

# Analisis Perbandingan Fungsi Kernel dalam Perhitungan Economic Capital untuk Risiko Operasional Menggunakan Bahasa Pemrograman Python

Comparative Analysis of Kernel Functions in Calculating Economic Capital for Operational Risk Using the Python Programming Language

Erwan Setiawan & Ramdhan F Suwarman

Pendidikan Matematika, Universitas Suryakencana, Cianjur

erwan@unsur.ac.id, ramdhan@unsur.ac.id

**Abstrak.** Pada penelitian yang dilakukan oleh Setiawan dkk, menyatakan bahwa metode *loss distribution approach* dengan pendekatan *kernel density estimation* mampu menghasilkan nilai *economic capital* yang lebih efisien sebesar 1,6% - 3,2% dibandingkan dengan pendekatan distribusi probabilitas tertentu. Fungsi kernel yang digunakan dalam penelitian tersebut adalah kernel Gaussian dengan pertimbangan dapat memberikan visual grafik yang lebih mulus dibandingkan visual grafik yang dihasilkan oleh fungsi kernel lainnya, seperti Uniform, Epanechnikov, dan Segitiga. Padahal tidak ada jaminan bahwa grafik yang lebih mulus dapat memberikan hasil *economic capital* yang lebih efisien. Oleh karena itu, akan dilakukan penelitian lebih lanjut yang bertujuan 1) menghitung nilai *economic capital* menggunakan *loss distribution approach* dengan pendekatan *kernel density estimation* yang menggunakan fungsi kernel Gaussian, Uniform, Epanechnikov, dan Segitiga, 2) membandingkan nilai-nilai *economic capital* yang dihasilkan dengan cara uji perbedaan rata-rata. Perhitungan nilai *economic capital* dilakukan melalui simulasi komputasi berbasis bahasa pemrograman python. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat perbedaan yang signifikan pada nilai *economic capital* yang dihasilkan. Oleh karena itu, pemilihan fungsi kernel yang tepat sangat diperlukan agar dapat memberikan nilai *economic capital* yang lebih efisien.

*Kata kunci: economic capital, kernel density estimation, dan fungsi kernel*

**Abstract.** In the research conducted by Setiawan, et al stated that loss distribution approach method with kernel density estimation approach can produce more efficient economic capital values of 1.6% - 3.2% compared to certain probability distribution approaches. The kernel function used in the research is the Gaussian kernel with the consideration that it can provide graphics that are smoother than visual graphics produced by other kernel functions, such as Uniform, Epanechnikov, and Triangle. Whereas there is no guarantee that a smoother graph can provide more efficient economic capital results. Therefore, further research will be carried out with the aim of 1) calculating the value of economic capital using a loss distribution approach with a kernel density estimation approach that uses Gaussian, Uniform, Epanechnikov, and Triangle kernel functions, 2) comparing the values of economic capital produced with average difference test method. Calculation of the value of economic capital is done through computational simulations based on the python programming language. The results showed that there were significant differences in the value of economic capital generated. Therefore, choosing the right kernel function is very necessary in order to provide more efficient economic capital values.

*Keyword: economic capital, kernel density estimation, dan kernel function*

## 1. Pendahuluan

Perhitungan besaran nilai *economic capital* (EC) yang efektif dan efisien merupakan suatu yang sangat penting bagi setiap usaha di bidang perbankan. Terlalu besar nilai EC maka akan menyebabkan Bank sulit melakukan ekspansi pasar, sedangkan terlalu kecil nilai EC maka dapat menyebabkan Bank

mengalami gagal bayar. Dalam bidang perbankan EC didefinisikan sebagai ukuran kecukupan modal yang diperlukan untuk menyerap kerugian ekstrem yang tidak diperkirakan dalam periode dan tingkat keyakinan tertentu. Kerugian dalam bidang perbankan terjadi akibat dari beberapa risiko usaha, salah satunya adalah risiko operasional. Risiko operasional merupakan suatu risiko kerugian yang disebabkan karena tak berjalannya atau gagalnya proses internal, manusia dan sistem, serta oleh peristiwa eksternal [1, 8]. Pentingnya pengelolaan risiko operasional yang baik seperti ditegaskan dalam survei yang dilakukan RMA/IDA/BBA mengungkapkan bahwa 70% bank responden mengatakan bahwa risiko operasional bahkan lebih berbahaya dibandingkan risiko pasar dan risiko kredit [3]. Contoh kasus yang berkaitan dengan risiko operasional adalah pembobolan Barings Bank di Inggris oleh karyawannya pada tahun 1995, dengan kerugian sebesar USD 1,4 miliar. Karena kasus ini, Barings Bank yang sudah berdiri selama 233 tahun mengalami gagal bayar dan akhirnya bangkrut [6].

Salah satu metode perhitungan nilai EC yang disetujui oleh lembaga bank dunia adalah *Advanced Measurement Approaches* (AMA). Dalam pendekatan AMA, pihak bank diberikan keleluasaan untuk mengembangkan metode perhitungan secara internal yang berbasis pada data internal bank. Dengan demikian, melalui pendekatan AMA ini, bank dapat mengalokasikan kebutuhan modal secara efektif dan efisien sesuai data riwayat kerugian yang pernah dialami oleh bank tersebut. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam pendekatan AMA adalah *Loss Distribution Approach* (LDA). Konsep dasar metode LDA adalah bank harus mengestimasi, untuk setiap lini bisnis/tipe kejadian fungsi distribusi probabilitas dari dampak kejadian tunggal dan frekuensi kejadian untuk satu tahun ke depan dengan menggunakan data internal bank tersebut, dan menentukan distribusi probabilitas dari kerugian operasional kumulatif [2].

Dalam metode LDA, estimasi fungsi distribusi probabilitas dari frekuensi kejadian kerugian untuk satu tahun ke depan (*loss frequency distribution*) adalah menggunakan pendekatan distribusi Poisson. Sedangkan untuk estimasi fungsi distribusi probabilitas dari dampak kejadian tunggal (*loss severity distribution*) dapat menggunakan dua pendekatan yaitu pendekatan berbasis pada distribusi probabilitas yang sudah ada dan pendekatan berbasis pada data. Pendekatan yang berbasis data yang cukup banyak digunakan dalam estimasi distribusi probabilitas adalah *Kernel Density Estimation* (KDE). Terdapat dua parameter dasar yang sangat penting dalam pendekatan KDE yaitu pemilihan lebar pita dan pemilihan fungsi kernel [7].

Setiawan, dkk [4] dalam penelitiannya terkait perhitungan nilai EC menyatakan bahwa nilai EC untuk risiko operasional yang dihitung menggunakan metode LDA dengan pendekatan KDE lebih efisien sebesar 1,6% - 3,2% dibandingkan jika menggunakan pendekatan distribusi probabilitas yang sudah ada. Dalam penelitian tersebut, fungsi kernel yang digunakan adalah kernel Gaussian dengan alasan dapat memberikan visual grafik yang lebih mulus dibandingkan fungsi kernel lainnya. Secara ilmiah belum ada penelitian yang menyatakan bahwa visual grafik yang lebih mulus akan menghasilkan nilai EC yang lebih efisien dibandingkan dengan yang kurang mulus. Oleh karena itu, perlu adanya penelitian lebih lanjut untuk mengetahui bagaimana perbandingan nilai EC yang dihasilkan jika digunakan beberapa fungsi kernel yang berbeda dalam KDE, seperti kernel Gaussian, Uniform, Epanechnikov, dan Segitiga.

## 2. Metodologi

Metode penelitian yang digunakan adalah penelitian kuantitatif dengan jenis penelitiannya adalah penelitian komparatif. Data penelitian yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari penelitian Setiawan, dkk. Proses analisis data dimulai dengan menelaah seluruh data yang akan digunakan dengan cara membuat histogram data. Selanjutnya, dilakukan simulasi komputasi dengan menggunakan bahasa pemrograman Python untuk menghitung nilai EC, dimana algoritma perhitungannya dikembangkan oleh tim peneliti. Bentuk algoritma bahasa pemrograman

Python yang dikembangkan untuk menghitung nilai EC dapat dilihat pada Gambar 1. Setelah dilakukan pengembangan program perhitungan nilai EC selanjutnya dilakukan analisis data dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Melakukan estimasi *loss frequency distribution* menggunakan pendekatan distribusi Poisson.
2. Melakukan estimasi *loss severity distribution* menggunakan pendekatan KDE. Fungsi kernel yang akan digunakan dalam pendekatan KDE adalah kernel Gaussian, Uniform, Epanechnikov, dan Segitiga.
3. Melakukan aproksimasi distribusi majemuk (*aggregate loss distribution*) menggunakan metode Monte Carlo.
4. Menentukan nilai EC berdasarkan persentil ke- 99,9% pada sampel-sampel yang diambil secara acak dari distribusi majemuk [5].
5. Melakukan analisis komparasi untuk nilai-nilai EC yang dihasilkan untuk mengetahui apakah ada perbedaan secara signifikan dari nilai-nilai EC yang dihasilkan.
6. Menarik kesimpulan dari hasil simulasi yang dilakukan untuk dijadikan hasil penelitian

```

1 import csv
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 from sklearn.neighbors import KernelDensity
5
6 #inputdata
7 datafile = csv.reader(open('D:\\datarisiko.csv'))
8 datafile.next()
9 n_sample = 495
10 n_feature = 1
11 feature_name = np.array(['ET1-LB1'])
12 data = np.empty((n_sample,n_feature))
13 for i ,ir in enumerate (datafile):
14     data[i] = np.asarray(ir[0:], dtype = np.float)
15
16 kde = KernelDensity(kernel= 'gaussian', bandwidth=5000).fit(data)
17
18 #Montecarlo
19 t =[]
20 for k in range(5):
21     N=[0,1,2,3]
22     M=[1,10,100,1000]
23     loss_kde=[]
24     for i in M:
25         frekuensi = np.random.poisson(165,i)
26         var_kde = []
27         for j in frekuensi:
28             x = kde.sample(j)
29             var_kde.append(sum(x))
30         loss_kde.append(np.percentile(var_kde,99.9))
31     t.append(loss_kde)
32     plt.plot(N,loss_kde,label = 'simulasi ke-%d'%(k+1))

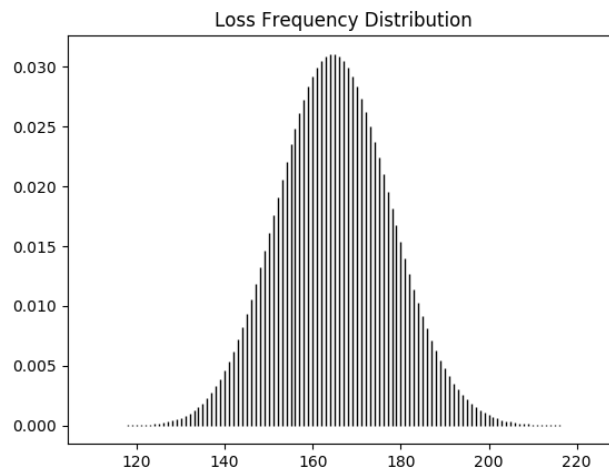
```

Gambar 1. Algoritma program perhitungan nilai EC dengan fungsi kernel Gaussian

### 3. Hasil dan Pembahasan

Dalam penelitian ini, estimasi nilai EC dihasilkan pada persentil 99,9% dari distribusi majemuk, dimana estimasi dari distribusi majemuk dilakukan secara numerik menggunakan metode Monte Carlo. Secara umum, metode Monte Carlo akan memberikan hasil yang sangat baik jika banyak sampelnya lebih dari  $10^6$  sampel. Disamping itu, untuk setiap fungsi kernel akan dilakukan sebanyak 30 simulasi. Hal ini dilakukan untuk keperluan analisis perbandingan nilai rata-rata. Berikut analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini:

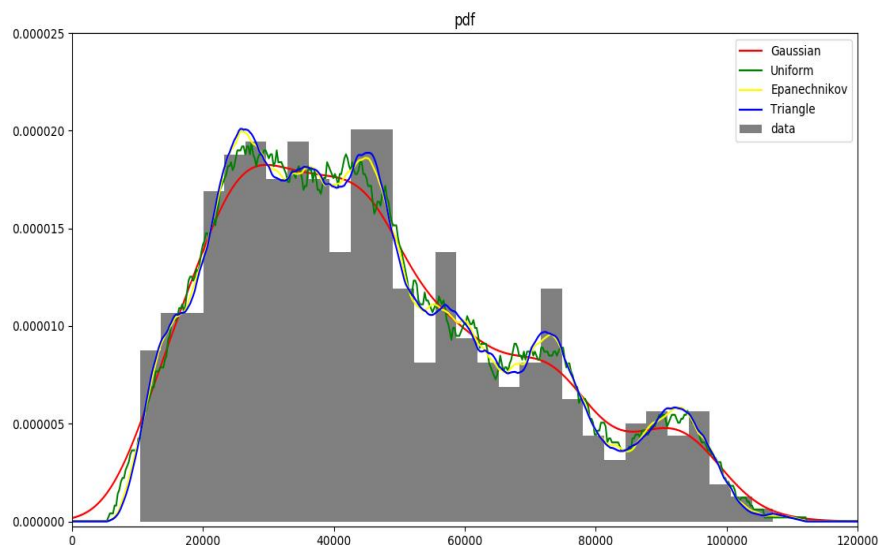
1. Melakukan estimasi *loss frequency distribution* dengan pendekatan distribusi Poisson



Gambar 2. Loss Frequency Distribution

Dari Gambar 2, terlihat bahwa data penelitian yang digunakan memiliki rata-rata 165. Hal ini berarti selama satu tahun rata-rata banyaknya kejadian kerugian adalah 165 kejadian.

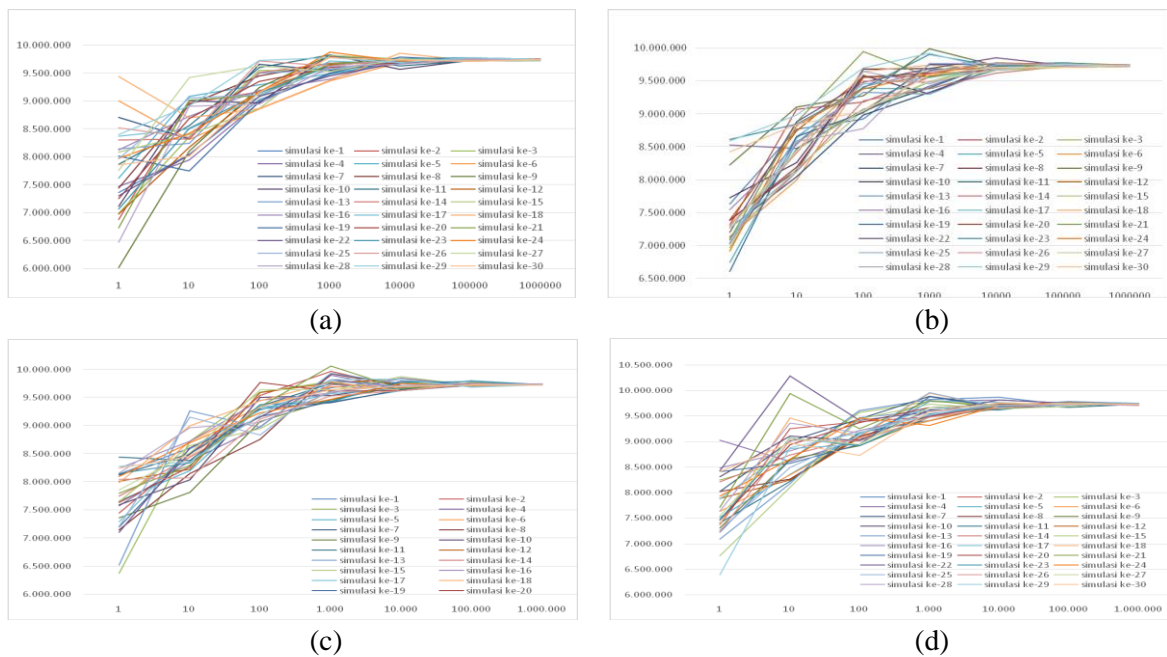
2. Melakukan estimasi *loss severity distribution* dengan pendekatan KDE.



Gambar 3. Loss Severity Distribution

Dari gambar 3 terlihat bahwa visual kurva dari fungsi kernel Gaussian memang lebih mulus dibandingkan fungsi kernel yang lainnya. Akan tetapi jika dicermati ternyata fungsi kernel Uniform, Epanechnikov, dan Segitiga lebih bagus dalam melakukan estimasi pada daerah-daerah tertentu. Sebagai contoh pada data antara 70.000 – 80.000 terdapat daerah yang menonjol. Daerah tonjolan ini ternyata dapat diestimasi cukup baik oleh kernel Uniform, Epanechnikov, dan Segitiga sedangkan kernel Gaussian tidak dapat melakukannya. Dalam kasus ini bisa dikatakan kernel Gaussian melakukan *under-estimate* dibanding kernel lainnya. Contoh lain pada data antara 60.000 – 75.000, kernel Gaussian melakukan *over-estimate* karena grafiknya berada diatas data sebenarnya.

3. Menentukan nilai EC berdasarkan persentil ke- 99,9% pada sampel yang diambil secara acak dari distribusi majemuk



Gambar 4. Grafik nilai EC untuk setiap fungsi kernel (a) kernel Gaussian; (b) kernel Uniform; (c) kernel Epanechnikov; dan (d) kernel Segitiga.

Dari gambar 4, terlihat bahwa pada jumlah sampel sebanyak  $10^6$  nilai EC mulai konvergen ke satu nilai. Hal ini membuktikan bahwa untuk simulasi Monte Carlo memang diperlukan sampel yang sangat besar. Nilai EC yang dihasilkan dari 30 simulasi yang dilakukan lebih jelas dapat dilihat pada tabel 1 berikut:

Tabel 1. Statistik deskriptif nilai-nilai EC

Kernel	Jumlah Sampel	Minimum	Maksimum	Rata-Rata	Simpangan Baku
Gaussian	$10^6$	9725089.082	9753810.653	9740334.655	7494.440
Uniform	$10^6$	9721629.329	9748110.170	9733397.115	6573.308
Epanechnikov	$10^6$	9717387.193	9746352.561	9731759.430	7517.385
Segitiga	$10^6$	9706920.503	9748266.875	9732411.846	10101.403

Dari tabel 4, rata-rata nilai EC yang paling kecil adalah yang menggunakan fungsi kernel Epanechnikov yaitu sebesar Rp9.731.759,43 , sedangkan yang paling besar besar adalah yang menggunakan fungsi kernel Gaussian Rp9.740.334,655.

4. Melakukan analisis komparasi untuk nilai-nilai EC yang dihasilkan

Berdasarkan simulasi yang dilakukan pada tahap sebelumnya, maka data yang akan digunakan dalam analisis komparasi adalah nilai EC hasil dari simulasi dengan banyak sampel  $10^6$ . Rumusan hipotesis untuk uji perbedaan rata-rata dengan tingkat kepercayaan 95% adalah

$H_0$  : Semua rata-rata nilai EC dari keempat fungsi kernel memiliki rata-rata yang sama.

$H_1$  : Setidaknya ada satu rata-rata nilai EC yang memiliki rata-rata tidak sama.

Kondisi penerimaan,

$H_0$  diterima jika nilai  $\text{Sig.} \geq \alpha$

$H_0$  ditolak jika nilai  $\text{Sig.} < \alpha$

Berikut hasil uji perbedaan rata-rata yang dihasilkan:

Tabel 2. Uji perbedaan rata-rata nilai EC

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	1413849531.000	3	471283177.100	7.309	0.000
Within Groups	7479809311.000	116	64481114.750		
Total	8893658842.000	119			

Berdasarkan tabel 2, nilai Sig. yang diperoleh dari uji perbedaan rata-rata dengan metode *least square difference* adalah 0.000, nilai ini lebih kecil dari  $\alpha = 0.05$ . Dengan demikian  $H_0$  ditolak, sehingga dapat disimpulkan terdapat setidaknya ada satu rata-rata nilai EC yang berbeda secara signifikan dengan rata-rata nilai EC yang lainnya. Selanjutnya, untuk mengetahui rata-rata nilai EC yang menyebabkan terjadinya perbedaan tersebut maka dilakukan uji perbedaan rata-rata antar dua fungsi kernel. Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 3 berikut:

Tabel 3. Uji perbedaan rata-rata nilai EC antar fungsi kernel

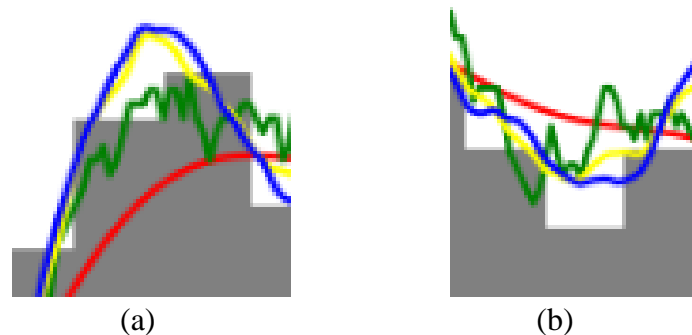
Kernel		Sig.
Gaussian	Uniform	0.001
	Segitiga	0.000
	Epanechnikov	0.000
Uniform	Gaussian	0.001
	Segitiga	0.636
	Epanechnikov	0.431
Segitiga	Gaussian	0.000
	Uniform	0.636
	Epanecnikov	0.754
Epanechnikov	Gaussian	0.000
	Uniform	0.431
	Segitiga	0.754

Dari tabel 3 terlihat bahwa nilai Sig. yang kurang dari 0.05 adalah antara kernel Gaussian dengan ketiga kernel lainnya sehingga secara statistik kernel Gaussian menghasilkan nilai EC yang berbeda signifikan dengan nilai EC lainnya. Sedangkan, hasil uji perbedaan antara dua kernel yaitu kernel Uniform, Epanechnikov, dan Segitiga, ternyata menunjukkan nilai Sig. yang diatas 0.05, hal ini berarti tidak terdapat perbedaan yang signifikan dari nilai EC yang dihasilkan.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis komparasi dapat disimpulkan bahwa terdapat perbedaan yang signifikan dari nilai-nilai EC yang dihasilkan dari penggunaan keempat fungsi kernel. Oleh karena itu, dalam perhitungan nilai EC yang menggunakan metode LDA dengan pendekatan KDE perlu memperhatikan pemilihan fungsi kernel. Dalam penelitian ini fungsi kernel yang bisa memberikan nilai EC yang paling efisien adalah kernel Epanechnikov.

Selain itu, hasil dari analisis komparasi untuk tiap dua fungsi kernel didapat bahwa untuk keempat fungsi kernel yang berbeda secara signifikan hanya terhadap kernel Gaussian, sedangkan antara kernel Uniform, Epanechnikov, dan Segitiga tidak terdapat perbedaan yang signifikan. Hal ini dapat terjadi dikarenakan grafik kernel Gaussian cenderung lebih *under* dan *over estimate* atas data yang digunakan.



Gambar 5. *Under* (a) dan *Over Estimate* (b) dari grafik kernel Gaussian (garis merah)

Pada gambar 5(a), terlihat grafik kernel Gaussian yang berwarna merah berada cukup jauh di bawah data penelitian dibandingkan dengan grafik dari kernel yang lain. Dalam kasus ini kernel Gaussian melakukan *under-estimate*. Pada kasus lain, seperti terlihat pada gambar 5(b), grafik kernel Gaussian melakukan hal sebaliknya yaitu berada di atas data penelitian atau dapat dikatakan *over-estimate*.

#### Ucapan Terima Kasih

Penelitian ini dapat berlangsung baik karena dibiayai oleh Direktorat Riset dan Pengabdian Masyarakat (DRPM), Direktorat Jenderal Penguatan Riset dan Pengembangan – Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi (Ristekdikti), oleh karena itu kami mengucapkan terima kasih kepada DRPM – Ristekdikti mengenai pendanaan penelitian ini.

#### Referensi

- [1] Basel Committee on Banking Supervision. *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a revised framework*. Basel. 2006.
- [2] Frachot, A. Georges, P. dan Roncalli, T. *Loss Distribution Approach for Operational Risk. Working Paper*, Groupe de Recherche Operationnelle: France. 2001.
- [3] Lembaga Pengembangan Perbankan Indonesia. *Manajemen Risiko Operasional*. <http://www.lppi.or.id/index.php/module/Pages/sub/2/id/manajemen-risiko-operasional>. 2012. (diakses: 23 April 2017).
- [4] Setiawan, E., Murfi, H. dan Satria, Y. *Analisis Penggunaan Metode Kernel Density Estimation pada Loss Distribution Approach untuk Risiko Operasional*. *Jurnal Matematika Integratif*, Vol. 12(2). 2016.
- [5] Shevchenko, P.V. *Implementing Loss Distribution Approach for Operational Risk*. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, vol. 26(3), pages 277–307. 2009.

- [6] Smiechewicz, W.J. (2002). *The Baring Bank Case*. <http://www.fraud-magazine.com/article.aspx?id=4294968220>. (diakses: 23 April 2017).
- [7] Zambom, A. Z. dan Dias, R. (2012). *A review of Kernel Density Estimation with Applications to Econometrics*. arXiv:1212.2812v1 [stat.ME]. 2012. (diakses: 13 April 2017).
- [8] FH Badruzzaman, E Harahap, E Kurniati, MD Johansyah, *Pengendalian Persediaan Produksi Hijab Berdasarkan Economic Production Quantity di RAR Azkia*, Jurnal Matematika, Vol. 16, No. 2, 2017.