

ALGORITMA GENERALIZED REDUCED GRADIENT BERBASIS MARKOV-SWITCHING MODEL UNTUK OPTIMISASI PORTOFOLIO SAHAM PERBANKAN DI INDONESIA

Denny Nurdiansyah, M.Si.

Jurusan Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri
Jl. Ahmad Yani No. 10, Bojonegoro, 62115, Indonesia

e-mail: denny.nur@unugiri.ac.id

Abstrak— Optimisasi portofolio pada dasarnya menggunakan model Markowitz dalam menghasilkan portofolio yang efisien, namun portofolio yang terbentuk tidak baik ketika *return* saham memiliki perubahan *regime*, seperti pada periode ‘bear’ and ‘bull’ market. Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan optimisasi portofolio dengan mempertimbangkan kasus perubahan *regime*, serta menerapkannya pada data runtun waktu yang memiliki perubahan *regime* dalam rangka pembentukan portofolio yang lebih efisien. Metode yang digunakan adalah algoritma *generalized reduced gradient* (GRG) berbasis *Markov-switching model* (MSwM). Pada penulisan ini akan dihasilkan algoritma pemrograman dalam *software R* untuk membuat paket program GRG berbasis MSwM yang akan digunakan untuk optimisasi portofolio pada kasus perubahan *regime*. Kinerja portofolio yang terbentuk dievaluasi dengan pengukuran risiko yaitu standar deviasi. Jenis data yang digunakan adalah data sekunder yang berisi saham-saham perbankan dari enam saham terpilih yang aktif di IDX Bursa Efek Indonesia pada tahun 2013-2018, yaitu: saham BRI, BNI, BTN, Bank Mandiri, BCA, dan Bank Danamon. Hasil diperoleh algoritma pemrograman untuk program GRG berbasis MSwM untuk optimisasi portofolio pada kasus perubahan *regime*, serta diperoleh portofolio saham perbankan yang optimal untuk tiga kriteria investor. Pada penelitian ini, portofolio terbaik jatuh pada kriteria investor yaitu meminimalkan risiko pada ekspektasi *return* tertentu. Penelitian ini memberikan kesimpulan bahwa algoritma GRG berbasis MSwM menghasilkan bobot portofolio berdasarkan fenomena “bull” and “bear” market, sehingga bobot portofolio yang terbentuk lebih realistis didalam pasar modal.

Kata Kunci—Portofolio Saham, Model Markowitz, *Markov-Switching Model*, Algoritma *Generalized Reduced Gradient*, *Value-at-Risk*.

I. PENDAHULUAN

BERDASARKAN Undang-Undang Nomor 8 Tahun 1995 tentang Pasar Modal (UUPM), pasar modal merupakan kegiatan yang bersangkutan dengan penawaran umum dan perdagangan efek (sekuritas) dari perusahaan publik yang berkaitan. Para pemodal (investor) menggunakan pasar modal untuk keperluan investasi portofolionya, sehingga pada akhirnya investor dapat memaksimalkan penghasilannya. Keuntungan atau kerugian yang diperoleh dari kegiatan investasi disebut sebagai *return*, sedangkan besar penyimpangan antara *return* aktual dan *return* yang diharapkan dalam investasi dapat disebut sebagai risiko. Portofolio merupakan kumpulan dari surat-surat berharga (sekuritas) yang berbeda seperti saham dan obligasi yang mana dikombinasi dan dianggap sebagai aset tunggal (Booth dan Cleary, 2010). Teori keuangan menjelaskan bahwa risiko investasi meningkat sejalan dengan tingkat keuntungan yang diinginkan. Dengan menggabungkan beberapa sekuritas yang

berbeda kedalam portofolio, investor berharap dapat meminimalkan kerugian atau risiko dalam berinvestasi.

Teori portofolio pertama kali diperkenalkan oleh Markowitz (1952) dengan merumuskan pengetahuan portofolio dalam model mean-varian Markowitz yang menggambarkan karakteristik risiko dan *return* dari portofolio keseluruhan, bukannya menyusun portofolio berdasarkan karakteristik risiko dan *return* yang menarik dari masing-masing individu sekuritas. Penelitian terdahulu mengenai optimisasi portofolio telah dilakukan oleh Sartono dan Setiawan (2006), Yuniarti (2010), dan Ariany *et.al.* (2012). Dari ketiga penelitian ini, portofolio yang terbentuk tidak mempertimbangkan adanya kasus perubahan *regime*, sehingga portofolio yang terbentuk kurang realistis didalam pasar modal yang memiliki perubahan *regime*, yaitu periode “bull” and “bear” market. Selanjutnya pada penelitian Astuti (2006) tentang implementasi *Bayesian Markov Chain Monte Carlo* pada pemodelan portofolio optimal dengan pendekatan model *mixture* dari beberapa *mixture*, metode ini dapat diterapkan untuk kasus perubahan *regime* yang memiliki distribusi multimodal, namun bobot portofolio yang diestimasi hanya mempertimbangkan karakteristik risiko dan *return* dari masing-masing individu saham. Metode ini tidak mengikutsertakan karakteristik risiko dan *return* dari portofolio keseluruhan, sehingga portofolio yang terbentuk belum tentu efisien karena tidak ada ketentuan yang membandingkan portofolio yang diestimasi dengan portofolio lain yang memiliki kemungkinan sebagai portofolio yang efisien. Pada penelitian Sield (2012) tentang perbandingan metode Markowitz dan *regime switching* dengan pendekatan empiris. Kelebihan penelitian ini adalah portofolio yang terbentuk dengan metode *regime switching* merupakan portofolio yang optimal dengan mempertimbangkan karakteristik risiko dan *return* dari portofolio keseluruhan pada kasus perubahan *regime*. Pada peneliti ini, metode optimisasi yang digunakan adalah *gradient descent* yang mana metode ini tidak mempertimbangkan permasalahan komputasional *nonlinear programming*, yaitu adanya kekurangan perangkat model baik banyaknya variabel maupun banyaknya *constraints*, sehingga persamaan dalam banyak kasus tidak diperoleh eliminasi yang eksplisit. Untuk mengantisipasi kekurangan ini, digunakan algoritma *generalized reduced gradient* (GRG) yang diperkenalkan oleh Lasdon *et.al.* (1978) untuk menyelesaikan masalah *nonlinier programming*. Metode GRG ini menjadi *default* metode untuk *software Excel’s solver* yang biasanya digunakan untuk optimisasi portofolio (Beninga, 2008). Kelemahannya, metode ini hanya dapat digunakan pada kasus umum, serta tidak mempertimbangkan adanya kasus perubahan *regime*.

Dengan demikian, penulisan ini diusulkan algoritma *generalized reduced gradient* (GRG) berbasis *Markov-switching model* (MSwM) untuk optimisasi model mean-varian Markowitz pada kasus perubahan *regime*. MSwM pertama diperkenalkan oleh Hamilton (1989) untuk menyelesaikan *regime-switching model* (RSwM) dengan *return* aset yang berasumsi bahwa *regime* terjadi pada waktu t yang tidak teramati dan ditentukan oleh suatu proses yang tidak teramati yang mana disimbolkan dengan s_t (Franses dan Dijk, 2003). MSwM ini diterapkan pada model mean bersyarat yaitu model *autoregressive* (AR) yang dipopulerkan dalam buku Box dan Jenkins (1976). Estimasi Model digunakan metode *maximum likelihood* (ML) dan algoritma *expectation-maximization* (EM). Kinerja dari portofolio yang terbentuk dievaluasi dengan menggunakan *value-at-risk* (VaR). Dari algoritma GRG berbasis MSwM ini, dihasilkan bobot portofolio berdasarkan fenomena “bull” and “bear” market, sehingga bobot portofolio yang terbentuk lebih realistis didalam pasar modal. Oleh karena itu, dibutuhkan algoritma *generalized reduced gradient* (GRG) berbasis *Markov-switching model* (MSwM) untuk optimisasi portofolio saham perbankan di Indonesia.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Teori Portofolio

Teori portofolio pertama kali diperkenalkan oleh Markowitz (1952) dengan tulisannya yang berjudul “*Portfolio Selection*”. Pada portofolio Markowitz, kriteria pemilihan portofolio yang digunakan adalah karakteristik *return* dan risiko dari portofolio keseluruhan, yaitu ekspektasi *return* portofolio dan standar deviasi portofolio. Misalkan R merupakan variabel random yang menyatakan suatu portofolio dengan $R \sim N(\mu_R, \sigma_R^2)$ dan r adalah variabel random yang menyatakan *return* aset dengan $r \sim N(\mu, \sigma^2)$. Rumusan untuk portofolio, ekspektasi *return* portofolio, dan standar deviasi portofolio masing-masing diberikan sebagai berikut:

1. portofolio

$$R_t = \sum_{a=1}^N w_a r_{a,t} ; \quad t = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

2. ekspektasi *return* portofolio

$$\mu_R = E[R_t] = \sum_{a=1}^N w_a \mu_a \quad (2)$$

3. standar deviasi portofolio

$$\sigma_R = \sqrt{\text{var}[R_t]} = \sqrt{\sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N w_a w_b \sigma_{ab}} \quad (3)$$

Konstanta N mewakili banyaknya sekuritas yang dimasukkan kedalam portofolio, sedangkan nilai n adalah banyaknya data pengamatan dari setiap sekuritas. Selanjutnya, perhitungan ini masing-masing dapat diberikan dalam bentuk matriks

$$R = r w = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1N} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \dots & r_{nN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix}, \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \mu_R &= w^t \mu \\ \mu^t &= [\mu_1 \quad \mu_2 \quad \dots \quad \mu_N], \end{aligned} \quad (5)$$

dan

$$\sigma_R^2 = w^t \Sigma w \quad (6)$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1N} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{N1} & \sigma_{N2} & \dots & \sigma_{NN} \end{bmatrix}$$

Pada penulisan ini, portofolio yang optimal diperoleh dari proses optimisasi portofolio pada tiga kriteria, yaitu:

1. meminimalkan standar deviasi portofolio pada ekspektasi *return* portofolio yang dikehendaki investor.
2. memaksimalkan ekspektasi *return* portofolio pada standar deviasi portofolio yang dikehendaki investor.
3. memaksimalkan *Sharpe Ratio* yang mengukur rasio dari ekspektasi *return* portofolio dan standar deviasi portofolio.

B. Algoritma Generalized Reduced Gradient

Algoritma *generalized reduced gradient* (GRG) merupakan pengembangan algoritma *reduced gradient* (RG) untuk menyelesaikan permasalahan umum *nonlinear programming* (Lasdon *et.al.*, 1978). Algoritma GRG digunakan untuk menyelesaikan masalah *nonlinear programming* dengan bentuk umum

Meminimalkan $f(x)$

Batasan:

$$h_k(x) = 0 \quad ; \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (7)$$

dengan K adalah banyaknya persamaan pembatas (*constraints*) yang ditentukan.

Dengan memisalkan $x^{(r)}$ adalah titik layak pada iterasi ke- r dengan partisi $x = (\hat{x}, \bar{x})$, algoritma dasar GRG diberikan dalam Ravindran *et.al.* (2006) dengan prosedur sebagai berikut:

1. menghitung $\nabla \bar{f}(x^{(r)}) = \nabla \bar{f}(x^{(r)}) - \nabla \hat{f}(x^{(r)}) \cdot J^{-1} C$.
2. jika $\|\nabla \bar{f}(x^{(r)})\| \leq \varepsilon_1$, maka proses iterasi berhenti; namun jika tidak terpenuhi, maka menghitung $\bar{d} = (-\nabla \bar{f})^T$, $\hat{d} = -J^{-1} C \bar{d}$, dan $d = (\hat{d}, \bar{d})^T$.
3. meminimalkan $f(x^{(r)} + \alpha d)$ dengan mempertimbangkan parameter skalar α . Misalkan $\alpha^{(r)}$ menjadi α optimisasi, maka dilakukan penentuan persamaan $x^{(r+1)} = x^{(r)} + \alpha^{(r)} d$. Selanjutnya proses kembali ke tahap 1.

Pada tahap 3 dari prosedur algoritma GRG, dilakukan perhitungan secara iteratif dari persamaan

$$v^{(i)} = \bar{x}^{(r)} + \alpha \bar{d}, \quad i = 1, 2, \dots \quad (8)$$

dan berhenti untuk $|h_k(v^{(i)})| \leq \varepsilon_2$ dengan $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ adalah nilai yang sangat kecil. Jika $f(x^{(r)}) \leq f(v^{(i)})$, maka $\alpha = \gamma \alpha$, $0 < \gamma < 1$ dan iterasi diulang; sedangkan jika syarat ini tidak terpenuhi, maka $x^{(r+1)} = v^{(i)}$. Agar batasan $h_k(x^{(r)}) = 0$; $k = 1, 2, \dots, K$ tidak dilanggar pada penelitian ini, digunakan nilai awalan (*initial value*) dari bobot portofolio yang sama kemudian diberikan rangking berdasarkan perhitungan *Sharpe ratio* tanpa *return of risk-free asset*, kemudian bobot portofolio disesuaikan dengan penilaian ranking dan jumlahan bobot yang sama dengan satu.

Perluasan metode dasar diberikan untuk mengatasi keterbatasan algoritma GRG untuk *constraints* persamaan. Untuk *constraints* pertidaksamaan dalam Ravindran *et.al.* (2006), diberikan bentuk pengembangan dengan bentuk umum

Meminimalkan $f(x)$

Batasan:

$$\begin{aligned} a_{k^*} &\leq g_{k^*}(x) \leq b_{k^*} & ; k^* = 1, 2, \dots, K^* \\ h_k(x) &= 0 & ; k = 1, 2, \dots, K \\ x_i^{(L)} &\leq x_i \leq x_i^{(U)} & ; i = 1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (9)$$

Jika *constraint* berbentuk pertidaksamaan $g_{k^*}(x) \leq b_{k^*}$, maka diberikan perlakuan

$$h_{k^*}(x) = g_{k^*}(x) - b_{k^*} + x_{M+k^*} = 0 \quad (10)$$

dengan x_{M+k^*} pada kondisi ini disebut sebagai variabel *slack* ke- k^* . Selanjutnya, jika *constraint* berbentuk pertidaksamaan $g_{k^*}(x) \geq a_{k^*}$, maka diberikan perlakuan

$$h_{k^*}(x) = g_{k^*}(x) - a_{k^*} - x_{M+k^*} = 0 \quad (11)$$

dengan x_{M+k^*} mewakili variabel *surplus* ke- k^* . Pada algoritma GRG, fungsi tujuan tidak terbatas untuk tujuan meminimalkan $f(x)$ karena meminimalkan $f(x)$ sama dengan memaksimalkan $-f(x)$, sehingga fungsi tujuan yang bertujuan memaksimalkan $f(x)$ dapat dirubah menjadi meminimalkan $-f(x)$. Hal ini juga berpengaruh pada nilai gradiennya, yaitu $\nabla f(x)$ berubah menjadi $-\nabla f(x)$. Untuk mengatasi variabel x yang melewati batas atas $x^{(U)}$ dan batas bawah $x^{(L)}$, dilakukan penentuan nilai x yang tetap berada didalam batasan tersebut.

C. Markov-Switching Model

Markov-switching model (MSwM) diperkenalkan oleh Hamilton (1989) untuk menyelesaikan *regime-switching model* dengan *return* aset yang berasumsi bahwa *regime* terjadi pada waktu t yang tidak teramati dan ditentukan oleh suatu proses yang tidak teramati yang mana disimbolkan dengan s_t (Franses dan Dijk, 2003). MSwM ini diterapkan pada model *conditional mean* yaitu model *Autoregressive* (AR) yang dipopulerkan dalam buku Box dan Jenkins (1976). Dalam kasus dua *regime*, s_t diasumsikan bernilai 1 dan 2, sehingga MSwM untuk model *Autoregressive* orde p [AR(p)] dalam dua *regime* diberikan rumusan sebagai

$$y_t = \begin{cases} \varphi_{0,1} + \varphi_{1,1}y_{t-1} + \dots + \varphi_{p,1}y_{t-p} + \varepsilon_t & ; s_t = 1 \\ \varphi_{0,2} + \varphi_{1,2}y_{t-1} + \dots + \varphi_{p,2}y_{t-p} + \varepsilon_t & ; s_t = 2 \end{cases} \quad (12)$$

atau dapat diringkas penulisannya menjadi

$$y_t = \varphi_{0,s_t} + \varphi_{1,s_t}y_{t-1} + \dots + \varphi_{p,s_t}y_{t-p} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{s_t}^2). \quad (13)$$

Proses s_t diasumsikan sebagai proses Markov orde pertama. Proses ini menjelaskan bahwa *regime* saat ini (s_t) tergantung pada *regime* satu periode sebelumnya (s_{t-1}), sehingga MSwM diperlengkap dengan mendefinisikan probabilitas transisi dari pergerakan dari satu *state* ke *state* yang lain sebagai berikut

$$\begin{aligned} P(s_t = 1 | s_{t-1} = 1) &= p_{11} \\ P(s_t = 2 | s_{t-1} = 1) &= p_{12} \\ P(s_t = 1 | s_{t-1} = 2) &= p_{21} \\ P(s_t = 2 | s_{t-1} = 2) &= p_{22}. \end{aligned} \quad (14)$$

Dari empat probabilitas tersebut, didefinisikan bahwa p_{ij} adalah probabilitas *Markov Chain* yang bergerak dari *state* i pada waktu $t-1$ menuju ke *state* j pada waktu t . Dengan kata lain, p_{ij} adalah probabilitas *regime* i pada waktu $t-1$ diikuti oleh *regime* j pada waktu t . Probabilitas p_{ij} bernilai non-negatif dengan $p_{11} + p_{12} = 1$ dan $p_{21} + p_{22} = 1$. Dengan menggunakan teori *Ergodic Markov Chain* dalam Hamilton

(1994), probabilitas tanpa bersyarat dapat diberikan sebagai

$$\begin{aligned} P(s_t = 1) &= \frac{1-p_{22}}{2-p_{11}-p_{22}} = \frac{p_{21}}{p_{12}-p_{21}} \\ P(s_t = 2) &= \frac{1-p_{11}}{2-p_{11}-p_{22}} = \frac{p_{12}}{p_{12}-p_{21}} \end{aligned} \quad (15)$$

Estimasi *Markov-Switching Model* (MSwM) dengan metode *Maximum Likelihood* (ML) dan algoritma *Expectation-Maximization* (EM).

Dengan mempertimbangkan MSwM dua *regime* dan spesifikasi model AR(p) dalam kedua *regime*, MSwM dijabarkan sebagai

$$y_t = \varphi_{0,s_t} + \varphi_{1,s_t}y_{t-1} + \dots + \varphi_{p,s_t}y_{t-p} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{s_t}^2) \quad (16)$$

selanjutnya diberikan fungsi probabilitas densitas y_t dengan syarat *regime* s_t dan pengamatan historis $\Omega_{t-1} = \{y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_1\}$ berdistribusi Normal dengan mean $\varphi_{0,s_t} + \varphi_{1,s_t}y_{t-1} + \dots + \varphi_{p,s_t}y_{t-p}$ dan varian $\sigma_{s_t}^2$ dituliskan menjadi

$$f(y_t | s_t = j, \Omega_{t-1}; \theta) = \frac{\exp\left[-\frac{(y_t - \varphi_j x_t)^2}{2\sigma_j^2}\right]}{\sigma_j \sqrt{2\pi}}, \quad (17)$$

keterangan:

$$\begin{aligned} x_t &= (1 \quad y_{t-1} \quad \dots \quad y_{t-p})' \\ \varphi_j &= (\varphi_{0,j} \quad \varphi_{1,j} \quad \dots \quad \varphi_{p,j})' \\ \theta &= (\varphi_1' \quad \varphi_2' \quad p_{11} \quad p_{22} \quad \sigma_1^2 \quad \sigma_2^2)' \end{aligned}$$

Parameter θ merupakan suatu vektor yang berisi semua parameter dalam MSwM, kemudian fungsi probabilitas densitas $f(y_t | \Omega_{t-1}; \theta)$ dapat diperoleh dari densitas bersama dari y_t dan s_t mengikuti

$$\begin{aligned} f(y_t | \Omega_{t-1}; \theta) &= f(y_t, s_t = 1 | \Omega_{t-1}; \theta) + f(y_t, s_t = 2 | \Omega_{t-1}; \theta) \\ &= \sum_{j=1}^2 f(y_t | s_t = j, \Omega_{t-1}; \theta) \cdot P(s_t = j | \Omega_{t-1}; \theta). \end{aligned} \quad (18)$$

Penjabaran bentuk ini mengikuti aturan dasar dari probabilitas bersyarat yang mana probabilitas bersyarat dari dua kejadian A dan B yaitu $P(A \text{ dan } B)$ memiliki nilai sama dengan $P(A|B)P(B)$. Selanjutnya, fungsi *ln-likelihood* menjadi

$$\ln L(\theta | y_t, \Omega_{t-1}) = \sum_{t=1}^n \ln f(y_t | \Omega_{t-1}; \theta) \quad (19)$$

Untuk dapat menghitung probabilitas densitas (19), diperlukan probabilitas bersyarat dari *regime* berdasarkan informasi historis Ω_{t-1} , yaitu $P(s_t = j | \Omega_{t-1}; \theta)$. Jika *regime* terjadi pada waktu $t-1$ diketahui dan termasuk dalam informasi himpunan Ω_{t-1} , maka prediksi dari probabilitas *regime* sama dengan probabilitas prediksi (probabilitas transisi dari proses Markov s_t) yang dijabarkan persamaannya sebagai

$$\hat{\xi}_{t|t-1} = P \cdot \xi_{t-1}. \quad (20)$$

keterangan:

$$\begin{aligned} \hat{\xi}_{t|t-1} &= (P(s_t = 1 | \Omega_{t-1}; \theta), P(s_t = 2 | \Omega_{t-1}; \theta))' \\ \xi_{t-1} &= \begin{cases} (1, 0)' & ; s_{t-1} = 1 \\ (0, 1)' & ; s_{t-1} = 2 \end{cases} \\ P &= \begin{pmatrix} p_{11} & 1-p_{22} \\ 1-p_{11} & p_{22} \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Variabel $\hat{\xi}_{t|t-1}$ merupakan vektor 2×1 yang berisi probabilitas bersyarat dari *regime*, sedangkan variabel P merupakan matriks yang berisi probabilitas transisi. Sebagaimana ditunjukkan dalam Hamilton (1990), estimasi *Maximum Likelihood* (ML) dari probabilitas transisi diberikan oleh

$$\hat{p}_{ij} = \frac{\sum_{t=2}^n P(s_t=j, s_{t-1}=i | \Omega_n; \hat{\theta})}{\sum_{t=2}^n P(s_{t-1}=i | \Omega_n; \hat{\theta})}. \quad (21)$$

Dalam penulisan ini, probabilitas *regime* yang digunakan untuk membagi data pengamatan berdasarkan *regime* adalah probabilitas *filtering* yang mana dirumuskan perhitungannya dalam Seidl (2012) sebagai

$$\begin{aligned} \hat{\xi}_{t|t} &= P(s_t = j | \Omega_t; \theta) \\ &= \frac{P(s_t=j | \Omega_{t-1}; \theta) f(y_t | s_t=j, \Omega_{t-1}; \theta)}{f(y_t | \Omega_{t-1}; \theta)}. \end{aligned} \quad (22)$$

Probabilitas *filtering* adalah probabilitas *regime* yang diberikan jika *regime* terjadi pada waktu t diketahui dan termasuk dalam informasi himpunan Ω_t .

D. Algoritma Alokasi Portofolio Berdasarkan Regime

Pada penulisan ini, digunakan algoritma alokasi portofolio berdasarkan *regime* yang dikembangkan dari algoritma Seidl (2012) dengan langkah-langkah berikut:

1. mengestimasi parameter θ pada persamaan *regime* (13) dari *return* portofolio yang terbentuk pada bobot portofolio yang sama.
2. mendapatkan probabilitas transisi (P) pada persamaan (21) dan probabilitas *filtering* ($\hat{\xi}_{t|t}$) pada persamaan (22).
3. membagi sampel pengamatan menjadi dua periode *regime* berdasarkan probabilitas *filtering* ($\hat{\xi}_{t|t}$), yaitu periode *regime* 1 dan periode *regime* 2.
4. menghitung matriks korelasi antara sekuritas pada periode *regime* 1 dan periode *regime* 2.
5. mengestimasi nilai ekspektasi *return* aset (μ_{s_t}) dan varian-kovarian asset (Σ_{s_t}), serta mendapatkan bobot portofolio (w_{s_t}) untuk setiap sekuritas yang dependen terhadap *regime*. Bobot portofolio ini diperoleh dari hasil optimisasi portofolio, sehingga dihasilkan juga ekspektasi *return* portofolio (μ_{R, s_t}) dan standar deviasi portofolio (σ_{R, s_t}). Berikut diberikan rumusan μ_{s_t} , Σ_{s_t} , μ_{R, s_t} , dan σ_{R, s_t} masing-masing

$$\mu_{s_t} = \frac{1}{n_{s_t}} \sum_{i=1}^{n_{s_t}} r_i, \quad (23)$$

$$\Sigma_{s_t} = (\text{cov}(r_i, r_j))_{i,j=1,2,\dots,n_{s_t}}, \quad (24)$$

$$\mu_{R, s_t} = \sum_{a=1}^N w_{s_t, a} \mu_{s_t, a}, \quad (25)$$

dan

$$\sigma_{R, s_t} = \sqrt{\sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N w_{s_t, a} w_{s_t, b} \sigma_{s_t, ab}}. \quad (26)$$

6. menghitung *unconditioned portfolio weights* (*upw*) untuk setiap sekuritas. Pada penulisan ini diusulkan penggabungan bobot dengan rumusan
$$\text{upw} = p_1^* w_1 + p_2^* w_2 \quad (27)$$
dengan $p_1^* = P(s_t = 1)$ dan $p_2^* = P(s_t = 2)$ masing-masing adalah probabilitas tanpa syarat yang dijabarkan pada persamaan (15), serta w_i adalah bobot portofolio optimal pada *regime* ke- i dengan $i = 1, 2$.
7. menghitung nilai ekspektasi *return* portofolio (μ_R) dan standar deviasi portofolio (σ_R) berdasarkan *upw*.

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Sumber Data

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari website *Yahoo Finance*. Data yang digunakan adalah data runtun waktu mingguan *close price* untuk menghitung *return* mingguan saham-saham perbankan di Bursa Efek Indonesia (BEI) pada tanggal 24 Desember 2012 sampai 3 Agustus 2018.

B. Variabel Penelitian

Pada penelitian ini, digunakan variabel-variabel penelitian yaitu *close price* dari saham-saham terpilih yang aktif di Bursa Efek Indonesia tahun 2014-2018, yaitu: saham BRI, saham BNI, saham BTN, saham Bank Mandiri, saham BCA, dan saham Bank Danamon. Adapun variabel-variabel yang digunakan sebagai berikut:

Tabel 1.
Variabel Penelitian Saham Perbankan di Indonesia

No.	Nama Variabel	Simbol
1	<i>close price</i> BBRI	P_{BBRI}
2	<i>close price</i> BBNI	P_{BBNI}
3	<i>close price</i> BBTN	P_{BBTN}
4	<i>close price</i> BMRI	P_{BMRI}
5	<i>close price</i> BBKA	P_{BBKA}
6	<i>close price</i> BDMN	P_{BDMN}

Close price merupakan harga penutupan saham yang diperdagangkan pada hari *trading*. *Return* saham dalam Beninga (2008) dihitung dengan rumusan *continuously compounded return*, yaitu,

$$r_t = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right); \quad t = 1, 2, \dots, n \quad (32)$$

dengan n adalah banyaknya pengamatan dan P_t adalah *close price* pada waktu t .

C. Langkah Penelitian

Langkah-langkah algoritma GRG dengan MSwM *based* diberikan sebagai berikut:

1. menginputkan data *close price* seluruh sekuritas.
2. menghitung *return* setiap sekuritas.
3. menghitung *return* portofolio yang terbentuk pada bobot portofolio yang sama.
4. mengestimasi parameter *Markov-Switching Model* dari *return* portofolio yang terbentuk dengan menggunakan paket program R, yaitu paket MSwM. Paket program ini dibuat untuk mengestimasi *Markov-Switching Model* dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood* (ML) dan algoritma *Expectation-Maximization* (EM).
5. menentukan *regime* semua *return* sekuritas berdasarkan probabilitas *filtering* ($\hat{\xi}_{t|t}$) yang diestimasi pada langkah 4.
6. membagi semua *return* sekuritas menjadi dua periode berdasarkan probabilitas *filtering* ($\hat{\xi}_{t|t}$), yaitu periode *regime* 1 dan periode *regime* 2.

7. menghitung matriks korelasi antara *return* sekuritas pada *regime 1* dan *regime 2*.
8. menghitung matriks ekspektasi *return* dan matriks varian-kovarian dari sekuritas keseluruhan pada *regime 1* dan *regime 2*.
9. mengidentifikasi kelayakan *regime* sebagai periode 'bear' and 'bull' market untuk diterapkan ke semua *return* saham dalam portofolio berdasarkan output korelasi, ekspektasi *return* saham, dan standar deviasi saham.
10. menampilkan bobot portofolio (w_{s_t}) untuk setiap *regime* dengan optimisasi portofolio yang diberikan dalam program *Generalized Reduced Gradient (GRG)* secara umum dengan langkah berikut:
 - 10.1. menentukan nilai awal (*initial value*) untuk bobot portofolio (w).
 - 10.2. mendefinisikan fungsi tujuan $f(w)$ dan fungsi pembatas $h(w)$ beserta gradien fungsinya, yaitu $\nabla f(w)$ dan $\nabla h(w)$. Fungsi-fungsi ini tergantung kriteria investor yang dipertimbangkan.
 - 10.3. menghitung gradien $\nabla f(w^{(r)})$ dan $\nabla h(w^{(r)})$ tergantung kriteria investor yang dipertimbangkan; selanjutnya menentukan partisi $w = (\hat{w}, \bar{w})$, serta matriks J dan C .
 - 10.4. menghitung gradien $\nabla \tilde{f}(w^{(r)}) = \nabla \bar{f}(w^{(r)}) - \nabla \hat{f}(w^{(r)}) \cdot J^{-1} C$. Jika $\|\nabla \tilde{f}(w^{(r)})\| \leq \varepsilon_1$, maka proses iterasi berhenti; namun jika tidak terpenuhi, maka menghitung $\hat{d} = (-\nabla \tilde{f})^T$, $\hat{d} = -J^{-1} C \hat{d}$, dan $d = (\hat{d}, \bar{d})^T$.
 - 10.5. meminimalkan $f(w^{(r)} + \alpha d)$ dengan mempertimbangkan parameter skalar α . Misalkan $\alpha^{(r)}$ menjadi α optimisasi, maka dilakukan penentuan persamaan $w^{(r+1)} = w^{(r)} + \alpha^{(r)} d$. Selanjutnya proses kembali ke langkah 10.3.
11. menampilkan bobot portofolio (w_{s_t}) untuk setiap *regime*.
12. menghitung *unconditioned portfolio weights (upw)*.
13. menghitung nilai ekspektasi *return* portofolio (μ_R) dan standar deviasi portofolio (σ_R) berdasarkan *upw* untuk gambaran karakteristik portofolio yang terbentuk.
14. menampilkan *unconditioned portfolio weights (upw)*, ekspektasi *return* portofolio (μ_R) dan standar deviasi portofolio (σ_R).

IV. HASIL PENELITIAN

Pada pembahasan ini, diberikan optimisasi portofolio dilakukan untuk menyelesaikan model *programming* dari tiga kriteria berikut:

1. meminimalkan standar deviasi portofolio pada ekspektasi *return* portofolio yang dikehendaki investor, yaitu

$$\text{Meminimalkan } f(w) = \sigma_R = \sqrt{\sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N w_a w_b \sigma_{ab}}$$

Batasan:

$$\mu_R = \sum_{a=1}^N w_a \mu_a \geq \mu_0$$

$$\sum_{a=1}^N w_a = 1$$

$$w_a \geq 0 ; a = 1, 2, \dots, N \quad (33)$$

2. memaksimalkan ekspektasi *return* portofolio pada standar deviasi portofolio yang dikehendaki investor, yaitu

$$\text{Memaksimalkan } f(w) = \mu_R = \sum_{a=1}^N w_a \mu_a$$

Batasan:

$$\sigma_R = \sqrt{\sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N w_a w_b \sigma_{ab}} \leq \sigma_0$$

$$\sum_{a=1}^N w_a = 1$$

$$w_a \geq 0 ; a = 1, 2, \dots, N \quad (34)$$

3. memaksimalkan *Sharpe Ratio* yang mengukur rasio dari ekspektasi *return* portofolio dan standar deviasi portofolio, yaitu

Memaksimalkan

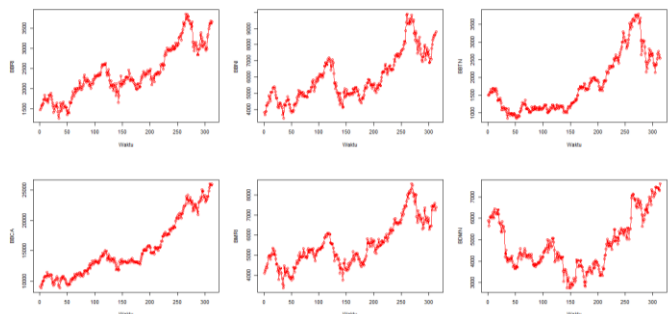
$$f(w) = \Phi = \frac{\mu_R}{\sigma_R} = \frac{\sum_{a=1}^N w_a \mu_a}{\sqrt{\sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N w_a w_b \sigma_{ab}}}$$

Batasan:

$$\sum_{a=1}^N w_a = 1$$

$$w_a \geq 0 ; a = 1, 2, \dots, N \quad (35)$$

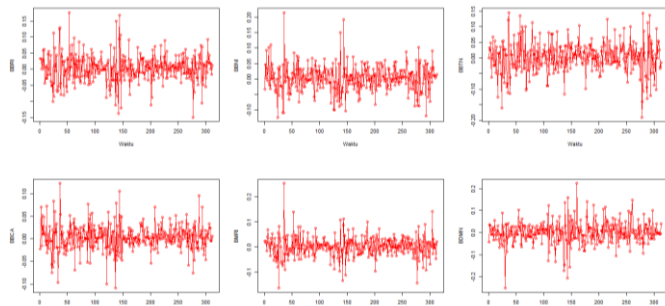
Pada penulisan ini, sumber data yang diperoleh adalah data sekunder yang berisi data harian close price dari saham-saham perbankan dari enam saham terpilih yang aktif di IDX Bursa Efek Indonesia pada tahun 2013-2018, yaitu: saham BRI, BNI, BTN, Bank Mandiri, BCA, dan Bank Danamon. Data harian close price ini dibeli dari PT. TICMI yang mana merupakan anak perusahaan Bursa Efek Jakarta. Data harian close price digunakan untuk menghitung return harian saham-saham tersebut pada tanggal 4 Januari 2013 sampai 28 Desember 2018. Pada proses seleksi portofolio, sebelum saham-saham dimasukkan kedalam portofolio, saham-saham yang dipilih harus lulus identifikasi pengamatan historis peneliti. Misalkan pada penelitian ini saham-saham yang dipilih berasal dari sektor yang sama, memiliki *close price* yang tinggi, dan memiliki pergerakan data historis yang menunjukkan trend naik. Ketentuan ini menghasilkan pilihan untuk meneliti saham-saham dari sektor perbankan Indonesia, yaitu BBRI, BBNI, BBTN, BMRI, BBKA, dan BDMN. Berikut diberikan plot runtun waktu dari *close price* saham yang memiliki pergerakan data historis yang menunjukkan trend naik.



Gambar 1. Plot Runtun Waktu dari *Close Price* Saham BBRI, BBNI, BBTN, BMRI, BBKA, dan BDMN.

Pada trend naik, investor akan memiliki kepercayaan yang tinggi mengenai keuntungan berlebih pada investasi di masa depan (*capital gains*). Dari Gambar 1, terlihat bahwa *close price* yang memiliki pergerakan data historis yang menunjukkan trend naik meskipun kurun waktu akhir-akhir ini menunjukkan tren turun. Dari pergerakan semua *close price* saham, terlihat adanya fenomena periode “bull” and “bear” market yang ditunjukkan oleh adanya kenaikan dan penurunan dari semua *close price* saham pada periode tertentu. Pada minggu terakhir (tanggal 3 Agustus 2018), diperoleh *close price* mingguan pada enam saham perbankan yang terpilih, yaitu BBRI sebesar 3330, BBNI sebesar 7900, BBTN sebesar 2450, BMRI sebesar 7200, BBKA sebesar 23450, dan BDMN sebesar 6650.

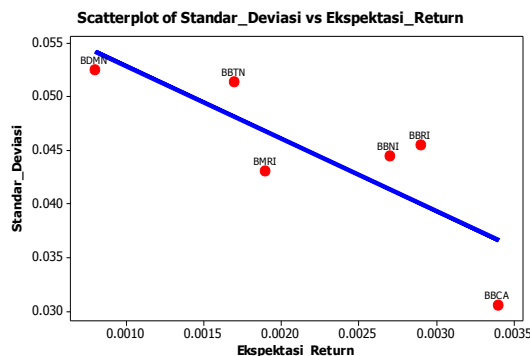
Data *close price* saham digunakan untuk menghitung *return* saham dengan rumusan $r_t = \ln(P_t/P_{t-1})$ dengan $t = 1, 2, \dots, n$. Diberikan plot runtun waktu dan Statistika deskriptif sebagai berikut.



Gambar 2. Plot Runtun Waktu dari *Return* Saham BBRI, BBNI, BBTN, BMRI, BBKA, dan BDMN.

Tabel 2.
Statistika Deskriptif dari *Return* Saham Perbankan di Indonesia.

Saham	N	Ekspektasi Return	Standar Deviasi
BBRI	312	0,29%	0,0454
BBNI	312	0,27%	0,0444
BBTN	312	0,17%	0,0513
BBKA	312	0,34%	0,0305
BMRI	312	0,19%	0,0430
BDMN	312	0,08%	0,0524



Gambar 3. Diagram Pencar dengan Regresi dari *Close Price* Saham BBRI, BBNI, BBTN, BMRI, BBKA, dan BDMN.

Dari output Tabel 2 dan Gambar 3, ekspektasi return tertinggi diberikan oleh saham BBKA sebesar 0.34% dengan risiko (standar deviasi) sebesar 0,0305 dan ekspektasi return terendah ditunjukkan oleh saham BDMN sebesar 0,08% dengan risiko (standar deviasi) sebesar 0,0524. Risiko tertinggi diberikan oleh BDMN, sedangkan risiko terendah justru diberikan oleh saham BBKA. Dari hasil ini, karakteristik enam saham ini tidak sesuai dengan teori ekonomi yang berbunyi bahwa keuntungan meningkat sejalan dengan risikonya. Teori ini juga tidak berlaku pada fenomena periode “bull” and “bear” market. Namun, ukuran statistik pada Tabel 2 bersifat umum yang mana tidak menunjukkan ukuran statistik pada fenomena periode “bull” and “bear” market.

A. Penerapan Studi Kasus berdasarkan MSwM-AR(1).

Identifikasi kelayakan *regime* sebagai periode ‘bear’ and ‘bull’ market untuk semua *return* saham dilakukan berdasarkan output korelasi antar *return* saham, serta output dari ekspektasi *return* dan standar deviasi pada setiap *return* saham. Ketika *regime* pada *return* portfolio (dengan bobot yang sama) diterapkan pada semua *return* saham, periode ‘bull’ market akan ditunjukkan dengan korelasi antara *return* saham lebih rendah, ekspektasi *return* setiap *return* saham lebih tinggi, dan standar deviasi setiap *return* saham lebih rendah; sedangkan periode ‘bear’ market akan ditunjukkan dengan korelasi antara *return* saham lebih tinggi, ekspektasi *return* setiap *return* saham lebih rendah, dan standar deviasi setiap *return* saham lebih tinggi (Sield, 2012).

Diberikan output korelasi semua saham didalam portfolio, sebagai berikut:

Tabel 3.
Korelasi antara *Return* Saham berdasarkan *Regime* MSwM-AR(1).

No.	Saham (i)	Saham (j)	Korelasi Regime 1	Korelasi Regime 2
1	BBRI	BBNI	0.4270*	0.7406*
2	BBRI	BBTN	0.1681	0.5549*
3	BBNI	BBTN	0.3257*	0.6809*
4	BBRI	BBKA	0.1243	0.7509*
5	BBNI	BBKA	0.4227*	0.7478*
6	BBTN	BBKA	0.2575*	0.6470*
7	BBRI	BMRI	0.6607*	0.8687*
8	BBNI	BMRI	0.4653*	0.7615*
9	BBTN	BMRI	0.1788*	0.6067*
10	BBKA	BMRI	0.1880*	0.7307*
11	BBRI	BDMN	0.1659	0.4449*
12	BBNI	BDMN	0.2698*	0.5124*
13	BBTN	BDMN	0.1882*	0.3329*
14	BBKA	BDMN	0.1648	0.5040*
15	BMRI	BDMN	0.1721*	0.4034*

*Korelasi signifikan untuk α sebesar 5% (P -value < 5%).

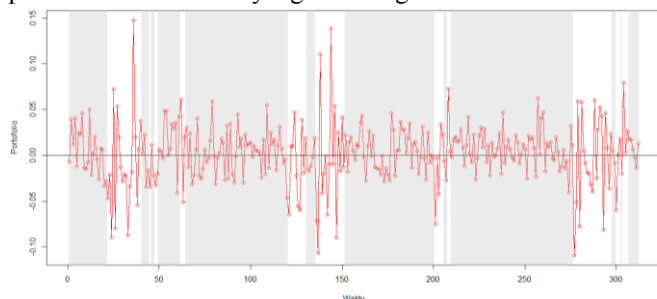
Dari output Tabel 3, diperoleh semua korelasi pada regime 2 lebih tinggi daripada korelasi pada regime 1. Hasil ini menunjukkan bahwa regime 1 memiliki kecenderungan sebagai periode “bull” market dan regime 2 memiliki kecenderungan sebagai periode “bear” market. Untuk memastikan kesimpulan ini, dilakukan pemeriksaan pada statistika deskriptif khususnya ekspektasi return dan standar deviasi dari setiap return saham pada regime 1 ($n_1 = 227$) dan regime 2 ($n_2 = 85$).

Tabel 4.

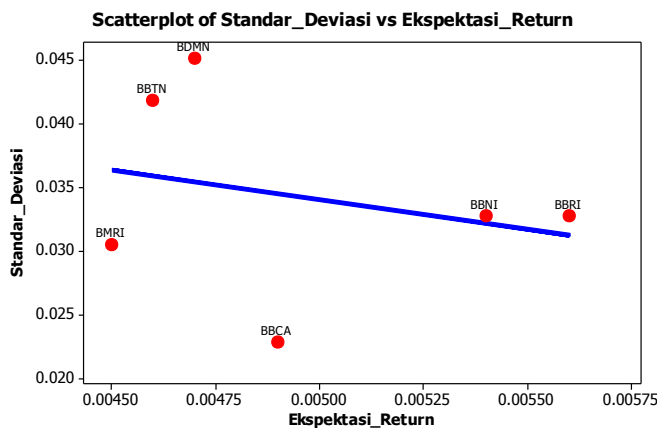
Statistika Deskriptif Return Saham berdasarkan Regime MSwM-AR(1).

Saham	Ekspektasi Return Regime 1	Ekspektasi Return Regime 2	Standar Deviasi Regime 1	Standar Deviasi Regime 2
BBRI	0.56%	-0.42%	0.0327	0.0683
BBNI	0.54%	-0.45%	0.0327	0.0661
BBTN	0.46%	-0.62%	0.0418	0.0706
BBCA	0.49%	-0.07%	0.0228	0.0450
BMRI	0.45%	-0.51%	0.0304	0.0656
BDMN	0.47%	-0.97%	0.0451	0.0672

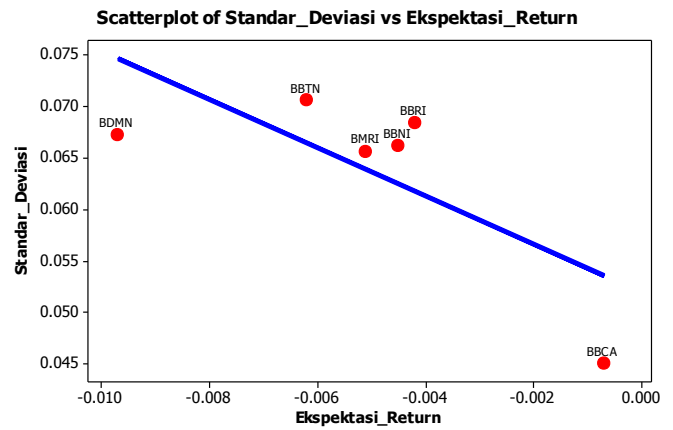
Dari output statistika deskriptif, semua return saham memiliki ekspektasi return lebih tinggi pada regime 1 daripada regime 2, serta semua standar deviasi dihasilkan lebih rendah pada regime 1 daripada regime 2. Dari hasil pemeriksaan korelasi dan statistika deskriptif dapat disimpulkan bahwa regime 1 merupakan periode “bull” market dan regime 2 merupakan periode “bear” market yang mana digambarkan berikut.



Gambar 4. Plot Runtun Waktu dari Return Portofolio dengan Area Gelap sebagai Regime 1 (periode “bull” market) berdasarkan MSwM-AR(1).



Gambar 5. Diagram Pencar dengan Regresi pada regime 1 dari Close Price Saham BBRI, BBNI, BBTN, BBCA, BMRI, dan BDMN.



Gambar 6. Diagram Pencar dengan Regresi pada regime 2 dari Close Price Saham BBRI, BBNI, BBTN, BBCA, BMRI, dan BDMN.

Pada periode “bear” market (regime 1), ekspektasi return tertinggi diberikan oleh saham BBRI sebesar 0.56% dengan risiko (standar deviasi) sebesar 0.0327, dan ekspektasi return terendah ditunjukkan oleh saham BMRI sebesar 0.45% dengan risiko sebesar 0,0304. Disisi lain pada periode “bull” market (regime 2), ekspektasi return tertinggi diberikan oleh saham BBCA sebesar -0,07% dengan risiko sebesar 0,0450, dan ekspektasi return terendah ditunjukkan oleh saham BDMN sebesar -0,97% dengan risiko sebesar 0,0672. Risiko tertinggi diberikan oleh saham BDMN dan risiko terendah ditunjukkan oleh saham BBCA pada periode “bear” and “bull” market.

Dengan demikian, algoritma GRG dengan MSwM based dapat diterapkan untuk optimisasi portofolio. Penerapan metode ini diberikan dengan mempertimbangkan tiga kriteria investor. Optimisasi portofolio pertama dilakukan untuk kriteria bagaimana meminimalkan standar deviasi portofolio pada ekspektasi return portofolio yang dikehendaki investor. Nilai pada regime 1 dihitung dengan rata-rata dari semua ekspektasi return regime 1 pada Tabel 4, sedangkan output saran pada regime 2 diperoleh dari perhitungan rata-rata dari semua ekspektasi return regime 2 pada Tabel 4. Dengan demikian, user dapat menggunakan nilai μ_0 regime 1 sebesar 0,0049 (0,49%) dan nilai μ_0 regime 2 sebesar 0 (0%), sehingga diperoleh output bobot portofolio regime 1, bobot portofolio regime 2, dan unconditioned portfolio weights (upw) pada tabel berikut.

Tabel 5.

Bobot Portofolio berdasarkan Metode GRG dengan MSwM-AR(1) based pada Kriteria Pertama.

Saham	Bobot Portofolio Regime 1	Bobot Portofolio Regime 2	Bobot Portofolio (upw)
BBRI	18,65%	30%	26,70%
BBNI	0%	20%	14,19%
BBTN	6,47%	0%	1,88%
BBCA	51,21%	40%	43,25%
BMRI	14,66%	10%	11,35%
BDMN	9,01%	0%	2,62%
Ekspektasi Return	0,49%	-0,29%	0,29%

Standar Deviasi 0,0187 0,0530 0,0319

Pada Tabel 5, dihasilkan return portofolio dengan ekspektasi return portofolio sebesar 0,29% dan standar deviasi portofolio sebesar 0,0319. Hasil perolehan ini memberikan nilai ekspektasi return dan risiko yang lebih realistis pada periode “bear” and “bull” market. Hasil ini menunjukkan risiko yang lebih rendah dengan keuntungan yang dapat diterima. Nilai ini digunakan sebagai gambaran karakteristik dari portofolio yang terbentuk.

Optimisasi portofolio kedua diberikan untuk kriteria bagaimana memaksimalkan ekspektasi *return* portofolio pada standar deviasi portofolio yang dikehendaki investor. Nilai σ_0 pada *regime 1* dihitung dengan nilai minimal dari semua standar deviasi *regime 1* pada Tabel 4, sedangkan output saran σ_0 pada *regime 2* dihasilkan dari perhitungan nilai minimal dari semua standar deviasi *regime 2* pada Tabel 4. Dengan demikian, *user* dapat menggunakan nilai σ_0 untuk *regime 1* dan *regime 2* masing-masing bernilai 0,0228 dan 0,045, sehingga diperoleh output bobot portofolio *regime 1*, bobot portofolio *regime 2*, dan *unconditioned portfolio weights (upw)* sebagai berikut.

Tabel 6.

Bobot Portofolio berdasarkan Metode GRG dengan MSwM-AR(1) based pada Kriteria Kedua.

Saham	Bobot Portofolio Regime 1	Bobot Portofolio Regime 2	Bobot Portofolio (upw)
BBRI	100%	50.01%	64,53%
BBNI	0%	0%	0%
BBTN	0%	0%	0%
BBCA	0%	40.02%	28.40%
BMRI	0%	10.00%	7,09%
BDMN	0%	0%	0%
Ekspektasi Return	0,56%	-0,29%	0,30%
Standar Deviasi	0,0327	0,0549	0,0370

Pada Tabel 6, dihasilkan return portofolio dengan ekspektasi return portofolio sebesar 0,30% dan standar deviasi portofolio sebesar 0,0370. Hasil perolehan ini memberikan nilai ekspektasi return dan risiko yang lebih realistis pada periode “bear” and “bull” market. Hasil ini menunjukkan keuntungan yang lebih tinggi dengan risiko yang dapat diterima. Hasil standart deviasi ini tidak lebih baik dari hasil portofolio yang pertama terbentuk.

Optimisasi portofolio ketiga digunakan untuk kriteria bagaimana memaksimalkan *Sharpe Ratio* yang mengukur rasio dari ekspektasi *return* portofolio dan standar deviasi portofolio, sehingga dihasilkan output bobot portofolio *regime 1*, bobot portofolio *regime 2*, dan *unconditioned portfolio weights (upw)* sebagai berikut.

Tabel 7.

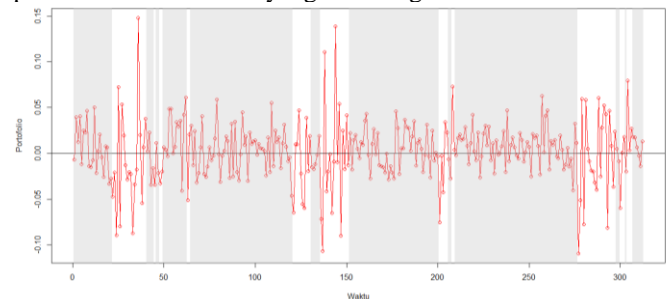
Bobot Portofolio berdasarkan Metode GRG dengan MSwM-AR(1) based pada Kriteria Ketiga.

Saham	Bobot Portofolio Regime 1	Bobot Portofolio Regime 2	Bobot Portofolio (upw)
BBRI	26,06%	51.74%	44,28%
BBNI	1,71%	14.44%	10.74%
BBTN	5.23%	0%	1.52%
BBCA	55.59%	33.82%	6,86%
BMRI	4.29%	0%	9,14%
BDMN	7.11%	0%	0%
Ekspektasi Return	0.50%	-0.30%	0,30%
Standar Deviasi	0.0189	0.0556	0,0332

Pada Tabel 7, dihasilkan return portofolio dengan ekspektasi return portofolio sebesar 0,30% dan standar deviasi portofolio sebesar 0,0332. Hasil perolehan ini memberikan nilai ekspektasi return dan risiko yang lebih realistis pada periode “bear” and “bull” market. Hasil ini menunjukkan keuntungan yang lebih tinggi dibarengi risiko yang terjaga. Hasil ini juga standart deviasi ini tidak lebih baik dari hasil portofolio yang pertama terbentuk.

B. Penerapan Studi Kasus berdasarkan MSwM-AR(2).

Sama halnya dengan kasus MSwM-AR(1), diberikan perlakuan yang sama pada kasus MSwM-AR(2) yang mana menghasilkan kesimpulan *regime* yang sama bahwa *regime 1* merupakan periode “bull” market dan *regime 2* merupakan periode “bear” market yang mana digambarkan berikut.



Gambar 7. Plot Runtun Waktu dari Return Portofolio dengan Area Gelap sebagai Regime 1 (periode “bull” market) berdasarkan MSwM-AR(2).

Tabel 8.

Ringkasan Hasil Optimisasi Portofolio pada Kasus MSwM-AR(2).

Kriteria Investor	I	II	III
BBRI	26.69%	16.52%	39.89%
BBNI	14.21%	35.58%	12,54%
Bobot Portofolio (upw)			
BBTN	1.95%	0%	1.56%
BBCA	43,10%	37.98%	41.57%
BMRI	11,24%	9,99%	2,47%
BDMN	2,80%	0%	1.97%
Ekspektasi Return	0.29%	0,29%	0,30%
Standar Deviasi	0.0318	0,0334	0,0327

Saham-saham yang terseleksi pada proses ini ditunjukkan dari perolehan bobot portofolionya. Nilai standar deviasi terbaik ditunjukkan oleh metode GRG berbasis MSwM-AR(2) yang memiliki risiko terendah dengan keuntungan lebih baik ketika investor menggunakan kriteria bagaimana meminimalkan standar deviasi portofolio pada ekspektasi *return* portofolio yang dikehendaki investor. Sebagai tambahan, hasil optimisasi portofolio dari metode GRG berbasis MSwM-AR(1) juga bisa dijadikan pilihan kedua.

V. KESIMPULAN

Penggunaan algoritma GRG dengan MSwM *based* menghasilkan bobot portofolio berdasarkan fenomena “*bull*” and “*bear*” market, sehingga bobot portofolio yang terbentuk lebih realistis didalam pasar modal. Pada metode ini, fenomena “*bull*” and “*bear*” market dapat diidentifikasi ketika *regime* pada *return* portofolio (bobot yang sama) diterapkan pada semua *return* saham. Pada penerapan portofolio, investasi dapat memberikan portofolio terbaik ketika risikonya dapat diminimalkan pada ekspektasi *return* tertentu.

Diberikan saran bahwa pengembangan penelitian dapat dilakukan dengan metode optimisasi lainnya, seperti *Genetic Algorithm* (GA), dll. Peneliti dapat mengembangkan investasi yang mempertimbangkan kriteria investor dan fenomena pasar modal lainnya. Saran buat investor adalah investasi saham dengan portofolio memiliki risiko yang lebih kecil daripada investasi saham secara individu, serta investor bisa menginvestasikan modalnya sesuai dengan bobot portofolio yang terbentuk.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Ariany, H. Kuswanto, dan Suhartono, “Estimasi Value at Risk pada Portofolio Nilai Tukar Mata Uang dengan Pendekatan Copula,” *Jurnal Sains dan Seni ITS*, Vol. 1, No. 1(2012, Sep) 265-270.
- [2] E.Y. Astuti, “Implementasi Bayesian Markov Chain Monte Carlo pada Pemodelan Portofolio Optimal dengan Pendekatan Model Mixture dari Beberapa Mixture,” M.S.thesis, Dept.Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, Indonesia (2006).
- [3] S. Benninga, *Financial Modeling (3rd Edition)*, London: The MIT Press (2008).
- [4] L.D. Booth dan W.S. Cleary, *Introduction to Corporate Finance*, Canada: John Wiley and Sons (2010).
- [5] G.E.P. Box dan G.M. Jenkins, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, California: Holden-Day(1976).
- [6] P.H. Franses dan D.V. Dijk, *Non-linier Time Seres Model in Empirical Finance*, New York: Cambridge University Press (2000).
- [7] M.A. Hadiyat, “Pemodelan Markov Switching GARCH: Penerapan pada Return Index Dowjones,” M.S.thesis, Dept.Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, Indonesia (2007).
- [8] J.D. Hamilton, “A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series Subject to Changes in Regime”. *Econometrica*, Vol. 57, No. 2 (1989, Mar) 357-384.
- [9] J.D. Hamilton, “Analysis of Time Series Subject to Changes in Regime,” *Econometrica*, Vol. 45, No. 1-2 (1990) 39-70.
- [10] J.D. Hamilton, *Time Seres Analysis*. New Jersey: Princeton University Press (1994).
- [11] Pemerintah Republik Indonesia, “Undang-undang Republik Indonesia Nomor 8 Tahun 1995 Tentang Pasar Modal,” Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 1995 Nomor 8, Tambahan Lembaran Negara Republik Indonesia Nomor 3608 (1995).

- [12] H.M. Markowitz, “Portfolio Selection,” *Journal of Finance*, Vol. 7, No. 1 (1952) 77-91.
- [13] P. Jorion, *Value at Risk - The New Benchmark for Managing Financial Risk (3rd Edition)*, New York: The McGraw-Hill Companies (2007).
- [14] L.S. Lasdon, A.D. Waren, A. Jain, dan M. Ratner, “Design and Testing of a Generalized Reduced Gradient Code for Nonlinear Programming,” *ACM Transactions on Mathematical Software*, Vol. 4, No. 1 (1978, Mar) 34-50.
- [15] A. Ravindran, K.M. Ragsdell, dan G.V. Reklaitis, *Engineering Optimization: Methods and Applications (2nd Edition)*, New Jersey: John Wiley & Sons (2006).
- [16] R.A. Sartono dan A.A. Setiawan, “VaR Portfolio Optimal: Perbandingan antara Metode Markowitz dan Mean Absolute Deviation,” *Jurnal Siasat Bisnis*, Vol. 1, No. 1 (2006) 37-50.\
- [17] I. Seidl, “Markowitz Versus Regime Switching: An Empirical Approach,” *The Review of Finance and Banking*, Vol. 4, No. 1 (2012) 33-43.
- [18] S. Yuniarti, “Pembentukan Portofolio Optimal Saham-saham Perbankan dengan Menggunakan Model Indeks Tunggal,” *Jurnal Keuangan dan Perbankan*, Vol. 14, No. 3 (2010) 459-466.

Lampiran 1. Output Karakteristik Semua Sekuritas didalam Portofolio.

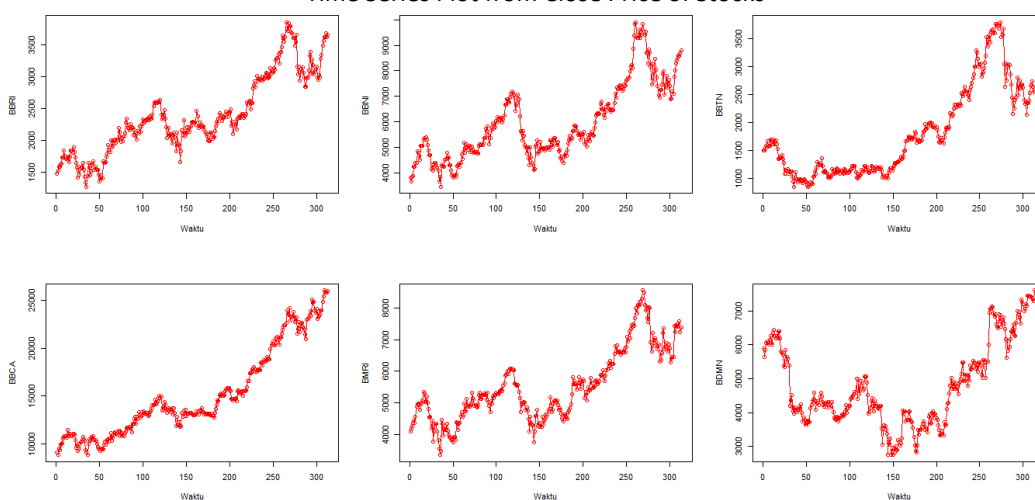
> GRGR()

Program for Portfolio Selection on The Bull-Bear Period

Descriptive Statistics from Close Price of Stocks:

	n	min	max	mean	stdev
BBRI	313	1270	3850	2391.9	613.56
BBNI	313	3450	9900	5946.0	1483.55
BBTN	313	850	3800	1798.5	793.70
BBCA	313	8800	26050	15148.2	4650.99
BMRI	313	3350	8550	5527.2	1131.21
BDMN	313	2750	7600	4788.4	1225.06

Time Series Plot from Close Price of Stocks

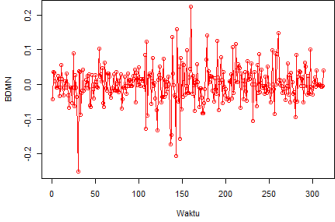
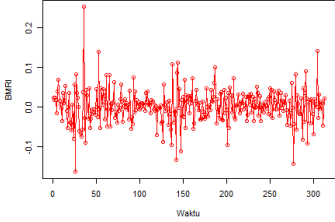
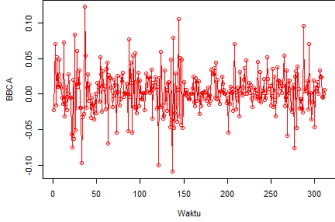
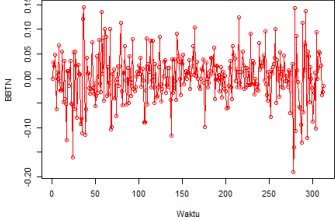
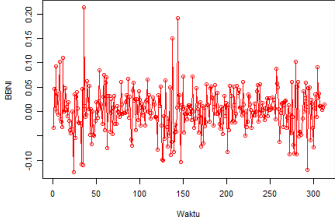
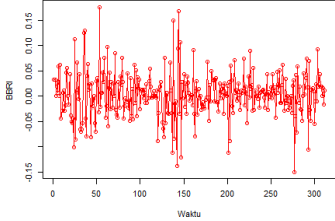


Push ENTER button to be continued..

Descriptive Statistics from Return of Stocks:

	n	min	max	mean	stdev
BBRI	312	-0.1501	0.1758	0.0029	0.0454
BBNI	312	-0.1245	0.2144	0.0027	0.0444
BBTN	312	-0.1905	0.1452	0.0017	0.0513
BBCA	312	-0.1096	0.1228	0.0034	0.0305
BMRI	312	-0.1645	0.2529	0.0019	0.0430
BDMN	312	-0.2513	0.2225	0.0008	0.0524

Time Series Plot from Return of Stocks



Klik ENTER untuk Melanjutkan..

**Lampiran 2. Output Penentuan *Regime* dengan MSwM-AR(1) dari *Return*
Portofolio pada Bobot Portofolio yang Sama.**

```

Determining Regimes from Return of Portfolio on similarly weights of Portfolio.
Choose the order of Autoregressive model [AR(p)] for regimes equation:
1. p = 1
2. p = 2
3. not
Pilih = 1
..LOADING PROCESS..

Correlation Matrix in the First Regime:
      i      j      cor      p
1     BBRI   BBNI   0.4270  0.0000
2     BBRI   BBTN   0.1681  0.0112
3     BBNI   BBTN   0.3257  0.0000
4     BBRI   BBKA   0.1243  0.0615
5     BBNI   BBKA   0.4227  0.0000
6     BBTN   BBKA   0.2575  0.0001
7     BBRI   BMRI   0.6607  0.0000
8     BBNI   BMRI   0.4653  0.0000
9     BBTN   BMRI   0.1788  0.0069
10    BBKA   BMRI   0.1880  0.0045
11    BBRI   BDMN   0.1659  0.0123
12    BBNI   BDMN   0.2698  0.0000
13    BBTN   BDMN   0.1882  0.0044
14    BBKA   BDMN   0.1648  0.0129
15    BMRI   BDMN   0.1721  0.0094

Push ENTER button to be continued..

Correlation Matrix in the Second Regime:
      i      j      cor      p
1     BBRI   BBNI   0.7406  0.0000
2     BBRI   BBTN   0.5549  0.0000
3     BBNI   BBTN   0.6809  0.0000
4     BBRI   BBKA   0.7509  0.0000
5     BBNI   BBKA   0.7478  0.0000
6     BBTN   BBKA   0.6470  0.0000
7     BBRI   BMRI   0.8687  0.0000
8     BBNI   BMRI   0.7615  0.0000
9     BBTN   BMRI   0.6067  0.0000
10    BBKA   BMRI   0.7307  0.0000
11    BBRI   BDMN   0.4449  0.0000
12    BBNI   BDMN   0.5124  0.0000
13    BBTN   BDMN   0.3329  0.0019
14    BBKA   BDMN   0.5040  0.0000
15    BMRI   BDMN   0.4034  0.0001

Push ENTER button to be continued..

```

Descriptive Statistics from Return in the First Regime:

	n	min	max	mean	stdev
BBRI	227	-0.0894	0.1758	0.0056	0.0327
BBNI	227	-0.0877	0.1098	0.0054	0.0327
BBTN	227	-0.1252	0.1349	0.0046	0.0418
BBCA	227	-0.0584	0.0773	0.0049	0.0228
BMRI	227	-0.0708	0.1400	0.0045	0.0304
BDMN	227	-0.1278	0.2225	0.0047	0.0451

Descriptive Statistics from Return in the Second Regime:

	n	min	max	mean	stdev
BBRI	85	-0.1501	0.1685	-0.0042	0.0683
BBNI	85	-0.1245	0.2144	-0.0045	0.0661
BBTN	85	-0.1905	0.1452	-0.0062	0.0706
BBCA	85	-0.1096	0.1228	-0.0007	0.0450
BMRI	85	-0.1645	0.2529	-0.0051	0.0656
BDMN	85	-0.2513	0.1593	-0.0097	0.0672

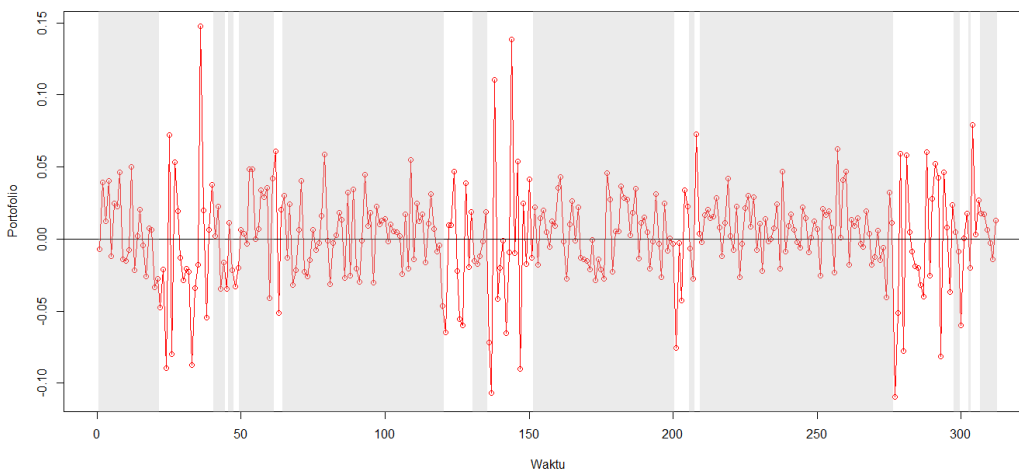
Based on Correlation and Descriptive Statistics output,

Do regime agree with overall securities ?

1. Yes
2. No

Choose = 1

Time series from Return of Portfolio with Dark Area as the First Regime



Push ENTER button to be continued..

Lampiran 2.1 Output Optimisasi Portofolio berdasarkan Algoritma GRG dengan MSwM-AR(1) *Based* pada Kriteria Pertama.

Optimization portfolio using Generalized Reduced Gradient algorithm with Markov-Switching Model based.

What criteria you want to recommended for portfolio selection ?

1. minimize standard deviation portfolio in the expectation return portfolio desired investor
2. maximize expectation return portfolio in the standard deviation portfolio desired investor
3. maximize Sharpe Ratio which measure a ratio of expectation return and standard deviation portfolio
4. exit

Choose = 1

First Regime:
Suggestion to a value of $\mu_0 = \text{mean}(\text{mean}(r_1), \dots, \text{mean}(r_N)) = 0.0049$

Fix a values of:
Expectation Return of Portfolio desired investor (μ_0) = 0.0049
..LOADING PROCESS..

Second Regime:
Suggestion to a value of $\mu_0 = \text{mean}(\text{mean}(r_1), \dots, \text{mean}(r_N)) = -0.005$

Fix a values of:
Expectation Return of Portfolio desired investor (μ_0) = 0
..LOADING PROCESS..

Optimization portfolio weights in the Bull-Bear period.

	w1	w2	upw
BBRI	0.1865	0.3	0.2670
BBNI	0.0000	0.2	0.1419
BBTN	0.0647	0.0	0.0188
BBCA	0.5121	0.4	0.4325
BMRI	0.1466	0.1	0.1135
BDMN	0.0901	0.0	0.0262

Descriptive statistics for portfolio in the Bull-Bear period.

	Regime1	Regime2	Final
Mean	0.0049	-0.0029	0.0029
Stdev	0.0187	0.0530	0.0319

Push ENTER button to be continued..

Lampiran 2.2 Output Optimisasi Portofolio berdasarkan Algoritma GRG dengan MSwM-AR(1) *Based* pada Kriteria Kedua.

Optimization portfolio using Generalized Reduced Gradient algorithm with Markov-Switching Model based.

What criteria you want to recommended for portfolio selection ?

1. minimize standard deviation portfolio in the expectation return portfolio desired investor
2. maximize expectation return portfolio in the standard deviation portfolio desired investor
3. maximize Sharpe Ratio which measure a ratio of expectation return and standard deviation portfolio
4. exit

Choose = 2

First Regime:
Suggestion to a value of $\sigma_0 = \min(\text{stdev}(r_1), \dots, \text{stdev}(r_N)) = 0.0228$

Fix a values of:
Standart Deviation of Portfolio desired investor (σ_0) = 0.0228
..LOADING PROCESS..

Second Regime:
Suggestion to a value of $\sigma_0 = \min(\text{stdev}(r_1), \dots, \text{stdev}(r_N)) = 0.045$

Fix a values of:
Standart Deviation of Portfolio desired investor (σ_0) = 0.045
..LOADING PROCESS..

Optimization portfolio weights in the Bull-Bear period.

	w1	w2	upw
BBRI	1	0.5001	0.6453
BBNI	0	0.0000	0.0000
BBTN	0	0.0000	0.0000
BBCA	0	0.4002	0.2840
BMRI	0	0.1000	0.0709
BDMN	0	0.0000	0.0000

Descriptive statistics for portfolio in the Bull-Bear period.

	Regime1	Regime2	Final
Mean	0.0056	-0.0029	0.003
Stdev	0.0327	0.0549	0.037

Push ENTER buttom to be continued..

Lampiran 2.3 Output Optimisasi Portofolio berdasarkan Algoritma GRG dengan MSwM-AR(1) *Based* pada Kriteria Ketiga.

```

Optimization portfolio using Generalized Reduced Gradient algorithm with Markov-Switching
Model based.
What criteria you want to recommended for portfolio selection ?
1. minimize standard deviation portfolio in the expectation return portfolio desired investor
2. maximize expectation return portfolio in the standard deviation portfolio desired investor
3. maximize Sharpe Ratio which measure a ratio of expectation return and standard deviation
portfolio
4. exit
Choose = 3
..LOADING PROCESS..
..LOADING PROCESS..

Optimization portfolio weights in the Bull-Bear period.
      w1      w2      upw
BBRI  0.2606  0.5174  0.4428
BBNI  0.0171  0.1444  0.1074
BBTN  0.0523  0.0000  0.0152
BBCA  0.5559  0.3382  0.4014
BMRI  0.0429  0.0000  0.0125
BDMN  0.0711  0.0000  0.0207

Descriptive statistics for portfolio in the Bull-Bear period.
      Regime1  Regime2  Final
Mean  0.0050  -0.0030  0.0030
Stdev  0.0189  0.0556  0.0332

Push ENTER button to be continued..

Optimization portfolio using Generalized Reduced Gradient algorithm with Markov-Switching
Model based.
What criteria you want to recommended for portfolio selection ?
1. minimize standard deviation portfolio in the expectation return portfolio desired investor
2. maximize expectation return portfolio in the standard deviation portfolio desired investor
3. maximize Sharpe Ratio which measure a ratio of expectation return and standard deviation
portfolio
4. exit
Choose = 4

```


Lampiran 3. Output Penentuan *Regime* dengan MSwM-AR(2) dari *Return* Portofolio pada Bobot Portofolio yang Sama.

```

Determining Regimes from Return of Portfolio on similarly weights of Portfolio.
Choose the order of Autoregressive model [AR(p)] for regimes equation:
1. p = 1
2. p = 2
3. not
Pilih = 2
..LOADING PROCESS..

Correlation Matrix in the First Regime:
      i      j      cor      p
1     BBRI   BBNI   0.4400  0.0000
2     BBRI   BBTN   0.1868  0.0046
3     BBNI   BBTN   0.3367  0.0000
4     BBRI   BBKA   0.1420  0.0321
5     BBNI   BBKA   0.4311  0.0000
6     BBTN   BBKA   0.2680  0.0000
7     BBRI   BMRI   0.6708  0.0000
8     BBNI   BMRI   0.4764  0.0000
9     BBTN   BMRI   0.1956  0.0030
10    BBKA   BMRI   0.2028  0.0021
11    BBRI   BDMN   0.1591  0.0162
12    BBNI   BDMN   0.2645  0.0001
13    BBTN   BDMN   0.1839  0.0054
14    BBKA   BDMN   0.1612  0.0148
15    BMRI   BDMN   0.1660  0.0121

Push ENTER button to be continued..

Correlation Matrix in the Second Regime:
      i      j      cor      p
1     BBRI   BBNI   0.7358  0.0000
2     BBRI   BBTN   0.5446  0.0000
3     BBNI   BBTN   0.6753  0.0000
4     BBRI   BBKA   0.7476  0.0000
5     BBNI   BBKA   0.7444  0.0000
6     BBTN   BBKA   0.6419  0.0000
7     BBRI   BMRI   0.8657  0.0000
8     BBNI   BMRI   0.7573  0.0000
9     BBTN   BMRI   0.5986  0.0000
10    BBKA   BMRI   0.7269  0.0000
11    BBRI   BDMN   0.4511  0.0000
12    BBNI   BDMN   0.5165  0.0000
13    BBTN   BDMN   0.3364  0.0018
14    BBKA   BDMN   0.5072  0.0000
15    BMRI   BDMN   0.4078  0.0001

Push ENTER button to be continued..

```

Descriptive Statistics from Return in the First Regime:

	n	min	max	mean	stdev
BBRI	228	-0.0894	0.1758	0.0060	0.0332
BBNI	228	-0.0877	0.1098	0.0057	0.0329
BBTN	228	-0.1252	0.1349	0.0050	0.0420
BBCA	228	-0.0584	0.0773	0.0051	0.0229
BMRI	228	-0.0708	0.1400	0.0048	0.0308
BDMN	228	-0.1278	0.2225	0.0047	0.0451

Descriptive Statistics from Return in the Second Regime:

	n	min	max	mean	stdev
BBRI	84	-0.1501	0.1685	-0.0054	0.0678
BBNI	84	-0.1245	0.2144	-0.0054	0.0660
BBTN	84	-0.1905	0.1452	-0.0072	0.0703
BBCA	84	-0.1096	0.1228	-0.0012	0.0450
BMRI	84	-0.1645	0.2529	-0.0061	0.0653
BDMN	84	-0.2513	0.1593	-0.0097	0.0677

Based on Correlation and Descriptive Statistics output,

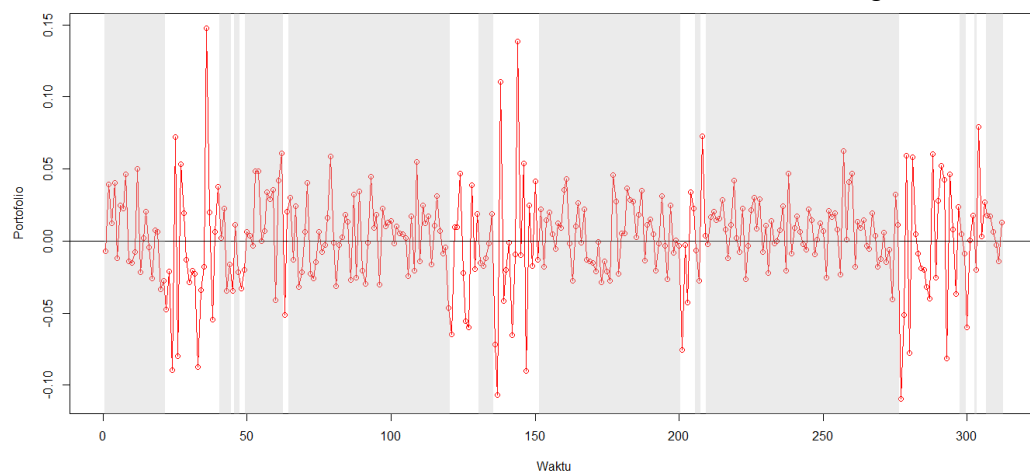
Do regime agree with overall securities ?

1. Yes

2. No

Choose = 1

Time series from Return of Portfolio with Dark Area as the First Regime



Push ENTER button to be continued..

Lampiran 3.1 Output Optimisasi Portofolio berdasarkan Algoritma GRG dengan MSwM-AR(2) Based pada Kriteria Pertama.

```

Optimization portfolio using Generalized Reduced Gradient algorithm with Markov-Switching
Model based.
What criteria you want to recommended for portfolio selection ?
1. minimize standard deviation portfolio in the expectation return portfolio desired investor
2. maximize expectation return portfolio in the standard deviation portfolio desired investor
3. maximize Sharpe Ratio which measure a ratio of expectation return and standard deviation
portfolio
4. exit
Choose = 1

First Regime:
Suggestion to a value of mu0 = mean(mean(r1),...,mean(rN)) = 0.0052

Fix a values of:
Expectation Return of Portfolio desired investor (mu0) = 0.0052
..LOADING PROCESS..

Second Regime:
Suggestion to a value of mu0 = mean(mean(r1),...,mean(rN)) = -0.0058

Fix a values of:
Expectation Return of Portfolio desired investor (mu0) = 0
..LOADING PROCESS..

Optimization portfolio weights in the Bull-Bear period.
      w1   w2   upw
BBRI  0.1857 0.3   0.2669
BBNI  0.0000 0.2   0.1421
BBTN  0.0675 0.0   0.0195
BBCA  0.5071 0.4   0.4310
BMRI  0.1429 0.1   0.1124
BDMN  0.0968 0.0   0.0280

Descriptive statistics for portfolio in the Bull-Bear period.
      Regime1 Regime2 Final
Mean  0.0052 -0.0038 0.0029
Stdev  0.0190 0.0527 0.0318

Push ENTER buttom to be continued..

```

Lampiran 3.2 Output Optimisasi Portofolio berdasarkan Algoritma GRG dengan MSwM-AR(2) *Based* pada Kriteria Kedua.

```

Optimization portfolio using Generalized Reduced Gradient algorithm with Markov-Switching
Model based.
What criteria you want to recommended for portfolio selection ?
1. minimize standard deviation portfolio in the expectation return portfolio desired investor
2. maximize expectation return portfolio in the standard deviation portfolio desired investor
3. maximize Sharpe Ratio which measure a ratio of expectation return and standard deviation
portfolio
4. exit
Choose = 2

First Regime:
Suggestion to a value of sigma0 = min(stdev(r1),...,stdev(rN)) = 0.0229

Fix a values of:
Standart Deviation of Portfolio desired investor (sigma0) = 0.0229
..LOADING PROCESS..

Second Regime:
Suggestion to a value of sigma0 = min(stdev(r1),...,stdev(rN)) = 0.045

Fix a values of:
Standart Deviation of Portfolio desired investor (sigma0) = 0.045
..LOADING PROCESS..

Optimization portfolio weights in the Bull-Bear period.
      w1      w2      upw
BBRI  0.5711  0.0000  0.1652
BBNI  0.0000  0.5006  0.3558
BBTN  0.0000  0.0000  0.0000
BBCA  0.3290  0.4005  0.3798
BMRI  0.1000  0.0998  0.0999
BDMN  0.0000  0.0000  0.0000

Descriptive statistics for portfolio in the Bull-Bear period.
      Regime1  Regime2  Final
Mean  0.0056  -0.0038  0.0029
Stdev  0.0235  0.0533  0.0334

Push ENTER buttom to be continued..

```

Lampiran 3.3 Output Optimisasi Portofolio berdasarkan Algoritma GRG dengan MSwM-AR(2) *Based* pada Kriteria Ketiga.

Optimization portfolio using Generalized Reduced Gradient algorithm with Markov-Switching Model based.

What criteria you want to recommended for portfolio selection ?

1. minimize standard deviation portfolio in the expectation return portfolio desired investor
2. maximize expectation return portfolio in the standard deviation portfolio desired investor
3. maximize Sharpe Ratio which measure a ratio of expectation return and standard deviation portfolio
4. exit

Choose = 3

..LOADING PROCESS..

..LOADING PROCESS..

Optimization portfolio weights in the Bull-Bear period.

	w1	w2	upw
BBRI	0.2623	0.4545	0.3989
BBNI	0.0173	0.1694	0.1254
BBTN	0.0541	0.0000	0.0156
BBCA	0.5534	0.3596	0.4157
BMRI	0.0446	0.0165	0.0247
BDMN	0.0683	0.0000	0.0197

Descriptive statistics for portfolio in the Bull-Bear period.

	Regime1	Regime2	Final
Mean	0.0053	-0.0039	0.0030
Stdev	0.0192	0.0544	0.0327

Push ENTER button to be continued..

Optimization portfolio using Generalized Reduced Gradient algorithm with Markov-Switching Model based.

What criteria you want to recommended for portfolio selection ?

1. minimize standard deviation portfolio in the expectation return portfolio desired investor
2. maximize expectation return portfolio in the standard deviation portfolio desired investor
3. maximize Sharpe Ratio which measure a ratio of expectation return and standard deviation portfolio
4. exit

Choose = 4

Lampiran 4. Output Penentuan tanpa *Regime* dari *Return* Portofolio pada Bobot Portofolio yang Sama.

Determining Regimes from Return of Portfolio on similarly weights of Portfolio.
Choose the order of Autoregressive model [AR(p)] for regimes equation:
1. p = 1
2. p = 2
3. not
Choose = 3

Lampiran 4.1 Output Optimisasi Portofolio berdasarkan Algoritma GRG pada Kriteria Pertama.

Optimization portfolio using Generalized Reduced Gradient algorithm.
What criteria you want to recommended for portfolio selection ?
1. minimize standard deviation portfolio in the expectation return portfolio desired investor
2. maximize expectation return portfolio in the standard deviation portfolio desired investor
3. maximize Sharpe Ratio which measure a ratio of expectation return and standard deviation portfolio
4. exit
Choose = 1

Suggestion to a value of $\mu_0 = \text{mean}(\text{mean}(r_1), \dots, \text{mean}(r_N)) = 0.0022$

Fix a values of:
Expectation Return of Portfolio desired investor (μ_0) = 0.0022
..LOADING PROCESS..

Optimization portfolio weights.
w
BBRI 0.0995
BBNI 0.0029
BBTN 0.0814
BBCA 0.5479
BMRI 0.1313
BDMN 0.1370

Descriptive statistics for portfolio.
Final
Mean 0.0026
Stdev 0.0294

Push ENTER button to be continued..

Lampiran 4.2 Output Optimisasi Portofolio berdasarkan Algoritma GRG pada Kriteria Kedua.

```
Optimization portfolio using Generalized Reduced Gradient algorithm.
What criteria you want to recommended for portfolio selection ?
1. minimize standard deviation portfolio in the expectation return portfolio desired investor
2. maximize expectation return portfolio in the standard deviation portfolio desired investor
3. maximize Sharpe Ratio which measure a ratio of expectation return and standard deviation
portfolio
4. exit
Choose = 2

Suggestion to a value of sigma0 = min(stdev(r1),...,stdev(rN)) = 0.0305

Fix a values of:
Standart Deviation of Portfolio desired investor (sigma0) = 0.0305
..LOADING PROCESS..

Optimization portfolio weights.
      w
BBRI   0.5001
BBNI   0.0000
BBTN   0.0000
BBCA   0.4000
BMRI   0.1000
BDMN   0.0000

Descriptive statistics for portfolio.
      Final
Mean   0.0030
Stdev  0.0342

Push ENTER button to be continued..
```

Lampiran 4.3. Output Optimisasi Portofolio berdasarkan Algoritma GRG pada Kriteria Ketiga.

```
Optimization portfolio using Generalized Reduced Gradient algorithm.
What criteria you want to recommended for portfolio selection ?
1. minimize standard deviation portfolio in the expectation return portfolio desired investor
2. maximize expectation return portfolio in the standard deviation portfolio desired investor
3. maximize Sharpe Ratio which measure a ratio of expectation return and standard deviation
portfolio
4. exit
Choose = 3
..LOADING PROCESS..

Optimization portfolio weights.
      w
BBRI  0.1796
BBNI  0.0000
BBTN  0.0000
BBCA  0.8204
BMRI  0.0000
BDMN  0.0000

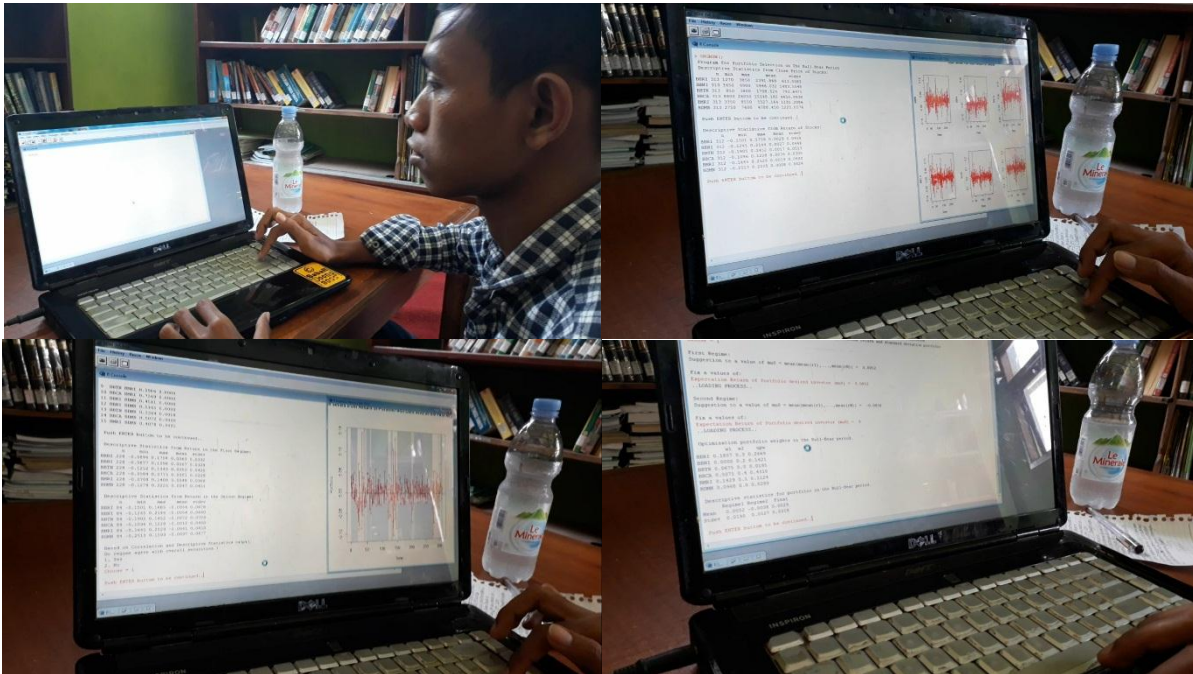
Descriptive statistics for portfolio.
      Final
Mean  0.0033
Stdev  0.0300

Push ENTER button to be continued..

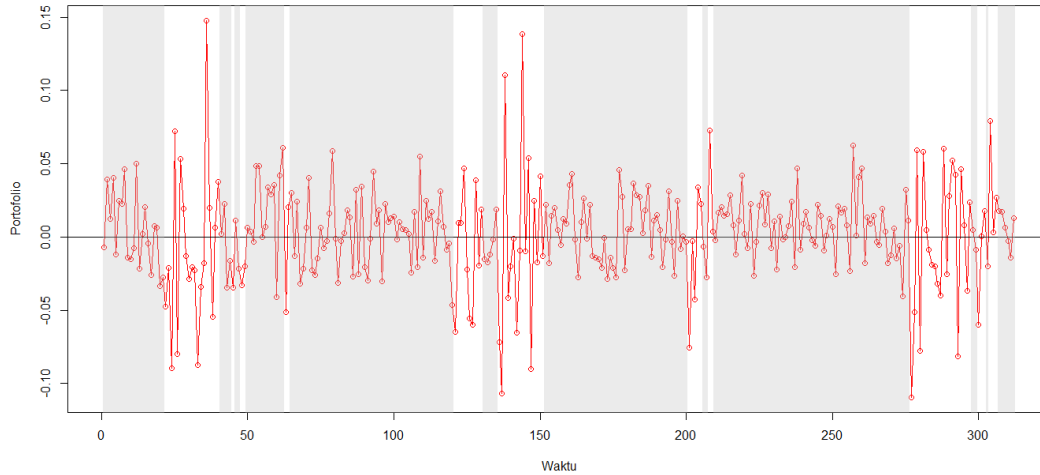
Optimization portfolio using Generalized Reduced Gradient algorithm with Markov-Switching
Model based.
What criteria you want to recommended for portfolio selection ?
1. minimize standard deviation portfolio in the expectation return portfolio desired investor
2. maximize expectation return portfolio in the standard deviation portfolio desired investor
3. maximize Sharpe Ratio which measure a ratio of expectation return and standard deviation
portfolio
4. exit
Choose = 4
```


Hasil Uji Pakar/Publik

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari PT. TICMI yang mana merupakan anak perusahaan Bursa Efek Jakarta. Data yang digunakan adalah data runtun waktu harian close price untuk menghitung return harian saham-saham perbankan di IDX Bursa Efek Indonesia pada tanggal 4 Januari 2013 sampai 28 Desember 2018 untuk saham-saham perbankan pilihan, yaitu: saham BRI, saham BNI, saham BTN, saham Bank Mandiri, saham BCA, dan saham Bank Danamon. Dilakukan pengujian publik yang dilakukan oleh salah seorang penanam saham dengan menjalankan open source software R dengan program dari algoritma GRGR-MSwM untuk memperoleh bobot portofolio yang optimal.



Diperoleh hasil terbaik dari bobot portofolio yang terbentuk dari penerapan Algoritma GRG-MSwM dengan AR(2) yang mana menghasilkan kesimpulan regime yang sama bahwa *regime 1* merupakan periode “*bull*” market dan *regime 2* merupakan periode “*bear*” market yang mana digambarkan berikut.



Gambar 1. Plot Runtun Waktu dari *Return* Portofolio dengan Area Gelap sebagai Regime 1 (periode “*bull*” market) berdasarkan Algoritma GRG-MSwM-AR(2).

Tabel 8. Ringkasan Hasil Optimisasi Portofolio pada Kasus MSwM-AR(2).

Kriteria Investor	I	II	III	
Bobot Portofolio (upw)	BBRI	26.69%	16.52%	39.89%
	BBNI	14.21%	35.58%	12,54%
	BBTN	1.95%	0%	1.56%
	BBCA	43,10%	37.98%	41.57%
	BMRI	11,24%	9,99%	2,47%
	BDMN	2,80%	0%	1.97%
Ekspektasi Return	0.29%	0,29%	0,30%	
Standar Deviasi	0.0318	0,0334	0,0327	

Hasil terbaik dari bobot portofolio diberikan pada Kriteria Investor yang pertama, yaitu meminimalkan standar deviasi portofolio pada ekspektasi *return* portofolio yang dikehendaki investor. Bobot portofolio yang diperoleh dialokasikan pada penanaman saham untuk saham BRI (26.69%), BNI (14.21%), BTN (1.95%), BCA (43.10%), Mandiri (11.24%), dan Danamon (2.80%) dengan Ekspektasi Return 0.29% dan Standar Deviasi 0.0318 .

Selanjutnya dilakukan pengujian data close price harian pada tanggal 1 Januari 2019 sampai 31 September 2019 untuk saham-saham perbankan berdasarkan ketiga tipe portofolio tersebut.

Pengujian Metode.xlsx - Excel

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	
1	Close Price	TGL	BBRI	BBNI	BBTN	BBCA	BMRI	BDMN	LS	BBRI	LS	BBNI	LS	BBTN	LS	BBCA	LS	BMRI	LS	BDMN	TOTAL	MODAL	UNTUNG
2		1/1/2019	3660	8800	2540	26000	7375	7600	455	189	656	64	226	219	9,989,890	9,989,890	-						
3		1/2/2019	3610	8725	2550	26200	7325	7800	455	189	656	64	226	219	10,004,825	9,989,890	14,935						
4		1/3/2019	3620	8725	2530	25900	7175	7800	455	189	656	64	226	219	9,943,155	9,989,890	(46,735)						
5		1/4/2019	3660	8725	2580	26025	7450	7850	455	189	656	64	226	219	10,075,255	9,989,890	85,365						
6		1/7/2019	3660	8875	2640	26225	7425	8125	455	189	656	64	226	219	10,210,340	9,989,890	220,450						
7		1/8/2019	3680	8900	2730	26200	7350	8275	455	189	656	64	226	219	10,297,505	9,989,890	307,615						
8		1/9/2019	3720	8850	2680	26275	7575	8150	455	189	656	64	226	219	10,301,730	9,989,890	311,840						
9		1/10/2019	3750	8850	2680	26275	7700	8225	455	189	656	64	226	219	10,360,055	9,989,890	370,165						
10		1/11/2019	3730	8925	2730	26250	7700	8275	455	189	656	64	226	219	10,407,280	9,989,890	417,390						
11		1/14/2019	3790	8875	2740	26000	7700	8250	455	189	656	64	226	219	10,410,215	9,989,890	420,325						
12		1/15/2019	3780	9000	2760	26300	7800	8500	455	189	656	64	226	219	10,538,960	9,989,890	549,070						
13		1/16/2019	3780	9250	2750	26425	7800	8550	455	189	656	64	226	219	10,598,600	9,989,890	608,710						
14		1/17/2019	3810	9250	2760	26650	7875	8450	455	189	656	64	226	219	10,628,260	9,989,890	638,370						
15		1/18/2019	3820	9400	2760	27125	7875	8350	455	189	656	64	226	219	10,669,660	9,989,890	679,770						
16		1/21/2019	3800	9225	2770	27725	7800	8350	455	189	656	64	226	219	10,655,495	9,989,890	665,605						
17		1/22/2019	3770	9250	2770	28000	7750	9000	455	189	656	64	226	219	10,795,220	9,989,890	805,330						
18		1/23/2019	3770	9050	2720	27500	7475	9125	455	189	656	64	226	219	10,657,845	9,989,890	667,955						
19		1/24/2019	3790	9000	2680	27300	7475	9100	455	189	656	64	226	219	10,612,980	9,989,890	623,090						
20		1/25/2019	3780	9100	2700	27500	7375	9050	455	189	656	64	226	219	10,619,700	9,989,890	629,810						
21		1/28/2019	3780	9100	2650	27475	7175	9125	455	189	656	64	226	219	10,556,525	9,989,890	566,635						
22		1/29/2019	3690	9025	2630	27700	7125	9150	455	189	656	64	226	219	10,496,855	9,989,890	506,965						
23		1/30/2019	3750	9000	2670	27600	7250	9150	455	189	656	64	226	219	10,567,520	9,989,890	577,630						
24		1/31/2019	3850	9075	2740	28175	7450	9100	455	189	656	64	226	219	10,744,165	9,989,890	754,275						
25		2/1/2019	3920	9250	2790	28175	7600	9150	455	189	656	64	226	219	10,886,740	9,989,890	896,850						
26		2/4/2019	3900	9125	2760	27500	7350	9125	455	189	656	64	226	219	10,729,160	9,989,890	739,270						
27		2/5/2019	3900	9125	2760	27500	7350	9125	455	189	656	64	226	219	10,729,160	9,989,890	739,270						
28		2/6/2019	3920	9100	2740	27675	7475	9125	455	189	656	64	226	219	10,759,865	9,989,890	769,975						
29		2/7/2019	3930	9075	2720	27650	7550	9125	455	189	656	64	226	219	10,761,920	9,989,890	772,030						

AWAL METODE1 METODE2 METODE3 KEUNTUNGAN Chart1

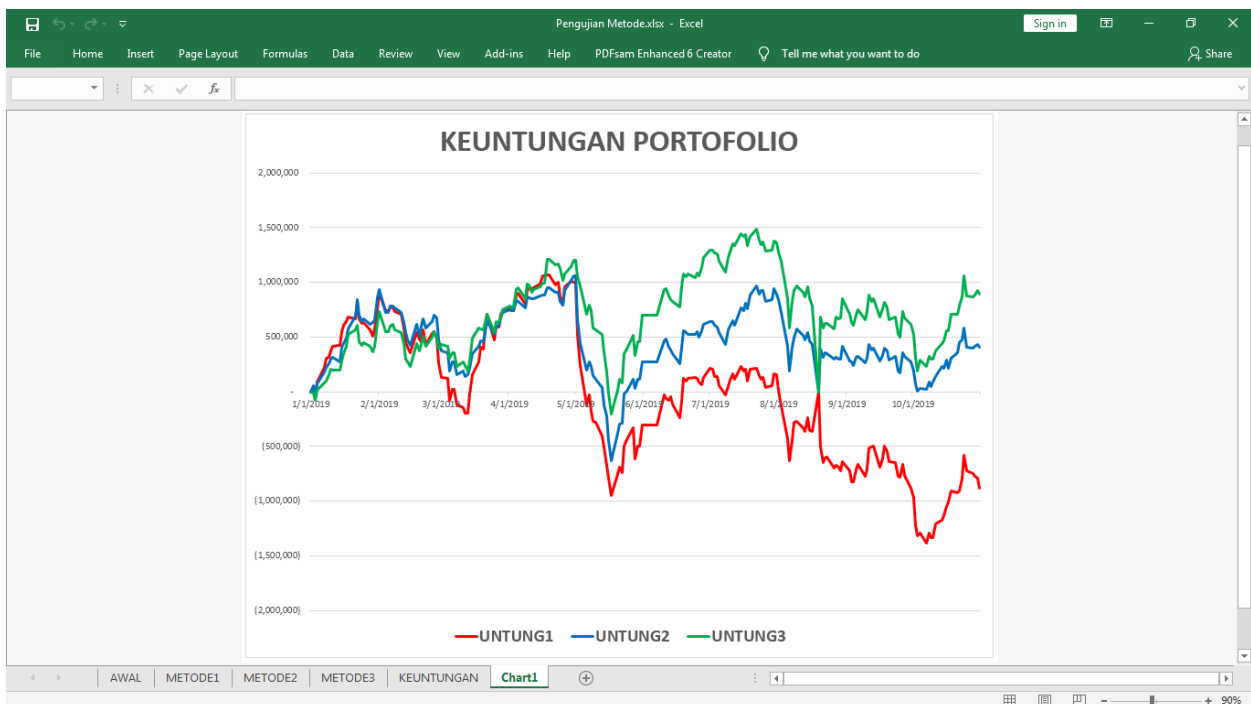
Pengujian Metode.xlsx - Excel

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	
1	Close Price	TGL	BBRI	BBNI	BBTN	BBCA	BMRI	BDMN	LS	BBRI	LS	BBNI	LS	BBTN	LS	BBCA	LS	BMRI	LS	BDMN	TOTAL	MODAL	UNTUNG
2		1/1/2019	3660	8800	2540	26000	7375	7600	272	3	320	211	178	180	10,001,470	10,001,470	-						
3		1/2/2019	3610	8725	2550	26200	7325	7800	272	3	320	211	178	180	10,060,145	10,001,470	58,675						
4		1/3/2019	3620	8725	2530	25900	7175	7800	272	3	320	211	178	180	9,966,465	10,001,470	(35,005)						
5		1/4/2019	3660	8725	2580	26025	7450	7850	272	3	320	211	178	180	10,077,670	10,001,470	76,200						
6		1/7/2019	3660	8875	2640	26225	7425	8125	272	3	320	211	178	180	10,184,570	10,001,470	183,100						
7		1/8/2019	3680	8900	2730	26200	7350	8275	272	3	320	211	178	180	10,227,260	10,001,470	225,790						
8		1/9/2019	3720	8850	2680	26275	7575	8150	272	3	320	211	178	180	10,255,365	10,001,470	253,895						
9		1/10/2019	3750	8850	2680	26275	7700	8225	272	3	320	211	178	180	10,299,275	10,001,470	297,805						
10		1/11/2019	3730	8925	2730	26250	7700	8275	272	3	320	211	178	180	10,313,785	10,001,470	312,315						
11		1/14/2019	3790	8875	2740	26000	7700	8250	272	3	320	211	178	180	10,275,905	10,001,470	274,435						
12		1/15/2019	3780	9000	2760	26300	7800	8500	272	3	320	211	178	180	10,406,060	10,001,470	404,590						
13		1/16/2019	3780	9250	2750	26425	7800	8550	272	3	320	211	178	180	10,438,985	10,001,470	437,515						
14		1/17/2019	3810	9250	2760	26650	7875	8450	272	3	320	211	178	180	10,493,170	10,001,470	491,700						
15		1/18/2019	3820	9400	2760	27125	7875	8350	272	3	320	211	178	180	10,578,565	10,001,470	577,095						
16		1/21/2019	3800	9225	2770	27725	7800	8350	272	3	320	211	178	180	10,689,050	10,001,470	687,580						
17		1/22/2019	3770	9250	2770	28000	7750	9000	272	3	320	211	178	180	10,847,090	10,001,470	845,620						
18		1/23/2019	3770	9050	2720	27500	7475	9125	272	3	320	211	178	180	10,698,540	10,001,470	697,070						
19		1/24/2019	3790	9000	2680	27300	7475	9100	272	3	320	211	178	180	10,644,330	10,001,470	642,860						
20		1/25/2019	3780	9100	2700	27500	7375	9050	272	3	320	211	178	180	10,663,710	10,001,470	662,240						
21		1/28/2019	3780	9100	2650	27475	7175	9125	272	3	320	211	178	180	10,620,335	10,001,470	618,865						
22		1/29/2019	3690	9025	2630	27700	7125	9150	272	3	320	211	178	180	10,632,305	10,001,470	630,835						
23		1/30/2019	3750	9000	2670	27600	7250	9150	272	3	320	211	178	180	10,662,500	10,001,470	661,030						
24		1/31/2019	3850	9075	2740	28175	7450	9100	272	3	320	211	178	180	10,860,250	10,001,470	858,780						
25		2/1/2019	3920	9250	2790	28175	7600	9150	272	3	320	211	178	180	10,931,515	10,001,470	930,045						
26		2/4/2019	3900	9125	2760	27500	7350	9125	272	3	320	211	178	180	10,724,675	10,001,470	723,205						
27		2/5/2019	3900	9125	2760	27500	7350	9125	272	3	320	211	178	180	10,724,675	10,001,470	723,205						
28		2/6/2019	3920	9100	2740	27675	7475	9125	272	3	320	211	178	180	10,782,815	10,001,470	781,345						
29		2/7/2019	3930	9075	2720	27650	7550	9125	272	3	320	211	178	180	10,787,135	10,001,470	785,665						

AWAL METODE1 METODE2 METODE3 KEUNTUNGAN Chart1

1	Close Price	TGL	B8RI	B8NI	B8TN	B8CA	B8RI	B8MN	LS	B8NI	LS	B8TN	LS	B8CA	LS	B8RI	LS	B8MN	TOTAL	MODAL	UNTUNG
2		1/1/2019	3660	8800	2540	26000	7375	7600	729	161	77	166	152	37	9,998,720	9,998,720					
3		1/2/2019	3610	8725	2550	26200	7325	7800	729	161	77	166	152	37	9,983,965	9,998,720					(14,755)
4		1/3/2019	3620	8725	2530	25900	7175	7800	729	161	77	166	152	37	9,917,115	9,998,720					(81,605)
5		1/4/2019	3660	8725	2580	26025	7450	7850	729	161	77	166	152	37	10,014,525	9,998,720					15,805
6		1/7/2019	3660	8875	2640	26225	7425	8125	729	161	77	166	152	37	10,082,870	9,998,720					84,150
7		1/8/2019	3680	8900	2730	26200	7350	8275	729	161	77	166	152	37	10,098,405	9,998,720					99,685
8		1/9/2019	3720	8850	2680	26275	7575	8150	729	161	77	166	152	37	10,157,690	9,998,720					158,970
9		1/10/2019	3750	8850	2680	26275	7700	8225	729	161	77	166	152	37	10,201,335	9,998,720					202,615
10		1/11/2019	3730	8925	2730	26250	7700	8275	729	161	77	166	152	37	10,200,380	9,998,720					201,660
11		1/14/2019	3790	8875	2740	26000	7700	8250	729	161	77	166	152	37	10,194,415	9,998,720					195,695
12		1/15/2019	3780	9000	2760	26300	7800	8500	729	161	77	166	152	37	10,283,040	9,998,720					284,320
13		1/16/2019	3780	9250	2750	26425	7800	8550	729	161	77	166	152	37	10,345,120	9,998,720					346,400
14		1/17/2019	3810	9250	2760	26650	7875	8450	729	161	77	166	152	37	10,412,810	9,998,720					414,090
15		1/18/2019	3820	9400	2760	27125	7875	8350	729	161	77	166	152	37	10,519,400	9,998,720					520,680
16		1/21/2019	3800	9225	2770	27725	7800	8350	729	161	77	166	152	37	10,565,615	9,998,720					566,895
17		1/22/2019	3770	9250	2770	28000	7750	9000	729	161	77	166	152	37	10,609,870	9,998,720					611,150
18		1/23/2019	3770	9050	2720	27500	7475	9125	729	161	77	166	152	37	10,453,645	9,998,720					454,925
19		1/24/2019	3790	9000	2680	27300	7475	9100	729	161	77	166	152	37	10,422,970	9,998,720					424,250
20		1/25/2019	3780	9100	2700	27500	7375	9050	729	161	77	166	152	37	10,449,470	9,998,720					450,750
21		1/28/2019	3780	9100	2650	27475	7175	9125	729	161	77	166	152	37	10,413,845	9,998,720					415,125
22		1/29/2019	3690	9025	2630	27700	7125	9150	729	161	77	166	152	37	10,365,295	9,998,720					366,575
23		1/30/2019	3750	9000	2670	27600	7250	9150	729	161	77	166	152	37	10,410,490	9,998,720					411,770
24		1/31/2019	3850	9075	2740	28175	7450	9100	729	161	77	166	152	37	10,624,855	9,998,720					626,135
25		2/1/2019	3920	9250	2790	28175	7600	9150	729	161	77	166	152	37	10,732,560	9,998,720					733,840
26		2/4/2019	3900	9125	2760	27500	7350	9125	729	161	77	166	152	37	10,544,570	9,998,720					545,850
27		2/5/2019	3900	9125	2760	27500	7350	9125	729	161	77	166	152	37	10,544,570	9,998,720					545,850
28		2/6/2019	3920	9100	2740	27675	7475	9125	729	161	77	166	152	37	10,601,635	9,998,720					602,915
29		2/7/2019	3930	9075	2720	27650	7550	9125	729	161	77	166	152	37	10,610,610	9,998,720					611,890

Dengan demikian diperoleh output keuntungan yang diperoleh untuk setiap tipe portofolio. Keuntungan yang diperoleh dari ketiga tipe portofolio diilustrasikan kedalam *multiple time series plot* dengan portofolio I dengan warna merah, portofolio II dengan warna biru, dan portofolio III dengan warna merah.



Hasil keuntungan dari bobot portofolio yang sama (portofolio I) ditunjukkan pada *series* merah, keuntungan dari bobot portofolio yang diperoleh dari algoritma GRG Standar (portofolio II) ditunjukkan pada *series* biru, dan keuntungan dari bobot portofolio yang diperoleh dari algoritma GRG-MSwM (portofolio III) ditunjukkan pada *series* hijau. Dari gambar ini, pergerakan ketiga *series* terlihat hampir sama pada bulan januari sampai mei, kemudian setelah bulan mei terdapat perbedaan yang jelas bahwa keuntungan dari bobot portofolio yang diperoleh dari algoritma GRG-MSwM (portofolio III) menunjukkan pergerakan *series* yang lebih baik daripada *series* yang lainnya. Dengan demikian, diperoleh hasil pengujian metode bahwa bobot portofolio yang terbentuk berdasarkan dari algoritma GRG-MSwM bisa menjadi metode yang baik dan dapat digunakan pada fenomena saham “*bull*” and “*bear*” market.