

## Pembentukan Portofolio Saham Melalui Proses *Clustering* Kurva Harga Saham Hasil *P-spline*

Muhammad Zaki Faizal<sup>1</sup>, Deni Saepudin<sup>2</sup>, Aniq Atiqi Rohmawati<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

<sup>1</sup>mzakif@students.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>denisaepudin@telkomuniversity.ac.id,

<sup>3</sup>aniqatiqi@telkomuniversity.ac.id

---

### Abstrak

Investasi di pasar saham merupakan salah satu investasi yang memiliki risiko cukup besar, sehingga investor harus memiliki keahlian dalam mengantisipasi terjadinya risiko tersebut. Salah satu caranya adalah membentuk sebuah portofolio dengan risiko yang kecil. Untuk membentuk portofolio dengan meminimalkan risiko salah satunya dengan membentuk diversifikasi saham dalam portofolio. Penelitian ini membahas mengenai pembuatan portofolio saham melalui hasil *clustering* kurva harga saham yang berasal dari metode *P-spline*. *P-spline* bertujuan untuk menginterpolasi data sehingga menghasilkan kurva yang merepresentasikan pergerakan arah data harga saham. Metode *clustering* pada penelitian kali ini mengelompokkan koefisien hasil *P-spline* menggunakan metode *K-Means*. Pembentukan portofolio dilakukan dengan memilih satu perwakilan dari setiap *cluster* berdasarkan nilai risiko saham terkecil dan nilai *expected return* yang baik. Metode pembobotan portofolio menggunakan *Mean Variance* dan *Equal Weight* dan dilihat performansi menggunakan *sharpe index* yang dibandingkan dengan Indeks Kompas100. Dengan hasil nilai *sharpe index* untuk semua portofolio dengan metode *Mean Variance* lebih baik dibandingkan dengan nilai Indeks Kompas100 sedangkan untuk portofolio dengan metode *Equal Weight* hanya beberapa portofolio yang memiliki performansi lebih baik dibandingkan dengan Indeks Kompas100.

**Kata kunci :** *saham, portofolio, p-spline, clustering, Mean-Variance, Equal Weight*

---

### Abstract

Investment in the stock market is one of investment that has a considerable risk, so investors must have expertise in anticipating the occurrence of these risks. One way is to form a portfolio with little risk. To form a portfolio by minimizing risk, by forming diversification of shares in the portfolio. This study discusses a stock portfolio through the results of the clustering curve of the stock price derived from the *P-spline* method. *P-spline* aims to interpolate data to produce a curve that represents the movement of the direction of stock price data. The clustering method in this study classifies the coefficient of *P-spline* results using the *K-Means* method. The formation of a portfolio is done by selecting one representative from each cluster based on the value of the smallest stock risk and the value of the expected return is passable. The portfolio assessment method used *Mean-Variance* and *Equal Weight* and also look at performance using the *Sharpe index* compared to the *Kompas100 Index*. With the results of the shape index value for all portfolios with the *Mean-Variance* method is better than the *Kompas100 Index* value while for portfolios with the *Equal Weight* method only a few portfolios have better performance than the *Kompas100 Index*.

**Keywords:** *stock, portfolio, p-spline, clustering, Mean-Variance, Equal Weight*

---

## 1. Pendahuluan

### Latar Belakang

Saham merupakan bukti kepemilikan atas suatu perusahaan yang bentuk perseroan terbatas [1]. Seorang investor saham tidak terlepas dari risiko, salah satu upaya untuk meminimalkan risiko dengan diversifikasi saham dalam portofolio [4]. Cara diversifikasi merupakan, teknik manajemen portofolio yang mencampur beberapa jenis saham yang tidak memiliki pergerakan arah yang sama.

Pergerakan arah harga saham dapat direpresentasikan dengan kurva harga saham dari data historis. Data historis saham memiliki dimensi besar sehingga diperlukan reduksi data. Untuk membangun kembali kurva harga saham dari data tereduksi, diterapkan *P-spline* untuk menginterpolasi data sehingga menghasilkan kurva yang merepresentasikan pergerakan arah data harga saham [3]. Metode *P-spline* pernah dilakukan oleh [3] pada penelitian "*A P-spline based clustering approach for portfolio selection*" dengan bertujuan untuk membentuk portofolio saham dan dihasilkan penggunaan *P-spline* dapat membantu dalam merepresentasikan data historis saham dan mempermudah dalam proses *clustering* menggunakan *K-means*. Pada penelitian [3] menghasilkan strategi pembentukan portofolio dengan menggunakan *P-spline* sebagai awal prosesnya.

*P-spline* menginterpolasikan data historis saham, sehingga menjadi kurva yang lebih *smooth*. Setelah kurva hasil *P-spline* terbentuk perlu dikelompokkan menggunakan teknik *clustering*, dengan tujuan agar data yang memiliki kesamaan dapat dikelompokkan menjadi satu *cluster* yang sama dan memiliki tingkat pola kemiripan

yang tinggi. *Cluster-cluster* yang terbentuk akan menjadi pembentuk portofolio dengan cara memilih dari masing-masing perwakilan *cluster* saham berdasarkan nilai *return* saham. Pemilihan dari masing-masing *cluster* akan mendiversifikasikan portofolio saham karena masing-masing *cluster* memiliki kemiripan yang berbeda.

Pada penelitian yang dilakukan oleh [8] dilakukan pengelompokan saham menggunakan 3 metode *clustering* yaitu *K-means*, *Self organizing maps* (SOM) dan *Fuzzy C-Means* dan dihasilkan *K-means* membentuk *cluster* dengan baik dibandingkan dengan *Fuzzy C-Means* dan SOM.

Pada tugas akhir ini dibahas mengenai pembentukan portofolio saham melalui *clustering* hasil pembentukan kurva harga saham hasil *P-spline* yang meminimalkan resiko. Performansi portofolio yang terbentuk dibandingkan dengan indeks Kompas100.

### Topik

Pada penelitian ini topik yang akan dibahas adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara memilih saham-saham untuk dimasukkan ke dalam portofolio dengan mempertimbangkan keberagaman pola pergerakan harganya melalui *clustering*?
2. Bagaimana implementasi *P-spline* untuk mereduksi data kurva harga saham?
3. Bagaimana kinerja portofolio hasil seleksi dibandingkan dengan Indeks Kompas 100?

### Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini yaitu 66 data saham Indeks Kompas100 dan data yang digunakan adalah harga penutupan saham data mingguan / *weekly* dalam kurun waktu 10 tahun (2009-2018).

### Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Untuk memilih saham-saham untuk dimasukkan ke dalam portofolio dengan mempertimbangkan keberagaman pola pergerakan harganya melalui *clustering*.
2. Untuk mengimplementasikan *P-spline* untuk mereduksi data kurva harga saham..
3. Untuk mendapatkan hasil kinerja portofolio dengan pembandingan Indeks Kompas 100.

### Organisasi Tulisan

Penelitian ini dibuat dengan sistematika atau organisasi penulisan sebagai berikut:

1. Pendahuluan  
Pada bagian pendahuluan dijelaskan latar belakang, topik, batasan masalah, tujuan, organisasi penulisan dalam penelitian ini.
2. Studi Terkait  
Pada bagian studi terkait berisikan uraian terkait teori-teori yang relevan yang berkaitan dengan permasalahan yang diteliti dan metode yang dilakukan untuk membuat penelitian.
3. Sistem yang dibangun  
Pada bagian ini dijelaskan secara rinci sistem yang dibangun dalam penelitian ini.
4. Hasil Evaluasi  
Pada bagian ini berisikan uraian terkait tentang hasil analisa yang telah dilakukan sesuai dengan teori dan metode yang digunakan.
5. Kesimpulan  
Pada bagian ini dijelaskan kesimpulan dari keseluruhan penelitian ini

## 2. Studi Terkait

### 2.1 Saham

Saham adalah surat berharga yang menunjukkan bukti kepemilikan sebagian atau keseluruhan perusahaan. Seorang pemilik saham berhak memiliki klaim atas pendapatan perusahaan atau distribusi lain terhadap saham perusahaan tersebut [12].

#### 2.1.1 Return Saham

*Return* merupakan pengembalian pendapatan yang diterima dari investasi. Ketika seorang investor membeli aset finansial, keuntungan atau kerugian dari investasi disebut *return*. Berikut rumus menghitung *return* pada periode tertentu untuk saham [11]:

$$K_{(i)} = \frac{S_{(i)} - S_{(i-1)}}{S_{(i-1)}} \quad (1)$$

Keterangan :

$K_{(i)}$  : Return saham pada waktu  $i$ .

$S_{(i)}$  : Harga saham pada waktu  $i$ .

$S_{(i-1)}$  : Harga saham pada waktu  $i-1$ .

### 2.1.2 Expected Return Saham

*Expected return* adalah nilai harapan yang didapatkan pada periode waktu tertentu. *Expected return* saham dapat dirumuskan sebagai berikut [11]:

$$E(K) = \frac{\sum_{i=1}^T K_i}{T} \quad (2)$$

Keterangan :

$E(K)$  : *Expected return* pada saham.

$K_i$  : *Return* saham pada waktu ke- $i$ .

$T$  : Periode waktu yang ditinjau.

### 2.1.3 Risiko Saham

Risiko merupakan suatu kerugian yang dihadapi oleh para investor. Untuk menghitung risiko saham, variansi dapat digunakan karena dengan menghitung variansi kita dapat melihat sebaran harga saham, semakin lebar sebarannya maka semakin besar pula risikonya. Untuk menghitung risiko saham maka dirumuskan sebagai berikut [3]:

$$\sigma_K^2 = \frac{\sum_{i=1}^T (K_i - E(K))^2}{T} \quad (3)$$

Keterangan :

$\sigma_K^2$  : Variansi *return* saham.

$K_i$  : *Return* saham pada waktu ke- $i$ .

$E(K)$  : *Expected return* saham.

$T$  : Periode waktu yang ditinjau.

## 2.2 Portofolio

Portofolio adalah kombinasi sejumlah aset yang diinvestasikan dan dimiliki oleh perorangan maupun kelompok [2]. Portofolio saham adalah aset investasi saham yang dimiliki perorangan maupun. Teori portofolio modern diperkenalkan untuk pertama kalinya oleh Markowitz (1952) [4], model teori yang ditawarkan oleh Markowitz yaitu konsep kombinasi dari saham-saham dengan mempertimbangkan *return* tertentu dengan risiko yang kecil yang disebut juga dengan model *Mean-variance*. Pada *Mean-variance* penentuan bobot saham akan digunakan persamaan sebagai berikut [11]:

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{u}\mathbf{C}^{-1}}{\mathbf{u}\mathbf{C}^{-1}\mathbf{u}^T} \quad (4)$$

Keterangan :

$\mathbf{w}$  : Vektor dari nilai bobot masing-masing saham dalam portofolio.

$u$  : Matriks baris 1 sebanyak  $n$  data.

$C$  : Matriks ( $n \times n$ ) kovariansi.

### 2.2.1 Equal Weight

*Equal Weight* adalah metode pembobotan yang memberi bobot sama rata kepada semua saham yang terlibat dalam portofolio dengan persamaan sebagai berikut:[3]:

$$w = \frac{1}{S} \quad (5)$$

Keterangan :

$w$  : Vektor dari nilai bobot masing-masing saham dalam portofolio.

$1$  : Bobot total dari portofolio.

$S$  : Jumlah saham yang tergabung dalam portofolio saham.

### 2.2.2 Expected Return Portofolio

*Expected Return* dari portofolio merupakan rata-rata tertimbang dari *return* yang diharapkan dari masing-masing aset individual yang ada dalam portofolio. Rumus untuk menghitung *expected return* portofolio adalah sebagai berikut [11]:

$$E(K_v) = \sum_{i=1}^n w_i E(K_i) = mw^T \quad (6)$$

Keterangan :

$E(K_v)$  : *Expected return* portofolio.

$w_i$  : Bobot saham ke  $i$ .

$E(K_i)$  : *Expected return* saham ke  $i$ .

$n$  : Banyaknya saham dalam portofolio.

$m$  : Vektor *Expected return* saham.

$w^T$  : *Transpose* dari  $w$  matriks 1 baris.

### 2.2.3 Risiko Portofolio

Besarnya risiko portofolio dapat dihitung dengan ukuran variansi masing-masing saham. Secara matematis, rumus untuk menghitung risiko portofolio sebagai berikut [11]:

$$\sigma_v^2 = wCw^t \quad (7)$$

Keterangan :

$\sigma_v^2$  : Risiko portofolio.

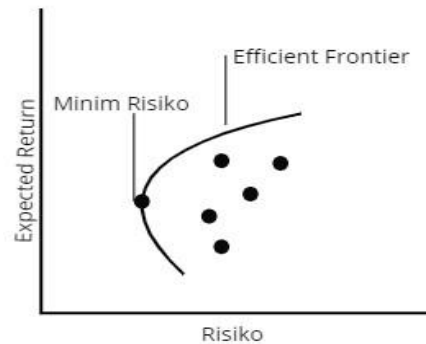
$w$  : Bobot saham.

$w^t$  : Matriks transpose bobot saham.

$C$  : Matriks kovariansi saham.

### 2.3 Efficient Frontier

*Efficient frontier* pertama kali dikemukakan oleh Harry Markowitz pada tahun 1995 [4]. Saham-saham pada *efficient frontier* adalah saham optimal dimana tujuannya menawarkan *expected return* maksimal untuk beberapa tingkat risiko tertentu. *efficient frontier* merepresentasikan grafik dari saham yang memiliki nilai risiko dan *Expected return* yang beragam dengan saham optimal terdapat pada garis *efficient frontier*.



Gambar 2-1 Grafik Efficient frontier

### 2.4 Sharpe Index

*Sharpe Index* merupakan pengukuran kinerja portofolio yang dianjurkan, dalam mengevaluasi kinerja portofolio yang dihitung sebagai *sharpe index* adalah nilai *expected return* portofolio dan risiko portofolio. Nilai *sharpe index* semakin tinggi maka menghasilkan kinerja portofolio yang semakin baik. rumus untuk menghitung *Sharpe Index* portofolio sebagai berikut [3]

$$\text{Sharpe Index} = \frac{E(K_v)}{\sigma_v^2} \quad (8)$$

Keterangan :

$E(K_v)$  : *Expected return* portofolio.

$\sigma_v^2$  : Risiko portofolio.

### 2.5 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data harga penutupan pada saham yang terdaftar di indeks Kompas100. Indeks Kompas100 adalah suatu indeks saham dari 100 perusahaan yang terdaftar di bursa efek Indonesia yang bekerja sama dengan koran Kompas [6]. Data saham yang digunakan ini adalah data mingguan dan *close price* saham dengan rentang waktu 01/01/2009 sampai 31/12/2018. data didapatkan dari *yahoo.finance.com*, dengan syarat rentang waktu tersebut dihasilkan 67 saham yang terpilih

Tabel 2-1 Dataset Saham Yang Digunakan

No	Kode	Nama Saham
1	AALI	Astra Agro Lestari Tbk.
2	ACES	Ace Hardware Indonesia Tbk.
3	ADHI	Adhi Karya (Persero) Tbk.
4	ADRO	Adaro Energy Tbk.
...	....	....
100	WITON	Wijaya Karya Beton Tbk.

### 2.6 Clustering K-Means

*K-Means* merupakan jenis metode clustering atau pengelompokan data ke dalam *K cluster*. *K-Means* termasuk struktur partisi (partitioning). Metode pengelompokan partisi membagi data ke dalam sejumlah

kelompok yang antara satu kelompok dengan kelompok yang lain memiliki karakteristik berbeda, artinya setiap data hanya menjadi anggota satu kelompok.

Algoritma *K-Means* melakukan perkiraan awal untuk “K” *centroid* yang didapatkan melalui hasil acak atau dipilih secara acak dari sekumpulan data [7]. *Centroid* adalah titik pusat data yang berguna sebagai perhitungan seberapa dekat dengan *cluster* K tersebut.

Algoritma K-Means [7]:

- Tentukan jumlah *cluster* K
- Alokasi data ke dalam kelompok secara acak
- Hitung *centroid*/rata-rata dari data yang ada di masing-masing kelompok
- Kembali ke langkah c, apabila masih ada data yang berpindah *cluster* atau apabila perubahan dari nilai *centroid* di atas nilai ambang yang ditentukan, atau apabila perubahan nilai pada fungsi objektif yang digunakan masih di atas nilai ambang yang ditentukan,  
Pada langkah 3, untuk menghitung nilai *centroid* fitur ke *i* digunakan formula :

$$C_i = \frac{1}{N} \sum_{q=1}^{N_i} x_q \quad (9)$$

Keterangan :

$C_i$  = *centroid* dari *cluster* ke-*i*

$N_i$  = banyaknya data pada *cluster* ke-*i*

$x_q$  = data ke-*q* pada *cluster* ke-*i*

Untuk mengukur jarak data ke *centroid* digunakan rumus *Euclidean Distance* :

$$D(x_i, x_{i-1}) = \sqrt{\sum_{i=1}^p |x_i - x_{i-1}|^2} \quad (10)$$

Keterangan :

$D$  = jarak antara data  $x_i$  ke  $x_{i-1}$

$p$  = banyaknya data pada *cluster* ke-*i*

$| \cdot |$  = data ke- pada *cluster* ke-*i*.

## 2.7 P-Spline

Metode *P-Spline* telah diperkenalkan oleh Eilers dan Marx (1991) [9] tentang penggunaan *smoothing* yang menggabungkan dengan *B-spline* (de Boor, 1978) dan perbedaan dari *penalti* untuk *smoothing* dari fungsi *B-spline*. Fungsi untuk *B-spline* dapat dirumuskan sebagai berikut [13]:

$$B_{i,pt} = \frac{x - t_i}{t_{i+p} - t_i} B_{i,p-1,t} + \frac{t_{i+p+1} - x}{t_{i+p+1} - t_{i+1}} B_{i+1,p-1,t} \quad (11)$$

dengan

$$B_{i,pt} = \begin{cases} 1, & \text{jika } t_i \leq x < t_{j+1} \\ 0, & \text{x lainnya} \end{cases} \quad (12)$$

Keterangan :

$B_{i,pt}$  : Basis *B-spline* dengan derajat *p* dan knot *t*

$t$  : Knot vektor.

$t_i$  : Knot.  
 $p$  : Orde derajat fungsi.

Pada data  $\{x,y\}$  dimana nilai  $x$  menunjukkan variabel independen yang, pada kasus ini berupa waktu dan nilai  $y$  menunjukkan variabel dependen yang pada kasus ini berupa harga saham. Menggunakan asumsi bahwa setiap seri waktu keuangan dapat dimodelkan  $y = f(x) + \epsilon$  dimana  $\epsilon$  merupakan vektor *error* dan fungsi untuk *P-Spline* dapat dirumuskan sebagai berikut [10]:

$$\hat{a} = \operatorname{argmin}_a \|y - Ba\|^2 + \lambda \|D_a a\|^2 \quad (13)$$

Hasil dari rumus (11) merupakan koefisien *P-Spline* yang dilambangkan oleh  $\hat{a}$ . Untuk nilai  $B$  merupakan nilai  $h$  dari *B-spline* dengan pangkat  $p$  yang didefinisikan atas domain dengan rentang oleh  $t$  knot yang sama pada persamaan (9). Nilai  $a$  adalah vektor koefisien dari *B-spline*  $a_h$  (dengan  $h = 1, \dots, t+q$ ).  $D_a$  adalah matrik penalti perbedaan urutan ke- $d$  dan variabel  $\lambda$  pada rumus (11) adalah parameter positif yang mengontrol tingkat kelancaran/*smooth* fit terakhir.

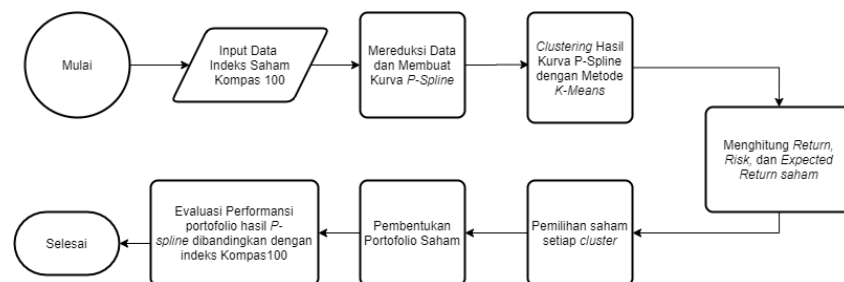
Untuk memilih parameter *smoothing*  $\lambda$  digunakan metode RMSE dengan membandingkan nilai  $\lambda$  yang sudah ditentukan dan fungsi untuk RMSE dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\sqrt{p_i - a_i})^2}{N}} \quad (14)$$

Keterangan :

$N$  : Banyak data.  
 $a_i$  : Data aktual  $a$  pada data ke  $i$ .  
 $p_i$  : prediksi nilai  $p$  ke- $i$ .

### 3. Sistem yang Dibangun



Gambar 3-2 Perancangan Sistem

#### 3.1 Input dataset saham

Data saham yang digunakan adalah harga penutupan/*close* saham data mingguan/*weekly* dari 100 data saham yang tergabung di Kompas100 terpilih sebanyak 66 saham yang didapatkan dari yahoo.finance dengan rentang waktu 10 tahun (2009-2018) sebanyak 522 yang tercatat. Data harga saham yang digunakan akan diskalakan terlebih dahulu dengan dibagi nilai awal pada setiap data saham, sehingga data awal semua dataset dimulai dari 1. Dimulai dari 1 bertujuan agar lebih mudah melihat pertumbuhan nilai harga sahamnya dan membandingkan dengan saham yang lain.

#### 3.2 P-spline

Tahap awal sistem adalah mereduksi data input dengan metode *P-Spline*. Pembuatan kurva diawali dengan perhitungan dengan mempertimbangkan knot dan orde sebagai pendukung dari persamaan yang ada. Persamaan *P-spline* akan menghasilkan koefisien yang akan dimasukkan ke dalam persamaan *P-spline* (13). Persamaan *P-spline* berguna untuk pembentukan kurva yang lebih *smooth* dengan penentuan nilai  $\lambda$ . Sistem ini dalam penentuan  $\lambda$  akan dilakukan dengan pemilihan nilai dan dihitung dengan perhitungan RMSE untuk mendapatkan *error* terkecil. Proses persamaan *P-spline* akan

menghasilkan nilai koefisien yang nantinya akan berguna dalam proses selanjutnya. Knot yang digunakan dalam penelitian ini adalah 15,25,35,44,53,66. Untuk mengevaluasi koefisien yang digunakan untuk proses selanjutnya dilihat dari nilai RMSE (*Root Mean Squared Error*) dengan harapan mendapatkan nilai *error* terkecil.

### 3.3 Pengelompokan dengan Metode *K-Means*

*Clustering* dilakukan setelah proses pembentukan kurva selesai. *Clustering* bertujuan untuk mengelompokkan hasil dari proses *P-spline*. Proses pengelompokan berdasarkan koefisien hasil dari *P-spline*. Koefisien kurva hasil *P-spline* yang memiliki tingkat kemiripan tinggi akan menjadi satu *cluster* yang sama dengan penentuan jumlah *cluster* dari nilai *K*. Titik centroid awal Setiap klaster yang terbentuk memiliki titik *centroid* dengan persamaan (9) dan untuk menghitung jarak menggunakan persamaan (10). Proses algoritma ini akan iterasi untuk memperbarui centroid hingga centroid tidak berubah titik lagi.

### 3.4 Pembentukan Portofolio Saham

Pada tahap ini pembentukan portofolio akan dilakukan dengan cara pemilihan perwakilan dari masing-masing *cluster*. Perwakilan yang akan dipilih berdasarkan nilai risiko saham terkecil dan nilai *expected return* baik dengan menggunakan persamaan (2) dan (3). Dengan mendapatkan nilai yang baik di risiko dan *expected return* setiap saham maka dapat dilakukan pemilihan dari *cluster-cluster* yang terbentuk dan dipilih yang memiliki risiko terendah. Grafik *Efficient Frontier* akan digunakan untuk membantu dalam pemilihan saham yang optimal. Saham yang dipilih dari masing-masing *cluster* akan menjadi saham yang terdaftar di portofolio saham. Kemudian saham akan diberi nilai bobot dengan persamaan (4) dan (5). Bobot saham akan membantu dalam perhitungan Portofolio saham, untuk mendapatkan nilai *expected return* portofolio dan risiko portofolio dengan menggunakan persamaan (6) dan (7).

### 3.5 Performansi Portofolio Saham Dibandingkan Indeks Kompas100

Hasil portofolio saham yang sudah dibentuk dengan metode pembobotan *Mean-Variance* dan *Equal Weight* akan dibandingkan dengan indeks Kompas100. Perbandingan akan dilihat menggunakan nilai *sharpe index* yang didapatkan dari nilai *expected return dibagi* dengan risiko. *Sharpe index* ini bertujuan untuk melihat performansi portofolio, jika nilai *sharpe index* pada portofolio lebih besar dibandingkan nilai indeks kompas 100 berarti performansi portofolio yang terbentuk bagus.

## 4. Evaluasi

### 4.1 *P-Spline*

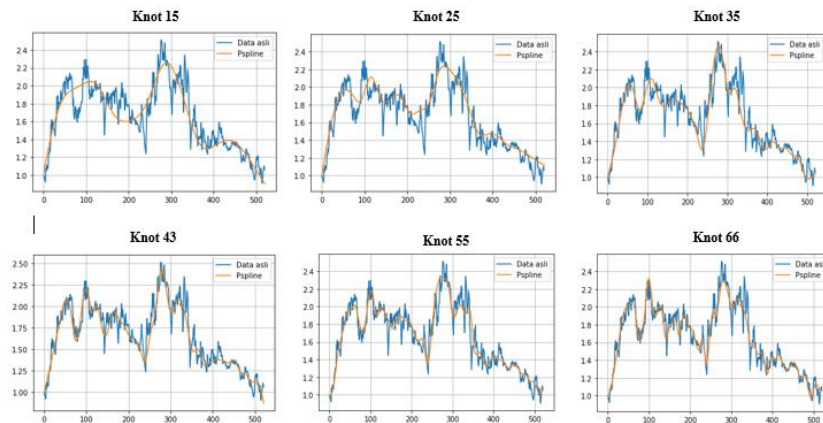
Penerapan *P-spline* yang dilakukan pertama kali adalah menetapkan parameter *smoothing*  $\lambda$  yang akan digunakan untuk menentukan knot yang optimal. Menentukan parameter *smoothing*  $\lambda$  dilakukan dengan skenario menggunakan nilai 0.001, 0.01, 0.1 dan 0.5. Pengujian dilakukan dengan diterapkannya semua nilai  $\lambda$  kepada saham AALI dengan menggunakan semua skenario knot yaitu 15, 25, 35, 44, 53, dan 66 dan didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 4-1 Hasil Pengujian Kedua

$\lambda$	Rata-rata RMSE semua knot
0.001	0.134205
0.01	0.127670
0.1	0.130756
0.5	0.139769

Berdasarkan tabel 4-1 melihat hasil dari pengujian yang sudah dilakukan maka nilai parameter  $\lambda$  yang digunakan adalah 0.01 melihat nilai RMSE yang didapat lebih bagus dibandingkan dengan hasil  $\lambda$  untuk nilai 0.001, 0.1 dan 0.5. Tahap selanjutnya setelah mendapatkan nilai  $\lambda$  pengujian *P-spline* untuk pemilihan knot dengan skenario 15, 25, 35, 44, 53, dan 66 pada data harga saham AALI didapatkan hasil sebagai berikut:





**Gambar 4-1 Hasil dengan P-spline dengan Knots yang beragam**  
 Dalam memilih knot *P-spline* terbaik dan paling mendekati dengan data aktual, penelitian ini menggunakan RMSE untuk mengetahui knot paling optimal dari hasil perhitungan *P-spline*.

**Tabel 4-2 Rata-Rata RMSE Knot P-SPLINE**

Knot	RMSE
15	0.9454
25	0.7041
35	0.5506
44	0.4888
53	0.4384
66	0.3984

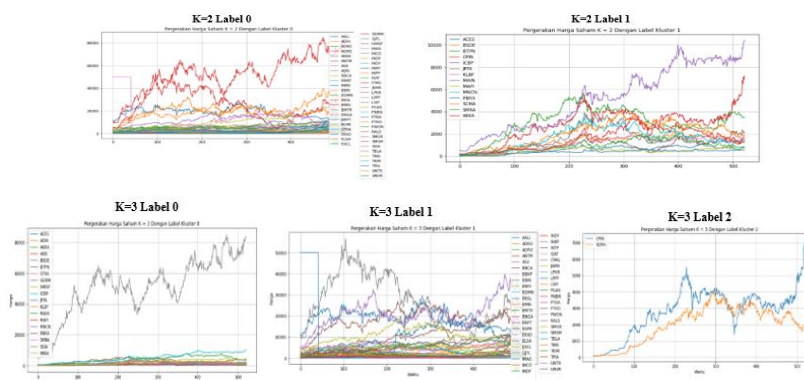
**Tabel 4-3 Selisih Rata-Rata RMSE Knot P-SPLINE**

Selisih Knot	Hasil
15 Knot - 25 Knot	0.2413
25 Knot - 35 Knot	0.1534
35 Knot - 44 Knot	0.0618
44 Knot - 53 Knot	0.0503
53 Knot - 66 Knot	0.0400

Tabel 4-2 menunjukkan nilai rata-rata RMSE pada setiap knot *P-spline* dan Tabel 4-3 menunjukkan selisih nilai rata-rata RMSE. Nilai optimal dari *P-spline* adalah titik 66 melihat dari nilai RMSE paling kecil, karena semakin kecil nilai RMSE maka semakin baik.

#### 4.2 Clustering K-Means

Pada bagian *Clustering* penelitian ini menggunakan data koefisien hasil *P-spline* yang digunakan untuk menjadi input data dari metode *K-Means*. Dalam penelitian ini dianalisis 9 skenario pengelompokan saham, yaitu pengelompokan dengan 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 cluster.



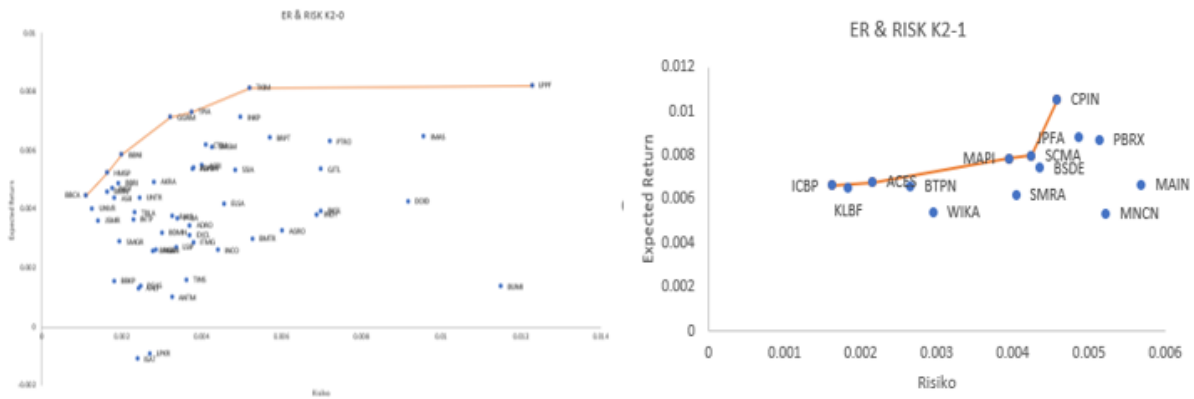
**Gambar 4-3 Pergerakan Harga Saham Kompas 100 dari Clustering K-means**

Berdasarkan hasil *clustering* terbentuk *cluster* dari setiap skenario, kemudian untuk menentukan *winning cluster*, masing-masing saham yang terdapat di dalam *cluster* dihitung nilai risiko saham dan *expected return* sahamnya. Pemilihan saham dilakukan dengan menggunakan bantuan Grafik *Efficient Frontier*. Grafik *Efficient Frontier* memiliki garis *efficient frontier* yang merupakan saham yang mendominasi saham lain. Saham yang terdapat pada garis yang memiliki nilai risiko terkecil mewakili *cluster* tersebut. Berikut hasil salah satu skenario *clustering* yang terdapat pada tabel 4-4 yang menggambarkan keseluruhan data saham beserta nilai risiko dan *expected return* dalam *clustering* dengan K-2 dan gambar 4-4 untuk hasil grafik *efficient frontier* dengan *clustering* K-2 untuk nilainya terdapat pada tabel 4-5.

Tabel 4-4 Hasil *Clustering* K-2

Saham	Cluster	Nilai Risiko	Expected Return	Saham	Cluster	Nilai Risiko	Expected Return
AALI	0	0.002451	0.001315	JSMR	0	0.001432	0.003602
ADHI	0	0.003791	0.00538	LPKR	0	0.002717	-0.00091
ADRO	0	0.003718	0.003453	LPPF	0	0.012287	0.008229
AGRO	0	0.006031	0.003268	LSIP	0	0.003373	0.002717
AKRA	0	0.002826	0.004936	PGAS	0	0.002482	0.001389
ANTM	0	0.003269	0.001005	PNBN	0	0.002878	0.0026
ASII	0	0.001837	0.004377	PTBA	0	0.003397	0.003692
ASRI	0	0.004024	0.005482	PTRO	0	0.007222	0.006307
BBCA	0	0.001116	0.004482	PWON	0	0.003809	0.005408
BBKP	0	0.001825	0.001563	RALS	0	0.003287	0.003749
BBNI	0	0.002015	0.005859	SMGR	0	0.001966	0.002888
BBRI	0	0.001935	0.004894	SMSM	0	0.004275	0.006119
BDMN	0	0.003022	0.003208	SSIA	0	0.00486	0.005342
BKSL	0	0.007005	0.003939	TBLA	0	0.002341	0.003873
BMRI	0	0.001652	0.004599	TINS	0	0.003641	0.001588
BMTR	0	0.00529	0.002999	TKIM	0	0.005212	0.008132
BNGA	0	0.002785	0.002580	TPIA	0	0.003758	0.007305
BRPT	0	0.00572	0.006423	UNTR	0	0.002458	0.004401
BUMI	0	0.011509	0.001374	UNVR	0	0.001281	0.004017
CTRA	0	0.004134	0.006178	ACES	1	0.002155	0.006764
DOID	0	0.009185	0.004274	BSDE	1	0.004353	0.007405
ELSA	0	0.004589	0.004189	BTPN	1	0.002653	0.006561
EXCL	0	0.003718	0.00313	CPIN	1	0.004578	0.010519
GGRM	0	0.003239	0.00712	ICBP	1	0.001627	0.006615
GJTL	0	0.007008	0.005352	JPFA	1	0.004859	0.008791
HMSP	0	0.001648	0.005244	KLBF	1	0.001836	0.006543
IMAS	0	0.009586	0.006475	MAIN	1	0.005688	0.006678
INCO	0	0.004422	0.002597	MAPI	1	0.003949	0.007838
INDF	0	0.001767	0.004699	MNCN	1	0.00522	0.005348
INDY	0	0.006909	0.003821	PBRX	1	0.005134	0.008706
INKP	0	0.004994	0.00712	SCMA	1	0.004243	0.007993
INTP	0	0.002306	0.003644	SMRA	1	0.00404	0.006212
ISAT	0	0.002403	-0.00109	WIKA	1	0.002951	0.005429
ITMG	0	0.003804	0.002879				

Tabel hasil *clustering* dengan K = 3,4,5,6,7,8,9,10 terlampir pada lampiran.



Gambar 4-4 Pareto *efficient frontier* untuk K-2

Tabel 4-5 Hasil *efficient frontier* untuk K-2

Saham	Cluster	Nilai Risiko	Expected Return
BBCA	0	0.001116	0.004482
HMSP	0	0.005244	0.001648
BBNI	0	0.002015	0.005859
GGRM	0	0.003239	0.00712
TPIA	0	0.003758	0.007305
TKIM	0	0.005212	0.008132
LPPF	0	0.012287	0.008229
ICBP	1	0.001627	0.006615
ACES	1	0.002155	0.006764
MAPI	1	0.007838	0.003949
SCMA	1	0.004243	0.007993
CPIN	1	0.004578	0.010519

Tabel 4-6 *Winning Cluster* dengan Risiko Terkecil K-2

Saham	Cluster	Risiko	Expected Return
BBCA	0	0.001116	0.004482
ICBP	1	0.001627	0.006615

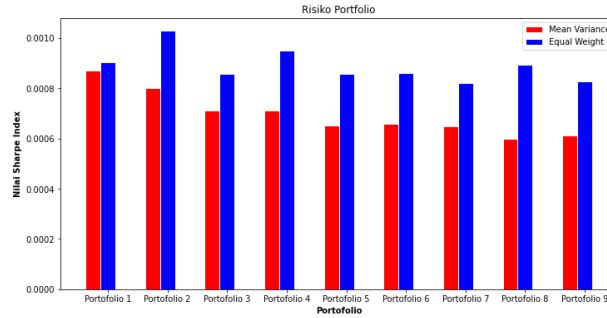
Tabel 4-6 merupakan salah satu hasil *winning cluster* untuk K = 2 dan terpilih sebanyak 2 saham yang memiliki nilai risiko terkecil dan nilai *expected return* yang tidak baik dan dibentuk menjadi portofolio saham. Proses yang sudah dilakukan pada K-2 dilakukan juga untuk nilai K yang lain. Dari proses *clustering* didapatkan portofolio 1 yang terdiri dari 2 saham yang terbentuk dari 2 *cluster* dengan K-2. Portofolio 2 terdiri dari 3 saham yang terbentuk dari 3 *cluster* dengan K-3 dan seterusnya sampai dengan K-10.

### 4.3 Uji Portofolio Saham

Pembentukan portofolio pada penelitian ini menggunakan metode *Mean-Variance (MV)* dan *Equal Weight (EW)*. Metode MV dan EW digunakan untuk menentukan bobot portofolio yang optimum pada penelitian ini. Berikut ini adalah hasil salah satu skenario yang terdapat pada tabel 4-7 untuk *clustering* K-2.

Tabel 4-7 Bobot Portofolio Saham Dengan MV Dan EW

Saham	MV	EW
BBCA	0.6366	0.5
ICBP	0.3633	0.5

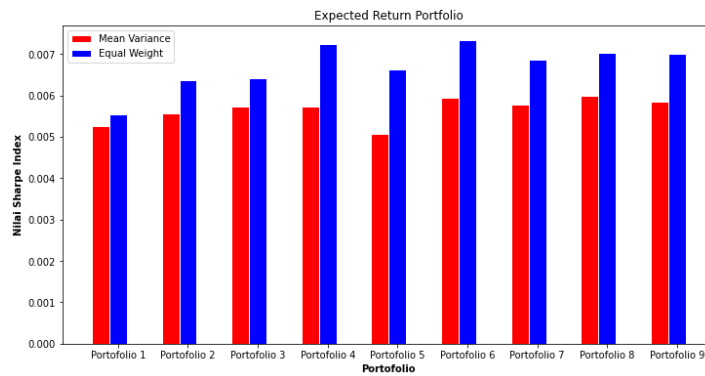


Gambar 4-5 Risiko Portofolio 01/01/2009 – 31/12/2018

Tabel 4-8 Risiko Portofolio 01/01/2009 – 31/12/2018

Portofolio	MV	EW
1	0.000869	0.00090
2	0.000801	0.0010
3	0.000710662	0.00085
4	0.000710661	0.000949
5	0.000651	0.00085
6	0.000659	0.00086
7	0.000648	0.000821
8	0.000598	0.000894
9	0.000611	0.000826

Berdasarkan tabel 4-8 dan gambar 4-5 terlihat hasil nilai risiko portofolio saham untuk dengan metode MV (warna merah) lebih kecil dibandingkan dengan metode EW (warna biru). Ini membuktikan untuk metode MV dalam nilai risiko portofolio lebih baik dibandingkan dengan EW.



Gambar 4-6 Expected Return Portofolio 01/01/2009 – 31/12/2018

Tabel 4-9 Expected Return Portofolio 01/01/2009 – 31/12/2018

Portofolio	MV	EW
1	0.005256	0.005548
2	0.005564	0.006363
3	0.005728	0.006412
4	0.005726	0.007233
5	0.005073	0.006628
6	0.005948	0.007330
7	0.005785	0.006871
8	0.005979	0.007022
9	0.005836	0.00700

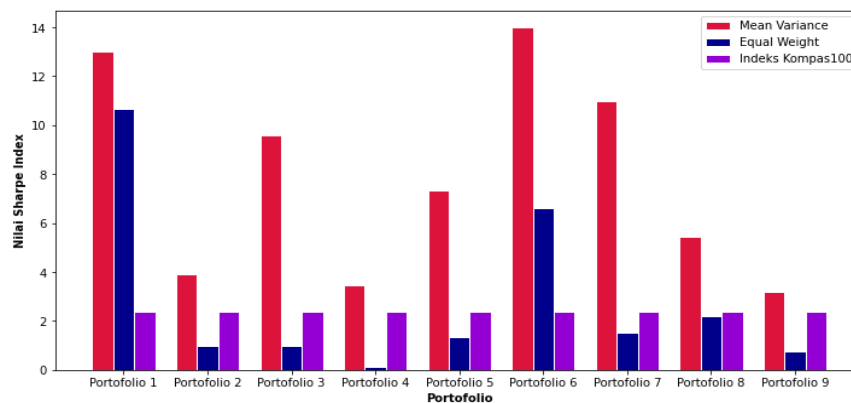
Berdasarkan tabel 4-9 dan gambar 4-6 terlihat hasil nilai *Expected return* portofolio saham untuk dengan metode MV (warna merah) lebih kecil dibandingkan dengan metode EW (warna biru). Ini membuktikan untuk metode EW dalam nilai *Expected return* portofolio lebih baik dibandingkan dengan MV.

#### 4.4 Evaluasi Performa Portofolio

Pada penelitian ini dilakukan evaluasi portofolio dengan menggunakan bobot saham pada pembentukan portofolio untuk menghitung indikator evaluasi. Data yang digunakan untuk menguji portofolio menggunakan data saham mulai dari 01/01/2019 sampai 31-12-2019 dengan pemilihan saham yang terdaftar di dalam portofolio yang sudah terbentuk. Indikator yang digunakan untuk evaluasi menggunakan *Sharpe Index* dengan dibandingkan nilai *sharpe indeks* pada indeks Kompas 100. Pada tabel 4-10 merupakan hasil perhitungan untuk nilai *Expected Return*, risiko dan *sharpe index* pada indeks Kompas 100.

**Tabel 4-10 Indeks Kompas100**

Indeks Kompas100	<i>Expected Return</i>	Risiko	<i>Sharpe Index</i>
	0.000925	0.000387	2.3881

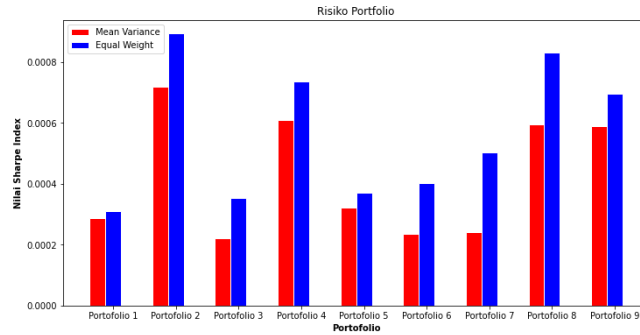


**Gambar 4-7 Sharpe Index Portofolio 01/01/2019 - 31/12/2019 Dibandingkan dengan Indeks Kompas100**

**Tabel 4-11 Nilai Sharpe Index Portofolio 01/01/2019 - 31/12/2019**

Portofolio	MV	EW
1	12.99662	10.6879
2	3.92280	0.99299
3	9.57841	0.96246
4	3.45764	0.13613
5	7.32256	1.32374
6	13.9954	6.60837
7	10.9873	1.52357
8	5.43118	2.21454
9	3.20016	0.76775

Berdasarkan tabel 4-11 dan gambar 4-7 nilai *sharpe index* untuk MV lebih besar dibandingkan dengan nilai dari metode EW dan indeks Kompas100 yang menandakan semakin besar nilai *sharpe index* maka performansi portofolio semakin baik. Melihat hasil *sharpe index* portofolio yang terbaik pada metode MV adalah portofolio ke 6 dengan susunan saham TPIA, BBKA, CPIN, MAPI, ICBP, BTPN dan SCMA. Metode EW yang memiliki nilai portofolio dengan *sharpe index* terbaik adalah portofolio ke 1 dengan susunan saham BBKA dan ICBP.

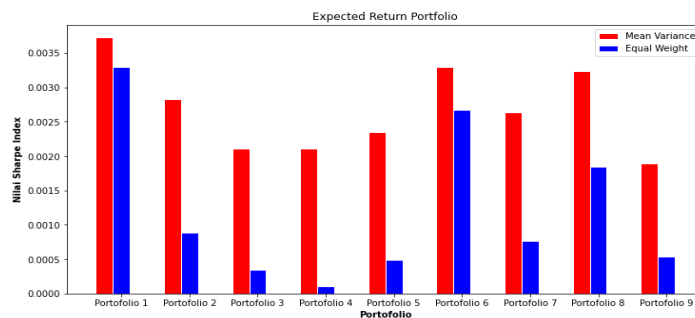


Gambar 4-8 Risiko Portfolio 01/01/2019 - 31/12/2019

Tabel 4-12 Nilai Risiko Portfolio 01/01/2019 - 31/12/2019

Portofolio	MV	EW
1	0.000286	0.000308
2	0.000719	0.000893
3	0.000219	0.000352
4	0.000609	0.000734
5	0.000320	0.000369
6	0.000235	0.000403
7	0.00024	0.000502
8	0.000595	0.000830
9	0.000589	0.000696

Berdasarkan tabel 4-12 dan gambar 4-8 metode MV lebih baik dibandingkan dengan metode EW walaupun pergeseran nilai yang relatif kecil pada portofolio 1 sampai 5 dan perubahan relatif besar terlihat di portofolio 6 sampai 9.

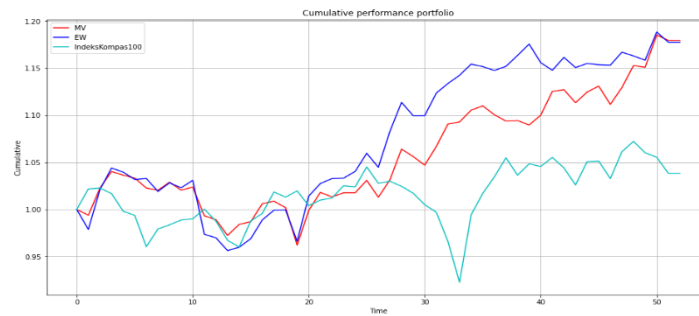


Gambar 4-9 Expected Return Portfolio 01/01/2019 - 31/12/2019

Tabel 4-12 Expected Return Portfolio 01/01/2019 - 31/12/2019

Portofolio	MV	EW
1	0.003724	0.003299
2	0.002821	0.000887
3	0.002105	0.000339
4	0.002107	0.0001
5	0.002345	0.000489
6	0.003295	0.002666
7	0.002637	0.000765
8	0.003236	0.001839
9	0.001886	0.000534

Berdasarkan tabel 4-12 dan gambar 4-9 metode MV (warna merah) lebih baik dibandingkan dengan metode EW (warna biru) karena memiliki nilai *expected return* yang lebih unggul.



**Gambar 4-10 Cumulative performace portofolio saham Kompas 100 (01/01/2019 - 31/12/2019)**

Pada gambar 4-10 menampilkan pergerakan perubahan kekayaan investor dengan simulasi kekayaan pertama investor adalah 1. Pada gambar 4-10 perubahan kekayaan dengan pembentukan portofolio menggunakan MV dan EW dibandingkan dengan perubahan kekayaan terhadap indeks Kompas100. Portofolio yang dipilih dalam metode MV adalah portofolio ke 6, karena memiliki nilai *sharpe index* paling bagus dan untuk metode EW dipilih portofolio ke 1. Terlihat pergerakan metode MV pada garis merah memiliki pergerakan yang hampir sama dengan pergerakan EW pada garis biru tua, tetapi terlihat diakhir periode kinerja kumulatif nilai MV adalah 1.1203 lebih tinggi dari portofolio EW dengan nilai 1.1775 dan Indeks Kompas100 dengan nilai 1.0383. Nilai kinerja kumulatif Indeks Kompas100 berada di bawah dua portofolio yang menandakan signal yang bagus pada performa portofolio MV dan EW.

## 5. Kesimpulan

Pada penelitian ini proses pengelompokkan menggunakan *K-Means*, pengelompokkan hasil *P-spline* dilakukan dengan pembentukan sebanyak 2,3,4,5,6,7,8, dan 9 *cluster*. Pemilihan saham dengan bantuan *clustering* dapat membantu dalam memilih saham yang masuk ke portofolio.

Pada penelitian ini *P-spline* dapat merepresentasikan pola pergerakan saham dengan menggunakan beberapa titik saja dengan lebih *smooth*. Pembentukan dengan metode *P-spline* membutuhkan parameter  $\lambda$  untuk membantu membuat kurva menjadi *smooth*, dalam penelitian ini berdasarkan pengujian, nilai terbaik adalah nilai  $\lambda$  0.01 karena memiliki nilai RMSE terkecil yaitu 0.127670 dengan menggunakan titik optimal yaitu 66 dengan nilai RMSE sebesar 0.3984.

Pengujian yang dilakukan untuk melihat performansinya menggunakan saham dengan data 01/01/2019 sampai 31/12/2019 menggunakan metode bobot *Mean Variance* dan *Equal Weight* yang dibandingkan dengan indeks Kompas100 menggunakan *sharpe index*. Hasil yang didapat pada gambar 4-7 menunjukkan performansi portofolio yang terbentuk dengan metode MV memiliki performansi yang baik karena semua portofolio memiliki nilai *sharpe index* lebih tinggi dibandingkan dengan indeks Kompas100 dengan nilai *sharpe index* 2.3881. Untuk hasil menggunakan metode EW terlihat hanya portofolio 1 dan 6 yang memiliki nilai *sharpe index* lebih tinggi dibandingkan dengan indeks Kompas100. Dari hasil pengujian ini didapat kan portofolio saham dengan *Mean-Variance* lebih baik dibandingkan dengan *Equal Weight*.

## Daftar Pustaka

- [1] Husnan, S., 2001, "Dasar-dasar Teori Portofolio dan Analisis Sekuritas", edisi 3, UPP AMP YKPN.
- [2] Sunariyah. 2006. Pengantar Pengetahuan Pasar Modal. Edisi Kelima. Yogyakarta: UPP AMP YKPN.
- [3] C. Iorio, G. Frasso, A. D'Ambrosio, and R. Siciliano. 2017 .A P-spline based clustering approach for portfolio selection. *Expert Syst. Appl.*, vol. 95, pp.
- [4] H. Markowitz, "Portfolio Selection," *The Journal of Finance*, pp. 77-91, 1952.
- [5] Benartzi, S., & Thaler, R. H. 2001. Naive diversification strategies in defined contribution saving plans. *American Economic Review*, 91(1), 79–98.
- [6] Bursa Efek Indonesia . 2018. Indeks Harga Saham. [Online] Available at: <https://www.idx.co.id/produk/indeks/> [Accessed 20 November 2019].
- [7] Mahmoud Parsian. *Data Algorithms*. O'Reilly Media Inc, 2015.
- [8] S. Nanda, B. Mahanty, M. Tiwari, "Clustering Indian stock market data for portofolio management" *Expert Systems with Applications*, 2010.
- [9] Eilers, P. H. C., & Marx, B. D. (2010). Splines, knots, and penalties. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 2(6), 637–653.
- [10] Iorio, C., Frasso, G., D'Ambrosio, A., & Siciliano, R. (2016). Parsimonious time series clustering using p-splines. *Expert Systems with Applications*, 52, 26–38.
- [11] Capinski, Marek., Tomasz Zastawniak. 2003. *Mathematic for Finance: An Introduction to Financial Engineering*. London : Springer.
- [12] Bursa Efek Indonesia . 2018. Saham. [Online] Available at: <https://www.idx.co.id/produk/saham/> [Accessed 20 November 2019].
- [13] Douzette, Andre S. 2017. B-spline in machine learning. UiO : DUO Research Archive.
- [14] Frasso, G., & Eilers, P. H. 2015. L- and v-curves for optimal smoothing. *Statistical Modelling*, 15(1), 91–111.

## Lampiran

Lampiran dapat berupa detail data dan contoh lebih lengkapnya, data-data pendukung, detail hasil pengujian, analisis hasil pengujian, detail hasil survey, surat pernyataan dari tempat studi kasus, screen shot tampilan sistem, hasil kuesioner dan lain-lain.