

# Analisis dan Implementasi Strategi Online Moving Average Reversion untuk Pembobotan Portofolio

1<sup>st</sup> Kukuh Sanddi Razaq  
Fakultas Informatika  
Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia

kukuhsanddi@students.telkomuniversity.ac.id

2<sup>nd</sup> Deni Saepudin  
Fakultas Informatika  
Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia

denisaepudin@telkomuniversity.ac.id

**Abstrak**—Hal terpenting yang dilakukan oleh investor untuk mengurangi resiko dan menghitung hasil investasi salah satunya seleksi saham untuk pembuatan portofolio. Seleksi portofolio merupakan permasalahan yang kerap dijumpai dalam investasi saham. Hal ini menarik perhatian para komunitas *machine learning* untuk mengembangkan sistem yang bisa menyeleksi data saham dan menghasilkan *return* yang maksimal. Oleh karena, itu kami memilih algoritma “*Online Portfolio Selection*” untuk seleksi portofolio. Namun untuk seleksi portofolio membutuhkan analisis pasar saham yang bisa mendeteksi tren saham dengan aman. Secara empiris, *moving average* merupakan salah satu cara dalam menentukan tren saham dengan performa yang baik untuk dataset besar. Dari sekian banyak *moving average* kami menggunakan *Moving Average Reversion* (MAR) karena dapat memprediksi harga saham selanjutnya. Gabungan dari algoritma seleksi portofolio menggunakan *Online Portfolio Selection* yang dapat memaksimalkan *return* dan *Moving Average Reversion* yang dapat memprediksi harga saham selanjutnya, kami sebut dengan *Online Moving Average Reversion* (OLMAR). Dari hasil penelitian kami, OLMAR memberikan performa yang sangat baik. Selain menghasilkan *return* yang tinggi, OLMAR juga bekerja sangat cepat.

**Kata kunci**—seleksi portofolio, *moving average*, OLMAR, MAR

**Abstract**—One of the most important things investors do to reduce risk and calculate investment returns is stock selection for portfolio creation. Portfolio selection is a problem that often encountered in stock investment. This has attracted the attention of the machine learning community to develop a system that can select stock data and generate maximum returns. Therefore, we chose the “*Online Portfolio Selection*” algorithm for portfolio selection. However, portfolio selection requires stock market analysis that can safely detect stock trends. Empirically, moving averages are one way to determine trending stocks with good performance for large datasets. Of the many moving averages, we use *Moving Average Reversion* (MAR) because it can predict the next stock price. The combination of *Moving Average Reversion* which can predict future stock prices and portfolio selection algorithms using *Online Portfolio Selection* which can maximize returns, we call it *Online Moving Average Reversion* (OLMAR). From the results of our research, OLMAR provides excellent performance. In

*addition to generating high returns, OLMAR also works very quickly.*

**Keywords**—portfolio selection, moving average, OLMAR, MAR

## I. PENDAHULUAN

### A. Latar Belakang

Seleksi portofolio merupakan permasalahan yang cukup banyak ditemui oleh para investor dalam pembuatan portofolio, sehingga menarik perhatian dari komunitas *machine learning* untuk mengembangkan system yang bisa membantu seleksi portofolio [1]. Terdapat 2 metode yang terkenal yaitu (i) *Mean Variance Teori* [2] yang mempertimbangkan *return* dan resiko, dan (ii) *Kelly Investment* [3] yang memaksimalkan *return*. Selain 2 teori itu terdapat teori baru yaitu *Online Portfolio Selection* [4] yang memaksimalkan *return* dengan menghitung bobot untuk dataset yang besar. *Online portfolio selection* menggunakan teknik pembelajaran online [5] dengan *linear classification* yang dapat klasifikasi data dengan skala besar.

Selain seleksi portofolio juga dibutuhkan analisis tren pasar dengan performa baik dan akurat. *Moving Average Reversion* (MAR) merupakan algoritma yang banyak dipakai dalam banyak studi dengan performa yang baik [6]. MAR dapat memprediksi harga saham selanjutnya, sehingga MAR dapat mengetahui saham yang mempunyai performa baik dalam periode tertentu serta sebaliknya. Walaupun menurut studi performa MAR dibidang baik namun masih kurang memuaskan untuk bisa menghasilkan *return* yang lebih maksimal [1], [6].

Untuk mengatasi keterbatasan dari MAR dibuatlah algoritma bernama *Online Moving Average Reversion* (OLMAR) yang menggabungkan analisis tren pasar MAR dan *return* yang maksimal dari *Online Portfolio Selection* [1]. Dalam studi sebelumnya OLMAR diklaim dapat berjalan baik dalam data dari pasar saham yang nyata. Sehingga kami mencoba dengan data yang lebih besar dan hasilnya sangat baik. Tidak hanya menghasilkan

return yang maksimal namun juga berjalan cepat meski dalam dataset yang sangat besar.

### B. Topik dan Batasannya

Seleksi saham merupakan hal penting dalam pembuatan portofolio. Pemberian bobot yang pas pada setiap saham bisa membantu memaksimalkan hasil investasi. Sebelum mencari bobot setiap saham dibutuhkan analisis tren pada pasar saham. Untuk mencari tren tersebut dapat menggunakan moving average sebagai indikator teknis untuk menganalisis arah tren saham yang aman [7]. Moving average dengan performa yang diklaim oleh beberapa studi cukup baik dan efektif yaitu moving average reversion (MAR) [1], [6], [8]. Dengan adanya MAR yang mempunyai performa baik dalam menampilkan tren saham dibutuhkan algoritma seleksi portofolio dengan performa baik yang baik juga untuk mengimbangi MAR. *Online portofolio selection* menjadi salah satu algoritma pilihan yang bisa membantu meningkatkan efektifitas MAR untuk mendapatkan return yang maksimal. Gabungan dari 2 algoritma ini disebut dengan Online Moving Average Reversion (OLMAR). Performa MAR yang baik dalam memprediksi harga saham selanjutnya dan *online portfolio selection* yang menggunakan teknik *online learning* dapat memaksimalkan *return* dapat digabungkan menjadi algoritma *online moving average reversion* yang efisien dan dapat diterapkan untuk dataset yang besar.

Adapun Batasan Batasan dalam pengerjaan tugas akhir ini :

1. Waktu pengerjaan hanya 1 semester.
2. Keterbatasan pada kemampuan dalam implementasi algoritma yang kompleks.
3. Bimbingan yang kurang.
4. Keterbatasan tempat dikarenakan dikerjakan online dan di luar daerah kampus.

### C. Tujuan

Tujuan tugas akhir ini dapat mengimplementasikan OLMAR untuk portofolio dengan menggunakan data saham dengan index LQ45. Setelah mendapatkan hasilnya kemudian bandingkan dengan metode *equal weight*.

### D. Organisasi Tulisan

Bagian selanjutnya dari paper ini terdiri dari bagian ke dua yaitu studi terkait yang menjelaskan paper rujukan dan penelitian sebelumnya, bagian 3 sistem yang dibangun menjelaskan kinerja system pada program yang dibangun untuk tugas akhir, bagian 4 evaluasi terdiri dari hasil pengujian dan analisis hasil pengujian, dan bagian 5 kesimpulan berisi kesimpulan pengerjaan tugas akhir dan saran.

## II. KAJIAN TEORI

### A. Online Portfolio Selection

*Online portfolio selection* merupakan salah satu teknik seleksi portofolio yang menggunakan algoritma *online learning* [4]. Teknik yang paling simpel dan umum dalam mencari bobot investasi adalah *equal weight* yang dimana nantinya akan dijadikan bobot awal dari *online portfolio selection* [1].

#### Algoritma 1 Framework online portfolio selection

```

Input :  $x_1^n$  : Urutan Pasar
Output :  $S_n$  : Hasil Return Kumulatif
Initialize  $b_1 = \frac{1}{m} \mathbf{1}$ ,  $S_0 = 1$ ;
for  $t = 1, 2, \dots, n$  do
    Menghitung bobot portofolio  $b_t$ ;
    Menghitung harga relative pasar  $x_t$ ;
    Portofolio menghasilkan periode
    pengembalian ( $b_t x_t$ ), dan update hasil kumulatif  $S_t =$ 
 $S_{t-1} \times (b_t x_t)$ ;
    Memperbaharui bobot online portfolio
selection
end

```

### B. Moving Average

Untuk menghitung *moving average* terdapat 3 cara yaitu *Simple Moving Average*, *Weight Moving Average*, *Exponential Moving Average*. *Simple moving average* (SMA) merupakan perhitungan *moving average* yang paling dasar yaitu dengan menambahkan deretan harga terkini pada rentang waktu tertentu kemudian membaginya sesuai dengan jumlah periode waktu tersebut. Berikut adalah rumus perhitungan *simple moving average* [7].

$$SMA = \frac{P_t + P_{t-1} + P_{t-2} + \dots + P_{t-(n-1)}}{w} \quad (1)$$

$p_t$  = Harga Penutupan hari ke  $t$   
 $w$  = Periode

*Weight Moving Average* (WMA) hampir mirip dengan SMA namun bedanya terdapat bobot yang berbeda pada setiap harga. Semakin lama periode data yang diambil bobotnya akan semakin besar dan bobot ditentukan sesuai jumlah periode waktu data yang diambil. Berikut adalah rumus dari *Weight Moving Average* [5].

$$WMA = \frac{(w \times p_t) + ((w-1) \times p_{t-1}) + \dots + 2p \times p_{t-(w-2)} + 1p \times p_{t-(w-1)}}{w + (w-1) + (w-2) + \dots + 2 + 1} \quad (2)$$

$p_t$  = Harga Penutupan hari ke  $t$   
 $w$  = Periode

Selanjutnya *Exponential Moving Average* (EMA) mengurangi bobot secara eksponen. EMA merupakan indikator yang lebih responsif terhadap perubahan data saham. Untuk menghitung *Exponential Moving Average* dibutuhkan *multiplier* atau konstanta pengali dengan rumus 2 dibagi jumlah periode yang dipilih dan ditambah 1. Berikut rumus konstantanya.

$$\alpha = \frac{2}{w+1} \quad (3)$$

$\alpha$  = konstanta  
 $w$  = Periode

Formula *Exponential Moving Average* seperti berikut.

$$EMA_t = EMA_{t-1} + \alpha \times (p_t - EMA_{t-1}) \quad (4)$$

$EMA_m$  = *Exponential Moving Average* hari  $t$   
 $\alpha$  = konstanta  
 $p_t$  = harga penutupan hari ke  $t$

### C. Moving Average Reversion

Selain ketiga metode *moving average* ada juga metode *moving average* lainnya, yaitu *Moving Average Reversion* (MAR). MAR digunakan untuk memprediksi *vector relative* dari harga pasar. Untuk MAR sendiri mempunyai 2 tipe [1] yaitu.

MAR -1 : menggunakan SMA

$$\begin{aligned} \tilde{x}_{t+1}(w) &= \frac{SMA_t(w)}{p_t} \\ &= \frac{1}{w} \left( \frac{p_t}{p_t} + \frac{p_{t-1}}{P_t} + \dots + \frac{p_{t-w+1}}{p_t} \right) \\ &= \frac{1}{w} \left( 1 + \frac{1}{x_t} + \dots + \frac{1}{\otimes_{i=0}^{w-2} x_{t-i}} \right) \end{aligned} \quad (5)$$

$SMA_t$  = *Simple Moving Average* hari  $t$   
 $w$  = periode  
 $p_t$  = harga penutupan hari  $t$   
 $p_{t+1}$  = harga penutupan hari  $t+1$

MAR -2 : menggunakan EMA

$$\begin{aligned} \tilde{x}_{t+1}(\alpha) &= \frac{EMA_t(\alpha)}{p_t} = \frac{\alpha p_t + (1 - \alpha)EMA_{t-1}(\alpha)}{p_t} \\ &= \alpha + (1 - \alpha) \frac{EMA_{t-1}(\alpha) p_t}{p_{t-1} p_t} \\ &= \alpha + (1 - \alpha) \frac{\tilde{x}_t}{x_t} \end{aligned} \quad (6)$$

$EMA_t$  = *Exponential Moving Average* hari  $t$   
 $EMA_{t-1}$  = *Moving Average* hari  $t-1$   
 $\alpha$  = konstanta  
 $p_t$  = harga penutupan hari  $t$   
 $p_{t-1}$  = harga penutupan hari  $t-1$

### C. Algoritma Online Moving Average Reversion (OLMAR)

*Online Portfolio Selection* merupakan salah satu algoritma pembuatan portofolio yang memfokuskan pada memaksimalkan hasil kumulatif yang menggunakan teknik *online learning*. *Online learning* adalah algoritma *Machine Learning* dengan kemampuan memprediksi data selanjutnya atau dapat memprediksi harga saham [9]. Sedangkan *Online Moving Average Reversion* (OLMAR) merupakan algoritma penggabungan *Moving Average Reversion* dan *Online Portofolio Selection*[4]. Algoritma MAR dibutuhkan untuk membuat batasan rata – rata harga dan memprediksi vektor harga pasar. Sebelum membuat portofolio menggunakan algoritma OLMAR dibutuhkan prediksi harga menggunakan MAR. Berikut prediksi harga menggunakan MAR.

#### Algoritma seleksi porfolio menggunakan MAR

- 1: Masukkan :  $\epsilon > 1$ : batas reversi;  $n \geq 2$ : Banyaknya periode;  $\alpha \in (0, 1)$ : faktor pengali;  $x_1^n$  :Urutan Pasar;
- 2: Hasil Keluar:  $S_n$ : Jumlah kumulatif setelah  $n^{th}$  periode
- 3: Prosedur:
- 4: Inisialisasi:  $b_1 = \frac{1}{m}1, S_0 = 1$ ;
- 5: for  $t = 1, 2, \dots, n$  do
- 6: Harga saham relatif:  $x_t$
- 7: Menjumlahkan *daily return* dan *cumulative return*:
 
$$S_t = S_{t-1} \times (b_t \cdot x_t) \quad (7)$$
- 8: prediksi vektor harga relatif:
 
$$\tilde{x}_{t+1} = \begin{cases} \frac{1}{w} \left( 1 + \frac{1}{x_t} + \dots + \frac{1}{\otimes_{i=0}^{w-2} x_{t-i}} \right) & \text{MAR - 1} \\ \alpha + (1 - \alpha) \frac{\tilde{x}_t}{x_t} & \text{MAR - 2} \end{cases} \quad (8)$$
- 9: Perbaharui portofolio:
 
$$b_{t+1} = OLMAR(\epsilon, \tilde{x}_{t+1}, b_t) \quad (9)$$

$\alpha$  = faktor pengali

t = periode saham/ banyaknya data saham

$b_t$  = bobot portofolio saat ini

$x_t$  = harga saham relatif

$\tilde{x}_{t+1}$  = vektor harga relatif

$P_t$  = harga penutupan

m = jumlah komponen index saham

Algoritma OLMAR( $\epsilon, C, \tilde{x}_{t+1}, b_t$ ).

Masukkan:  $\epsilon > 1$ : batas *reversion*;  $\tilde{x}_{t+1}$ : prediksi harga relatif;  $b_t$ : portofolio saat t;

2: Hasil yang keluar :  $b_{t+1}$ : portofolio yang sudah diprediksi;

3: Prosedur:

4: Menghitung *return* yang dihasilkan harga pasar yang sudah diprediksi:

$$\tilde{x}_{t+1} = \frac{1}{m} \tilde{x}_{t+1} \quad (9)$$

5: Menghitung Pengali *Lagrange*:

$$\lambda_{t+1} = \max \left\{ 0, \frac{\epsilon - b_t \cdot \tilde{x}_{t+1}}{\|\tilde{x}_{t+1} - \tilde{x}_{t+1} 1\|^2} \right\} \quad (11)$$

6: Perbarui portofolio:

$$b_{t+1} = b_t + \lambda_{t+1} (\tilde{x}_{t+1} - \tilde{x}_{t+1} 1) \quad (12)$$

7: Normalisasi portofolio:

$$b_{t+1} = \arg \min_{b \in \Delta_m} \|b - b_{t+1}\|^2 \quad (13)$$

$\tilde{x}_{t+1}$  = prediksi harga terdekat

$\tilde{x}_{t+1}$  = prediksi harga pasar

$\lambda_{t+1}$  = pengali *lagrange*

$b_t$  = bobot portofolio saat ini

$b_{t+1}$  = bobot portofolio yang baru

m = jumlah komponen indeks saham

### III. METODE

#### A. Dataset

Dataset terdiri dari 45 data saham dalam index LQ45 yang diambil dari *yahoo finance*. Data yang diambil dari tanggal 1 Januari 2017 sampai 26 Agustus 2022 dengan jumlah data saham sebanyak 1417.

TABEL 1  
DATA ASET LQ45

Kode	Nama Saham
ADRO	Adaro Energy Indonesia Tbk.
AMRT	Sumber Alfaria Trijaya Tbk.
ANTM	Aneka Tambang Tbk.
ARTO	Bank Jago Tbk.
ASII	Astra International Tbk.
BBCA	Bank Central Asia Tbk.
BBNI	Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk.
BBRI	Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk.

BBTN	Bank Tabungan Negara (Persero) Tbk.
BFIN	BFI Finance Indonesia Tbk.
BMRI	Bank Mandiri (Persero) Tbk.
BRIS	Bank Syariah Indonesia Tbk.
BRPT	Barito Pacific Tbk.
BUKA	Bukalapak.com Tbk.
CPIN	Charoen Pokphand Indonesia Tbk
EMTK	Elang Mahkota Teknologi Tbk.
ERAA	Erajaya Swasembada Tbk.
EXCL	XL Axiata Tbk.
GOTO	GoTo Gojek Tokopedia Tbk.
HMSP	H.M. Sampoerna Tbk.
HRUM	Harum Energy Tbk.
ICBP	Indofood CBP Sukses Makmur Tbk.
INCO	Vale Indonesia Tbk.
INDF	Indofood Sukses Makmur Tbk.
INDY	Indika Energy Tbk.
INKP	Indah Kiat Pulp & Paper Tbk.
INTP	Indocement Tunggul Prakarsa Tbk.
ITMG	Indo Tambangraya Megah Tbk.
JPFA	Japfa Comfeed Indonesia Tbk.
KLBF	Kalbe Farma Tbk.
MDKA	Merdeka Copper Gold Tbk.
MEDC	Medco Energi Internasional Tbk.
MIKA	Mitra Keluarga Karyasehat Tbk.
MNCN	Media Nusantara Citra Tbk.
PGAS	Perusahaan Gas Negara Tbk.
PTBA	Bukit Asam Tbk.
SMGR	Semen Indonesia (Persero) Tbk.
TBIG	Tower Bersama Infrastructure Tbk.
TINS	Timah Tbk.
TLKM	Telkom Indonesia (Persero) Tbk.
TOWR	Sarana Menara Nusantara Tbk.
TPIA	Chandra Asri Petrochemical Tbk.
UNTR	United Tractors Tbk.
UNVR	Unilever Indonesia Tbk.
WIKA	Wijaya Karya (Persero) Tbk.

#### B. Pre-processing

Setelah mendapatkan data saham kemudian data diolah dengan menghilangkan data yang tidak diperlukan. Data yang akan digunakan adalah nilai *Adj Close* dari setiap aset, sehingga kami menghapus semua kolom selain tanggal dan “*Adj Close*”.

TABEL 2  
DATA ADJ CLOSE SAHAM

Date	TOWR.JK	UNTR.JK	PGAS.JK	TBIG.JK	TPIA.JK
1/2/2017	601.438	17031.99	2113.646	854.6487	965.106
1/3/2017	601.438	16831.62	2207.585	858.0812	965.106
1/4/2017	587.998	17152.22	2246.727	858.0812	969.7796
1/5/2017	591.358	17613.09	2238.899	858.0812	974.4532
1/6/2017	591.358	17392.67	2223.242	875.2427	979.127

C. Implementasi Algoritma OLMAR

Setelah data di integrasikan selanjutnya mengimplementasi algoritma OLMAR dengan menggunakan python dengan *input window* ( $w$ ) = 5, 10, 15, 20, 30 dan  $\epsilon = 2$ . Langkah pertama dalam

algoritma OLMAR yaitu menghitung harga saham relatif ( $x_t$ ) dengan cara harga saham hari  $t$  ( $p_t$ ) dibagi harga saham hari sebelumnya ( $p_{t-1}$ ) atau bisa dituliskan dengan formula :

$$x_t = \frac{p_t}{p_{t-1}} \quad (14)$$

TABEL 3  
DATA HARGA SAHAM RELATIVES ( $X_T$ )

TOWR.JK	UNTR.JK	PGAS.JK	TBIG.JK	TPIA.JK
1	0.988235	1.044444	1.004016	1
0.977654	1.019048	1.017731	1	1.004842
1.005714	1.026869	0.996516	1	1.004819
1	0.987486	0.993007	1.02	1.004796
0.994318	1.009217	0.971831	1.039216	1.00358

Setelah mendapatkan harga saham relative selanjutnya menghitung *moving average reversion*

( $\tilde{x}_{t+1}$ ) dengan menggunakan formula MAR – 2 seperti pada persamaan (6) dan berikut hasilnya.

TABEL 4  
MAR SETIAP SAHAM

TOWR.JK	UNTR.JK	PGAS.JK	TBIG.JK	TPIA.JK
0.066667	0.067063	0.065248	0.066533	0.066667
0.067429	0.066044	0.066086	0.066667	0.066506
0.066477	0.065794	0.066783	0.066667	0.066507
0.066667	0.067089	0.066901	0.066013	0.066508
0.066857	0.066362	0.067633	0.065409	0.066548

Setelah mendapatkan hasil perhitungan MAR, maka bisa melakukan langkah selanjutnya yaitu menghitung prediksi *market return* ( $\tilde{x}_{t+1}$ ) dengan

menggunakan formula pada persamaan (9) dan berikut hasilnya.

TABEL 5  
PERHITUNGAN PREDIKSI MARKET RETURN

TOWR.JK	UNTR.JK	PGAS.JK	TBIG.JK	TPIA.JK
0.001481	0.00149	0.00145	0.001479	0.001481
0.001498	0.001468	0.001469	0.001481	0.001478
0.001477	0.001462	0.001484	0.001481	0.001478
0.001481	0.001491	0.001487	0.001467	0.001478
0.066857	0.066362	0.067633	0.065409	0.066548

Setelah mendapatkan perhitungan  $x_t$ ,  $\tilde{x}_{t+1}$ , dan  $\bar{x}_{t+1}$  selanjutnya membuat perulangan dari 1 sampai banyaknya jumlah data saham. Dalam perulangan

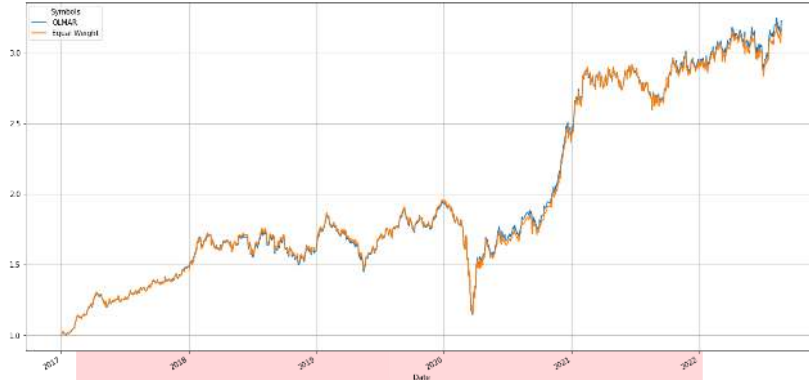
tersebut menghasilkan bobot portofolio ( $b_{t+1}$ ) dan kumulatif *return* ( $S_t$ ).

D. Eksperimen

Setelah mendapatkan hasil kumulatif *return* kemudian bandingkan portfolio dengan menggunakan metode equal weight.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pengujian

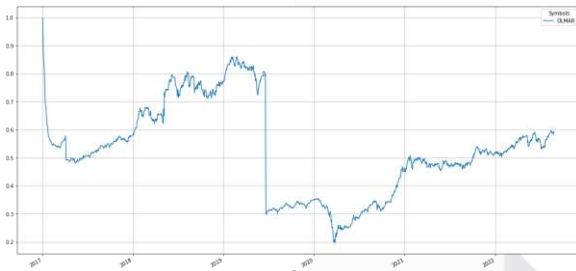


GAMBAR 1  
PERBANDINGAN OLMAR DAN EQUAL WEIGHT

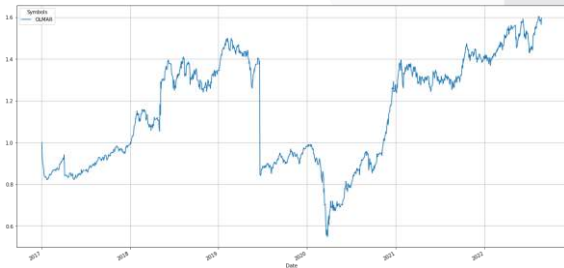
Hasil pengujian dari perbandingan OLMAR dengan *equal weight* seperti yang ada pada Gambar 1. Hasilnya kurang memuaskan

karena OLMAR belum bisa mengungguli *equal weight*. OLMAR yang diuji adalah OLMAR yang menggunakan *window 30*.

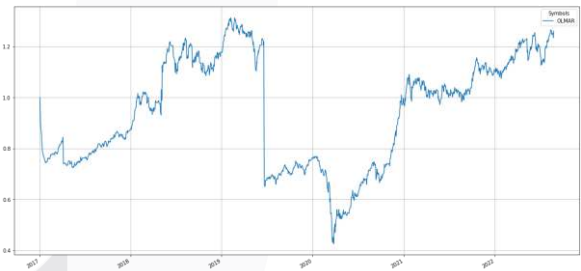
GAMBAR 2  
OLMAR DENGAN WINDOW 5



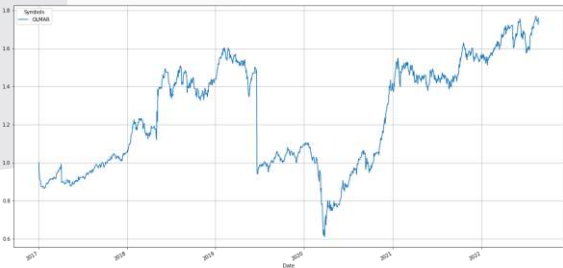
GAMBAR 3  
OLMAR DENGAN WINDOW 15

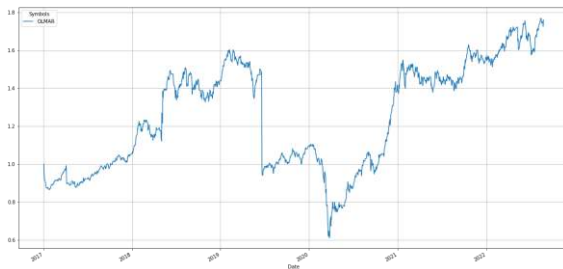


GAMBAR 4  
OLMAR DENGAN WINDOW 10

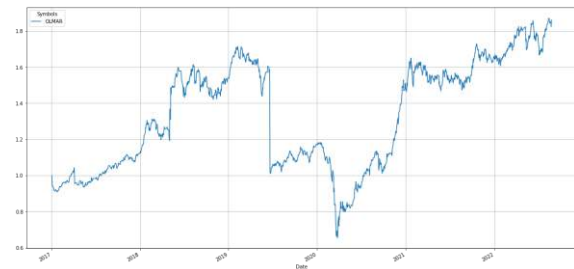


GAMBAR 5  
OLMAR DENGAN WINDOW 20





GAMBAR 6  
OLMAR DENGAN WINDOW 25



GAMBAR 7  
OLMAR DENGAN WINDOW 30

Pengujian OLMAR dengan window (5, 10, 15, 20, 25, 30) menghasilkan *return* kumulatif paling baik pada window 30.

#### B. Analisis Hasil Pengujian

Hasil dari pengujian OLMAR dan *equal weight* bisa dikatakan masih kurang memuaskan dikarenakan alokasi bobot portofolio yang kurang tepat. Adanya perubahan aset pada LQ45 mempengaruhi pengujian dikarenakan terdapat banyak data kosong. Pada studi sebelumnya OLMAR jauh lebih baik daripada MAR[1]. Namun karena dataset yang berbeda dan banyaknya data yang kosong menyebabkan hasil yang kurang baik. Kurangnya referensi perhitungan MAR juga menyebabkan hasil yang tidak sesuai ekspektasi. Selain itu, parameter *window* juga berpengaruh pada *return* portofolio. Pada *window* tertentu bisa mendapatkan hasil yang maksimal. Jadi pengujian untuk parameter *window* harus dilakukan agar mendapatkan hasil yang baik.

#### V. KESIMPULAN

Dalam implementasi algoritma OLMAR alokasi bobot yang tepat sangat berpengaruh pada hasil portofolio dan perhitungan bobot portofolio pada persamaan (12) dan (13) seharusnya bisa disesuaikan dengan kondisi dataset. Hal tersebut mengakibatkan lambatnya pergerakan *return* kumulatif pada portofolio. Pergerakan *return* kumulatif yang lambat disebabkan oleh bobot yang tidak banyak berubah sehingga mirip dengan *equal weight*. Untuk studi selanjutnya mungkin bisa menyesuaikan bobot portofolio dengan kondisi dataset dan mencari optimisasi lain untuk menghitung bobot portofolio.

#### REFERENSI

[1] B. Li, S. C. H. Hoi, D. Sahoo, and Z. Y. Liu,

“Moving average reversion strategy for on-line portfolio selection,” *Artif. Intell.*, vol. 222, pp. 104–123, 2015, doi: 10.1016/j.artint.2015.01.006.

[2] H. M. Markowitz, “Mean-Variance Analysis,” pp. 194–198, 1989.

[3] L. C. MacLean, E. O. Thorp, Y. Zhao, and W. T. Ziemb, “Medium term simulations of the full Kelly and fractional Kelly investment strategies,” *Kelly Cap. Growth Invest. Criterion Theory Pract.*, pp. 545–563, 2011, doi: 10.1142/9789814293501\_0038.

[4] B. I. N. Li and S. C. H. Hoi, “Li - Online Portfolio Selection - 2014,” vol. 46, no. 3, 2014.

[5] S. C. H. Hoi and J. Wang, “Institutional knowledge at Singapore management university LIBOL: A library for online learning algorithms,” no. 1, pp. 495–499, 2014.

[6] A. Borodin, R. El-Yaniv, and V. Gogan, “Can we learn to beat the best stock,” *J. Artif. Intell. Res.*, vol. 21, pp. 579–594, 2004, doi: 10.1613/jair.1336.

[7] F. R. Johnston, J. E. Boyland, M. Meadows, and E. Shale, “Some properties of a simple moving average when applied to forecasting a time series,” *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 50, no. 12, pp. 1267–1271, 1999, doi: 10.1057/palgrave.jors.2600823.

[8] S. Patalay and M. R. Bandlamudi, “Decision support system for stock portfolio selection using artificial intelligence and machine learning,” *Ing. des Syst. d’Information*, vol. 26, no. 1, pp. 87–93, 2021, doi: 10.18280/isi.260109.

[9] “What is Online Machine Learning?. Making machines learn in real time | by Max Pagels | The Hands-on Advisors | Medium,” Apr. 19, 2018. <https://medium.com/value-stream-design/online-machine-learning-515556ff72c5> (accessed May 23, 2022).