

Optimasi Portofolio Saham IDX30 Menggunakan Metode *Mean-Variance* dengan *Shrinkage* dan *L1-Regularization*

1st Reihan Muhamad Aziz
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

reihanma@students.telkomuniversity.a
c.id

2nd Deni Saepudin
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

denisaepudin@telkomuniversity.ac.id

Abstrak— Portofolio adalah sekumpulan aset yang dimiliki oleh individu atau kelompok untuk suatu tujuan ekonomi tertentu. Untuk membangun sebuah portofolio yang optimum ada dua hal yang harus diperhatikan yaitu return dan risiko. Dengan optimasi portofolio diharapkan akan menghasilkan portofolio dengan return yang tinggi dan risiko yang rendah. Untuk mendapatkan portofolio yang optimum sebelumnya digunakan metode Mean-Variance, namun setelah di analisis ternyata performa yang dihasilkan masih kurang memuaskan. Hal tersebut disebabkan karena kesalahan pada estimasi covariance matrix dan mean return. Seiring berjalannya waktu banyak metode yang digunakan untuk memperbaiki performa metode Mean- Variance. Salah satu cara untuk memperbaiki performa metode Mean-Variance adalah dengan menerapkan metode regularisasi pada fungsi objektif dari metode Mean-Variance dan menerapkan metode Shrinkage untuk mengestimasi covariance matrix. Oleh karena itu dalam tugas akhir ini dibangun portofolio saham menggunakan metode Mean-Variance dengan L1-regularization dan Shrinkage. Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa dengan menerapkan L1-regularization dan Shrinkage pada metode Mean-Variance dapat meningkatkan performa yang dihasilkan yaitu dengan menghasilkan nilai sharpe ratio yang lebih tinggi dengan nilai 0.63. Sedangkan portofolio yang dihasilkan oleh metode Mean-Variance yang tidak menggunakan L1-regularization dan Shrinkage menghasilkan nilai sharpe ratio yang lebih buruk yaitu dengan nilai 0.38.

Kata Kunci— *portofolio*, *saham*, *mean-variance*, *regularisasi*, *shrinkage*, *IDX30*

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Pada masa ini jenis investasi yang banyak diminati oleh investor adalah saham karena frekuensi transaksi saham termasuk sangat tinggi jika dibandingkan dengan frekuensi transaksi investasi lainnya di pasar modal. Saham merupakan sebuah instrumen kepemilikan berupa surat berharga yang berisi bukti kepemilikan ataupun penyertaan dari seorang atau instansi perusahaan. Pada umumnya investor akan mengalokasikan dana mereka kepada beberapa saham yang disebut dengan portofolio saham.

Portofolio merupakan sekumpulan aset yang dimiliki oleh seseorang dan biasanya berkaitan dengan bagaimana

mengalokasikan sejumlah kekayaan ke beberapa saham dengan tujuan untuk mendapatkan return yang maksimal dengan risiko yang kecil [1]. Untuk meminimalkan risiko dilakukan penyebaran investasi dengan membentuk portofolio saham. Salah satu cara yang populer untuk membentuk portofolio saham adalah dengan menggunakan metode Mean-Variance Markowitz (1959). Metode Mean-Variance yang dikemukakan oleh Markowitz adalah salah satu metode yang populer digunakan untuk membentuk portofolio yang optimum. Dalam metode Mean-Variance solusi optimal ditentukan dan di ukur melalui nilai harapan dan variansi return dari data historis [2].

Namun setelah dianalisis, metode ini masih menghasilkan performa yang kurang memuaskan dalam memprediksi return dan juga menghasilkan out-of-sample portofolio yang buruk [3]. Salah satu penyebab kurangnya performansi ini disebabkan oleh kesalahan estimasi pada covariance matrix dan mean-return [2]. Hal ini mempengaruhi performa karena hasil optimal yang dihasilkan sensitif terhadap estimation error [4]. Salah satu cara untuk mengatasi masalah tersebut adalah dengan menerapkan metode regularisasi L1-regularization pada fungsi objektif dari metode mean-variance dan mengestimasi covariance matrix menggunakan metode Shrinkage [2].

Metode L1-regularization digunakan untuk menghasilkan portofolio yang stabil dengan menambahkan penalty kepada fungsi objektif dari metode Mean-Variance [5]. Metode Shrinkage digunakan untuk mengestimasi covariance matrix dengan memanfaatkan konstanta Shrinkage pada proses perhitungan yang diperoleh dari meminimalisasi loss function [6].

Dalam tugas akhir ini dibangun portofolio saham menggunakan metode Mean-Variance dengan menerapkan metode L1-regularization dan Shrinkage. Karena dengan menerapkan metode tersebut diharapkan dapat meningkatkan performa dari hasil yang dihasilkan metode Mean-Variance.

1. Topik dan Batasannya

Batasan masalah pada tugas akhir ini yaitu menggunakan dataset saham yang terdapat di dalam IDX30. Data saham yang digunakan untuk pembentukan bobot

portofolio adalah 10 tahun terakhir dari 9 November 2012 – 9 November 2022 menggunakan saham harian dan dapat diakses pada situs <https://finance.yahoo.com/>. Dari ke 30 saham yang termasuk ke dalam IDX30, Terdapat dua saham yang tidak digunakan yaitu MIKA dan MDKA karena data yang kurang lengkap.

2. Tujuan

Pada tugas akhir ini bertujuan untuk membangun sebuah portofolio saham menggunakan metode mean-variance dengan Shrinkage dan L1-regularization. Dengan menggunakan metode-metode tersebut, peneliti ingin mengetahui bagaimana kinerja portofolio yang dihasilkan metode mean-variance dengan Shrinkage dan L1-regularization, dan apakah dengan menerapkan metode shrinkage dan L1-regularization pada metode mean-variance dapat meningkatkan performa dari portofolio yang dihasilkan.

3. Organisasi Tulisan

Pada tugas akhir ini penulisan diawali oleh pendahuluan yang berisi tentang latar belakang, Batasan masalah dan tujuan dari tugas akhir ini. Selanjutnya dilanjutkan dengan studi terkait dan dasar teori, pada bagian ini dibahas tentang penelitian-penelitian terkait yang menggunakan metode serupa dan juga dibahas tentang dasar-dasar teori dari metode terkait. Kemudian dilanjutkan oleh penjelasan alur system yang dibangun pada tugas akhir ini. Selanjutnya untuk hasil akhir dari sistem yang telah dibangun akan dijelaskan pada bagian evaluasi dan kesimpulan.

II. KAJIAN TEORI

A. Studi Terkait

1. Penelitian Terkait

Pada tahun 2021, Zhifeng Dai dan Jie Kang telah melakukan sebuah studi tentang metode Mean-Variance yang lebih efisien [2]. Pada penelitian tersebut didapatkan bahwa dengan menerapkan metode L1-regularization dan Shrinkage pada metode Mean-Variance dapat meningkatkan performa yang dihasilkan [2]. Metode Mean-Variance yang dikembangkan menunjukkan performa yang baik ketika digunakan terhadap dataset yang besar. Pada penelitian lain, didapatkan juga bahwa dengan menerapkan metode L1-regularization dapat menstabilkan permasalahan dengan mengurangi sensitivitas pada koefisien yang mungkin terjadi antara aset [3].

Pada tahun 2016, dilakukan pengembangan metode Mean-Variance dengan menerapkan metode Shrinkage pada perhitungan estimasi covariance matrix [6]. Berdasarkan penelitian tersebut didapatkan bahwa metode Shrinkage menghasilkan covariance matrix yang stabil [6].

Pada tahun 2013, dilakukan penelitian pengembangan metode Mean-Variance dengan menerapkan L1-regularization pada optimasi portofolio. Dari penelitian yang dilakukan didapatkan bahwa metode L1-regularization dapat menghasilkan portofolio yang stabil [5].

Pada penelitian lain tahun 2017, dilakukan pengembangan metode Mean-Variance dengan menerapkan sorted L1-regularization untuk menghasilkan portofolio yang optimal [7]. Dari pengembangan tersebut didapatkan

bahwa L1-regularization mengurangi dampak dari aset dan menstabilkan vektor bobot aset [7].

2. Saham

Saham merupakan sebuah instrumen kepemilikan berupa surat berharga yang berisi bukti kepemilikan ataupun penyertaan dari seorang atau instansi perusahaan.

a. Return saham

Return adalah hasil yang didapatkan oleh investor dari investasi yang dilakukan dengan jangka waktu tertentu. Terdapat 2 jenis *return* yaitu keuntungan (*capital gain*) dan kerugian (*capital loss*). keuntungan (*capital gain*) adalah keuntungan yang didapatkan oleh investor hasil penjualan aset investasi saham ketika harga jual saham lebih tinggi daripada harga beli saham sementara kerugian (*capital loss*) adalah kerugian yang didapatkan oleh investor karena terjadi pengurangan nilai pada aset investasi saham. Biasanya investor mengharapkan *capital gain* dari investasi yang dilakukan [8]. Untuk menentukan *return* saham berikut adalah formula yang digunakan:

$$R_t = \frac{S_t - S_{t-1}}{S_{t-1}} \quad (1)$$

Keterangan:

R_t : nilai *return* pada waktu ke t

S_t : harga saham pada waktu ke t

b. Expected return saham

Expected return adalah *return loss* atau *profit* yang diharapkan oleh investor pada investasi yang dilakukan. Untuk menghitung *expected return* digunakan formula sebagai berikut:

$$\mu \sim \frac{\sum_{t=1}^T R_t}{T} \quad (2)$$

Keterangan:

R_t : nilai *return* pada waktu ke t

T : jumlah waktu pengamatan

μ : nilai *expected return* saham

3. Portofolio Saham

Portofolio saham adalah sekumpulan investasi saham yang dimiliki oleh seorang investor. Portofolio saham berkaitan dengan penyebaran kekayaan ke beberapa saham yang bertujuan untuk memaksimalkan *return* dan meminimalisir risiko. Dalam pengelolaan portofolio terdapat 2 tugas utama, yang pertama adalah seleksi portofolio, dimana sejumlah saham dipilih untuk dilakukan investasi berdasarkan proporsinya masing-masing dan kriteria tertentu. Lalu yang kedua adalah optimisasi portofolio dimana portofolio diseimbangkan secara berkelanjutan dengan melihat perubahan keadaan pasar saham yang terjadi [1].

a. Return portofolio

Return portofolio adalah pengembalian yang didapatkan dari masing-masing saham yang diinvestasikan oleh investor pada suatu portofolio. *Return* portofolio berkaitan dengan tingkat untung atau rugi dari suatu periode waktu yang diberikan. Formula untuk menghitung *return* portofolio yaitu:

$$R_p = \sum_{i=1}^n w_i \cdot R_i \quad (3)$$

Keterangan:

R_p : Nilai *Return* portofolio
 w_i : Nilai Bobot saham ke- i pada portofolio
 R_i : *Return* saham ke- i
 n : Banyaknya saham pada portofolio

b. *Expected Return* portofolio

Expected return portofolio adalah rata-rata pengembalian atau perkiraan pengembalian dari investasi yang dilakukan pada portofolio yang telah dibentuk. Untuk menghitung *expected return* portofolio digunakan formula:

$$E(R_p) = \sum_{i=1}^n w_i \cdot \mu_i \quad (4)$$

Keterangan:

$E(R_p)$: Nilai *expected return* portofolio
 w_i : Nilai bobot saham ke- i
 n : Jumlah saham pada portofolio
 μ_i : Nilai *expected return* saham ke- i

4. IDX30

IDX30 adalah index yang terdiri dari 30 saham yang memiliki keunggulan lebih mudah dilakukan replica sebagai acuan portofolio, memiliki fundamental yang bagus dan memiliki market pasar yang besar [9]. Saham IDX30 diseleksi melalui beberapa kriteria pemilihan diantaranya: *Liquiditas*, yaitu nilai transaksi, frekuensi transaksi, jumlah hari dari transaksi pada pasar regular dan *free float market capitalization*. Lalu *Fundamentals*, yaitu performa finansial dan yang lainnya.

5. Mean-Variance

Pada tahun 1952, Harry Markowitz pertamakali memperkenalkan metode Mean-Variance. Pada metode ini para investor ditekankan untuk mencari portofolio dengan return yang maksimal dan risiko yang minimal [10]. Dalam optimisasi pemilihan portofolio yang dikemukakan oleh Markowitz, terdapat dua parameter penting untuk menemukan solusi optimal yaitu nilai harapan return dan covariance matrix. Dapat disimpulkan ada N aset dengan return $r_1, \dots, r_N$ untuk di kelola. Kita dapat notasikan $r = [r_1, \dots, r_N]^T$ adalah vector dari return. Sejalan dengan itu maka w adalah vektor dari alokasi atau bobot portofolio yang memenuhi $w^T \mathbf{1} = 1$ dan Σ adalah covariance matrix terkait. Sebagai tambahan portofolio return adalah $w^T \mu$ dan variansi adalah $w^T \Sigma w$. Dimana $\rho \in R$ adalah nilai dari return yang spesifik. Maka model Mean-Variance dapat dirumuskan sebagai berikut [2]:

$$\begin{aligned} \min_{w \in R^N} & \frac{1}{2} w^T \Sigma w \\ \text{s. t. } & w^T \mu = \rho, \\ & w^T \mathbf{1}_N = 1 \end{aligned} \quad (5)$$

Walaupun metode *Mean-Variance* banyak digunakan untuk menghasilkan portofolio yang optimal, metode ini masih menghasilkan performa yang kurang memuaskan. Salah satu penyebab kurangnya performansi ini adalah dikarenakan kesalahan estimasi yang terjadi pada perhitungan *covariance matrix*. Hal ini disebabkan karena tidak ada yang tahu nilai asli *mean return* dari aset yang diberikan. Ini artinya *covariance matrix* yang digunakan hanya berupa perkiraan dari apa yang akan terjadi pada pasar. Perkiraan *covariance matrix* ini kemudian akan menghasilkan bobot aset yang ekstrim pada portofolio yang dibuat [11]. Oleh karena itu untuk mengurangi dampak dari aset digunakan beberapa metode untuk mengoptimisasi metode *Mean-Variance*, antara lain dengan menerapkan metode *L1-regularization* dan *Shrinkage*.

6. Shrinkage

Pada tahun 2003 dan 2004 Ledoit dan Wolf mengemukakan sebuah metode dengan memanfaatkan *weighted average* dari *low-variance target estimator matrix*, Σ_{target} daripada menggunakan *sample covariance matrix* [2]. Mereka merubah *sample covariance matrix* Σ menjadi:

$$\Sigma_{shrink} = \delta \Sigma + (1 - \delta) \Sigma_{target} \quad (6)$$

Dimana δ adalah *positive constant* yang memenuhi $0 < \delta < 1$. Dalam pendekatan ini, *sample covariance matrix* Σ menyusut terhadap *low-variance target estimator matrix*, Σ_{target} . Pada proses perhitungan Σ_{target} yang digunakan adalah *constant variance* yaitu adalah matrix diagonal yang terdiri dari rata-rata varian dari aset pada diagonal dan bernilai nol untuk yang lainnya, keunggulan dari Σ_{target} adalah memiliki kesalahan estimasi yang sedikit [14]. Lalu pada umumnya untuk menentukan konstanta Shrinkage δ maka dilakukan minimalisasi dari perkiraan loss function yang bisa dituliskan menjadi sebagai berikut:

$$\delta = \underset{\delta}{\operatorname{argmin}} E[L] = E \left\{ \left\| \delta \Sigma + (1 - \delta) \Sigma_{target} - \Sigma \right\|_F^2 \right\} \quad (7)$$

7. L1-regularization

Metode *L1-regularization* atau disebut dengan teknik Lasso Regresion sering digunakan dalam mengatasi permasalahan overfitting dan menyeleksi fitur. Metode ini menambahkan penalty kepada fungsi objektif dengan tujuan menyeleksi fitur yang kurang penting dalam model machine learning yang kita buat. Pada masalah optimasi portofolio, metode *L1-regularization* diterapkan kepada fungsi objektif dari metode mean-variance. Berdasarkan penelitian-

penelitian yang telah dilakukan metode ini meregularisasi permasalahan optimasi dan menghasilkan portofolio yang stabil [12]. untuk mendapatkan L1-regularization mean-variance portofolio model digunakan formula sebagai berikut [2]:

$$\min_{\mathbf{w} \in \mathbb{R}^N} \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \Sigma \mathbf{w} + r \|\mathbf{w}\|_1$$

$$s. t. \mathbf{w}^T \boldsymbol{\mu} = \rho,$$

$$\mathbf{w}^T \mathbf{1} = 1, \quad (8)$$

Dimana $\|\mathbf{w}\|_1 = \sum_{i=1}^N |w_i|$, dan $r > 0$ adalah parameter

regularisasi. Ketika L1-regularization diterapkan kepada fungsi objektif (x), tidak hanya meregularisasi permasalahan metode ini juga secara otomatis menyeleksi subset dari aset untuk di investasi. Ketika r menjadi lebih besar maka jumlah aset pada portofolio akan berjumlah lebih sedikit [2]. r sendiri berfungsi untuk memberikan *penalty* atau *constraint* kepada nilai bobot yang akan dialokasikan [14].

8. Sharpe Ratio

Sharpe ratio diperkenalkan pertama kali oleh William F. Sharpe dan digunakan oleh investor untuk mengukur tingkat *return* yang didapatkan dari investasi. Portofolio saham yang baik memiliki nilai *sharpe ratio* tinggi. Berikut adalah formula dari *sharpe ratio*:

$$S_p = \frac{\bar{R}_p - \bar{R}_f}{\sigma_p} \quad (9)$$

Keterangan:

S_p : Nilai *sharpe ratio*.
 $\bar{R}_p$: Rata-rata *return* portofolio.
 $\bar{R}_f$: Rata-rata *risk free*.
 σ_p : Standar deviasi portofolio.

9. Volatilitas

Volatilitas adalah suatu ukuran perubahan statistik suatu harga sekuritas. Volatilitas menjadi salah satu faktor penting dalam pasar investasi karena volatilitas berhubungan erat dengan ketidakpastian kondisi pasar investasi dan juga sangat mempengaruhi sifat-sifat dari masing-masing aset investasi [13]. Volatilitas sering juga dideskripsikan dan diukur dengan variansi dari rata-rata *return* [13]. Berikut adalah formula dari volatilitas [13]:

$$Volatilitas = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (r_i - m)^2}{n - 1}} \quad (10)$$

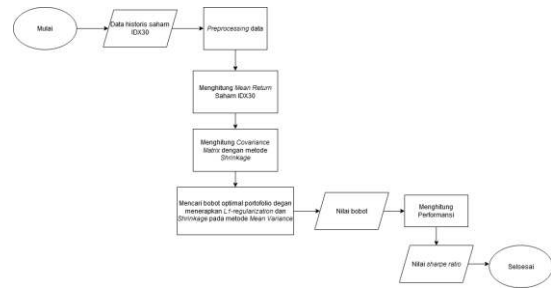
Keterangan:

r_i : Harga *return*
 n : Jumlah data
 m : Rata-rata dari data

III. METODE

A. Sistem yang Dibangun

1. Alur Sistem



GAMBAR 1
Perancangan Alur Sistem

2. Dataset

Data yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah data saham IDX30 yang terdiri dari dua puluh delapan saham harian. Periode waktu yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah 10 tahun terakhir yaitu dari 9 November 2012 – 9 November 2022. Data tersebut dibagi menjadi dua yaitu sembilan tahun untuk proses perhitungan bobot portofolio optimal lalu satu tahun untuk mengukur performa portofolio yang telah dihasilkan. Saham harian dapat diakses pada situs <https://finance.yahoo.com/>. Dua puluh delapan saham yang digunakan yaitu:

TABEL 1
Daftar Saham IDX30

No	Kode	Nama Saham
1.	ADRO	Adaro Energy Tbk.
2.	ANTM	Aneka Tambang Tbk.
3.	ASII	Astra International Tbk.
4.	BBCA	Bank Central Asia Tbk.
5.	BBNI	Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk.
6.	BBRI	Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk.
7.	BBTN	Bank Tabungan Negara (Persero) Tbk.
8.	BMRI	Bank Mandiri (Persero) Tbk.
9.	BRPT	Barito Pacific Tbk.
10.	CPIN	Charoen Pokphand Indonesia Tbk
11.	EXCL	XL Axiata Tbk.
12.	GGRM	Gudang Garam Tbk.
13.	HMSP	H.M. Sampoerna Tbk
14.	ICBP	Indofood CBP Sukses Makmur Tbk.
15.	INCO	Vale Indonesia Tbk.
16.	INDF	Indofood Sukses Makmur Tbk.
17.	INKP	Indah Kiat Pulp & Paper Tbk.
18.	KLBF	Kalbe Farma Tbk.
19.	PGAS	Perusahaan Gas Negara Tbk.
20.	PTBA	Bukit Asam Tbk.
21.	SMGR	Semen Indonesia (Persero) Tbk.
22.	TBIG	Tower Bersama Infrastructure Tbk.
23.	TINS	Timah Tbk.
24.	TKIM	Pabrik Kertas Tjiwi Kimia Tbk.
25.	TLKM	Telkom Indonesia (Persero) Tbk.
26.	TOWR	Sarana Menara Nusantara Tbk.
27.	UNTR	United Tractors Tbk.
28.	UNVR	Unilever Indonesia Tbk.

3. Preprocessing data

Pada tahap ini dilakukan pengolahan data agar data yang digunakan bisa menghasilkan hasil yang optimal. Pengolahan data ini terdiri dari data cleaning untuk menghilangkan missing value yang mungkin terjadi pada data dan pada proses ini juga dilakukan pengambilan kolom dari dataset sebagai data yang akan digunakan yaitu kolom Close.

4. Menghitung mean return saham

Pada tahap ini pertama-tama dilakukan perhitungan return saham harian masing-masing saham yang dihitung menggunakan data return historis dari masing-masing saham. Setelah itu dilakukan perhitungan mean dari return harian masing-masing saham tersebut [14]. Selanjutnya data yang dihasilkan akan digunakan dalam proses pencarian bobot portofolio optimal.

5. Menghitung nilai covariance matrix

Pada tahap ini akan dihitung covariance matrix, Perhitungan dilakukan dengan melakukan penerapan metode Shrinkage.

6. Mencari portofolio optimal

Pada tahap ini akan dilakukan pencarian portofolio optimal dengan menerapkan L1-regularization pada fungsi objektif dengan tujuan mendapatkan hasil yang optimal dan juga menggunakan covariance matrix yang diperoleh melalui metode shrinkage.

7. Menghitung performansi

Pada tahap ini portofolio saham yang dihasilkan pada proses sebelumnya akan diukur performanya menggunakan sharpe ratio. Portofolio saham yang dihasilkan diuji dengan data 9 November 2021 – 9 November 2022.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Evaluasi

1. Hasil Pengujian

Pada proses pengujian data saham IDX30 yang digunakan berjumlah 28 saham, karena ada dua saham yang datanya tidak lengkap yaitu MIKA dan MDKA. Untuk mencari *Mean return* dari masing-masing saham digunakan kolom *Close* dari 28 saham dan digabungkan menjadi sebuah *dataframe*. Dapat dilihat pada gambar dibawah ini.

	ADRO	ANTM	ASII	BBCA	BBNI	BBRI	BBTN	BMRI	BRPT	CPIN	...
date											
2012-11-09	1410.0	966.602861	5811.932129	1490.697754	1390.727295	1098.349243	1303.522583	3115.140625	49.753235	2793.580078	...
2012-11-12	1420.0	966.602861	5700.164551	1516.850342	1390.727295	1090.774292	1319.715576	3097.029541	48.289902	2790.268555	...
2012-11-13	1420.0	966.602861	5700.164551	1569.155396	1390.727295	1090.774292	1360.197632	3060.807129	49.753235	2793.580078	...
2012-11-14	1430.0	958.931091	5774.675293	1577.873047	1390.727295	1098.349243	1360.197632	3151.363525	49.753235	2793.580078	...
2012-11-19	1400.0	951.259644	5811.932129	1499.415039	1390.727295	1090.774292	1330.722534	3078.918701	48.289902	2728.613037	...

GAMBAR 2.

Bentuk dataset yang digunakan

Pada tahap selanjutnya dilakukan proses pencarian *mean return* dengan cara menghitung terlebih dahulu *return* harian masing-masing saham kemudian dari masing-masing saham tersebut dihitung rata-rata *return* saham hariannya. *Mean return* ini berguna sebagai input pada proses pencarian portofolio optimal yang digunakan sebagai *expected return* dari saham. Karena salah satu cara untuk mendapatkan *expected return* saham adalah dengan cara mencari rata-rata *return* dari data historis saham [14].



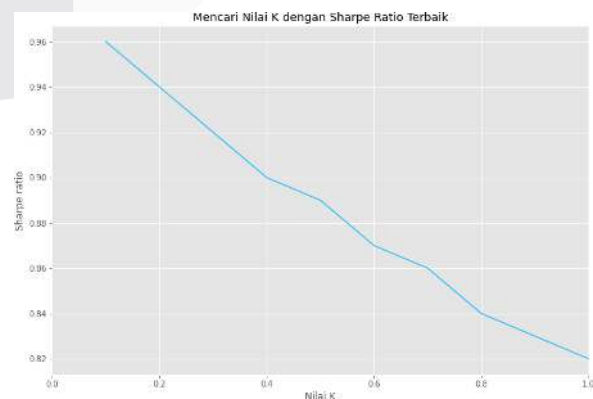
GAMBAR 3

Nilai Mean return dari masing-masing saham

Setelah *Mean Return* didapatkan selanjutnya akan dilakukan proses perhitungan dari *Covariance Matrix* menggunakan metode *Shrinkage*. Kemudian pada proses berikutnya akan dilakukan pencarian nilai bobot untuk portofolio menggunakan Metode *Mean Variance*. Dalam Metode *Mean Variance*, digunakan *L1-regularization* sebagai *constraint*. Untuk mendapatkan nilai *sharpe ratio* yang maksimal dilakukan uji coba nilai K dari range 0.1 sampai dengan 1. Dari hasil uji coba didapatkan bahwa semakin besar nilai K maka Nilai Sharpe Ratio yang dihasilkan akan semakin menurun begitu juga dengan jumlah saham yang dialokasikan semakin besar nilai K maka Jumlah saham yang masuk kedalam portofolio akan semakin sedikit. Untuk hasil pengujian dapat dilihat dibawah ini.

TABEL 2
Hasil Pengujian nilai K

Nilai K	Nilai Sharpe Ratio	Jumlah Saham
0,1	0,96	9
0,2	0,94	9
0,3	0,92	7
0,4	0,90	5
0,5	0,89	4
0,6	0,87	4
0,7	0,86	4
0,8	0,84	3
0,9	0,83	3
1	0,82	2



GAMBAR 4

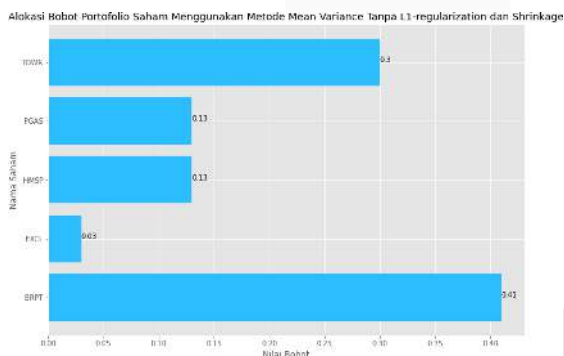
Nilai sharpe ratio yang didapatkan dari ujicoba nilai K

Dari hasil pengujian nilai K didapatkan Nilai K terbaik adalah 0,1. Sehingga pada proses perhitungan bobot digunakan *L1-regularization* dengan nilai $K = 0,1$ pada fungsi objektif dari metode *Mean-Variance* selain itu untuk target portfolio yang akan dibentuk, nilai bobot saham akan mengutamakan optimisasi nilai *sharpe ratio* yang maksimal sehingga menggunakan fungsi *max_sharpe()*. Pada proses pembuatan portfolio dilakukan pembuatan portfolio dengan dua pendekatan yang berbeda yang pertama adalah dengan menggunakan metode *Mean-variance* tanpa *constraint* dan menggunakan *sample covariance matrix*, lalu untuk yang ke dua adalah dengan menggunakan metode *Mean-variance* dengan *constraint L1-regularization* dan menggunakan *covariance matrix* yang diperoleh melalui metode *shrinkage*. Berikut adalah bobot saham yang dihasilkan.



GAMBAR 5

Bobot saham yang dihasilkan oleh metode *mean-variance* yang dioptimisasi



GAMBAR 6

Bobot saham yang dihasilkan oleh metode *mean-variance* tanpa dioptimisasi

Setelah nilai bobot diperoleh selanjutnya akan dihitung performa menggunakan nilai *sharpe ratio* dari portfolio yang telah dibentuk pada proses sebelumnya. Untuk perhitungan performansi sendiri digunakan data saham *real* dari 9 November 2021 – 9 November 2022. Untuk performa yang dihasilkan dapat kita lihat pada tabel dibawah ini.

TABEL 3
Performa yang dihasilkan

Metode <i>Mean-Variance</i>	Nilai <i>Sharpe Ratio</i>
Tanpa <i>L1-regularization</i> dan <i>Shrinkage</i>	0.38
Dengan <i>L1-regularization</i> dan <i>Shrinkage</i>	0,63

2. Analisis Hasil Pengujian

Dari kedua pendekatan yang dilakukan, terdapat perbedaan hasil dari performa yang dihasilkan. Dengan menggunakan *constraint L1-regularization* dan *covariance matrix Shrinkage* pada metode *Mean Variance* didapatkan hasil *Sharpe ratio* yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan portfolio yang dihasilkan tanpa *constraint* dan memakai *sample covariance matrix*. Hal ini dikarenakan terjadi alokasi bobot yang berbeda antara keduanya. Bobot yang dialokasikan oleh *Mean-variance* tanpa *constraint* dan *shrinkage* cenderung lebih banyak mengalokasikan bobot pada satu saham saja dan juga kurangnya penyebaran investasi pada portfolio saham yang dibentuk. Dapat terlihat juga bahwa bobot yang dialokasikan cenderung kepada saham yang performa historisnya kurang baik, hal ini disebabkan penggunaan *sample covariance matrix* yang didalamnya terdapat kesalahan estimasi pada proses perhitungannya. Hal ini menyebabkan performa yang dihasilkan kurang memuaskan.

Berbeda hasil dengan portfolio yang dihasilkan dengan menggunakan *constraint L1-regularization* dan *covariance matrix Shrinkage* pada metode *Mean-Variance*. Hasil yang didapatkan memiliki hasil yang lebih memuaskan dan memiliki perbedaan yang signifikan. Pada portfolio saham yang dihasilkan, alokasi bobot saham cenderung lebih tersebar dan aset yang dialokasikan lebih cenderung kepada aset-aset saham dengan performa historis yang baik. Hal inilah yang menyebabkan performa yang dihasilkan lebih besar dan memuaskan.

V. KESIMPULAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa dengan menerapkan *L1-regularization* dan *Shrinkage* pada metode *Mean-Variance* dapat meningkatkan performa yang dihasilkan. Dapat dilihat dari performa yang dihasilkan menghasilkan nilai *sharpe ratio* yang lebih tinggi yaitu dengan nilai 0.63 selain itu portfolio saham yang dibentuk alokasi bobotnya lebih tersebar sehingga dapat meminimalkan risiko yang terjadi. Sedangkan portfolio yang dihasilkan oleh metode *Mean-Variance* yang tidak menggunakan *L1-regularization* dan *Shrinkage* menghasilkan nilai *sharpe ratio* yang lebih buruk yaitu dengan nilai 0.38 selain itu alokasi bobot portfolio yang dibentuk kurang tersebar dan cenderung kepada saham-saham yang memiliki performa historis yang buruk. Hal ini disebabkan oleh kesalahan estimasi yang terjadi pada saat proses perhitungan *covariance matrix* dan saat perhitungan bobot portfolio sehingga portfolio yang dibentuk menghasilkan performa yang kurang memuaskan.

REFERENCES

- [1] Patel, Jayeshkumar & Chawda, Bharat. (2015). Stock Market Portfolio Management A Walk-through. 3. 4136 - 4143.
- [2] Z. Dai and J. Kang, "Some new efficient mean-variance portfolio selection models", *International Journal of Finance & Economics*, 2021. Available: 10.1002/ijfe.2400.

- [3] Z. Dai and F. Wang, "Sparse and robust mean–variance portfolio optimization problems", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 523, pp. 1371-1378, 2019. Available: 10.1016/j.physa.2019.04.151.
- [4] A. Paskaramoorthy, T. Gebbie, and T. van Zyl, The efficient frontiers of mean-variance portfolio rules under distribution misspecification. 2021.
- [5] B. Bruder, N. Gaussel, J. Richard and T. Roncalli, "Regularization of Portfolio Allocation", *SSRN Electronic Journal*, 2013. Available: 10.2139/ssrn.2767358.
- [6] Y. LIU, N. CHAN, C. NG and S. WONG, "SHRINKAGE ESTIMATION OF MEAN-VARIANCE PORTFOLIO", *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, vol. 19, no. 01, p. 1650003, 2016. Available: 10.1142/s0219024916500035.
- [7] P. Kremer, S. Lee, M. Bogdan and S. Paterlini, "Sparse portfolio selection via the sorted ℓ_1 -Norm", *Journal of Banking & Finance*, vol. 110, p. 105687, 2020. Available: 10.1016/j.jbankfin.2019.105687.
- [8] S. Suhadak, K. Kurniaty, S. Handayani and S. Rahayu, "Stock return and financial performance as moderation variable in influence of good corporate governance towards corporate value", *Asian Journal of Accounting Research*, vol. 4, no. 1, pp. 18-34, 2019. Available: 10.1108/ajar-07-2018-0021.
- [9] www.idx.co.id. 2021. *IDX30 Index Fact Sheet*. [online] Available at: <https://www.idx.co.id/media/8198/fact-sheet-20191230_04_idx30.pdf> [Accessed 26 November 2021].
- [10] R. Yanushevsky and D. Yanushevsky's, "An approach to improve mean-variance portfolio optimization model", *Journal of Asset Management*, vol. 16, no. 3, pp. 209-219, 2015. Available: 10.1057/jam.2015.13.
- [11] Wittig S, Shrinkage Theory for Portfolio Optimization with Correlated Geometric Brownian Motion. 2015.
- [12] Z. Dai and F. Wen, "A generalized approach to sparse and stable portfolio optimization problem", *Journal of Industrial & Management Optimization*, vol. 14, no. 4, pp. 1651-1666, 2018. Available: 10.3934/jimo.2018025.
- [13] Bhowmik R, Wang S. Stock Market Volatility and Return Analysis: A Systematic Literature Review. *Entropy* (Basel). 2020 May 4;22(5):522. doi: 10.3390/e22050522. PMID: 33286294; PMCID: PMC7517016.
- Martin, R. A.. PyPortfolioOpt: portfolio optimization in Python. *Journal of Open Source Software*, 2021, 6(61), 3066, <https://doi.org/10.21105/joss.03066>.