

Analisis Portofolio Optimum terhadap 50 Emiten dengan Frekuensi Perdagangan Tertinggi di Bursa Efek Indonesia Menggunakan Metode *Value At Risk*, *Lexicographic Goal Programming* dan *Artificial Neural Network*

Aliffia Permata S dan Brodjol Sutijo S.U.

Jurusan Statistika, FMIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya, 60111, Indonesia

email : brodjol_su@statistika.its.ac.id

Abstrak— Profitabilitas merupakan tujuan utama dari kegiatan investasi. Investasi saham dianggap mengandung resiko yang tinggi dikarenakan sifatnya yang dinamis dan sangat fluktuatif. Selain itu banyaknya faktor yang mempengaruhi fluktuasi harga saham tersebut membuat investor harus memilih kombinasi emiten untuk membuat portofolio sebagai destinasi investasi yang menguntungkan. Penelitian ini dilakukan untuk mengatasi permasalahan tingginya resiko dan pemilihan kombinasi saham dengan menggunakan sistem analisis saham terintegrasi yang mempertimbangkan keseluruhan aspek teknikal untuk mendapatkan optimasi portofolio yang *profitable*. Portofolio yang diusulkan dalam penelitian mempertimbangkan aspek resiko yang dikalkulasi menggunakan metode *value at risk*, kemudian dilanjutkan dengan metode *lexicographic goal programming* dengan mempertimbangkan aspek keuntungan, resiko, dan proporsi dana. Metode *lexicographic goal programming* menghasilkan emite-emiten pilihan setiap kelompok bisnis yaitu SSMS, CPIN, ICBP, BBNI, TLKM, INCO, ASII, WSKT dan SCMA kemudian dilanjutkan dengan peramalan masing-masing emiten terpilih untuk hari selanjutnya. Peramalan harga emiten didapatkan menggunakan *neural network* dengan algoritma *backpropagation* sebagai referensi harga emiten.

Kata kunci : *Return*, *Value at Risk*, *Lexicographic Goal Programming*, *Backpropagation*

I. PENDAHULUAN

Profitabilitas adalah tujuan utama dari semua usaha bisnis. Tanpa keuntungan bisnis tidak akan bertahan dalam jangka panjang. Memproyeksikan profitabilitas masa depan merupakan hal yang sangat penting, tidak terkecuali bagi perusahaan penyedia jasa investasi, sekuritas atau reksadana, bahkan individu pelaku pasar modal.[1]

Sehingga, pemilihan emiten sebagai salah satu portofolio saham sangat penting. Pemilihan emiten-emiten tersebut tentu sangat berpengaruh bagi pendapatan investor. Analisis pemilihan kombinasi saham atau portofolio saham dapat dilakukan melalui beberapa pendekatan, pendekatan konvensional yang terdiri dari pendekatan fundamental yaitu pendekatan investasi menggunakan informasi ekonomi, seperti laporan keuangan historis atau informasi dasar tentang perusahaan dan pendekatan teknikal yaitu pendekatan menggunakan pola-pola data historis suatu saham misalnya harga tertinggi, terendah dan volume perdagangan atau kombinasi pendekatan analisis teknikal dan

fundamental merupakan pendekatan yang saling melengkapi, untuk mendapatkan profit yang optimal [2]

Beberapa publikasi mengenai pemilihan portofolio yang optimum telah banyak dilakukan dengan berbagai macam pendekatan dan metode. Adanya penelitian yang mempertimbangkan adanya fenomena *heavy tail* tentu akan menghasilkan hasil estimasi resiko yang tepat dan tidak bias oleh [3] menggunakan pendekatan distribusi *generalized pareto* untuk menangkap fenomena *heavy tail* di pasar negara berkembang. Pendekatan optimisasi portofolio menggunakan metode *lexicographic goal programming* menggunakan ekspektasi nilai *risk* dan *return* untuk mendapatkan luaran berupa jumlah dana yang diinvestasikan setiap emiten untuk menghasilkan portofolio yang optimum [4]. Serta pendekatan jaringan syaraf tiruan [5] disebabkan harga saham sebagai entitas yang memiliki fluktuasi yang tinggi, sehingga harga saham memiliki kecenderungan yang dinamik, nonlinear, dan tidak memiliki tren data, sehingga salah satu model peramalan yang dapat digunakan untuk mengakomodasi fluktuasi harga.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, peneliti berinisiasi untuk menggunakan sistem analisis saham terintegrasi yang mempertimbangkan keseluruhan aspek teknikal untuk mendapatkan optimasi portofolio yang *profitable*. Metode yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut antara lain, metode *value at risk* untuk menentukan resiko emiten, *lexicographic goal programming* untuk menentukan portofolio yang optimum dalam memberikan profit dan resiko yang optimum sesuai dengan jumlah dana yang dimiliki, dan mengetahui prediksi keuntungan agregat yang didapatkan dengan menggunakan *artificial neural network*.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. *Value at Risk*

Value at risk (VaR) merupakan kerugian maksimum dari posisi keuangan pada rentang waktu tertentu [6] Teori nilai ekstrim secara khusus akan diaplikasikan untuk mengetahui resiko saham pada periode tertentu, sehingga, harus menentukan terlebih dahulu keuntungan harian saham sebagai berikut :

$$r_{i,t} = \log(x_{i,t} / x_{i,t-1}) \times 100 \quad (2.1)$$

Pendekatan *value at risk* dapat dilakukan dengan menggunakan teori nilai ekstrim dimaksudkan karena beberapa kasus di bidang keuangan memiliki frekuensi yang jarang namun efek yang sangat besar yang disebut dengan fenomena ekor gemuk. Fenomena tersebut dapat dianalisis menggunakan teori nilai ekstrim dengan pendekatan *peaks over threshold* (POT). POT berasosiasi dengan distribusi

generalized pareto dengan fungsi distribusi kumulatif (CDF) sebagai berikut :

$$F(x|\xi, \sigma) = \begin{cases} 1 - \left(1 - \frac{\xi x}{\sigma}\right)^{\frac{1}{\xi}} & \text{jika } \xi \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{x}{\sigma}\right) & \text{jika } \xi = 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

Dimana adalah ξ shape parameter dan σ adalah scale parameter. Nilai Value at Risk atau shortfall yang menunjukkan resiko minimal sebagai berikut :

$$VaR_i(\alpha) = u + \frac{\sigma}{\xi} \left(\left(\frac{n}{n_u} - \alpha \right)^{-\xi} - 1 \right) \quad (2.3)$$

α adalah $(1-q)$ dimana q adalah nilai kuantil yang ditentukan sebagai ambang batas. n adalah jumlah seluruh sampel dan n_u merupakan sampel yang melebihi ambang batas

Estimasi parameter shape (ξ) dan scale (σ) dilakukan dengan menggunakan metode maximum likelihood, berikut adalah langkah-langkah:

1. Menentukan fungsi kepadatan (pdf) dari distribusi generalized pareto:

$$f(x|\xi, \sigma) = \frac{1}{\sigma} \left(1 + \frac{\xi x}{\sigma}\right)^{-\left(\frac{1}{\xi} + 1\right)} \quad (2.4)$$

2. Menentukan fungsi likelihood

$$L(\xi, \sigma | x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f(\xi, \sigma | x_1, x_2, \dots, x_n) = \sigma^{-n} \prod_{i=1}^n \left(1 + \frac{\xi x_i}{\sigma}\right)^{-\left(\frac{1}{\xi} + 1\right)} \quad (2.5)$$

3. Menentukan fungsi ln likelihood

$$\ln L(\xi, \sigma | x_1, x_2, \dots, x_n) = \ln \prod_{i=1}^n f(\xi, \sigma | x_1, x_2, \dots, x_n) = -n \ln \sigma - \left(\frac{1}{\xi} + 1\right) \sum_{i=1}^n \ln \left(1 + \frac{\xi x_i}{\sigma}\right) \quad (2.6)$$

4. Melakukan turunan pertama setiap parameter untuk kemudian di sama dengankan nol sehingga didapatkan parameter yang tidak bias. Pada beberapa kasus turunan pertama yang tidak close form, dilakukan estimasi dengan metode numerik newton raphson.[7]

B. Lexicographic Goal Programming

Lexicographic Goal Programming adalah pengembangan metode pemrograman linier, yang berbeda adalah adanya sepasang variabel deviasi berguna untuk mengakomodasi penyimpangan dari tujuan, serta prioritas untuk meminimalkan variabel-variabel deviasionalnya [9]

1. Prioritas pertama (P_1) bertujuan untuk secara optimal memanfaatkan jumlah dana yang tersedia untuk investasi dengan proporsi maksimal sebesar 1. Fungsi untuk prioritas pertama didefinisikan :

$$\sum_{j=1}^J X_j + d_1^- - d_1^+ = 1 \quad (2.7)$$

di mana X_j adalah proporsi emiten j dan J adalah emiten sebagai subjek penelitian yaitu sebesar 50 emiten. Kendala dalam prioritas pertama adalah untuk meminimumkan d_1^- dan d_1^+ .

2. Prioritas kedua (P_2) memiliki tujuan untuk memaksimalkan hasil yang diharapkan (E) diperoleh dari keuntungan rata-rata harian (expected return) r_i .

Nilai expected return didefinisikan sebagai nilai rata-rata daily return yang secara matematis didapatkan dari

$$r_j = \frac{\sum_{i=1}^n r_i}{n}$$

Selanjutnya prioritas kedua didefinisikan dalam fungsi :

$$\sum_{j=1}^J r_j X_j + d_2^- - d_2^+ = R \quad (2.8)$$

di mana r_j adalah expected return dari setiap emiten j . Nilai R merupakan nilai yang ditentukan sendiri oleh peneliti yang menunjukkan keinginan peneliti terhadap return minimum. Kendala dalam prioritas kedua adalah meminimumkan d_2^- .

3. Prioritas ketiga (P_3) memiliki tujuan untuk meminimumkan risiko (β), yang diperoleh dari nilai Value at Risk.

$$\sum_{j=1}^J \beta_j X_j + d_3^- - d_3^+ = \theta \quad (2.9)$$

di mana β_j adalah ukuran dari risiko yang terkait dengan saham (Value at Risk). Nilai θ merupakan nilai yang ditentukan sendiri oleh peneliti sebagai representasi kesanggupan dalam menerima resiko. Fungsi tujuan pada prioritas ketiga adalah untuk meminimumkan d_3^+ [8]

Atau dapat dituliskan

$$MinZ = P_1(d_1^-, d_1^+), P_2(d_2^-), P_3(d_3^+)$$

C. Neural Network

Pasar saham memiliki sifat yang tidak pasti, membingungkan, memiliki pola data yang tidak teratur dan terjadi pergerakan data yang sangat fluktuatif dalam rentang waktu yang sangat pendek. Sifatnya yang praktis dan dinamis menjadikan metode algoritma artificial neural network sebagai metode yang penting dalam melakukan prediksi terhadap harga saham [9].

Secara garis besar, langkah-langkah algoritma pelatihan pada metode backpropagation adalah melakukan tahap feedforward, dimana sinyal input x_1, x_2, \dots, x_n akan masuk pada layer tersembunyi dan diterima oleh unit tersembunyi yang disebut z_1, \dots, z_p melalui suatu fungsi perambatan dan aktifasi untuk kemudian diproses dan menghasilkan output. Jika masih terdapat perbedaan antara target dengan output hasil pengolahan jaringan, maka dilakukan backpropagation yaitu menentukan informasi galat yang kemudian dilakukan

tahan pembaruan bobot [10]. Dalam penelitian ini, sinyal input yang digunakan adalah harga saham penutupan selama kurun waktu tertentu. Penentuan input tersebut dilakukan menggunakan nilai ACF dan PACF yang merepresentasikan korelasi pada observasi ke- t . Pengukuran galat dilakukan dengan menggunakan nilai MSE, RMSE and MAPE .[11]

D. *Portofolio Saham*

Diversifikasi saham merupakan pemilihan saham berbeda dan merupakan salah satu cara untuk meminimumkan resiko investasi saham. Portofolio saham optimum merupakan kegiatan melakukan diversifikasi investasi saham dengan memperhatikan kriteria-kriteria tertentu, misalnya tingkat pengembalian yang maksimum dan atau tingkat resiko minimum. Portofolio saham optimum merupakan serangkaian proses pemilihan portofolio saham yang sesuai dengan kebutuhan dan tujuan investor. Teori portofolio awalnya diusulkan oleh Harry Markowitz yang berusaha untuk mengukur risiko portofolio dan mengembangkan prosedur untuk menentukan portofolio optima [12]. Karena perkembangan teknologi keuangan modern, teori portofolio modern bertujuan untuk mengalokasikan aset dengan memaksimalkan keuntungan yang diharapkan per unit risiko[13]

III. METODE PENELITIAN

A. Sumber Data

Variabel yang yang digunakan adalah harga penutupan harian saham bursa yang tercatat pada Bursa Efek Indonesia pada periode 1 Mei 2009 hingga 1 Mei 2015 pada 50 saham dengan frekuensi trading tertinggi periode kuartal pertama 2015. Data harga penutupan harian yang didapatkan dari <http://finance.yahoo.com>, sedangkan 50 saham saham dengan frekuensi trading tertinggi didapatkan dari laporan Bursa Efek Indonesia pada kuartal pertama.

B. Variabel Penelitian

Metode *Value at Risk* menggunakan struktur data sebagai berikut :

Tabel 2 Struktur Data untuk Metode *Value at Risk*

Emiten	Data
x_1	$r_{1,t}, r_{1,t-1}, \dots, r_{1,t-m}$
x_2	$r_{2,t}, r_{2,t-1}, \dots, r_{2,t-m}$
\vdots	\vdots
x_i	$r_{i,t}, r_{i,t-1}, \dots, r_{i,t-m}$

Dimana $x_{i,t}$ merupakan harga penutup emiten i pada waktu t , dan m merupakan jumlah keseluruhan data *in sample*.

Tabel 3 Struktur Data untuk Metode *Lexicographic Goal Programming*

Emiten	Proporsi dana	Return	Risk
x_1	X_1	$r_1 X_1$	$\beta_1 X_1$
x_2	X_2	$r_2 X_2$	$\beta_2 X_2$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
x_i	X_i	$r_i X_i$	$\beta_i X_i$
Batas	1	R	θ

Dimana X_i merupakan proporsi dana yang diberikan pada emiten ke- i ($i = 1, 2, 3, \dots, 50$).

Struktur data pada penelitian ini diberikan untuk memudahkan mengetahui pola data input dan output, sebagai berikut:

Tabel 4 Struktur Data untuk Metode *Value at Artificial Neural Network*

Emiten	Input	Target
x_1	$x_{1,t-1}$	$x_{1,t}$
x_2	$x_{2,t-1}$	$x_{2,t}$
\vdots	\vdots	\vdots
x_n	$x_{n,t-1}$	$x_{50,t}$

Pada struktur data input dan output merupakan x yaitu data harga penutupan saham harian ke- n dengan t merupakan observasi pada waktu tertentu. Input merupakan harga penutupan saham harian pada $x_{n,t-1}$ hingga $x_{n,t-20}$.

C. Metode Analisis Data

Langkah penelitian yang digunakan adalah sebagai berikut :

- Menentukan kajian literatur terhadap subjek penelitian serta metode yang digunakan.
- Melakukan analisis statistika deskriptif untuk menentukan analisis awal terhadap pola data.
- Melakukan pra-pengolahan data yang dimaksudkan untuk melakukan pembersihan dan persiapan terhadap data untuk siap untuk dianalisis. Rincian pra-pengolahan data adalah bahwa data harus berada pada dimensi waktu yang sama serta zero return kurang dari 30%.
- Menentukan resiko yang mungkin terjadi pada setiap emiten saham pada periode tertentu dengan metode *value at risk*.
- Melakukan reduksi variabel dilakukan dengan kendala tertentu, yaitu keuntungan maksimal, resiko minimal serta proporsi dana yang dimiliki investor. menggunakan metode optimasi *lexicographic goal programming*.
- Melakukan peramalan terhadap harga saham pada periode kedepan tertentu menggunakan metode *neural network*. *Artificial neural network* maka memprediksi harga satu hari ke depan..

IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

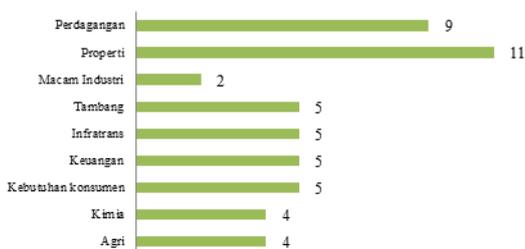
A. Eksplorasi 50 Saham Teraktif Kuartal I 2015

Saham teraktif diindikasikan sebagai saham yang paling sering diperjual belikan. Sehingga, daftar 50 emiten dengan frekuensi trading tertinggi merupakan representasi dari sentimen prespektif masyarakat terhadap saham-saham yang menjadi favorit dalam *trading* atau perdagangan saham jangka pendek. Tabel 5 menunjukkan bahwa 62,74% transaksi dilakukan untuk memperjual-belian saham-saham yang berada pada daftar 50 saham dengan frekuensi jual beli tertinggi, hal ini menunjukkan bahwa walaupun banyak emiten yang tergabung dalam bursa efek Indonesia, lebih dari setengah konsentrasi pasar hanya pada 50 emiten tersebut. Volume trading mencapai 47,49% dan nilai trading hingga 71,65% total keseluruhan aktifitas jual-beli yang terjadi dalam satu kuartal.

Tabel 5 Rangkuman Total Volume, Nilai dan Frekuensi Saham Teraktif

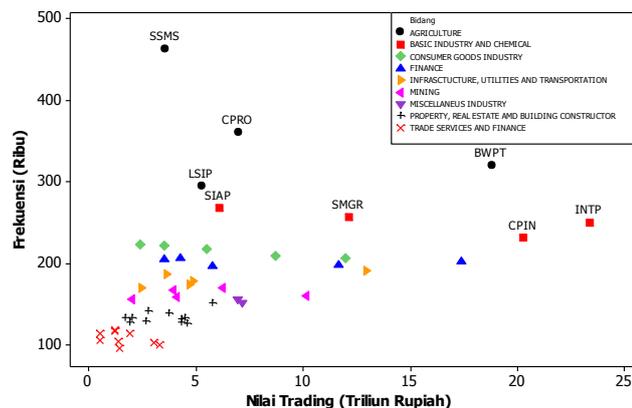
	Volume Trading (Juta Rupiah)	Nilai Trading (Triliun Rupiah)	Frekuensi (Ribu)
Total 50 saham teraktif	191.154,20	292,8	8.990,70
Total keseluruhan trading	402.539,50	408,5	14.330,70
Presetase 50 saham teraktif terhadap keseluruhan trading	47,49%	71,65%	62,74%

Gamaba 1 menunjukkan jumlah emiten dalam setiap klasifikasi bisnis yang termaduk kedalam daftar 50 emiten dengan frekuensi trading tertinggi. Terdapat 11 saham di industri properti termasuk kedalam daftar 50 saham teraktif yang menunjukkan bahwa masyarakat menjadikan bidang bisnis properti sebagai favorit sebagai destinasi investasi sebaliknya hanya 2 emiten dari kategori macam-macam industri menunjukkan kurangnya minat masyarakat terhadap perusahaan dengan klasifikasi bisnis macam-macam industri.



Gambar 1. Jumlah emiten setiap klasifikasi bisnis

Gambar 2 menunjukkan pola berdasarkan kategori klasifikasi bisnis Kategori Agrikultur merupakan saham dengan frekuensi trading tertinggi. Sebaliknya, saham-saham dari kategori perdagangan dan jasa serta saham-saham dari kategori properti yang memiliki anggota terbanyak dalam daftar 50 saham teraktif masing-masing 10 dan 11 saham, ternyata memiliki frekuensi jual beli yang paling rendah.



Gambar 2. Scatterplot Nilai Trading dan Frekuensi

B. Penghitungan Resiko Emiten dengan Metode Value at Risk

Penelitian ini melakukan aplikasi *value at risk* dengan *peaks over threshold* (POT) yang mengikuti distribusi *generalized pareto*. tidak keseluruhan emiten yang tercantum pada daftar 50 saham teraktif yang digunakan. Dengan melakukan pertimbangan terhadap jumlah *zero return* yang

merupakan representasi dari stagnasi emiten, didapatkan bahwa hanya 47 emiten yang dapat digunakan sebagai subjek penelitian. 3 emiten yang tidak dapat digunakan adalah SIAP, LPKR dan CPRO, karena emiten-emiten tersebut memiliki zero return sangat tinggi yaitu masing masing 60,23%, 60,7% dan 91,5%.

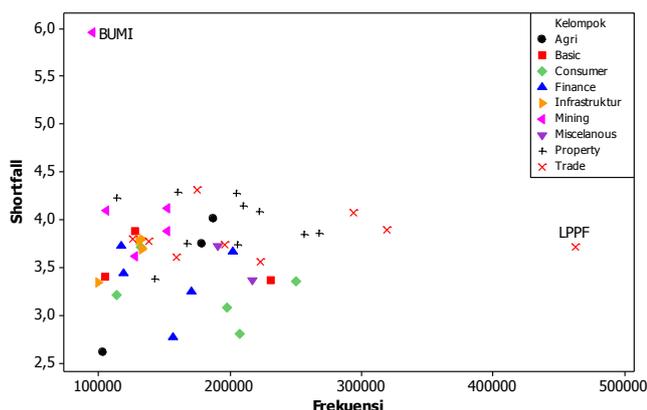
Pengukuran resiko dilakukan dengan terlebih dahulu menentukan kuantil ekstrim bawah untuk mendefinisikan nilai-nilai ekstrim yang ada dalam sampel sebesar 5% dari keseluruhan nilai return. Kemudian estimasi parameter nilai ekstrim dilakukan menggunakan metode *maximum likelihood*. Kemudian, parameter tersebut digunakan untuk menentukan nilai *value at risk* sebagai berikut :

Tabel 6 Parameter dan Shortfall setiap Emiten

No	Emiten	Shape	Scale	Shortfall
1	LSIP	0,2700	1,5848	3,7496
2	BWPT	0,4543	1,5273	4,0112
3	SSMS	-0,2742	3,4004	2,6125
4	INTP	0,1416	1,5961	3,4007
5	SMGR	0,0455	1,4850	3,3637
6	CPIN	0,3375	1,5593	3,8855
7	INDF	-0,0269	1,8656	2,8001
8	GGRM	0,0577	1,3444	3,0844
9	ICBP	-0,3697	1,8576	3,3507
10	KLBF	0,2265	1,5413	3,7149
11	UNVR	0,1857	1,2035	3,2092
12	BBTN	0,1447	1,6678	3,6703
13	BBCA	-0,0361	1,4339	2,7746
14	BBNI	0,1507	1,3939	3,2479
15	BBRI	0,2401	1,5340	3,7219
16	BMRI	0,1793	1,1840	3,4359
17	TRAM	0,8598	2,7837	3,6873
18	INVS	0,2970	1,8679	3,7906
19	EXCL	0,1239	1,5129	3,7921
20	PGAS	0,1603	1,2911	3,3443
21	TLKM	0,2042	1,5787	3,7071
22	ITMG	0,0934	1,4712	3,8862
23	ADRO	0,0234	1,8259	4,1165
24	INCO	0,2487	1,2636	4,0955
25	PTBA	-0,0522	1,9547	3,6164
26	BUMI	0,0390	3,2669	5,9607
27	SRIL	0,1461	1,3111	3,3663
28	ASII	0,2410	1,5317	3,7226
29	APLN	0,0069	1,7756	3,3793
30	ADHI	-0,0229	2,3846	4,0882
31	ASRI	0,1109	2,0519	4,2824
32	BSDE	0,1453	1,5621	4,2758
33	KIJA	0,2167	1,9091	3,8470
34	PTPP	0,1884	2,0139	4,2322
35	PWON	0,2705	1,5977	3,7505
36	SMRA	0,3261	1,5481	3,8598
37	WIKA	0,1913	1,7391	3,7319

38	WSKT	-0,0322	2,6340	4,1414
39	UNTR	0,0163	1,5514	3,7743
40	AKRA	-0,1065	2,0242	3,5532
41	BHIT	0,0486	2,6354	4,0759
42	BMTR	-0,0054	1,8969	3,8941
43	LPPF	0,2157	1,5500	3,7105
44	MNCN	-0,0230	1,7439	4,3090
45	MPPA	0,4903	1,4662	3,7954
46	MYRX	0,2685	1,5709	3,6079
47	SCMA	0,2577	1,5624	3,7322

Gambar 3 menunjukkan plot frekuensi dan *shortfall* terhadap 47 emiten yang memiliki persebaran acak dan tidak ditemukan pola *shortfall* maupun frekuensi perdagangan. Hanya terdapat beberapa data yang menarik karena polanya, yaitu LPPF yang memiliki frekuensi perdagangan paling tinggi ternyata memiliki *shortfall* yang tidak terlalu besar atau kecil, serta tidak memiliki pola pada kelompok bisnisnya. Di sisi lain BUMI merupakan emiten dengan *shortfall* tertinggi sebesar 5,9607, dua kal lebih besar daripada nilai *shortfall* minimum ternyata memiliki frekuensi *trading* yang rendah. Hal ini merupakan bukti tambahan bahwa tidak ditemukan pola antara frekuensi perdagangan dan *shortfall*.



Gambar 3. Persebaran data Frekuensi dagang dan *shortfall*

C. Pemilihan Emiten Menggunakan Metode Lexicographic Goal Programming

Metode Lexicographic Goal Programming (LGP) merupakan pengembangan dari metode goal programming dengan tambahan prioritas. Batas-batas yang digunakan untuk menentukan portofolio optimum dengan menggunakan LGP direpresentasikan dalam suatu fungsi batasan, antara lain fungsi batasan proporsi dana, maksimasi *return*, dan minimasi *risk*. Metode LGP dilakukan pada setiap klasifikasi bisnis, sehingga, didapatkan 9 emiten dari masing-masing kelompok bisnis.

Tabel 7 Shortfall dan Expected Return dari Emiten Terpilih

No	Emiten	Daily Return	Shortfall
----	--------	--------------	-----------

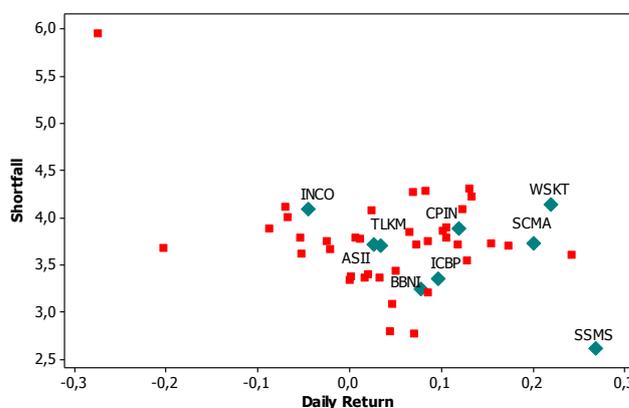
1	SSMS	0,2681	2,6125
2	CPIN	0,1189	3,8855
3	ICBP	0,0961	3,3507
4	BBNI	0,0782	3,2479
5	TLKM	0,0337	3,7071
6	INCO	-0,0456	4,0955
7	ASII	0,0262	3,7226
8	WSKT	0,2188	4,1414
9	SCMA	0,2004	3,7322

Tabel 7 menyajikan daftar emiten yang terpilih berdasarkan tahap raduksi variabel menggunakan LGP beserta *shortfall* dan *expected return*. Emiten-emiten tersebut tentu telah memenuhi beberapa prioritas diantaranya minimum resiko dan maksimum *return* di masing-masing kelompok klasifikasi bisnis.

Tabel 8 Shortfall dan Expected Return dari Emiten Terpilih

Emiten	Daily Return	Shortfall
Mean	0,1105	3,6106
Median	0,0961	3,7226
Minimum	-0,0456	2,6125
Maximum	0,2681	4,1414
Standar Deviasi	0,1021	0,4775

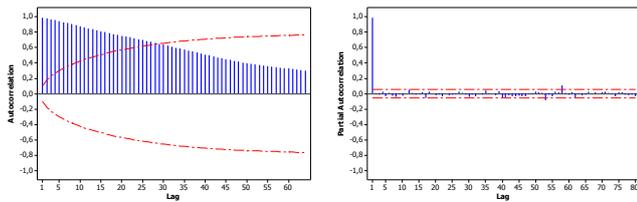
Nilai rata-rata *shortfall* pada emiten terpilih adalah 3,6106, dan nilai median 3,7226, menunjukkan bahwa pada daftar emiten terpilih tidak terdapat emiten dengan *shortfall* yang outlier. Hal tersebut diperkuat nilai maksimum sebesar 4,1414 dan nilai minimum sebesar 2,6125. Selain itu, standar deviasi juga tidak terlalu besar, yaitu 2,73, hal itu membuktikan adanya pattern outlier pada daftar emiten terpilih. Terdapat perbedaan antara tabel 4.13 dimana nilai mean dan median *Daily Return* pada emiten terpilih lebih besar dibandingkan keseluruhan data, hal ini menunjukkan bahwa emiten-emiten yang telah terpilih akan memberikan profit yang lebih tinggi. sebaliknya nilai minimum dan maksimum menunjukkan rentang data pada emiten terpilih lebih sempit dengan nilai standar deviasi yang lebih rendah menunjukkan bahwa resiko yang lebih rendah pada portofolio emiten-emiten terpilih.



Gambar 4. Persebaran data Expected mean dan *shortfall*

D. Peramalan dengan metode Artificial Neural Network

Tahap ini merupakan tahap pengenalan pola untuk selanjutnya peramalan dengan menggunakan algoritma Backpropagation.



Gambar 5. Plot ACF dan PACF

Penentuan input dilakukan menggunakan nilai ACF dan PACF yang dalam visualisasi pada gambar 5. Menunjukkan bahwa ternyata harga emiten pada waktu t hanya dipengaruhi oleh harga emiten pada $t-1$ saja, hal ini ditunjukkan dari PACF yang *cut off* hanya pada lag pertama.

Beberapa kriteria yang digunakan sebagai pemberhentian trining adalah kriteria MSE training senilai 0 dan kriteria banyak epoch maksimum sebanyak 1000 serta jumlah *node* yang digunakan untuk mengetahui pola data setiap emiten berkisar antara 10 hingga 50 dalam satu *hidden layer*. Tabel 9. menyajikan data *node* yang digunakan pada jaringan, MAPE, MSE dan RMSE testing serta ramalan satu langkah kedepan. Menunjukkan bahwa seluruh emiten melakukan training sebanyak nilai epoch maksimum yaitu 1000. Walaupun sudah konvergen terhadap suatu nilai MSE training ternyata MSE testing yang dibentuk tidak terlalu rendah. Hal ini disebabkan nilai subjek penelitian yang sangat tinggi, yaitu berkisar antara ratusan hingga ribuan. Walaupun nilai RMSE sangat tinggi, nilai tersebut lebih kecil dibandingkan dengan nilai aktual data, sehingga penggunaan terhadap model yang didapatkan dari metode ANN dalam diaplikasikan.

Tabel 9. Hasil Node, MSE dan Peramalan Satu Langkah Kedepan

No	Emiten	Node	MAPE	RMSE	Ramalan
1	SSMS	10	4,95	98,38	1808,3
2	CPIN	20	7,63	1201,7	12.763
3	ICBP	30	5,03	788,42	12.717
4	BBNI	20	6,98	593,6	6234,6
5	TLKM	20	1,37	53,67	2630,1
6	INCO	10	1,43	60,3	2781,8
7	ASII	10	1,37	139,53	6832,1
8	WSKT	10	8,3	162,3	1575,7
9	SCMA	30	1,76	80,96	2885,5

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. KESIMPULAN

1. Metode *value at risk* untuk mendapatkan *shortfall* dilakukan melalui pendekatan nilai yang melebihi ambang batas dengan asumsi 5% ekor minimum *return* berdistribusi *generalized pareto*.
2. *Lexicographic goal programming* mendapatkan 9 emiten terpilih yang memenuhi kriteria resiko minimum dengan return yang maksimum. Kesembilan saham yang terpilih adalah SSMS, CPIN, ICBP, BBNI, TLKM, INCO, ASII, WSKT dan SCMA.
3. Input *neural network* untuk mendapatkan output t didapatkan dari plot ACF dan PACF yaitu $t-1$. Hasil peramalan harga emiten didapatkan menggunakan *neural network* dengan algoritma *backpropagation* pada masing-masing emiten terpilih adalah SSMS sebesar

Rp.1808,3, CPIN senilai Rp. 12.763 , ICBP senilai Rp. 12.717, BBNI sebesar Rp.6234,6, TLKM senilai 2630,1, INCO senilai Rp.2781,8, ASII sebesar Rp. 6832,1, WSKT senilai Rp. 1575,7 dan SCMA sebesar Rp. 2885,5. Emiten terpilih tersebut memiliki nilai MAPE yang kecil, yaitu dibawah 10%.

B. SARAN

Penggunaan tiga *software* berbeda untuk tiga metode dalam penelitian ini dapat diperbaiki dengan menggunakan satu *software* dan pembuatan dashbor. Selanjutnya, penelitian ini mengasumsikan bahwa ekor dari return berdistribusi *generalized pareto*, pada penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan pengujian ekor distribusi terhadap minimum *return*. Disamping itu, penggunaan *lexicographic goal programming* yang dilakukan setiap kelompok klasifikasi bisnis untuk penelitian ini, dapat dilakukan untuk keseluruhan emiten subjek penelitian dengan penambahan batas dan prioritas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Hofstrand, D. (2009, 9). Understanding Profitability. Retrieved from <http://www.extension.iastate.edu/agdm/wholefarm/html/c3-24.html>
- [2] Wira, D. (2014). Analisis Fundamental Saham. Jakarta: Exceed.
- [3] Gencay, R., & Selcuk, F. (2004). Extreme value theory and Value-at-Risk:Relative performance in emerging markets. *International Journal of Forecasting*, 20, 287-303.
- [4] Sharma, H. P., & Sharma, D. K. (2005). . A Multi-Objective Decision Making Approach For Mutual Fund Portofolio. *Journal of Bussiness & Economic Research*, 75-84.
- [5] Herawati, S. (2008). Peramalan Harga Saham Menggunakan Integrasi Empirical Mode Decomposition dan Jaringan Saraf Tiruan. *Jurnal Ilmiah Mikrotek*, 23-28.
- [6] Cerovic, J. (2014). Value at Risk Measuring and Extreme Value Theory: Evidence from Montenegro. *Economics and Organization*, 11, 175-189.
- [7] Sari, Y., & Sutikno. (2013). Estimasi Parameter Generalized Distribution pada Kasus Identifikasi Perubahan Iklim di Sentra Produksi Padi Jawa Timur. *Jurnal Sains dan Seni POMITS*, 141-146.
- [8] Nuraini, S. A., & Wahyu, E. (2012). Optimasi Portofolio Saham dengan Lexicographic Goal Programming pada Bursa Efek Indonesia. Malang: Universitas Brawijaya.
- [9] Sivanandam, S. N., Sumathi, S., & Deepa, S. N. (2010). Introduction to Neural Network using MATLAB 6.0. New Delhi: Tata McGraw Hill Education Private Limited.
- [10] Fausett, L. (1993). *Fundamental of Neural Network and its Application*. London: Pearson.
- [11] Anonymous (2013). The E-Book of Technical Market Indicators 2.0. 23
- [12] Champbell, R., Huisman, R., & Kees Koedjik. (2000). Optimal Portofolio Selection in a Value at Risk Framework. *Journal of Banking and Finance*, 1789-1804.
- [13] Sangat, D., & Ankit, A. (2014). Construction of Optimal Portofolio of Banking Stocks-A Diversification Strategy. *International Journal of Finance Management*, 1-6.