

Perhitungan *Capital Charge* untuk Risiko Operasional Perbankan: Metode Simulasi

Neni Lestari
Bambang Hermanto

Abstract

The New Basel Accord II as an International Regulation for Banking Industry will be effective at year-end 2006 by Basel Committee on Banking Supervision. This New Basel will straighten up the Capital Charge for few significance risks in banking industry such as credit risk, liquidity risk, and the new introduced risk, the operational risk. Since this new regulation will be effective soon and banking industry in Indonesia is not familiar yet, the writer try to help them by designing the matrix and operational loss data processing procedure for capital charge calculation and causal modeling to deal with the regulation and to detect the factors which led to operational loss. The matrix is arranged from hourly to monthly event according to business lines and event types as in Basel Accord II. To handle the small amount of operational loss data, the writer has used bootstrap method. Bottom-Up Approach is selected to modeling the operational risk. This approach using Peaks Over Threshold-Generalized Pareto Distribution (POT-GPD) plus Peaks Over Threshold-Point Process (POT-PP) from Extreme Value Theory to calculate the capital charge and also using the linear regression for Causal Modeling. The writer found that the larger the sample size is, the harder these distributions to fit with Generalized Pareto Distribution in particular threshold especially for sample size which nearly 50 "it can be assumed Normal distribution so Value at Risk can be used to calculate the capital charge", even though the writer has tried to remove the threshold to the higher percentile. So, it was suggested to the user of Generalized Pareto Distribution always to fit their data or distributions using the Kolmogorov-Smirnov statistics

Keywords: *Capital charge*, risiko operasional

Bisnis bank adalah bisnis kepercayaan, karenanya diperlukan suatu sistem, struktur organisasi yang baik, dan juga orang-orang yang cakap dibidangnya serta dapat dipercaya sehingga kegiatan bank dapat berjalan dengan lancar. Penyediaan itu membutuhkan biaya yang tidak sedikit dan bisa-bisa jika salah perhitungan maka akan terjadi ketidakefektifan. Tetapi, di lain pihak, bisa saja suatu bank melakukan penghematan dengan mem-

batasi jumlah orang maupun kontrol terhadap prosedur-prosedur kegiatan perbankan, hal ini dapat membuat satu atau beberapa orang memiliki wewenang di lebih dari satu divisi, sehingga tidak ada pemeriksaan ulang pada transaksi-transaksi yang telah diselesaikan dan lain sebagainya. Jika hal-hal di atas terjadi, maka risiko yang belum pernah disebutkan sebelumnya akan muncul yaitu risiko operasional (*operational risk*).

Masalahnya, belum ada cara yang tepat untuk mengukur dan juga memodelkan risiko operasional karena ruang lingkup risiko ini terlalu luas. Kalaupun ingin

memodelkannya, maka perlu dilakukan pemilihan prosedur mana yang ingin dimodelkan, bisa prosedur pemberian kredit ataupun prosedur pengiriman uang dan lain sebagainya karena semua proses itu tidak sesederhana yang kita bayangkan, selain itu data yang terkumpul mengenai kerugian yang berhubungan dengan risiko operasional kurang memadai, sehingga sulit untuk melakukan pengukuran apalagi memodelkan. Jadi, risiko operasional memiliki pengaruh yang besar untuk industri yang memiliki beberapa karakteristik berikut yaitu *volume* perusahaan yang besar, *turnover* yang tinggi, perubahan struktur yang cepat, dan atau sistem pendukung yang cukup kompleks.

Kesalahan operasional dalam sebuah kegiatan *treasury* perbankan memiliki konsekuensi yang amat penting terhadap pengukuran risiko kredit dan risiko pasar. Jika kesalahan prosedur terjadi maka risiko yang akan terpengaruh adalah risiko pasar. Kesalahan yang terjadi karena memilih rekan kerja yang tidak tepat akan berpengaruh pada risiko kredit.

Kasus-kasus kesalahan operasional yang terjadi di Indonesia tidak kurang menghebohkan. Walau Bank Indonesia sudah mempunyai banyak peraturan dan pengaturan ketat terhadap bank-bank di Indonesia, kasus-kasus jebolnya bank tetap saja bermunculan, seperti Bank BNI yang mengalami kerugian Rp 1,2 triliun pada tahun 2004 akibat kesalahan operasional. Terakhir, kasus di Bank Mandiri membuat bank plat merah itu mengubah tingkat kolektibilitas kreditnya sebesar Rp 11,2 triliun. Berdasarkan kasus Bank Mandiri, BNI dan Barings Bank dapat diambil suatu kesimpulan bahwa risiko operasional memiliki dampak yang cukup besar pada risiko pasar dan risiko kredit, hal ini sesuai dengan pernyataan Cruz (2002).

Berdasarkan *Consultative Document The New Basel Accord*, manajemen risiko

Neni Lestari, S.Si, M.S.M
Bambang Hermanto, Ph.D.,
Kepala Departemen Management FEUI

operasional di industri perbankan akan mulai diberlakukan akhir tahun 2006. Celakanya, data-data kerugian operasional di industri perbankan Indonesia belum tercatat dengan baik. Bahkan banyak manajemen di dalam industri ini sendiri masih belum tahu dan menyadari betapa pentingnya manajemen risiko operasional ini.

Tulisan ini menawarkan cara untuk menjembatani permasalahan yang ada di dalam industri perbankan, dengan desain matriks dan prosedur pengolahan data yang penulis rancang, diharapkan bisa membantu pihak perbankan untuk menentukan *capital charge* untuk risiko operasional di Indonesia yang optimal. Desain matriks dan prosedur pengolahan data untuk kerugian operasional bagi perbankan di Indonesia dapat dipergunakan untuk menentukan *capital charge* (penyisihan biaya untuk mengantisipasi kerugian) seoptimal mungkin sehingga CAR perbankan tidak tersedot oleh banyak dana yang tidak dapat digerakkan (*idle*) karena penyisihan tersebut atau pun kekurangan dana untuk menutupi kerugian yang akan dialami.

Manfaat tulisan ini ialah membantu perbankan di Indonesia yang kinerjanya berbasis risiko sesuai dengan API pilar III untuk mulai merancang sistem *database* kerugian operasional sehingga dapat melakukan pengukuran risiko operasional baik yang berupa *expected loss* dan *unexpected loss*. Pengukuran ini berguna untuk menghitung penyisihan modal (*capital charge*) yang optimal bagi individu perbankan selain yang sudah ditentukan dalam *The New Basel Accord* yang akan diberlakukan akhir tahun 2006.

Selain individu perbankan, Bank Indonesia sebagai bank sentral pun bisa memnfaatkan penulisan ini untuk menghitung penyisihan modal (*capital charge*) yang optimal bagi keseluruhan perbankan di Indonesia sehingga dapat melakukan pengawasan dan kontrol serta meningkatkan fungsi pengawasan BI dalam rangka meningkatkan kualitas manajemen risiko perbankan sebagai salah satu kegiatan yang mendukung pilar IV API yaitu Program Peningkatan Kualitas Manajemen dan Operasional Perbankan.

RISIKO OPERASIONAL: PENGERTIAN, PENGUKURAN, DAN PEMODELAN

Definisi Risiko Operasional

Definisi risiko operasional yang berlaku menurut *Consultative Document The New Basel Capital Accord* adalah risiko yang terjadi karena kegagalan dan ketidak-optimalan proses internal, pegawainya, sistem teknologi yang dipakai, dan juga dari kejadian eksternal. Sebelumnya ada berbagai macam pendapat mengenai definisi risiko operasional. Salah satunya, Dowd (1998) menyatakan bahwa risiko ini adalah segala risiko yang berhubungan dengan kegiatan operasional. Kegiatan operasional sendiri mencakup semua tahapan proses bisnis, contohnya ialah perdagangan yang tidak diotorisasi, kesalahan manusia maupun kerusakan sistem, keluarnya pegawai lama, kegagalan komunikasi, kesalahan sistem pemodelan dan simulasi, serangan teroris, bencana alam, nasabah penipu, matinya komputer, dan lain sebagainya. Mengingat kasus Barings, risiko operasional lebih berbahaya dari risiko-risiko lainnya dan dapat menjadi pemicu kegagalan operasional.

Pengukuran Risiko Operasional dan Manfaatnya

Salah satu metode pengukuran-risiko adalah mencari mean dari suatu fungsi distribusi kumulatif tertentu atau mengukur nilai *percentile* tertentu dari fungsi distribusi kumulatif tertentu yang biasa disebut sebagai *Value at Risk*. Definisi *Value at Risk* adalah pengukuran atas harapan akan kerugian terbesar yang bisa ditanggung oleh perusahaan. Beberapa manfaat pengukuran operasional ialah:

- Menentukan cadangan modal untuk mengcover suatu risiko.
- Menaksir prospek keuntungan yang dapat diraih perusahaan.
- Memberikan sinyal pada manager untuk menjaga dan meningkatkan kinerja pegawai.

Struktur Pemodelan dan Pengukuran Risiko Operasional

Cruz (2002) menyatakan bahwa risiko operasional memiliki dampak besar pada risiko pasar dan risiko kredit seperti yang telah dijelaskan pada bagian latar belakang tulisan ini. Untuk itu, diperlukan penangan-

an yang tepat bagi risiko operasional. BCBS sendiri akan memberlakukan *The New Basel Accord* pada akhir tahun 2006. Hal itu berarti pihak perbankan harus sudah mulai mempersiapkan segala perangkat yang berkaitan dengan risiko operasional.

Berikut adalah tahap-tahap yang harus dipersiapkan perbankan untuk menangani manajemen risiko operasionalnya:

- Membuat desain matriks data untuk *database* yang berisi kumpulan data mengenai kerugian operasional dan faktor-faktor yang mempengaruhinya.
- Pemodelan stokastik dari kerugian operasionalnya untuk menentukan *operational risk capital charge* yang optimal.
- Memodelkan kerugian operasional beserta penyebabnya dengan *causal modeling*.
- Setelah melakukan ketiga hal di atas barulah pihak perbankan melakukan manajemen pada risiko operasionalnya.

Perhitungan *Capital Charge* untuk Risiko Operasional

Consultative Document The New Basel Capital Accord yang dikeluarkan oleh *Basel Committee on Banking Supervision* (BCBS) pada bulan April 2003 menyatakan bahwa terdapat tiga (3) metode perhitungan *capital charge* untuk risiko operasional berdasarkan tingkat kepekaannya terhadap risiko itu sendiri. Mereka adalah *The Basic Indicator Approach*, *The Standardized Approach*, dan *Advanced Measurement Approach*. Perbankan di Indonesia sendiri masih menggunakan pendekatan yang paling sederhana, sementara BCBS mengharapkan perbankan dapat menggunakan pendekatan yang ketiga pada akhir tahun 2006.

Pemodelan Risiko Operasional¹

Top-Down Approach

Model ini memberikan penekanan pada pengukuran kinerja organisasi secara menyeluruh dan berusaha untuk membangun model dari faktor-faktor dan kejadian-kejadian yang menyebabkan perubahan kinerjanya. Model ini sederhana dan murah karena data yang

1 Marshall, C.L. (2001), "Measuring and Managing Operational Risks in Financial Institutions: Tools, Technique, and other Resources", John Wiley & Sons (Asia) Pte Ltd, Singapore hal. 99-110

digunakan dapat diperoleh dari informasi publik seperti laporan keuangan tahunan dan harga saham. Namun, model ini kurang relevan untuk manajer risiko operasional karena sumber kerugiannya tidak dibuat secara terperinci sehingga keputusan yang akan diambil tidak akan optimal. Biasanya pemodelan ini dilakukan dengan data historis dan sulit untuk diekstrapolasi. Berikut ini terdapat dua contoh model *top-down*:

1. *Stock Return Models*

Model ini diperoleh dengan membuat regresi linier antara tingkat pengembalian saham perusahaan (*rate of return*) atau biasa disebut ROR dengan faktor-faktor yang menentukan imbal hasil (*return*) itu sendiri seperti pergerakan pasar, aset bebas risiko, kurs, dan lain-lain. Yang dimaksud dengan kerugian operasional-nya adalah selisih antara data asal ROR dengan hasil penaksiran ROR berdasarkan model yang telah terbentuk (*residu/error*).

2. *Income Based Models*

Pemodelan ini dilakukan dengan melakukan regresi terhadap laba/rugi perusahaan sebagai variabel tak bebas dan faktor-faktor yang mempengaruhi pendapatan dan biaya sebagai variabel bebasnya.

Bottom-Up Approach

Model ini bermula dari unsur-unsur dasar kegiatan operasional perbankan, seperti aset dan kewajiban milik perusahaan atau proses dan pelaku kegiatan operasional. Kemudian, dari bawah ke atas (*bottom-up*) akan diperoleh gambaran mengenai perubahan yang cukup potensial dari unsur-unsur tersebut sehingga memiliki pengaruh terhadap suatu target seperti laba bersih dan penyesuaian nilai aset terhadap pasar (*mark-to-market*). Perubahan yang potensial ini akan dimodelkan sebagai faktor yang menyebabkan suatu kerugian terjadi.

Jangkauan pengguna model ini lebih luas dari pada model *top-down*, mulai dari manajemen tingkat menengah sampai manajemen tingkat puncak, mulai dari perencanaan internal sampai dengan strategi perencanaan ataupun pada saat pengalokasian modal.

Berikut ini terdapat beberapa contoh model *bottom-up*:

1. *Asset—Liability Management*

Pemodelan ini berguna untuk melihat kepekaan tingkat suku bunga tertentu dari suatu aset atau kewajiban terhadap laba bersih. Model ini sangat cocok untuk aset yang penilaiannya tidak bergantung pada pasar (*no marked-to-market*), dan cocok untuk mengambil keputusan operasional jangka panjang.

2. *Market Factor Models*

Kebalikan dari model sebelumnya, model ini sangat cocok untuk aset yang penilaiannya sangat bergantung pada pasar. Data yang dibutuhkan untuk pemodelan ini biasanya lebih bersifat jangka pendek, sehingga keputusan yang dihasilkan juga berjangka pendek.

3. *Actuarial—Loss Models*

Model ini biasanya digunakan untuk memperkirakan probabilitas dari suatu klaim (kerugian dari pihak yang mengasuransikan sesuatu atau dirinya sendiri). Model ini telah lama digunakan untuk mengetahui efek perubahan kebijakan, pemasaran, dan perubahan konsentrasi pada pembayaran klaimnya.

4. *Causal Models*

Kombinasi antara data kerugian historis dengan faktor-faktor yang diduga sebagai penyebab kerugian akan menghasilkan probabilitas bersyarat dari suatu kerugian yang terjadi setelah kegiatan lain terjadi. Model ini sangat berguna untuk sistem operasional yang kecil, rumit dan berisiko tinggi.

Pendekatan Model dan Pengolahan Data

Bootstrapping

Duckworth dan Stephenson (2002) menyatakan bahwa *Bootstrap* adalah metode *resampling* yang bertujuan untuk mengatasi minimnya data data kerugian operasional yang dimiliki oleh pihak perbankan dan juga untuk mempertajam karakteristik data tersebut. Metode ini merupakan salah satu jenis metode simulasi Monte Carlo berdasarkan data

2 Moscadelli, Marco (2004). "The Modelling of Operational Risk: Experience with the Analysis of Data Collected by the Basel Committee", Banca D'Italia, Temi di Discussione del Servizio Studi, Bank for International Settlement, hal. 27-28.

lapangan yang ada. Menurut Karlis (2004), simulasi Monte Carlo dapat dilakukan jika fungsi distribusi kumulatif F dari suatu populasi diketahui, dengan demikian penaksiran parameter dapat dilakukan sesuai dengan keperluan.

Extreme Value Theory

Ada dua pendekatan *Extreme Value Theory*², pertama yaitu *Generalized Extreme Value* (GEV) yang berkaitan dengan nilai maksimum atau minimum dari suatu variabel pada periode tertentu disebut *block* (*per-period*). Satunya lagi adalah *Generalized Pareto Distribution* (GPD) yang berkaitan dengan kumpulan data yang memiliki nilai lebih dari nilai tertentu yang disebut sebagai ambang batas (*threshold*). Dalam tulisan ini akan dipakai pendekatan yang kedua, dengan fungsi distribusi kumulatifnya yang kelak disebut sebagai "*full GPD*" adalah:

$$GPD_{\xi, \mu, \sigma}(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \xi \frac{x - \mu}{\sigma}\right)^{-\frac{1}{\xi}}, & \text{if } \xi \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{x - \mu}{\sigma}\right), & \text{if } \xi = 0 \end{cases}$$

Interpretasi x pada GPD sama dengan pada GEV, karena semua informasi yang relevan pada *fat tail* dari distribusi asal terkandung dalam parameter ini. Terdapat tiga (3) jenis distribusi menurut nilai x , yaitu:

- $\xi < 0$, distribusi Pareto tipe II.
- $\xi = 0$, distribusi Eksponensial.
- $\xi > 0$, distribusi Pareto dengan *tail index* $\alpha = 1/\xi$ dan mengindikasikan adanya data yang memiliki *heavy-tail*. Hal ini penting bagi data kerugian operasional.

Jika nilai $\xi \geq 1/2$, GPD memiliki variansi yang tidak berhingga. Jika nilai $\xi \geq 1$ maka GPD tidak memiliki satupun momen yang berhingga. Sifat ini akan berakibat langsung pada analisis data karena tingkat kegemukannya bisa langsung dideteksi dari penaksiran indeks.

Penaksiran parameter ξ menurut Cruz (2002) dan Lewis (2004) dapat dilakukan dengan menggunakan penaksir Hill, yang memiliki dua metode yaitu:

$$\xi = \left(\frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^{k-1} \ln(x_j) \right) - \ln(x_k)$$

atau

$$\xi = \left(\frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \ln(x_j) \right) - \ln(x_k)$$

x_1, \dots, x_k adalah data kerugian terurut yang dipilih dari data kerugian x_1, \dots, x_n . Pemilihan jumlah k sangat bergantung pada keputusan analisis, namun biasanya untuk GPD, k dipilih berdasarkan jumlah data yang nilainya lebih dari ambang batas u .

Misalkan $F_x(x)$ adalah distribusi dari suatu variabel acak X yang tidak diketahui (dengan titik akhir x_F) yang menggambarkan perilaku data pada suatu unit bisnis. Kemudian dari $F_x(x)$, bangun $F_u(y)$ yaitu distribusi data yang merupakan kumpulan nilai yang lebih dari u (*excess distribution at the threshold* u), maka diperoleh fungsi distribusi bersyarat:

$$F_u(y) = P(X-u \leq y | X > u) = \frac{F_x(x) - F_x(u)}{1 - F_x(u)}, \quad y = x - u > 0$$

Jadi, $F_u(y)$ adalah peluang suatu kerugian melebihi nilai ambang batas u dengan minimum y yang nilainya melebihi u .

Teorema Picklands-Dalkema-de Hann menyatakan jika data yang termasuk dalam distribusi tersebut, berjumlah besar, maka *excess distribution* $F_u(y)$ konvergen secara asimptotik menuju suatu GPD sebagai nilai ambang batasnya akan naik secara progresif menuju titik akhir x_F di sebelah kanan dari distribusi tersebut:

$$\lim_{u \rightarrow x_F} \sup |F_u(y) - GPD_{\xi, \beta}(y)| = 0$$

Fungsi kepadatan peluangnya disebut *excess GPD*, yaitu:

$$GPD_{\xi, \beta}(y) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \xi \frac{y}{\beta} \right)^{-\frac{1}{\xi}}, & \text{if } \xi \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{y}{\beta}\right), & \text{if } \xi = 0 \end{cases}, \text{ dengan}$$

$y = x - u = \text{excess}$, $\xi = \text{indeks}$, $\beta = \text{skala}$ dan syarat pendukungnya yaitu:

$y \in [0, x_F - u]$ jika $\xi \geq 0$ dan $y \in [0, \beta/\xi]$ jika $\xi < 0$.
 selain berfungsi sebagai nilai ambang batas, u juga berfungsi sebagai parameter lokasi pada distribusi ini. Sedangkan β berfungsi sebagai parameter skala dan *shape index* ξ .

Perhitungan Tail-Severity untuk Unit Bisnis dengan Peaks Over Threshold-Generalized Pareto Distribution (POT-GPD)

Peaks Over Threshold (POT) adalah pendekatan yang dilakukan untuk pencocokan model terhadap *excess GPD* pada selisih nilai kerugian dengan ambang batas u . Pencocokan ini sangat bergantung pada tiga unsur, yaitu:

- Nilai ambang batas u yang ditentukan oleh analisis.
- Excess data* = data asli - nilai ambang batas u ; *exceedances data* = *excess data* + nilai ambang batas u .

Exceedances GPD ini juga memiliki distribusi yaitu:

$$GPD_{\xi, \beta}(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \xi \frac{x-u}{\beta} \right)^{-\frac{1}{\xi}}, & \text{if } \xi \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{x-u}{\beta}\right), & \text{if } \xi = 0 \end{cases}$$

- Penaksiran parameter ξ dan β yang ditaksir dari *excess data*

Inti dari pemodelan GPD-POT adalah pemilihan nilai ambang batas u . Nilai u yang dipilih harus cukup besar sehingga memenuhi hukum limit u mendekati nilai pada titik akhir x_F di sebelah kanan distribusinya. Untuk sementara ini, pemilihan u yang paling praktis adalah mencari nilai yang masuk dalam *percentile* empiris 90%.

Setelah memperoleh taksiran semua nilai parameter, maka dengan perhitungan *Value at Risk* pada selang kepercayaan α

tertentu untuk risiko operasional dengan metode GPD adalah:

$$OpVaR_\alpha = \hat{\mu} + \frac{\hat{\sigma}}{\xi} \left\{ \left[\frac{N}{N_u} (1-\alpha) \right]^{-\xi} - 1 \right\}$$

Untuk *exceedances GPD*, penaksir parameter skala $\hat{\sigma}$ disubstitusi dengan simpangan baku data *exceedances*, sedangkan parameter lokasi disubstitusi dengan nilai ambang batas u , N adalah jumlah total sampel kerugian, dan N_u adalah jumlah sampel yang nilai kerugiannya diatas u . Kelak untuk perhitungan *operational value at risk*, parameter yang digunakan adalah parameter *exceedances*-nya.

Masalahnya, penggunaan *Value at Risk* kurang cocok untuk data yang tidak memiliki distribusi normal karena distribusi ini stabil dan konsisten. Selain itu, distribusi ini jarang mengurusi data yang memiliki nilai ekstrim. Pengolahan data dengan distribusi normal biasanya melakukan pembuangan pada nilai ekstrim (*outlier*). Walaupun tidak dibuang, parameter yang ditaksir akan bias. Sementara, menurut beberapa penelitian, karakteristik data

kerugian operasional tidak berdistribusi normal karena kerugian ini biasanya jarang terjadi (*infrequent*), tapi sekali terjadi nilainya cukup besar. Bahkan, berdasarkan karakteristik ini, *Basel Committee on Banking Supervision*, melalui *Basic Approach* yang terdapat pada *the New Basel Accord*, mengatur besarnya *capital charge* untuk kerugian operasional yaitu 15% dari laba kotornya. Jumlah yang cukup besar jika dibandingkan dengan penyisihan yang harus dilakukan untuk mengatasi mengantisipasi risiko pasar dan risiko kredit.

Jadi, untuk data yang tidak berdistribusi normal diperlukan penanganan khusus. Salah satu metode yang paling populer adalah **Expected Shortfall (ES)**, yang menaksir kerugian yang potensial yang melebihi suatu nilai L yang terpilih. Nilai L ini bisa merupakan nilai ambang batas u atau nilai *Operational Value at Risk* (*OpVaR*). Penulisan untuk ES adalah:

$$ES(L) = L + E(X - L | X > L) = L + MEF(L)$$

dengan MEF adalah *Mean Excess Function* yaitu —peluang selisih nilai kerugian (X) dengan nilai L jika $X > L$ —, sehingga GPD menurut nilai L yang hanya berlaku untuk $L < 1$ adalah sebagai berikut:

$$GPD_{ES}(u) = \frac{\beta + \xi \cdot u}{1 - \xi}$$

$$GPD_{ES}(OpVaR_u) = \frac{OpVaR_u}{1 - \xi} + \frac{\beta - \xi \cdot u}{1 - \xi}$$

Namun, masalah berikutnya muncul jika ternyata nilai ξ menuju 1 atau $\xi \geq 1$ karena penyebut dari pembagian di atas akan bernilai 0 bahkan negatif. Sedangkan ada kemungkinan nilai $\xi \geq 1$ mengingat karakteristik data kerugian yang cenderung gemuk pada *tails*-nya. Jadi $GPD_{ES}(u)$ tidak dapat digunakan secara konsisten.

Solusi untuk permasalahan di atas adalah *Median Shortfall (MS)* yang menggunakan *Median Excess Function* [MEDEF(u)] $\frac{3}{4}$ nilai median untuk selisih nilai kerugian yang memenuhi sifat $X > u$ dengan nilai ambang batas u itu sendiri. Pertama, mencari invers dari $GPD_{ES}(y)$ untuk suatu nilai peluang p , yaitu:

$$[GPD_{ES}(p)]^{-1} = \frac{\beta}{\xi} [(1-p)^{-\xi} - 1] \quad \text{ambil } p = 1/2, \text{ diperoleh:}$$

$$GPD_{MEDEF}(u) = \frac{\beta}{\xi} [2^\xi - 1]$$

Agar $GPD_{MEDEF}(u)$ bisa menjadi pengukuran yang bisa sejajar dengan $GPD_{ES}(u)$, maka $GPD_{MS}(u) = u + GPD_{MEDEF}(u) = u + \frac{\beta}{\xi} [2^\xi - 1]$, artinya *Median Shortfall* untuk GPD pada nilai u . Menurut Marco (2004), GPD ini memenuhi sifat kestabilan POT yang wajib dipenuhi untuk dapat menggunakan POT sebagai pendekatan untuk pencocokan *excess* GPD. Karena kestabilannya, jika terjadi pegeseran nilai ambang batas u menjadi v ($v > u$) maka dengan mudah $GPD_{MS}(v)$ dapat ditulis sebagai berikut:

$GPD_{MS}(v) = v + \frac{\beta + \xi(v-u)}{\xi} [2^\xi - 1]$. Sebagai akibat dari karakter yang dimiliki GPD_{MS} , maka distribusi ini dapat digunakan sebagai pengukur tingkat risiko dari *tail-severity* yang cocok dan aplikatif untuk semua kondisi.

Perhitungan *Tail-Frequency* untuk Unit Bisnis dengan *Peaks Over Threshold-Point Process (POT-PP)*

POT-GPD untuk penaksiran *tail-severity* sebelumnya, hanya dapat diaplikasikan pada bank-bank besar yang sering memiliki transaksi internasional karena potensial kerugian yang dapat mereka tanggung tidak terlalu berkaitan dengan periode saat kerugian terjadi. Sementara tidak demikian halnya dengan bank-bank berskala kecil dan menengah yang biasa disebut bank domestik. Bank domestik ini biasanya jarang bertransaksi secara internasional dan lebih terkontrol karena skalanya yang kecil, sehingga frekuensi kerugian pada periode waktu tertentu nampaknya harus diperhitungkan.

Apalagi jika pengukuran *capital charge* ini akan dilakukan di Indonesia yang notabene memiliki banyak bank-bank domestik seperti bank milik pemerintah daerah (contohnya Bank DKI, Bank Jabar, dan Bank Jatim) serta Bank Perkreditan Rakyat (BPR). Misalkan *capital charge* dari risiko operasional harus ditentukan untuk periode 1 tahun pada 99th percentile dilakukan dengan menghitung $GPD_{MS}(99^{\text{th}})$ saja, maka nilai yang diperoleh akan kurang optimal (POT-GPD). Bisa terlalu besar maupun terlalu kecil.

Untuk mengatasi masalah ini, POT memberikan pendekatan lain untuk penaksiran *tail-frequency* yang diimplementasikan oleh rata-rata (mean) proses titik (*point process*) dari *exceedances* yang dikenal sebagai POT-PP. Asumsi dasar metode ini adalah melihat jumlah *exceedances* dan *excess* proses titik dengan intensitas wajar yang representasi dasarnya konvergen ke proses Poisson dua-dimensi. Asumsi ini dibangun sebagai teknik peluang oleh Leadbetter dkk (1983) dan Resnick (1987) serta sebagai alat statistik oleh Smith (1989).

Asumsi yang dibangun adalah:

- *Exceedances* (x) terhadap nilai ambang batas u yang terjadi pada suatu waktu adalah proses Poisson

dengan intensitas λ .

- *Excesses* ($y=x-u$) adalah variabel bebas dan memiliki GPD sendiri.
- Jumlah *exceedances* dan *excesses* saling bebas satu sama lain.

Parameter λ , mengukur intensitas *exceedances* pada u di setiap unit waktu, yaitu saat jumlah kerugian yang besar stabil terhadap waktu atau frekuensinya meningkat atau menurun.

Pada kasus stasioner, jumlah *exceedances* yang terjadi adalah proses Poisson homogen dengan intensitas konstan yaitu: $\lambda_u = \left(1 + \xi \frac{\mu - u}{\sigma}\right)$ dengan ξ , μ , dan σ adalah parameter *shape index*, lokasi, dan skala dari *full* GPD, sedangkan λ_u adalah intensitas untuk data yang melebihi nilai ambang batas u . Dengan demikian, jumlah *exceedances* dalam periode satu tahun adalah $N_{T,u} = T\lambda_u$. Jika data yang diolah adalah data harian maka T yang dipakai adalah 365 (setahun penuh) atau 250 (hari kerja). Tentunya untuk data bulanan yang diolah, $T = 12$.

Salah satu karakteristik dari POT-PP yang sama dengan POT-GPD adalah berbanding lurusnya kestabilan dengan peningkatan nilai ambang batas u ; jika proses Poisson pada nilai ambang batas u konvergen ke proses Poisson dengan intensitas λ_u maka proses titik pada $v > u$ juga konvergen ke proses Poisson, dengan intensitas yang baru adalah $\lambda_v = \lambda_u \left(1 + \xi \frac{v-u}{\beta}\right)$.

Sehingga $N_{T,v} = N_{T,u} \left(1 + \xi \frac{v-u}{\beta}\right)$, dengan $N_{T,u}$ adalah rata-rata jumlah *exceedances* pada nilai ambang batas tertentu pada periode waktu T .

Secara umum, jika perhitungan dilakukan di satu bank saja, rata-rata jumlah *exceedances* pada nilai ambang batas tertentu pada periode waktu T adalah jumlah total terjadi *exceedances* pada periode waktu tersebut.

Perhitungan *Capital Charge*

Berdasarkan perhitungan POT-GPD dan POT-PP bagi setiap unit bisnis yang telah dilakukan sebelumnya, maka selanjutnya akan dilakukan perhitungan *operational risk capital charge* yang dibutuhkan untuk meng-cover *expected losses* dan *unexpected losses* dalam periode satu tahun. Jadi *operational risk*

capital charge adalah perkalian dari GPD_{MS} dengan rata-rata jumlah *exceedances* pada nilai ambang batas tertentu pada periode waktu T .

Keuntungan pendekatan POT dalam menghitung *fat tail* dari kerugian secara keseluruhan mengakibatkan perhitungan *capital charge* memiliki dua sifat berikut:

Property 1: Metode POT mempertimbangkan dengan seksama hubungan antara frekuensi dan *severity* dari nilai kerugian yang diperhitungkan sampai pada akhir data akhir dalam distribusi;

Property 2: Metode POT memungkinkan untuk penggunaan suatu pendekatan semiparametrik untuk menghitung *percentile* tertinggi dari kerugian secara keseluruhan, karenanya mengurangi biaya penghitungan dan kesalahan penaksiran yang tidak berhubungan dengan penyajian analitis menyangkut kerugian secara keseluruhan. Di dalam model POT, mencukupi untuk memilih suatu ambang yang cocok, yang basis modelnya dapat dibangun dan parameter relevannya dapat diperkirakan. Sekali model dengan tepat dikalibrasi, total kerugian (dan *percentile*-nya) mudah diperoleh dengan pernyataan analitis yang sesuai.

Uji Kolmogorov-Smirnov

Uji ini ditemukan oleh A.N. Kolmogorov dan N.V. Smimov. Statistik uji ini merupakan metode sederhana untuk mengetahui tingkat signifikansi perbedaan antara frekuensi distribusi penelitian dengan frekuensi distribusi teoritis. Statistik $K-S$, D_n , digunakan untuk mengetahui kedekatan frekuensi distribusi penelitian dengan frekuensi distribusi yang diharapkan karena peluang distribusi ini hanya bergantung pada jumlah sampel.

Regresi Linier Berganda untuk Causal Modeling

Pemodelan dengan regresi linier berganda biasanya digunakan untuk mengetahui pengaruh satu atau beberapa variabel tertentu terhadap suatu variabel. Contoh model yang dibangun adalah $Y = \alpha_0 + \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \alpha_3 X_3 + \alpha_4 X_4 + \varepsilon$, dengan Y sebagai variabel terikat, (X_1, X_2, X_3, X_4) sebagai variabel bebas (*regressor*). Sedangkan $(\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4)$

adalah koefisien regresi variabel bebas, e adalah residu $(Y - \hat{Y})$. Sedangkan α_0 adalah *intercept* dari persamaan regresi linier berganda ini. Tentunya untuk membuat regresi linier ini berguna maka harus dilakukan sebagai uji.

DESAIN MATRIKS DATA

Desain Matriks Data

Matriks data ini dibuat untuk setiap unit bisnis dengan tujuan untuk membuat pemodelan stokastik sehingga dapat dipergunakan untuk menghitung *capital charge* yang optimal bagi setiap unit bisnis dan juga untuk *causal modeling* untuk mengetahui besarnya pengaruh beberapa faktor yang menjadi penyebab kerugian operasional. Matriks data ini dibuat secara berurutan dari mulai pengumpulan data setiap hari kerja sampai dapat diakumulasi menjadi data bulanan. Berikut ini terdapat empat matriks data yang dibuat secara berurutan.

Laporan Kerugian per Unit Bisnis per Tanggal

Matriks data pada tabel 3.1 adalah matriks data harian yang bertujuan untuk mengetahui jenis kejadian yang menyebabkan kerugian berdasarkan *loss event type* yang ditentukan oleh BCBS melalui *The New Basel Accord* sepanjang jam operasional bank. Matriks ini harus dibuat oleh setiap unit bisnis yang telah ditentukan pula oleh BCBS. Pengisian matriks data ini dilakukan dengan memberikan *checklist* bagi setiap transaksi yang menimbulkan kerugian.

Laporan Nilai dan Jumlah Transaksi Kerugian Harian berdasarkan Jenis Kerugian

Matriks ini bertujuan untuk mengakumulasi data kerugian setiap menit menjadi data kerugian selama satu hari.

Kumpulan data harian ini dilakukan per bulan. Berdasarkan matriks ini, pihak perbankan dapat mengetahui besarnya nilai transaksi dan total transaksi yang mengakibatkan kerugian selama sehari jam kerja (tabel 3.2).

Laporan Kerugian dan Faktor Lingkungan Pengendali Harian

Tabel 3.3 adalah matriks data sebagai laporan harian untuk mengetahui pengaruh faktor-faktor lingkungan terhadap kerugian operasional. Faktor-faktor ini masing-masing adalah *system downtime* (jumlah waktu kerusakan mesin, baik matinya mesin ATM atau sistem komputerisasi di cabang-cabang), jumlah pegawai (yang berada pada suatu divisi yang menyebabkan kerugian), kualitas data (persentase input data tanpa kesalahan), dan jumlah transaksi yang berjalan hari itu. Untuk mengetahui pengaruh faktor-faktor ini terhadap kerugian operasional, kelak akan dilakukan regresi linier berganda.

Laporan Kerugian Bulanan berdasarkan Jenis Kerugian dan Unit Bisnis

Matriks data ini (tabel 3.4) merupakan kumpulan data yang akan digunakan untuk menghitung *capital charge* yang optimal untuk setiap unit bisnis dalam periode waktu tertentu. Pada matriks ini akan diketahui jumlah nilai kerugian dan frekuensi kerugian per unit bisnis per jenis kerugian.

Parameter yang Dihasilkan dari Bootstrap

Setelah melakukan *bootstrapping* pada sampel yang dibangun dari distribusi sebanyak 1000 kali dan memperoleh *mean* dari masing-masing distribusi sebanyak 1000. *Mean* tersebut adalah sampel yang baru dari distribusi-distribusi tersebut $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_{1000})$. Parameter yang

Tabel 1: Mean dari Proses Bootstrap

Mean	n=12	n=24	n=36	n=48
Normal (500,625)	505.135	503.034	498.824	501.214
Eksponensial (0,002)	260.375	454.378	623.524	640.134
Gamma (400,0.8)	321.744	328.109	321.948	321.948
Weibull (500,5)	481.984	452.993	465.333	466.552

Tabel 2: Simpangan Baku dari Proses Bootstrap

Simpangan Baku	n=12	n=24	n=36	n=48
Normal (500,625)	7.259	4.029	4.288	3.433
Eksponensial (0,002)	46.331	93.941	125.733	103.784
Gamma (400,0.8)	5.104	4.02	2.147	2.273
Weibull (500,5)	21.293	11.517	21.163	15.002

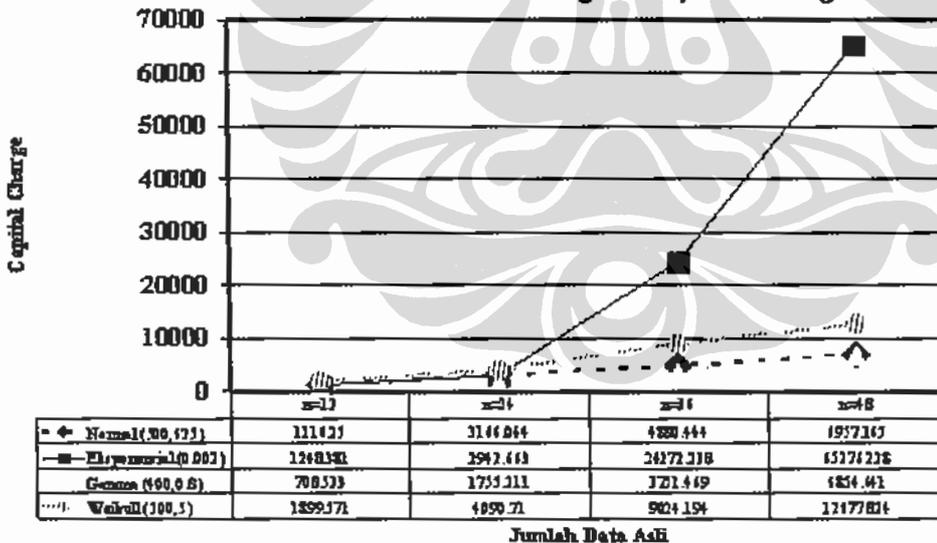
Tabel 3: Kemiringan dari Proses Bootstrap

Skewness	n=12	n=24	n=36	n=48
Normal (500,625)	0.102	0.11	0.095	0.117
Eksponensial (0,002)	0.05	0.222	0.229	0.192
Gamma (400,0.8)	-0.211	0.16	-0.089	0.088
Weibull (500,5)	0.074	-0.09	-0.188	-0.108

Tabel 4: Ketinggian dari Proses Bootstrap

Kurtosis	n=12	n=24	n=36	n=48
Normal (500,625)	-0.149	0.01	0.414	0.258
Eksponensial (0,002)	-0.161	-0.002	-0.049	0.094
Gamma (400,0.8)	0.015	-0.032	0.234	0.162
Weibull (500,5)	-0.313	-0.09	-0.081	0.385

Grafik 1: Perhitungan Capital Charge



akan dihitung dari sampel baru ini ialah mean, simpangan baku, *skewness*, dan *kurtosis*, berikut adalah hasilnya:

Mean

Berdasarkan tabel Mean diatas, diperoleh bahwa mean hasil olahan

bootstrap yang nilainya jauh dari mean aslinya (500) adalah distribusi Eksponensial yang datanya berjumlah 12 (260.375) dan distribusi Gamma untuk setiap jumlah data. Distribusi yang memiliki mean terkecil dan terbesar sekaligus adalah distribusi Eksponensial dengan

n=12 (260.375) dan n=48 (640.134). Prilaku Eksponensial ternyata masih terlihat pada pada distribusi ini meskipun telah dilakukan proses *bootstrapping*. Sedangkan mean distribusi lainnya memiliki nilai yang masih bisa dikatakan mendekati mean aslinya.

Simpangan Baku

Simpangan baku terbesar dimiliki oleh distribusi Eksponensial pada setiap jumlah data, sedangkan yang terkecil adalah distribusi Gamma disetiap jumlah datanya. Sehingga untuk setiap jumlah data dapat disimpulkan bahwa simpangan Baku dari terkecil sampai dengan terbesar secara konstan adalah sebagai berikut: distribusi Gamma, Normal, Weibull, Eksponensial.

Kemlringan (Skewness)

Kemiringan yang positif adalah salah satu karakteristik data kerugian operasional, dan hal ini dipenuhi oleh distribusi Normal dan Eksponensial di setiap jumlah data, sedangkan untuk Gamma pada n=24 dan n=48 serta Weibull pada n=12.

Ketinggian (Kurtosis)

Selain kemiringan yang bernilai positif, ketinggian yang bernilai positif merupakan salah satu karakteristik data kerugian operasional, yaitu distribusi Normal kecuali pada n=12, Gamma kecuali pada n=24, Eksponensial dan Weibull masing-masing hanya pada n=48.

Perhitungan Capital Charge dengan POT-PP dan POT-GPD

Grafik diatas memperlihatkan bahwa jika data kerugian operasional berdistribusi Eksponensial maka semakin banyak data, kenaikan *capital charge* juga bersifat eksponensial yang berakibat pada besarnya pencadangan yang harus dilakukan pihak perbankan. Sedangkan jika data kerugian berdistribusi Normal, Gamma, atau Weibull, penambahan jumlah data kerugian tidak mengakibatkan kenaikan *capital charge* yang terlalu signifikan. Namun, justru pada praktek sehari-hari, kemungkinan data kerugian memiliki ketiga distribusi ini, cukup kecil

Pencocokan Model dengan Kolmogorov-Smirnov

Tanda silang pada tabel dia menunjukkan bahwa uji hipotesis ur pencocokan terhadap distribusi *Extr Value* signifikan secara statistik p: tingkat kepercayaan $\alpha=5\%$. Khusus ur distribusi Eksponensial, uji hipotesis tidak signifikan secara statistik di setia kecuali $n=48$. Hal ini berarti frekuensi c yang masuk dalam $GPD_{MS}(u)$ lebih sec... dari maksimum frekuensi yang dihalalkan tabel untuk setiap jumlah data kecuali data yang berjumlah 48. Sedangkan untuk distribusi Gamma tidak ada satu pun uji hipotesisnya yang tidak signifikan karena frekuensi data yang masuk dalam $GPD_{MS}(u)$ lebih banyak dari maksimum frekuensi yang diperbolehkan tabel. Sedangkan untuk distribusi Normal dan Weibull, hanya pada $n=12$, uji hipotesis tidak signifikan secara statistik.

Penulis juga melakukan penelitian untuk $\alpha=1\%$, $\alpha=10\%$, $\alpha=15\%$, dan $\alpha=20\%$. Hasil yang diperoleh untuk $\alpha=1\%$ sama persis dengan uji hipotesis untuk $\alpha=5\%$. Sedangkan untuk $\alpha=10\%$, uji hipotesis pada distribusi Gamma signifikan pada setiap jumlah data dan untuk distribusi lainnya, uji hipotesis hanya tidak signifikan di $n=12$. Bagi $\alpha=15\%$ dan $\alpha=20\%$, uji hipotesis hanya tidak signifikan untuk distribusi Eksponensial pada data yang berjumlah 12.

Pergeseran Ambang Batas

Setelah melakukan uji hipotesis dengan Kolmogorov-Smirnov, terlihat bahwa pada semua distribusi, hasilnya signifikan pada data yang berjumlah 24, 36, dan 28 di setiap tingkat kepercayaan α (1%, 5%, 10%, 15%, 20%). Untuk mengatasi hal ini dilakukan pergeseran nilai ambang batas dari *percentile* ke-90% menjadi *percentile* ke-99.8%.

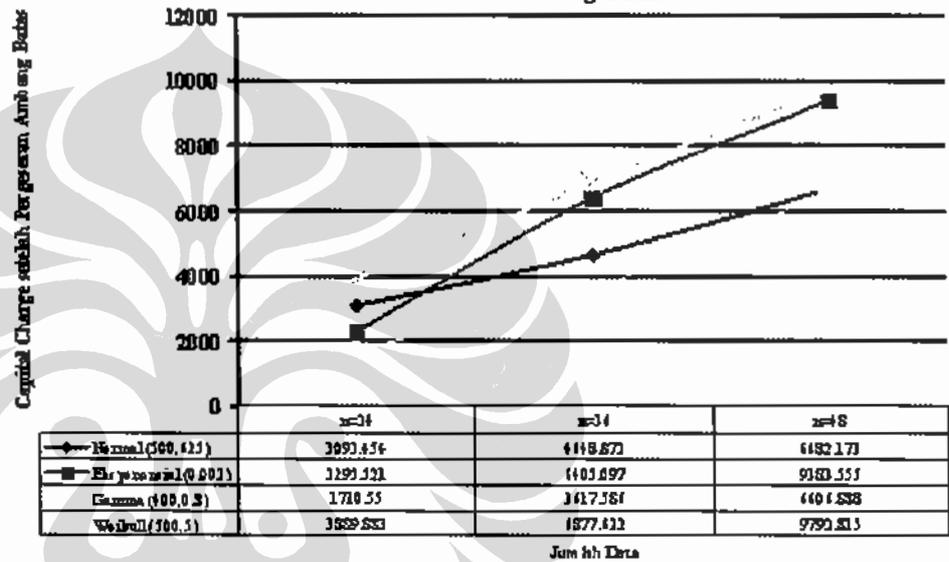
Grafik Perhitungan Capital Charge setelah Pergeseran Ambang Batas

Secara keseluruhan, terlihat bahwa nilai *capital charge* yang diperoleh setelah pergeseran ambang batas lebih kecil daripada sebelumnya. Hal ini merupakan konsekuensi logis dari pergeseran ambang batas yang nilainya menjadi lebih besar dari sebelumnya. Kenaikan *capital*

Tabel 5: Uji Kolmogorov-Smirnov untuk $\alpha=5\%$

Jumlah Data Asli	$\alpha=5\%$	Normal (500,625)	Eksponensial (0,002)	Gamma (400,0.8)	Weibull (500,5)
$n=12$	0.375				
$n=24$	0.27				
$n=36$	0.227				
$n=48$	0.196				

Grafik 2: Perhitungan Capital Charge setelah Pergeseran Ambang Batas



charge untuk semua jenis distribusi berdasarkan jumlah data kerugian mengalami peningkatan cukup wajar, yaitu sekitar 1,5 kali. Berbeda dengan perhitungan sebelumnya, terutama pada distribusi Eksponensial yang meningkat cukup tajam seiring dengan penambahan data. Terlihat bahwa pergeseran ambang batas ini cukup menguntungkan bagi pihak perbankan karena mereka bisa mengurangi jumlah dana yang *idle*.

Uji Kolmogorov-Smirnov setelah pergeseran ambang batas adalah sebagai berikut:

Tabel 6: Uji Kolmogorov-Smirnov setelah Pergeseran untuk $\alpha=5\%$

Jumlah Data Asli	$\alpha=5\%$	Normal (500,625)	Eksponensial (0,002)	Gamma (400,0.8)	Weibull (500,5)
$n=24$	0.27				
$n=36$	0.227				
$n=48$	0.196				

Seperti yang terlihat di tabel untuk $\alpha=5\%$, hanya data berjumlah 24 dan 26 untuk distribusi Eksponensial serta data berjumlah 24 untuk Normal dan Gamma yang hasilnya tidak signifikan. Sedangkan untuk $\alpha=1\%$, distribusi Eksponensial tidak signifikan di setiap jumlah data, kemudian pada distribusi Normal tidak signifikan pada data berjumlah 24 dan 36, serta pada distribusi Gamma, hanya pada $n=24$. Uji hipotesis pada tiga tingkat kepercayaan α lainnya (10%, 15%, dan 20%) memiliki hasil yang sama yaitu, signifikan di setiap jumlah data kecuali distribusi Eksponensial pada $n=24$ dan $n=36$ serta distribusi Gamma pada $n=24$.

Regresi Linier Berganda untuk Causal Modeling

Tabel berikut memperlihatkan bahwa semua koefisien regresi tidak signifikan secara statistik di tingkat kepercayaan 5%, meskipun demikian koefisien-koefisien regresi tersebut memiliki arah yang sesuai dengan asumsi awal. Koefisien bernilai negatif yaitu jumlah pegawai dan kualitas data yang berarti peningkatan pada kedua variabel tersebut akan mengurangi kerugian operasional sedangkan koefisien yang bernilai positif adalah transaksi dan kerusakan sistem yang artinya, penambahan pada kedua variabel tersebut akan menambah kerugian operasional.

Untuk R^2 yang bernilai cukup besar yaitu 90.8795% yang artinya 90.8795% data terwakili dalam model ini. Masalah heteroskedastisitas sudah hilang secara otomatis melalui *White Heteroschedasticity Test* yang dilakukan dengan perangkat lunak EVIEWS 3.1. Masalah otokorelasi tidak dapat diketahui keberadaannya, dengan batas DW Statitics 1.46-2.23 untuk data yang tidak terjadi otokorelasi, sedangkan DW model ini adalah 2.240083.

Tabel 7: Pemodelan Regresi Linier Berganda dengan EVIEWS 3.1

Dependent Variable: KERUGIAN				
Method: Least Squares				
Date: 07/20/05 Time: 22:00				
Sample: 2/07/2002 3/08/2002				
Included observations: 22				
White Heteroskedasticity-Consistent Standard Errors & Covariance				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
JUMLAH PEGAWAI	-106110.9	362974.7	-0.292337	0.7736
KUALITAS DATA	-4883273.	8422688.	-0.579776	0.5697
KERUSAKAN SISTEM	256803.8	164874.9	1.557568	0.1378
TRANSAKSI	1.835182	2.672477	0.686697	0.5015
C	6740565.	11169173	0.603497	0.5541
R-squared	0.908795	Mean dependent var		644789.4
Adjusted R-squared	0.887335	S.D. dependent var		1627480.
S.E. of regression	546273.7	Akaike info criterion		29.45634
Sum squared resid	5.07E+12	Schwarz criterion		29.70431
Log likelihood	-319.0198	F-statistic		42.34833
Durbin-Watson stat	2.240083	Prob(F-statistic)		0.000000

Coefficients^a

Model		Collinearity Statistics	
		Tolerance	VIF
1	Kerusakan Sistem	.029	34.854
	Jumlah Pegawai	.085	15.498
	Kualitas Data	.067	17.516
	Transaksi	.200	5.002

a. Dependent Variable: KERUGIAN

Masalah yang jelas ada ialah multikolinieritas, hal ini wajar karena adanya kemungkinan bahwa kualitas data dipengaruhi jumlah pegawai dan banyaknya transaksi yang dilakukan. Multikolinieritas tidak terlalu menjadi masalah apalagi kalau kita hanya menggunakan model tersebut untuk melihat pengaruh variabel-variabel bebas terhadap variabel terikatnya. Namun, jika model akan digunakan untuk meramalkan kerugian operasional berdasarkan variabel-variabelnya, disarankan untuk membuat empat model yang berbeda dengan regresi linier sederhana saja sehingga masalah multikolinieritas dapat teratasi.

Tabel 8: Regresi Linier Sederhana dengan Metode Least Square

	Kerusakan Sistem	Jumlah Pegawai	Kualitas Data	Tansaksi
Koefisien	374931.1	-800387	-3.5x10 ⁷	24530
t	14.83	-12.256	-12.054	8.221
R-Square	90.5%	86.7%	86.3%	74.6%

Modelnya yaitu $Y = \theta + \phi X + \varepsilon$, dengan X adalah variabel bebas, θ adalah koefisien regresi, dan ε adalah konstanta. Berikut ini adalah hasil pengolahan data untuk regresi linier sederhana dengan metode *least-squared*.

Berdasarkan tabel diatas diperoleh bahwa semua R^2 masing-masing bernilai 90.5%, 86.7%, 86.3%, dan 74.6%, selain itu semua koefisien regresinya signifikan secara statistik. Jadi, terbukti bahwa dengan membuat model regresi linier sederhana justru dapat dipergunakan untuk melakukan peramalan.

Kesimpulan

Desain matriks dalam penulisan ini mengacu pada *Consultative Document The New Basel Accord* yang dikeluarkan oleh BCBS (tabel 3.4) untuk membantu perbankan di Indonesia mendokumentasikan data-data kerugian operasional yang berguna untuk perhitungan *capital charge*. Prosedur perhitungan *capital charge* yang disajikan dalam penulisan sudah mengcover *expected losses* dan *unexpected losses*. *Capital charge* biasa disebut juga sebagai koefisien model *bottom-up* yang mensyaratkan bahwa data yang terkumpul untuk perhitungannya harus memenuhi prinsip Pareto.

Pengolahan data dengan menggunakan prosedur *bootstrap* ini berguna untuk mengatasi minimnya data dan juga memperkuat karakteristik data yang ada tanpa memerdulikan distribusi data tersebut (Catatan: untuk melihat hasil prosedur *bootstrap* dan pengurutan data berdasarkan *percentile* hubungi penulis).

Pendekatan model yang dilakukan dengan *Extreme Value Theory* ternyata tidak bisa diaplikasikan begitu saja pada

data yang berdistribusi Normal, Gamma, dan Weibull. Semakin besar sampel yang ada semakin sulit bagi distribusi-distribusi tersebut untuk memiliki kecocokan dengan *Generalized Pareto Distribution* pada ambang batas yang dipilih pada *percentile* ke-90%. Untuk mengatasi hal ini, diperlukan penggeseran *percentile* ke tingkat yang lebih tinggi yaitu sama dengan *percentile* ke-99,80% untuk perhitungan *capital charge*.

GPD ini ada untuk memperhitungkan nilai-nilai yang menurut distribusi Normal dianggap sebagai pencilan yang akan mengundang kebiasaan parameternya. Itulah sebabnya, *capital charge* untuk risiko operasional tidak dilakukan dengan menggunakan *Value at Risk* seperti halnya perhitungan *capital charge* yang biasa dilakukan untuk mengantisipasi risiko pasar dan risiko lainnya.

Untuk sampel yang berukuran 12, hanya distribusi Gamma yang tidak cocok dengan GPD bernilai ambang batas pada *percentile* ke-90%. Setelah dilakukan penggeseran nilai ambang batas menuju *percentile* ke-95%, distribusi ini cocok dengan GPD pada tingkat kepercayaan $\alpha = 1\%$.

Untuk sampel yang berukuran 24, semua distribusi signifikan secara statistik pada setiap tingkat kepercayaan α , kecuali distribusi Eksponensial. Artinya, distribusi Normal, Gamma, dan Weibull tidak cocok dengan GPD yang ambang batasnya terletak pada *percentile* ke-90%. Sedangkan distribusi Eksponensial pun hanya mengikuti GPD pada tingkat kepercayaan $\alpha = 1\%$ dan $\alpha = 5\%$.

Setelah dilakukan penggeseran nilai ambang batas menuju *percentile* ke-99,8%, maka distribusi Eksponensial dan Gamma memenuhi GPD dengan ambang batas yang baru pada setiap tingkat kepercayaan α . Sedangkan distribusi Normal hanya cocok dengan GPD pada tingkat kepercayaan $\alpha = 1\%$ dan $\alpha = 5\%$. Sementara Weibull tetap tidak memenuhi GPD di setiap tingkat kepercayaan α .

Untuk sampel berukuran 36, semua distribusi signifikan secara statistik pada setiap tingkat kepercayaan α , kecuali distribusi Eksponensial. Artinya, distribusi Normal, Gamma, dan Weibull tidak cocok dengan GPD yang ambang batasnya terletak pada *percentile* ke-90%.

Sedangkan distribusi Eksponensial pun hanya mengikuti GPD pada tingkat kepercayaan $\alpha = 1\%$, $\alpha = 5\%$, dan $\alpha = 10\%$.

Setelah dilakukan penggeseran nilai ambang batas menuju *percentile* ke-99,8%, distribusi Gamma dan Weibull tetap tidak memenuhi GPD pada setiap tingkat kepercayaan α , demikian pula halnya dengan distribusi Normal hanya memenuhi GPD pada $\alpha = 1\%$. Seperti biasa distribusi Eksponensial memenuhi GPD dengan ambang batas yang baru pada setiap tingkat kepercayaan α .

Untuk sampel berukuran 48, seluruh distribusi tidak memenuhi GPD pada masing-masing ambang batasnya. Kemudian setelah dilakukan penggeseran ambang batas, tetap saja untuk sampel berukuran 48, hanya distribusi Eksponensial yang memenuhi GPD pada tingkat kepercayaan $\alpha = 1\%$.

Kenaikkan jumlah sampel pada distribusi Normal menyebabkan semakin jauhnya kecocokan distribusi ini terhadap GPD dengan nilai ambang batas tertentu. Meskipun telah dilakukan penggeseran ambang batas, tetap kecocokan distribusi ini terhadap GPD tidak berubah jauh terutama pada sampel yang berjumlah 48, distribusi ini tetap tidak cocok dengan GPD pada setiap tingkat kepercayaan α .

Untuk distribusi Eksponensial kenaikan jumlah sampel sampai dengan ukuran 36, tidak terlalu berpengaruh terhadap kecocokan distribusi ini pada GPD, selama kita masih bisa melakukan penggeseran terhadap nilai ambang batasnya. Pada penulisan ini ambang batas pada sampel berukuran 24 dan 36 dibuat pada *percentile* ke-99,8% untuk memenuhi GPD dengan ambang batas yang baru. Sementara untuk sampel berukuran 12 ambang batas tetap pada *percentile* ke-90%, agar dapat memenuhi GPD pada setiap tingkat kepercayaan α .

Distribusi Gamma yang katanya itu dari semua distribusi, ternyata tidak memiliki kecocokan terhadap GPD pada nilai ambang batas dengan *percentile* ke-90% (setiap tingkat kepercayaan α). Hal ini disebabkan karena simpangan baku dari distribusi ini kecil, sementara karakteristik GPD yang notabene mendekati karakteristik Eksponensial adalah kumpulan data-data yang simpangan bakunya besar.

Khusus untuk penggeseran ambang batas menuju *percentile* ke-99,8% pada sampel yang berukuran 24, distribusi Gamma cocok dengan GPD pada setiap tingkat kepercayaan α .

Untuk distribusi Weibull pada sampel berukuran 24, 36, dan 48 meski sebelum (*percentile* ke-90%) maupun sesudah (*percentile* ke-99,8%) penggeseran ambang batas, tetap saja tidak memenuhi GPD pada setiap tingkat kepercayaan α . Hanya pada sampel berukuran 12 distribusi ini cocok dengan GPD pada *percentile* ke-90% di tingkat kepercayaan $\alpha = 1\%$, 5% , dan 10% .

Secara keseluruhan distribusi yang cocok dengan GPD adalah distribusi yang memiliki simpangan baku dan skala β yang cukup besar dengan rentang nilai data yang besar pula. Selain nilai simpangan baku yang besar, distribusi yang mempunyai nilai *shape index* pun harus bernilai positif antara 0,3 sampai dengan 2. Dari hasil simulasi data, distribusi Eksponensial bisa dikatakan yang mempunyai karakter paling cocok dengan GPD.

Meskipun distribusi Eksponensial cocok untuk data yang memiliki rentang cukup besar, tetap saja sulit digunakan untuk menghitung *capital charge*, karena peluang terjadinya kerugian menurut distribusi ini konstan. Sedangkan kerugian operasional yang terjadi di bank belum tentu mempunyai selang waktu yang konstan.

GPD memang ada untuk mengatasi masalah data yang memiliki karakteristik Eksponensial namun selang waktunya tidak konstan. Selain itu GPD juga tidak menghitung *capital charge* untuk meng-cover semua kerugian. GPD hanya menghitung nilai kerugian yang signifikan dan berada di atas ambang batas yang ditentukan oleh manajer risiko operasional. Namun demikian, kesalahan pemilihan ambang batas akan merugikan pihak perbankan sendiri karena *capital charge* yang dihitung menjadi tidak optimal, bahkan cenderung membuat kelebihan pencadangan kerugian operasional sehingga dana menjadi tidak produktif.

Simulasi dengan sampel berukuran 48 dilakukan untuk mengetahui apakah jumlah data sebesar itu sudah dapat dianggap berdistribusi Normal. Namun

pada kenyataannya, sangat sulit untuk menemukan titik-titik data kerugian operasional sebanyak itu sehingga pengolahan data dengan asumsi distribusi Normal dapat dilakukan. Itulah sebabnya berbagai penelitian sebelumnya dilakukan pengolahan data dengan asumsi data tidak Normal.

Causal Modeling dengan regresi linier berganda juga cukup mudah untuk diaplikasikan karena pemodelannya dapat dilakukan dengan berbagai macam perangkat lunak. Pemodelan ini akan membantu pihak perbankan untuk mengetahui pengaruh beberapa faktor terhadap kerugian operasional. Pada model yang dibangun sebelumnya, masalah yang terjadi adalah masalah multikolinieritas, namun hal ini tidak terlalu menjadi masalah karena model yang dibangun untuk melihat pengaruh variabel-variabel bebas terhadap bebas terikatnya saja. Tapi, jika digunakan untuk peramalan maka cukup dilakukan regresi linier sederhana dengan satu variabel bebas terhadap variabel terikatnya.

Sedangkan masalah heteroskedastisitas dan otokorelasi dapat diselesaikan dengan program EVIEWS 3.1, meskipun tidak dapat diketahui adanya korelasi atau tidak, namun karena nilai statistik DW 2.240083, sementara batas maksimum otokorelasi adalah 2.23.

Jadi, manajemen operasional perbankan dapat dilakukan dengan *Causal Modeling* untuk mengatasi penyebab kerugian operasional dari sisi internal perusahaan sedangkan *Extreme Value Theory* membantu perbankan untuk

menghitung *capital charge* perbankan yang optimal sebagai nilai yang harus disisihkan untuk mengantisipasi kerugian operasional sehingga tidak terlalu terpaku terhadap *coefficients regulatory* yang ditentukan oleh BCBS via *The New Basel Accord*.

Saran

Desain matriks yang disajikan dalam tulisan ini memang mengacu pada ada *Consultative Document The New Basel Accord* yang dikeluarkan oleh BCBS untuk menghitung *capital charge*, namun untuk melihat lebih rinci lagi mengenai faktor-faktor yang menyebabkan kerugian operasional, penulis menyarankan untuk mengembangkan desain matriks yang cocok untuk masing-masing perbankan untuk mendapatkan pengawasan yang tepat bagi manajemen risiko operasional.

Kelemahan penulisan ini adalah melakukan simulasi hanya pada 4 macam distribusi dan mengambil asumsi data kerugian operasional secara total dalam jangka waktu 12, 24, 36, dan 48 bulan, padahal risiko operasional sangat berkaitan dengan kegiatan internal perbankan secara rinci. Jadi untuk penulisan ke depan dalam perhitungan *capital charge*, disarankan untuk membagi-bagi data kerugian operasional minimal berdasarkan unit bisnis atau berdasarkan jenis kerugian yang telah dikelompokkan sebelumnya seperti terlihat pada tabel 3.4. Selain perhitungan dapat menjadi lebih akurat, peneliti juga dapat melihat unit-unit bisnis yang memang sangat berisiko ataupun yang kurang berisiko.

Kelak, setelah mendapatkan data, peneliti juga disarankan selalu menguji nilai ambang batas u yang sudah mereka tentukan sendiri atau pun dengan perhitungan *percentile* ke-90% sebelum mereka menghitung *capital charge*. Karena nilai u ini berkaitan dengan data *exceedances* yang digunakan untuk menghitung skala dan *shape index*. Jika ternyata nilai u tidak membuat distribusi data cocok dengan GPD, peneliti harus mencari lagi nilai u yang memang membuat data maupun distribusi yang menjadi asumsinya cocok dengan GPD. Setelah memperoleh u yang cocok maka lakukan lagi perhitungan skala dan *shape index* yang akan dipakai untuk menghitung *capital charge*.

Jika penggeseran nilai ambang batas juga tidak dapat membuat distribusi atau data yang ada memiliki kecocokan dengan GPD maka siapapun yang melakukan perhitungan *capital charge* harus mencari metode yang lain. Karena mungkin saja data kerugian operasional tidak memenuhi prinsip Pareto pada ambang batas manapun tapi memenuhi kriteria distribusi lain.

Selanjutnya, penulis juga berharap agar di kemudian hari, para praktisi perbankan tidak terlalu bersikap curiga dan lebih membuka diri terhadap pihak akademis untuk menjalin kerjasama yang baik. Selain dapat menggunakan penelitian yang telah dilakukan para akademisi, pihak perbankan juga membantu mereka untuk terus menggali penelitiannya demi kepentingan bersama juga. □



DAFTAR PUSTAKA

- Allen, A., Boudoukh, J., and Saunders, A. (2004), "Understanding Market, Credit, and Operational Risk: The Value at Risk Approach", Blackwell Publishing Ltd, U.K.
- Alexander, C. (2000), "Bayesian Methods for Measuring Operational Risk", Discussion Paper in Finance 2000-02, ISMA Centre, The Business School for Financial Markets, hal. 1-22.
- Alexander, C., Anders, U., Blunden, T., Dowd, V., Hadjiemanuil, C., Hardin, L., Haubenstock, M., Leddy, T.M., Nash, R.A., Peccia, A., Pézler, J., Reynolds, D., Swenson, K. and Syer, D. (2003), "Operational Risk: Regulation, Analysis, and Management", Professional Finance Series, Financial Times, Prentice Hall, Pearson Education Limited.
- Bank Indonesia (2005), "Arsitektur Perbankan Indonesia", www.bi.go.id.
- Baud, N., Frachot, A., and Roncalli, T., (2002), "Internal Data, External Data, and Consortium Data for Operational Risk Measurement: How to pool data properly?", Groupe de Recherche Opérationnelle, Crédit Lyonnais, France, hal. 1-18.
- Basel Committee on Banking Supervision (2002), "The Quantitative Impact Study for Operational Risk: Overview of Individual Loss Data and Lessons Learned", Basel, BIS, hal. 1-26.
- Basel Committee on Banking Supervision (2003), "Overview of The New Basel Capital Accord: Consultative Document", Basel, BIS.
- Best, P. (1998), "Implementing Value at Risk", John Wiley & Sons, Ltd.
- Brooks, C., Clare, A.D., Molle, J.W.D., and Persaud, G. (2003), "A Comparison of Extreme Value Theory Approaches for Determining Value at Risk", Forthcoming, Journal of Empirical Finance, hal. 1-19.
- Butler, C. (1999), "Mastering Value at Risk", Financial Times, Prentice Hall, Pearson Education Ltd.
- Coleman, R. (2000), "Using Modeling in Operational Risk Management", Conference of Operational Risk in Retail Financial Services, The Mayfair Conference Center, London, hal. 1-8.
- Conover, W.J. (1980), "Practical Nonparametric Statistics", 2nd ed., John Wiley and Sons, USA.
- Cox, N. (2000), "Use of Excel for Statistical Analysis", Statistician, AgResearch Ruakura, Private Bag 3123, Hamilton, New Zealand, hal. 1-29.
- Cruz, Marcelo G. (2002), "Modeling, Measuring, and Hedging Operational Risk", John Wiley & Sons Ltd.
- Dahen, H. and Dionne, G. (2002), "Book Review of Risk Management", École des Hautes Études Commerciales (HEC), Montréal, hal. 1-10.
- Danielsson, J. and Vries, C.G. (2000), "Value at Risk and Extreme Returns", London School of Economics, Tinbergen Institute, and Erasmus University Rotterdam, hal. 1-40.
- Dowd, K. (1998), "Beyond Value at Risk: The New Science of Risk Management", John Wiley & Sons Ltd, England.
- Döbell, B., Leippold, M., and Vanini, P. (2003), "From Operational Risk to Operational Excellence", Operational Risk Paper, hal. 1-18.
- Duckworth, W.M. and Stephenson, W.R. (2002), "Resampling Methods: Not Just For Statisticians Anymore", Dept. of Statistics, 327 Snedecor Hall, Iowa State University, Ames, IA 50011-1210, hal. 1-8.
- Ebrödter, S., Vanini, P., McNeil, A., and Antolinez-Fehr, P. (2001), "Modelling Operational Risk", Zürcher Kantonalbank, Neue Hard 9, CH-8005 Zürich, hal. 1-23.
- Ebrödter, S., Vanini, P., McNeil, A., and Antolinez-Fehr, P. (2002), "Operational Risk: A Practitioner's Review", Zürcher Kantonalbank, Neue Hard 9, CH-8005 Zürich, hal. 1-15.
- Fontnouvelle, P., DeJesus-Rueff, V., Jordan, J., and Rosengren, E. (2003), "Using Loss Data to Quantify Operational Risk", Federal Reserve Bank of Boston, hal. 1-32.
- Harmantzis, C.F. (2002), "Operational Risk Management in Financial Services and the New Basel Accord", School of Technology Management, Stevens Institute of Technology, hal. 1-16.
- Hasselt, M.J. and Stewart, D.G. (1999), "Probability for Risk Management", Actex Publications, Winsted, Connecticut.
- Helbok, Günther and Wagner, Christian (2004), "Corporate Financial Disclosure on Operational Risk in the Banking Industry", Austria, hal. 1-28.
- Jorion, Philippe (2001), "Handbook for Risk Manager 2001-2002", Risk Management Library, Global Association of Risk Professionals.
- Jorion, Philippe (2001), "Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk", 2nd ed., McGraw-Hill International Edition.
- Karlis, Dimitris (2004), "An Introduction to Bootstrap Methods", Department of Statistics, Athens University of Economics, Lefkada, 17th Conference of Greek Statistical Society, hal. 1-10.
- Kling, J.L. (2001), "Operational Risk Measurement and Modelling", John Wiley & Sons Ltd, England.
- Levin, R.I. and Rubin, D.S. (1998), "Statistics for Management", 7th ed., Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, New Jersey, USA.
- Lewis, Nigelda C. (2004), "Operational Risk with Excel and VBA: Applied Statistical Methods for Risk Management", John Wiley & Sons, Inc.
- Marshall, C.L. (2001), "Measuring and Managing Operational Risks in Financial Institutions: Tools, Technique, and other Resources", John Wiley & Sons (Asia) Pte Ltd, Singapore.
- McNeil, A.J. and Saladin, T. (1997), "The Peaks Over Threshold Method for Estimating High Quantiles of Loss Distribution", Department Mathematik, ETH Zentrum, CH-8092 Zürich, mcneil@math.ethz.ch, hal. 1-21.
- Moscadelli, M. (2004), "The Modelling of Operational Risk: Experience with the Analysis of Data Collected by the Basel Committee", Banca D'Italia, Temi di Discussione del Servizio Studi, Bank for International Settlement, hal. 1-79.
- Nachrowi, D.N., dan Usman, H. (2002), "Penggunaan Teknik Ekonometri", PT Raja Grafindo Persada, Jakarta.
- Oliver, P. (2004), "Writing Your Thesis", Sage Study Skill, Sage Publications, London.
- Pezier, J. (2002), "Operational Risk Management", Discussion Paper in Finance 2002-01, ISMA Centre, The Business School for Financial Markets, hal. 1-28.
- Pindyck, R.S. and Rubinfeld, D.L. (1998), "Econometric Models and Economic Forecasts", 4th ed., McGraw-Hill International Edition, Singapore.
- Saidenberg, M. and Schuermann, T. (2003), "The New Basel Capital Accord and Question for Research", Federal Reserve Bank of New York, hal. 1-34.
- Seksi Bahasa Indonesia (1996), "Bahasa Indonesia Ragam IPTEK dan Tata Tulis Karya Ilmiah", Jurusan Mata Kuliah Dasar Umum, Institut Teknologi Bandung, Bandung.
- Sembel, R. dan Ferdiansyah, T. (2002), "Sekuritas Derivatif: Madu atau Racun?", Salemba Embar Patria.
- Simon, G., Lendasse, A., Verleysen, M., (2003), "Bootstrap for Model Selection: Linear Approximation of The Optimism", UWANN, LNCS 2686, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, hal. 182-189.
- Thomas, C. (2000s), "Introduction to the Bootstrap", Methods Seminar VIII, clt6@po.cornell.edu.
- Wahler, B. (2002), "Process-Managing Operational Risk: Developing a Concept for Adapting Process Management to The Needs of Operational Risk in the Basel II Framework", Hochschule für Bankwirtschaft (HfB), University of Applied Banking and Finance, Frankfurt am Main, Germany, hal. 1-152.
- Wang, J. (1998), "A Parametric Version of Jackknife-After-Bootstrap", Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference, Department of Mathematics and Computer Science, Valdosta State University, USA, hal. 587-591.

www.bis.org, www.federalreserve.gov,
www.ssm.com, www.wabash.edu