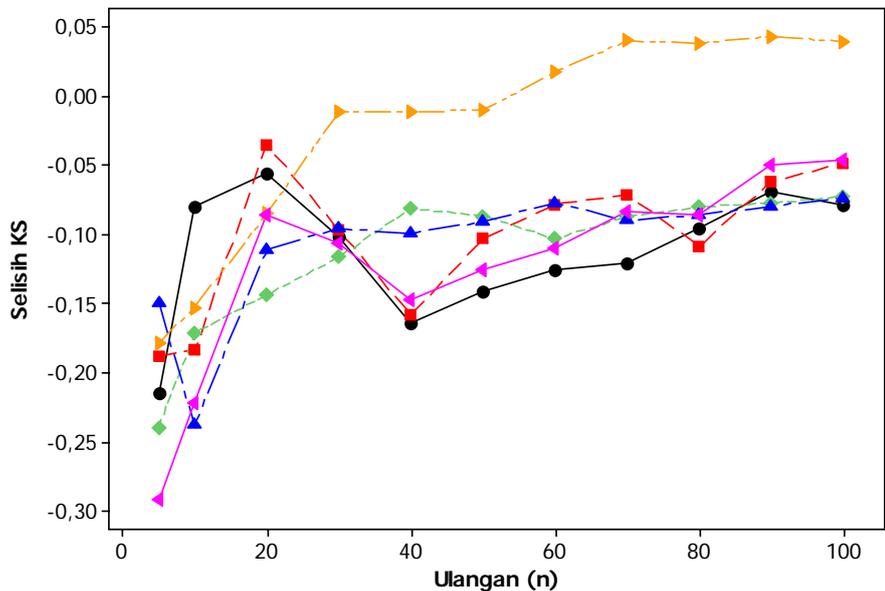
Hal ini terjadi karena jumlah sampel yang terlalu sedikit karenanya untuk mengetahui sebaran sesungguhnya dari kerugian aktual ini akan dikenakan pendekatan metode

Tabel 1 Statistika Deskriptif Kerugian Aktual Risiko Operasional

| Statistik | Jenis Kejadian | | | | | |
|----------------|----------------|-------------|--------------|-------------|-------------|-------------|
| | IF | EF | EPWS | CBP | DPA | BDSF |
| Rataan | 569429,77 | 54150929,13 | 80474029,33 | 124647495,5 | 22682595,15 | 23801091,08 |
| Median | 57618561 | 52813269,50 | 89444793,00 | 116181570,5 | 20632940,50 | 21243230,00 |
| Simpangan Baku | 19614370 | 26409696,08 | 20136617,33 | 37386245,85 | 11822189,84 | 11843183,49 |
| Kemenceng | -0,49626 | 0,633706246 | -1,448952987 | 0,585764222 | 1,493129061 | 1,633590484 |
| Minimum | 14164356 | 15081801 | 31039680 | 49434053 | 7765783 | 8550302 |
| Maksimum | 91835496 | 109737830 | 98465135 | 215840366 | 52887611 | 54028296 |
| N | 12 | 12 | 12 | 12 | 12 | 12 |

Permasalahan yang timbul akibat penggunaan MEBoot ini adalah dalam menentukan berapa besar ulangan MEBoot yang digunakan. Hal ini dikarenakan ketika melakukan MEBoot terlalu besar maka data akan menyebar normal sesuai dengan teorema limit pusat, sehingga diperlukan batasan ukuran yang tepat agar data yang dihasilkan dari MEBoot ini nantinya menyebar GPD. Dalam penelitian ini dilakukan beberapa simulasi MEBoot dalam beberapa periode data, yaitu 5, 10, 20 ...100 tahun dengan selang 10 tahun sekali sampai 100 tahun.

Setelah dilakukan simulasi MEBoot didapat plot kuantil-kuantil untuk berbagai ukuran MEBoot, diketahui bahwa data mulai menyebar GPD untuk periode MEBoot 40 tahun. Langkah selanjutnya adalah mengukur ulangan MEBoot yang memberikan hasil terbaik. Penelitian ini untuk melihat ulangan MEBoot terbaik dilihat dari nilai selisih terkecil antara nilai uji KS data sampel hasil MEBoot dengan nilai KS tabel. Hasil diperoleh seperti tampak pada Gambar 1 Tampak bahwa nilai rata-rata selisih KS paling minimum diperoleh ketika melakukan MEBoot untuk periode 40 tahun selain itu juga dapat dilihat setelah ulangan 40 tahun ini cenderung stasioner, pada berbagai jenis tipe kejadian risiko operasional



Gambar 1 Grafik selisih nilai KS pada berbagai ulangan MEBoot
 (—●—) IF, (—■—) EF, (—◆—) EPWS, (—▲—) CBP, (—▶—) DPA, dan (—▼—) BDSF.

7.2 Teori Nilai Ekstrim

Penentuan Nilai Ambang

Penelitian ini menggunakan metode persentase 10% dalam penentuan nilai ambang, sebagaimana dijelaskan dalam bagian sebelumnya, dihasilkan data di atas nilai ambang dari data MEBoot yang digunakan untuk perhitungan OpVaR

Tabel 2 Nilai Ambang Kejadian-kejadian Risiko Operasional

| Tipe Kejadian | jumlah data (n) | Data Ekstrim (M) | Threshold |
|---------------|-----------------|------------------|-----------|
| IF | 480 | 48 | 82210852 |
| EF | 480 | 48 | 100095085 |
| EPWS | 480 | 48 | 103699023 |
| CBP | 480 | 48 | 192395884 |
| DPA | 480 | 48 | 43032263 |
| BDSF | 480 | 48 | 44242632 |

Sesuatu yang menarik dapat dilihat pada Tabel 2, yaitu nilai nilai ambang untuk tipe kejadian CBP memiliki nilai yang jauh lebih besar dibanding kelima tipe kejadian yang lainnya, hal ini menjadi indikasi bahwa kerugian terbesar yang didapat bank sebagian besar dari tipe kejadian kerugian ini. Selain itu, dengan nilai nilai ambang yang cukup besar ini akan menjadi indikasi, berdampak nantinya terhadap alokasi dana risiko yang besar untuk tipe kejadian ini. Hal ini akan dapat dinilai lebih akurat dengan pendekatan EVT.

Pendugaan Parameter

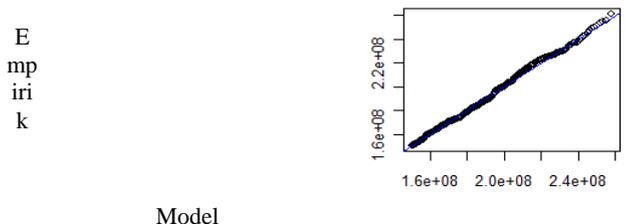
Sesuai teorema *pickands-Dalkema-de Hann*, dengan menggunakan metode POT dalam mengidentifikasi nilai ekstrim maka sebaran ekor yang diduga akan mengikuti sebaran GPD. Selanjutnya untuk menduga parameter bentuk dan skala dilakukan untuk seluruh nilai ekstrim masing-masing tipe kejadian berdasarkan nilai ambang yang telah ditetapkan di atas. Berdasarkan persamaan (4) dengan menggunakan analisis numerik untuk 480 data hasil MEBoot maka akan didapat nilai-nilai penduga parameter GPD untuk masing-masing tipe kejadian seperti tampak pada Tabel 3. Dari Tabel 3 dapat dilihat bahwa nilai-nilai parameter bentuk kurang dari nol ($\xi < 0$). Hal ini berarti sebaran memiliki selang terbatas.

Tabel 3 Dugaan Parameter Bentuk dan Skala untuk Kejadian-kejadian Risiko Operasional

| Tipe Kejadian | Dugaan Parameter GPD | |
|---------------|----------------------|----------|
| | Bentuk | Skala |
| IF | -0,8622 | 26709410 |
| EF | -0,6502 | 23499180 |
| EPWS | -0,4190 | 6753319 |
| CBP | -0,7150 | 41207510 |
| DPA | -1,0245 | 21681660 |
| BDSF | -0,8149 | 13823050 |

7.3 Plot Kuantil-kuantil untuk Melihat Kesesuaian Sebaran

Penggunaan algoritma pembuatan plot kuantil-kuantil pada bagian metode untuk melihat kesesuaian sebaran, selanjutnya didapat Plot kuantil-kuantil untuk data tipe kejadian CBP, dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Plot kuantil-kuantil untuk tipe kejadian CBP.

Terlihat pada Gambar 2 bahwa data memiliki indikasi menyebar GPD, maka secara eksploratif dapat dikatakan data kerugian CBP menyebar GPD sehingga sah untuk mencari OpVaR dengan metode EVT-GPD ini. Plot kuantil-kuantil untuk keenam tipe kejadian kerugian dapat dilihat pada Lampiran 1, dan secara eksploratif dapat disimpulkan bahwa keenam tipe kejadian risiko menyebar GPD.

7.4 Uji Kolmogorov-Smirnov (KS)

Uji kesesuaian sebaran dengan metode eksploratif kurang begitu meyakinkan karenanya perlu dilanjutkan dengan uji kesesuaian sebaran secara inferensia, dalam penelitian ini menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Dengan menerapkan metode uji KS didapat nilai D_n untuk kejadian kerugian IF sebesar 0,1356 dengan nilai KS tabel sebesar 0,2353 pada $\alpha=0,01$, maka tidak tolak H_0 . Hal ini berarti dengan kepercayaan 99% dapat dikatakan bahwa data sebaran CBP sampel menyebar GPD dengan parameter dugaannya. Uji KS untuk keenam tipe

kejadian kerugian dapat dilihat pada Lampiran 2 dan disimpulkan bahwa keenam tipe kejadian risiko menyebar GPD.

7.5 Pengukuran Risiko Operasional Bank XXX dengan Metode EVT

Pengukuran nilai risiko operasional dengan menggunakan data kerugian aktual Bank XXX tahun 2009 yang telah dikenakan perlakuan MEBoot dan data hasil MEBoot ini diterapkan metode POT dalam mengidentifikasi nilai ekstrim data kerugian tersebut. Adapun pertimbangannya adalah metode ini menganalisis suatu data adalah termasuk dalam nilai ekstrim jika melewati suatu nilai ambang (u) tertentu. Sehingga hal ini dapat mengatasi jika observasi amatan sedikit dan juga tidak terdapatnya keterangan mengenai periode pada data kerugian risiko operasional yang dimiliki.

Setelah berkeyakinan bahwa data tersebar secara *GPD* maka dapat digunakan persamaan (5) untuk menghitung nilai risiko operasional, karena sebelumnya telah didapat penduga parameter bentuk dan skala maka persamaan (5) dapat langsung digunakan untuk menghitung nilai risiko operasional (OpVaR) untuk setiap tipe kejadian. Pada tabel 4 disajikan besarnya nilai OpVaR untuk keenam tipe kejadian risiko operasional.

Tabel 4 Dugaan Nilai Risiko Operasional (OpVaR)

| Kejadian Kerugian | OpVaR (Rupiah) | | |
|-------------------|----------------|-------------|-------------|
| | 95% | 99% | 99,90% |
| IF | 96.147.366 | 108.933.618 | 112.603.403 |
| EF | 113.207.574 | 128.149.652 | 134.427.658 |
| EPWS | 107.761.562 | 113.674.507 | 117.475.538 |
| CBP | 214.918.750 | 238.921.159 | 247.889.689 |
| DPA | 53.792.136 | 62.195.672 | 64.007.040 |
| BDSF | 51.562.982 | 58.607.664 | 60.807.546 |

Pengertian OpVaR dengan tingkat kepercayaan 95% sebesar Rp 214.918.750,- pada tipe kejadian CBP adalah kerugian operasional maksimum yang diakibatkan kejadian CBP Bank XXX selama 1 tahun kedepan dengan tingkat kepercayaan 95% adalah sebesar Rp 214.918.750,- .

Secara eksploratif dapat disimpulkan bahwa semakin tinggi tingkat kepercayaan maka nilai OpVaR akan semakin tinggi pula. Dari tabel di atas dapat dilihat pula besarnya pertumbuhan OpVaR untuk tipe kejadian CBP (parameter bentuk bernilai negatif) dari tingkat kepercayaan 95% ke 99% adalah 20,22% , sedangkan peningkatan OpVaR dari tingkat kepercayaan 99% ke 99,9% meningkat sebesar 9,13%. Hal ini akan berbeda ketika dugaan parameter bentuk bernilai positif. Dampak yang akan terjadi ketika parameter bentuk bernilai positif, kenaikan tingkat kepercayaan akan berdampak pada perubahan yang signifikan pada nilai OPVaR yang harus dicadangkan. Sehingga nilai dugaan parameter bentuk diharapkan bernilai negatif, agar dana yang dicadangkan tidak semakin besar seiring penambahan tingkat kepercayaan.

Diasumsikan bahwa keenam tipe kejadian kerugian tersebut saling bebas, maka akan didapat OpVaR total bank ini adalah sebesar Rp 737.210.874,- pada tingkat kepercayaan 99,9%. Hal ini berarti beban modal yang harus dicadangkan bank pada tahun 2010 sebesar Rp 737.210.874,- dengan tingkat kepercayaan 99,9%.

7.6 Prediksi

Validitas model ini dapat diuji dengan prediksi atau uji validasi model dengan menggunakan uji *Kupiec* yang dapat memastikan bahwa model yang digunakan untuk mengukur risiko operasional tersebut dapat diterima keabsahannya. Melalui prediksi ini dapat disimpulkan apakah model yang dihasilkan layak atau tidak untuk implementasi alat ukur besarnya risiko operasional. Hasil prediksi untuk kejadian CBP seperti pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil Algoritma Prediksi untuk Kejadian CBP

| Bulan | Kerugian aktual | OpVaR(95%) | Indikator biner |
|------------------------------------|--------------------|-------------|--------------------|
| 01/01/2010 | 50539328 | 222913727 | 0 |
| 01/02/2010 | 191571782 | 231406740 | 0 |
| 01/03/2010 | 101483859 | 239343991 | 0 |
| 01/04/2010 | 194884413 | 248702341 | 0 |
| 01/05/2010 | 164359839 | 259048359 | 0 |
| 01/06/2010 | 98078410 | 272130301 | 0 |
| 01/07/2010 | 146941251 | 289056806 | 0 |
| 01/08/2010 | 73690593 | 307672064 | 0 |
| 01/09/2010 | 94531747 | 325517043 | 0 |
| 01/10/2010 | 131946636 | 343973860 | 0 |
| 01/11/2010 | 132863144 | 365747405 | 0 |
| 01/12/2010 | 32945569 | 391203425 | 0 |
| LR (Rasio Kemungkinan Maksimum) | | 1,231039065 | |
| $\chi^2_{(1,\alpha=5\%)}$ | | 3,84 | |

Nilai LR untuk model CBP ini adalah 1,23 didapat dengan menggunakan persamaan (6), sedangkan nilai $\chi^2_{(1,\alpha=5\%)}$ adalah 3,84, berarti tidak tolak H_0 . Hal ini menyatakan bahwa model yang dibangun untuk CBP adalah *valid*. Artinya dengan kepercayaan sebesar 95% bahwa model untuk CBP adalah sah untuk digunakan. Diketahui bahwa uji prediksi untuk keenam kejadian sah untuk digunakan

8. PENUTUP

Penggunaan teorema *Pickand-Dalkema de-Hann* akan menyebabkan sebaran data risiko operasional menyebar GPD. Dalam penggunaan MEBoot sebaiknya malakukan ulangan MEBoot minimal 40 tahun untuk data bulanan. Model OpVaR yang diperoleh dengan sebaran GPD sudah baik, berdasarkan uji kelayakan model mempergunakan prosedur prediksi. Selain itu didapat pula penyebab terbesar munculnya kejadian risiko operasional pada tipe kejadian CBP, sehingga bank harus memberi perhatian lebih pada tipe kejadian ini.

Pada penelitian lanjutan karena telah diterapkan algoritma MEBoot dan diketahui bahwa asumsi prediksi nilai OpVaR dengan teori nilai ekstrim selalu meningkat sehingga terlihat selisih nilai OpVaR dengan kerugian aktual terlampau besar, maka sebaiknya perlu ditambahkan metode ARCH dan GARCH untuk perhitungan nilai OpVaR, sehingga bisa dibandingkan mana yang lebih efektif dalam menghitung nilai OpVaR antara metode EVT-GPD dan metode ARCH dan GARCH.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Alrianto G. 2009. Analisis Pengukuran Risiko Operasional Bank "ABC" dengan *Metode Kerugian Distribution Approach* [Tesis]. Jakarta:UI
- [2]. Aunudin.1989. Analisis Data. IPB :Bogor
- [3]. Chavez-Demoulin V dan Sardy S. 2004. *A Bayesian Nonparametric Peaks over* Nilai ambang *Method to Estimate Risk Measure of Nonstationary Financial Time Series* [Jurnal on-line]. www.gloriamundi.org

- [4]. Cruz MG.2003. *Modeling, Measuring, and Hedging Operational Risk*. John Willey & Sons: Canada
- [5]. Efron B. 1982. *The Jackknife, the Bootstrap and other Resampling Plans*. Society For Industrial And Applied Mathematics :Pensylvania
- [6]. Embrechts p, Kluppeiberg C, Mikosch T. 1997. *Modelling Extremal Events for Insurance*. Springer-Verlag.New York.
- [7]. Gilli M, Kellezi E. 2003. An Application of Extreme Value Theory for Measuring Financial Risk. [Jurnal *on-line*]
- [8]. Juliastuti D. 2007. Implementasi Metode Extreme Value Theory dalam Pengukuran Risiko Operasional [Tesis]. Jakarta:UI
- [9]. Liu WH.2008. *A Closer of Extreme Value Theory Modeling in Value-at-Risk Estimation*. [Jurnal *on-line*]